

Université de Montréal

Relation entre les trajectoires d'usage régulier de cannabis et celles d'activité physique modérée à vigoureuse chez les jeunes adultes

Par

Tshala Tina Kabanemi

École de santé publique de l'Université de Montréal (ESPUM)

Mémoire présenté en vue de l'obtention du grade de Maîtrise en épidémiologie

Janvier 2024

© Tshala Tina Kabanemi, 2024

Université de Montréal

École de santé publique de l'Université de Montréal (ESPUM)

Ce mémoire intitulé

Relation entre les trajectoires d'usage régulier de cannabis et celles d'activité physique modérée à vigoureuse chez les jeunes adultes

Présenté par

Tshala Tina Kabanemi

A été évalué par un jury composé des personnes suivantes

Michaël Chassé

Président-rapporteur

Marie-Pierre Sylvestre

Directrice de recherche

Jennifer O'Loughlin

Codirectrice

François Martin Carrier

Membre du jury

Résumé

Contexte : Les études sur l'association entre la consommation de cannabis et l'activité physique sont majoritairement transversales et rapportent des résultats contradictoires. Ce mémoire se penche sur la relation entre les trajectoires de consommation de cannabis et celles d'activité physique chez les jeunes adultes pour éclairer la recherche et informer la santé publique.

Objectifs : Décrire 1) les trajectoires sexospécifiques d'activité physique modérée à vigoureuse (APMV) et d'usage régulier (1-7 jours/semaine) de cannabis (URC) des adultes de 20 à 35 ans et 2) la relation entre les trajectoires des deux comportements.

Méthodes : Les données sur les 742 participants proviennent des cinq derniers cycles de l'étude longitudinale Nicotine Dependence in Teens. L'âge moyen des participants à chaque suivi est de 20,3, 24,0, 30,5, 33,6 et 35,2 ans. La méthode fondée sur le groupement de Nagin est utilisée pour identifier des trajectoires distinctes d'APMV et d'URC. Des probabilités conditionnelles reliant les trajectoires des deux comportements sont estimées pour décrire leur relation.

Résultats : Les quatre trajectoires d'APMV et les deux trajectoires d'URC identifiées sont similaires chez les deux sexes. Les probabilités conditionnelles suggèrent que la trajectoire croissante d'APMV est associée à la trajectoire d'URC persistant chez les hommes et, dans une moindre mesure, chez les femmes.

Conclusion : Il existe des trajectoires distinctes d'APMV et d'URC chez les jeunes adultes. Les individus, et plus particulièrement les hommes, qui ont des niveaux croissants d'APMV de 20 à 35 ans ont une probabilité accrue de consommer régulièrement du cannabis durant la même période.

Mots-clés : activité physique, consommation de cannabis, consommation de substances, modélisation fondée sur le groupement, modèles de mélange de croissance, modèles de mélange fini, étude longitudinale

Abstract

Background: Most studies investigating the association between cannabis use and physical activity are cross-sectional and they report contradictory results. We investigated how cannabis use and physical activity co-occur over time among young adults to better understand their relationship and inform research and public health.

Objectives: Describe 1) sex-specific trajectories of moderate-to-vigorous physical activity (MVPA) and regular (1-7 days/week) cannabis use (RCU) from age 20 to 35 and 2) associations between the trajectories of these two behaviors.

Methods: A total of 742 participants from the five most recent cycles of the Nicotine Dependence in Teens longitudinal study provided MVPA and RCU data. Mean age at each cycle was 20.3, 24.0, 30.5, 33.6 and 35.2 years. Group-based trajectory modeling was used to identify distinct trajectories of MVPA and RCU. Conditional probabilities linking trajectories across behaviors were estimated to describe associations between MVPA and RCU trajectories.

Results: The four MVPA trajectories and the two RCU trajectories identified were similar across sexes. Conditional probabilities suggested an association between the increasing MVPA trajectory and the trajectory of persistent RCU, more so among men than among women.

Conclusion: Distinctive trajectories of MVPA and RCU exist in young adulthood. Individuals, and particularly men, with increasing MVPA levels from age 20 to 35 have an increased probability of RCU over the same age range.

Keywords: physical activity, cannabis use, substance use, group-based trajectory modeling, latent class growth analysis, growth mixture modeling, finite mixture models, longitudinal study

Table des matières

Résumé	3
Abstract	4
Table des matières	5
Liste des tableaux	12
Liste des figures.....	15
Liste des sigles et abréviations	17
Remerciements	19
Chapitre 1 – Introduction	20
Chapitre 2 – Recension des écrits.....	23
2.1 Cannabis	23
2.1.1 Description et composition.....	23
2.1.2 Système endocannabinoïde	24
2.1.3 Effets sur la santé de la consommation de cannabis	25
2.1.4 Mesure de la consommation de cannabis	26
2.2 Activité physique.....	27
2.2.1 Définition, domaines et dimensions de l’activité physique.....	28
2.2.2 Recommandations en matière d’activité physique pour les adultes.....	29
2.2.3 Effets de l’activité physique sur la santé	30
2.2.4 Mesure de l’activité physique.....	31
2.3 Relation entre la consommation de cannabis et la pratique d’activité physique chez les adultes	33
2.3.1 Mécanismes sous-tendant l’association entre la consommation de cannabis et la pratique d’activité physique	34

2.3.2	Études sur la relation entre la consommation de cannabis et la pratique d'activité physique chez les adultes : synthèse critique des écrits	36
2.4	Trajectoires développementales	39
2.4.1	Introduction	39
2.4.2	Modélisation des trajectoires fondée sur le groupement.....	41
2.4.2.1	Extensions du modèle fondé sur le groupement.....	44
2.4.3	Trajectoires de consommation de cannabis des adultes : synthèse des écrits	45
2.4.4	Trajectoires d'activité physique des adultes : synthèse des écrits.....	46
Chapitre 3 – Objectifs et hypothèses		47
Chapitre 4 – Méthodes		48
4.1	Étude NDIT : devis d'étude et échantillonnage	48
4.2	Considérations éthiques.....	50
4.3	Mesures	50
4.3.1	Mesure de la fréquence de consommation de cannabis	51
4.3.2	Mesure de l'activité physique.....	51
4.3.2.1	Activité physique modérée.....	52
4.3.2.2	Activité physique vigoureuse	52
4.3.2.3	Activité physique modérée à vigoureuse.....	52
4.3.2.4	Atteinte des recommandations mondiales en matière d'activité physique modérée à vigoureuse.....	53
4.3.3	Autres mesures	53
4.4	Analyses statistiques	53
4.4.1	Logiciel d'analyses statistiques.....	53
4.4.2	Échantillon analytique.....	54
4.4.3	Modélisation des trajectoires fondée sur le groupement.....	55
4.4.3.1	Métrique du temps.....	56

4.4.3.2	Distribution des variables sur l'usage régulier de cannabis et sur l'APMV	56
4.4.3.3	Valeurs initiales des paramètres du modèle	57
4.4.3.4	Formes fonctionnelles pour les équations des trajectoires	58
4.4.3.5	Sélection du modèle	58
4.4.3.5.1	Mesures de l'adéquation du modèle.....	60
4.4.3.6	Analyse de la relation entre les trajectoires d'usage régulier de cannabis et d'APMV	61
4.4.4	Analyse de sensibilité : modèles de mélange de croissance.....	62
Chapitre 5 – Résultats.....		63
5.1	Présentation du manuscrit	63
5.2	Manuscrit.....	64
Chapitre 6 – Autres résultats		103
6.1	Modèles fondés sur le groupement.....	103
6.1.1	Trajectoires d'APMV des femmes : sélection du modèle final.....	103
6.1.1.1	Modèle basé sur des polynômes.....	103
6.1.1.2	Modèle basé sur des splines cubiques naturelles.....	108
6.1.2	Trajectoires d'APMV des hommes : sélection du modèle final.....	112
6.1.2.1	Modèle basé sur des polynômes.....	112
6.1.2.2	Modèle basé sur des splines cubiques naturelles.....	117
6.1.3	Trajectoires d'usage régulier de cannabis des femmes : sélection du modèle final	120
6.1.3.1	Modèle basé sur des polynômes.....	120
6.1.3.2	Modèle basé sur des splines cubiques naturelles.....	122
6.1.4	Trajectoires d'usage régulier de cannabis des hommes : sélection du modèle final	126
6.1.4.1	Modèle basé sur des polynômes.....	126

6.1.4.2	Modèle basé sur des splines cubiques naturelles.....	128
6.2	Analyse de sensibilité : modèles de mélange de croissance.....	130
6.2.1	Trajectoires d'APMV des femmes : sélection du modèle final.....	131
6.2.1.1	Modèle basé sur des polynômes.....	131
6.2.1.2	Modèle basé sur des splines cubiques naturelles.....	133
6.2.2	Trajectoires d'APMV des hommes : sélection du modèle final.....	137
6.2.2.1	Modèle basé sur des polynômes.....	137
6.2.2.2	Modèle basé sur des splines cubiques naturelles.....	141
6.2.3	Trajectoires d'usage régulier de cannabis des femmes : sélection du modèle final	144
6.2.3.1	Modèle basé sur des polynômes.....	144
6.2.3.2	Modèle basé sur des splines cubiques naturelles.....	146
6.2.4	Trajectoires d'usage régulier de cannabis des hommes : sélection du modèle final	148
6.2.4.1	Modèle basé sur des polynômes.....	148
6.2.4.2	Modèle basé sur des splines cubiques naturelles.....	151
6.3	Sommaire des modèles sélectionnés	153
Chapitre 7 – Discussion.....		159
7.1	Interprétation des résultats.....	159
7.1.1	Trajectoires d'APMV des adultes de 20 à 35 ans	159
7.1.1.1	Étude longitudinale de Laddu et collab.....	160
7.1.1.2	Étude longitudinale de Barnett et collab.	162
7.1.2	Trajectoires d'usage régulier de cannabis des adultes de 20 à 35 ans.....	164
7.1.3	Relation entre les trajectoires d'APMV et d'usage régulier de cannabis.....	165
7.2	Forces et limites de l'étude.....	167
7.2.1	Modélisation des trajectoires : forces et limites	167

7.2.2	Biais de sélection.....	168
7.2.2.1	Biais de sélection dans une situation fictive.....	170
7.2.3	Biais d'information.....	172
7.2.4	Confusion	174
7.2.5	Généralisabilité des résultats	175
7.3	Contribution du mémoire et orientations futures	176
Chapitre 8 – Conclusion		180
Bibliographie.....		182
Annexes.....		206
Annexe 1 : Formulaire de consentement parental de NDIT.....		206
Annexe 2 : Approbation éthique de NDIT		208
Annexe 3 : Description des variables de NDIT utilisées dans la présente étude, NDIT, Montréal, Canada, 1999-2023.....		212
Annexe 4 : Diagrammes à bandes de la fréquence de consommation de cannabis au cours des 12 derniers mois pour l'échantillon total et selon le sexe, NDIT, Montréal, Canada, 2007-2023.....		218
Annexe 5 : Traduction libre des items contenus dans la check-list Guidelines for Reporting on Latent Trajectory Studies (GRoLTS).....		221
Annexe 6 : Diagrammes à bande de l'usage régulier de cannabis au cours des 12 derniers mois pour l'échantillon total et selon le sexe, NDIT, Montréal, Canada, 2007-2023		224
Annexe 7 : Histogrammes du nombre hebdomadaire de minutes d'APMV pour l'échantillon total et selon le sexe, NDIT, Montréal, Canada, 2007-2023		227
Annexe 8 : Trajectoires d'APMV des femmes prédites par chacun des huit modèles fondés sur le groupement (basés sur des polynômes) estimés pour identifier le nombre optimal de trajectoires		230
Annexe 9 : Trajectoires d'APMV des femmes prédites par chacun des huit modèles fondés sur le groupement (basés sur des splines cubiques naturelles) estimés pour identifier le nombre optimal de trajectoires		234

Annexe 10 : Trajectoires d'APMV des hommes prédites par chacun des huit modèles fondés sur le groupement (basés sur des polynômes) estimés pour identifier le nombre optimal de trajectoires	238
Annexe 11 : Trajectoires d'APMV des hommes prédites par chacun des huit modèles fondés sur le groupement (basés sur des splines cubiques naturelles) estimés pour identifier le nombre optimal de trajectoires	242
Annexe 12 : Trajectoires d'usage régulier de cannabis des femmes prédites par chacun des cinq modèles fondés sur le groupement (basés sur des polynômes) estimés pour identifier le nombre optimal de trajectoires	246
Annexe 13 : Trajectoires d'usage régulier de cannabis des femmes prédites par chacun des cinq modèles fondés sur le groupement (basés sur des splines cubiques naturelles) estimés pour identifier le nombre optimal de trajectoires	249
Annexe 14 : Trajectoires d'usage régulier de cannabis des hommes prédites par chacun des cinq modèles fondés sur le groupement (basés sur des polynômes) estimés pour identifier le nombre optimal de trajectoires	252
Annexe 15 : Trajectoires d'usage régulier de cannabis des hommes prédites par chacun des quatre modèles fondés sur le groupement (basés sur des splines cubiques naturelles) estimés pour identifier le nombre optimal de trajectoires	255
Annexe 16 : Trajectoires d'APMV des femmes prédites par chacun des huit modèles de mélange de croissance (basés sur des polynômes) estimés pour identifier le nombre optimal de trajectoires	257
Annexe 17 : Trajectoires d'APMV des femmes prédites par chacun des huit modèles de mélange de croissance (basés sur des splines cubiques naturelles) estimés pour identifier le nombre optimal de trajectoires	261
Annexe 18 : Trajectoires d'APMV des hommes prédites par chacun des huit modèles de mélange de croissance (basés sur des polynômes) estimés pour identifier le nombre optimal de trajectoires	265

Annexe 19 : Trajectoires d'APMV des hommes prédites par chacun des six modèles de mélange de croissance (basés sur des splines cubiques naturelles) estimés pour identifier le nombre optimal de trajectoires	269
Annexe 20 : Trajectoires d'usage régulier de cannabis des femmes prédites par chacun des trois modèles de mélange de croissance (basés sur des polynômes) estimés pour identifier le nombre optimal de trajectoires	272
Annexe 21 : Trajectoires d'usage régulier de cannabis des femmes prédites par chacun des trois modèles de mélange de croissance (basés sur des splines cubiques naturelles) estimés pour identifier le nombre optimal de trajectoires	274
Annexe 22 : Trajectoires d'usage régulier de cannabis des hommes prédites par chacun des trois modèles de mélange de croissance (basés sur des polynômes) estimés pour identifier le nombre optimal de trajectoires	276
Annexe 23 : Trajectoires d'usage régulier de cannabis des hommes prédites par chacun des trois modèles de mélange de croissance (basés sur des splines cubiques naturelles) estimés pour identifier le nombre optimal de trajectoires	278
Annexe 24 : Résidus des modèles	280
Annexe 25 : Graphiques des trajectoires moyennes estimées combinées aux trajectoires individuelles observées (modèles de mélange de croissance).....	284
Annexe 26 : Biais de sélection dans une situation fictive	288

Liste des tableaux

Tableau 1. Dates de début et de fin des cycles 21 à 25 et âge moyen des participants à chaque cycle, NDIT, Montréal, Canada, 2007-2023	50
Tableau 2. Nombre de personnes ayant rempli le questionnaire autodéclaré, pourcentage de rétention des participants ^a et nombre de données manquantes sur la fréquence de consommation de cannabis et sur l'APMV, par cycle, pour l'échantillon analytique ^b total et selon le sexe, NDIT, Montréal, Canada, 2007-2023	55
Tableau 3. Statistiques sur les modèles fondés sur le groupement (basés sur des polynômes de degré 3) estimés pour déterminer le nombre optimal de trajectoires d'APMV pour les femmes, NDIT, Montréal, Canada, 2007-2023	105
Tableau 4. Statistiques sur les modèles fondés sur le groupement (basés sur des splines cubiques naturelles) estimés pour déterminer le nombre optimal de trajectoires d'APMV pour les femmes, NDIT, Montréal, Canada, 2007-2023	109
Tableau 5. Statistiques sur les modèles fondés sur le groupement (basés sur des polynômes de degré 3) estimés pour déterminer le nombre optimal de trajectoires d'APMV pour les hommes, NDIT, Montréal, Canada, 2007-2023	113
Tableau 6. Statistiques sur les modèles fondés sur le groupement (basés sur des splines cubiques naturelles) estimés pour déterminer le nombre optimal de trajectoires d'APMV pour les hommes, étude NDIT, Montréal, Canada, 2007-2023	118
Tableau 7. Statistiques sur les modèles fondés sur le groupement (basés sur des polynômes de degré 3) estimés pour déterminer le nombre optimal de trajectoires d'usage régulier de cannabis pour les femmes, NDIT, Montréal, Canada, 2007-2023	121
Tableau 8. Statistiques sur les modèles fondés sur le groupement (basés sur des splines cubiques naturelles) estimés pour déterminer le nombre optimal de trajectoires d'usage régulier de cannabis pour les femmes, NDIT, Montréal, Canada, 2007-2023	124
Tableau 9. Statistiques sur les modèles fondés sur le groupement (basés sur des polynômes de degré 3) estimés pour déterminer le nombre optimal de trajectoires d'usage régulier de cannabis pour les hommes, NDIT, Montréal, Canada, 2007-2023	127

Tableau 10. Statistiques sur les modèles fondés sur le groupement (basés sur des splines cubiques naturelles) estimés pour déterminer le nombre optimal de trajectoires d’usage régulier de cannabis pour les hommes, NDIT, Montréal, Canada, 2007-2023	129
Tableau 11. Statistiques sur les modèles de mélange de croissance (basés sur des polynômes de degré 3) estimés pour déterminer le nombre optimal de trajectoires d’APMV pour les femmes, NDIT, Montréal, Canada, 2007-2023	132
Tableau 12. Statistiques sur les modèles de mélange de croissance (basés sur des splines cubiques naturelles) estimés pour déterminer le nombre optimal de trajectoires d’APMV pour les femmes, NDIT, Montréal, Canada, 2007-2023.....	135
Tableau 13. Statistiques sur les modèles de mélange de croissance (basés sur des polynômes de degré 3) estimés pour déterminer le nombre optimal de trajectoires d’APMV pour les hommes, NDIT, Montréal, Canada, 2007-2023	139
Tableau 14. Statistiques sur les modèles de mélange de croissance (basés sur des splines cubiques naturelles) estimés pour déterminer le nombre optimal de trajectoires d’APMV pour les hommes, NDIT, Montréal, Canada, 2007-2023	142
Tableau 15. Statistiques sur les modèles de mélange de croissance (basés sur des polynômes de degré 3) estimés pour déterminer le nombre optimal de trajectoires d’usage régulier de cannabis pour les femmes, NDIT, Montréal, Canada, 2007-2023	145
Tableau 16. Statistiques sur les modèles de mélange de croissance (basés sur des splines cubiques naturelles) estimés pour déterminer le nombre optimal de trajectoires d’usage régulier de cannabis pour les femmes, NDIT, Montréal, Canada, 2007-2023	147
Tableau 17. Statistiques sur les modèles de mélange de croissance (basés sur des polynômes de degré 3) estimés pour déterminer le nombre optimal de trajectoires d’usage régulier de cannabis pour les hommes, NDIT, Montréal, Canada, 2007-2023	150
Tableau 18. Statistiques sur les modèles de mélange de croissance (basés sur des splines cubiques naturelles) estimés pour déterminer le nombre optimal de trajectoires d’usage régulier de cannabis pour les hommes, NDIT, Montréal, Canada, 2007-2023	152
Tableau 19. Statistiques sur les modèles fondés sur le groupement et sur les modèles de mélange de croissance sélectionnés pour les trajectoires d’APMV des femmes, NDIT, Montréal, Canada, 2007-2023	155

Tableau 20. Statistiques sur les modèles fondés sur le groupement et sur les modèles de mélange de croissance sélectionnés pour les trajectoires d’APMV des hommes, NDIT, Montréal, Canada, 2007-2023 156

Tableau 21. Statistiques sur les modèles fondés sur le groupement et sur les modèles de mélange de croissance sélectionnés pour les trajectoires d’usage régulier de cannabis des femmes, NDIT, Montréal, Canada, 2007-2023157

Tableau 22. Statistiques sur les modèles fondés sur le groupement et sur les modèles de mélange de croissance sélectionnés pour les trajectoires d’usage régulier de cannabis des hommes, NDIT, Montréal, Canada, 2007-2023158

Liste des figures

Figure 1. Trajectoires individuelles observées (en gris) et trajectoires moyennes prédites (en bleu) par le modèle basé sur des polynômes sélectionné pour les trajectoires d'activité physique modérée à vigoureuse des femmes. Les individus ont été classés dans les groupes sur la base de leurs probabilités postérieures. MVPA : activité physique modérée à vigoureuse.107

Figure 2. Trajectoires d'activité physique modérée à vigoureuse des femmes de l'âge de 20 ans jusqu'à 35 ans estimées à partir d'un modèle fondé sur le groupement dans lequel les trajectoires sont définies par des splines cubiques naturelles. Pour faciliter l'interprétation de l'axe du temps, le temps a été converti en âge médian des participants à chaque cycle (cycles 21-25). MVPA : activité physique modérée à vigoureuse.....110

Figure 3. Trajectoires individuelles observées (en gris) et trajectoires moyennes prédites (en bleu) par le modèle basé sur des splines cubiques naturelles sélectionné pour les trajectoires d'activité physique modérée à vigoureuse des femmes. Les individus ont été classés dans les groupes sur la base de leurs probabilités postérieures. MVPA : activité physique modérée à vigoureuse. 111

Figure 4. Trajectoires d'activité physique modérée à vigoureuse des hommes de l'âge de 20 ans jusqu'à 35 ans estimées à partir d'un modèle fondé sur le groupement dans lequel les trajectoires sont définies par des polynômes. Pour faciliter l'interprétation de l'axe du temps, le temps a été converti en âge médian des participants à chaque cycle (cycles 21-25). MVPA : activité physique modérée à vigoureuse.....115

Figure 5. Trajectoires individuelles observées (en gris) et trajectoires moyennes prédites (en bleu) par le modèle basé sur des polynômes sélectionné pour les trajectoires d'activité physique modérée à vigoureuse des hommes. Les individus ont été classés dans les groupes sur la base de leurs probabilités postérieures. MVPA : activité physique modérée à vigoureuse.116

Figure 6. Trajectoires individuelles observées (en gris) et trajectoires moyennes prédites (en bleu) par le modèle basé sur des splines cubiques naturelles sélectionné pour les trajectoires d'activité physique modérée à vigoureuse des hommes. Les individus ont été classés dans les groupes sur la base de leurs probabilités postérieures. MVPA : activité physique modérée à vigoureuse. 119

Figure 7. Trajectoires d’usage régulier de cannabis des femmes de l’âge de 20 ans jusqu’à 35 ans estimées à partir d’un modèle fondé sur le groupement dans lequel les trajectoires sont définies par des splines cubiques naturelles. Pour faciliter l’interprétation de l’axe du temps, le temps a été converti en âge médian des participants à chaque cycle (cycles 21-25). RCU : usage régulier de cannabis. 125

Figure 8. Trajectoires d’usage régulier de cannabis des hommes de l’âge de 20 ans jusqu’à 35 ans estimées à partir d’un modèle fondé sur le groupement dans lequel les trajectoires sont définies par des splines cubiques naturelles. Pour faciliter l’interprétation de l’axe du temps, le temps a été converti en âge médian des participants à chaque cycle (cycles 21-25). RCU : usage régulier de cannabis. 130

Figure 9. Trajectoires d’activité physique modérée à vigoureuse des femmes de l’âge de 20 ans jusqu’à 35 ans estimées à partir d’un modèle de mélange de croissance dans lequel les trajectoires sont définies par des splines cubiques naturelles. Pour faciliter l’interprétation de l’axe du temps, le temps a été converti en âge médian des participants à chaque cycle (cycles 21-25). MVPA : activité physique modérée à vigoureuse.....136

Figure 10. Trajectoires d’activité physique modérée à vigoureuse des hommes de l’âge de 20 ans jusqu’à 35 ans estimées à partir d’un modèle de mélange de croissance dans lequel les trajectoires sont définies par des polynômes. Pour faciliter l’interprétation de l’axe du temps, le temps a été converti en âge médian des participants à chaque cycle (cycles 21-25). MVPA : activité physique modérée à vigoureuse.140

Figure 11. Trajectoire moyenne d’usage régulier de cannabis des femmes de l’âge de 20 ans jusqu’à 35 ans estimée à partir d’un modèle de mélange de croissance dans lequel les trajectoires sont définies par des splines cubiques naturelles. Pour faciliter l’interprétation de l’axe du temps, le temps a été converti en âge médian des participants à chaque cycle (cycles 21-25). RCU : usage régulier de cannabis.....148

Figure 12. Trajectoire moyenne d’usage régulier de cannabis des hommes de l’âge de 20 ans jusqu’à 35 ans estimée à partir d’un modèle de mélange de croissance dans lequel les trajectoires sont définies par des polynômes. Pour faciliter l’interprétation de l’axe du temps, le temps a été converti en âge médian des participants à chaque cycle (cycles 21-25). RCU : usage régulier de cannabis. 151

Liste des sigles et abréviations

\$ CA : Dollar canadien

\$ US : Dollar des États-Unis

2-AG : 2-arachidonoylglycérol

APL : Activité physique de loisir

APM : Activité physique modérée

APMV/MVPA : Activité physique modérée à vigoureuse / Moderate-to-vigorous physical activity

APV : Activité physique vigoureuse

BIC : Critère d'information bayésien de Schwartz

CARDIA : Coronary Artery Risk Development in Young Adults

CB1 : Récepteurs de cannabinoïdes de type 1

CB2 : Récepteurs de cannabinoïdes de type 2

CBD : Cannabidiol

CBN : Cannabinol

Cégep : Collège d'enseignement général et professionnel

COVID-19 : Maladie à coronavirus

C. sativa : Cannabis sativa

DE : Dépense énergétique

DES : Diplôme d'études secondaires

ECAD : Enquête canadienne sur l'alcool et les drogues

EQC : Enquête québécoise sur le cannabis

EQSP : Enquête québécoise sur la santé de la population

ESSEAQ : Enquête sociale et de santé auprès des enfants et adolescents québécois

ET : Écart-type

GMM : Growth mixture model

GRoLTS : Guidelines for Reporting on Latent Trajectory Studies

IPAQ : Questionnaire international sur les activités physiques

LCGA : Latent class growth analysis

MET : Équivalent métabolique

MFR : Mesure de faible revenu

NDIT : Nicotine Dependence in Teens

OMS : Organisation mondiale de la santé

SEC : Système endocannabinoïde

THC : Delta-9-tétrahydrocannabinol

UE : Unité d'exercice

URC/RCU : Usage régulier de cannabis / Regular cannabis use

Remerciements

Merci à mes directrices de recherche, Marie-Pierre Sylvestre et Jennifer O’Loughlin, de m’avoir lue, d’avoir enrichi ma réflexion et d’avoir partagé leur expertise.

Merci aux professeur(e)s de l’ESPUM qui m’ont initiée à l’épidémiologie et à la biostatistique, et qui m’en ont donné la piquûre.

Merci à mes parents pour tout. Votre soutien dans mes études et dans tout le reste m’est inestimable.

Chapitre 1 – Introduction

Le cannabis se positionne en tête de file des drogues les plus consommées dans le monde, si l'on fait fi de l'alcool [1, 2]. Au Canada, l'usage du cannabis est nettement plus répandu que celui d'autres substances psychoactives [3]. En effet, selon les résultats de l'Enquête canadienne sur l'alcool et les drogues (ECAD) de 2019, environ un Canadien sur cinq (21%) âgé de 15 ans et plus déclare avoir consommé du cannabis dans les 12 derniers mois, tandis que près de 4% des Canadiens rapportent avoir consommé au moins une drogue illégale (c.-à-d. la cocaïne, l'ecstasy, les méthamphétamines, les hallucinogènes, les inhalants, l'héroïne et la salvia) pendant la même période [3]. De surcroît, diverses enquêtes canadiennes démontrent que la prévalence de l'usage du cannabis a connu une hausse depuis la légalisation au Canada, en 2018, de sa vente, de sa possession et de sa consommation à des fins non médicales par les adultes¹ [3]. Selon les résultats de l'Enquête québécoise sur le cannabis (EQC) 2022², ce phénomène s'observe également au Québec : la proportion de personnes ayant consommé du cannabis au cours des 12 mois précédant l'enquête chez les 15 ans et plus a connu une augmentation en 2022 par rapport à 2018 (19% c. 14%) [5]. Cette proportion est également plus importante chez les hommes comparativement aux femmes (23% c. 16%). En outre, les jeunes adultes de 21 à 24 ans sont proportionnellement les plus nombreux à avoir consommé du cannabis au cours des 12 mois précédant l'enquête (40%), suivis par les 25-34 ans (37%) et les 18-20 ans (32%). De plus, près du quart (24%) des utilisateurs de cannabis âgés de 15 ans et plus en ont pris 1 à 6 jours par semaine au cours des 12 mois précédant l'enquête – cette proportion étant plus grande chez les hommes que chez les femmes (28% c. 19%) – et 14% en ont consommé tous les jours. Par ailleurs, les observations concernant l'évolution des habitudes de consommation devraient être interprétées à la lumière du contexte de la pandémie de la COVID-19³, celui-ci ayant potentiellement favorisé l'usage de substances psychoactives,

¹ En octobre 2018, la Loi encadrant le cannabis, qui concerne entre autres la possession, l'approvisionnement et la consommation de cannabis, et la Loi sur le cannabis, qui légalise l'utilisation du cannabis à des fins non médicales, sont entrées en vigueur au Québec et au Canada respectivement [1].

² Au moment de la rédaction de ce mémoire, les résultats complets de l'EQC 2023 n'étaient pas disponibles (date de publication prévue : avril 2024) [4].

³ Le 13 mars 2020, le gouvernement du Québec a déclaré l'état d'urgence sanitaire sur l'ensemble du territoire québécois, en réponse à la pandémie de la COVID-19 [1, 6]. Cette mesure exceptionnelle, qui octroyait des pouvoirs spéciaux aux autorités sanitaires pour freiner la propagation du virus (p. ex. confinements, fermeture de certains lieux publics, obligation de travail à domicile), a pris fin le 1^{er} juin 2022.

incluant le cannabis [1, 3, 7]. En effet, les modifications dans les habitudes de vie ainsi que les sentiments associés à la pandémie tels l'anxiété, le stress et l'ennui ont donné lieu à une situation favorable à l'usage de drogues [1].

Avec l'avènement récent de la législation entourant le cannabis et l'acceptabilité sociale grandissante de ce dernier [1], il importe de se pencher sur les effets potentiels de la consommation sur la santé pour permettre, d'une part, aux individus de faire des choix éclairés concernant leur propre consommation et, d'autre part, aux acteurs de santé publique d'avoir accès à des données permettant d'appuyer leurs décisions en matière d'amélioration de la santé de la population. Bien que, lorsque consommé, le cannabis puisse, entre autres, procurer une sensation d'euphorie et de détente, une littérature scientifique croissante indique que son usage – particulièrement lorsque ce dernier est notamment fréquent (quotidien ou quasi quotidien), sur une longue période (plusieurs mois ou années) et précoce (débute tôt à l'adolescence) – est également associé à un éventail de risques et de méfaits pour la santé physique et mentale [8-10]. Effectivement, la consommation régulière et prolongée de cannabis est par exemple associée à un risque accru de dépendance au cannabis et d'apparition de troubles psychiques comme la dépression et les troubles anxieux [8-17]. Par ailleurs, les adolescents et les jeunes adultes sont plus susceptibles de subir les effets délétères du cannabis sur certaines fonctions cognitives, telles que l'apprentissage, la mémoire et l'attention, puisque le cerveau poursuit son développement jusqu'à l'âge de 25 ans environ [9-11, 18].

Peu d'études se sont penchées sur la relation entre la consommation de cannabis et la pratique d'activité physique, cette dernière étant essentielle à la prévention et au traitement des maladies chroniques, comme le diabète, les maladies cardiovasculaires et les cancers [19]. Bien que certaines études indiquent que ces deux comportements pourraient être associés, il demeure incertain si l'un peut augmenter ou diminuer la probabilité de survenue de l'autre [20-28]. Certaines études suggèrent que l'usage de cannabis peut réduire, d'une part, la capacité de faire de l'exercice à cause d'une diminution de la fonction pulmonaire (lorsque le cannabis est fumé) et, d'autre part, la performance en raison d'une altération du contrôle moteur [20, 22, 26, 29-31]. D'autres études indiquent que la consommation de cannabis peut, entre autres, diminuer la douleur et l'inflammation induites par l'exercice, augmenter la capacité de récupération après l'effort, et accroître l'appréciation de l'activité physique [22, 23, 29, 30, 32-35]. Puisque, jusqu'à présent,

principalement des études transversales [20-25] ont analysé la relation entre la consommation de cannabis et la pratique d'activité physique, une analyse de l'évolution des deux comportements au cours de l'âge adulte pourrait être utile pour la formulation d'hypothèses sur les mécanismes sous-tendant leur association. En outre, une meilleure compréhension de l'association entre le cannabis et l'activité physique pourrait permettre de mieux cibler la prévention des problèmes de santé liés à l'usage du cannabis et la promotion de l'activité physique.

Le présent mémoire vise à brosser le portrait des parcours d'évolution de l'usage de cannabis et de la pratique d'activité physique des adultes de l'âge de 20 ans jusqu'à l'âge de 35 ans, et à décrire les éventuels liens entre les trajectoires des deux comportements. Les recherches antérieures indiquent qu'en général, la consommation de cannabis augmente entre l'adolescence et le début de l'âge adulte, puis s'amenuise à partir de la mi-vingtaine jusqu'à la mi-trentaine [7, 36, 37], tandis que la pratique d'activité physique décline avec l'âge [38, 39]. Ces observations peuvent toutefois s'avérer réductrices, car elles ne tiennent pas compte de la possibilité d'une hétérogénéité dans les patrons d'évolution [36, 37]. Notre analyse utilise la méthode fondée sur le groupement de Nagin [40, 41], qui permet de mettre en lumière des sous-groupes distincts de trajectoires. Les données analysées proviennent de l'étude longitudinale montréalaise Nicotine Dependence in Teens (ci-après NDIT) [42], dont l'objectif principal est de décrire l'évolution naturelle de la dépendance à la nicotine chez les jeunes.

Ce mémoire, qui s'articule autour de huit chapitres, débute par une recension des écrits portant sur l'usage du cannabis et sur l'activité physique. À la lumière de cette exploration de la littérature scientifique, nous énonçons les objectifs du mémoire ainsi que nos hypothèses de départ dans le troisième chapitre. Le quatrième chapitre se penche quant à lui sur le devis d'étude de NDIT, en plus d'explicitier la méthodologie. Les principaux résultats de nos analyses sont ensuite présentés sous forme de manuscrit dans le chapitre subséquent. Le sixième chapitre inclut des analyses et des résultats supplémentaires. Le septième chapitre est consacré à une discussion des résultats et de leur contribution au domaine de la santé publique. Enfin, le huitième et dernier chapitre permet de clore ce mémoire.

Chapitre 2 – Recension des écrits

2.1 Cannabis

Le cannabis correspond à une plante contenant des substances psychoactives, c'est-à-dire des substances qui, lorsque consommées, affectent les processus mentaux, tels que la perception, la conscience, la cognition, l'humeur et les émotions [43, 44]. Parmi les différentes classes de substances psychoactives, le cannabis appartient à la catégorie des perturbateurs – aux côtés de l'ecstasy et de la kétamine notamment – qui peuvent affecter la perception spatiotemporelle, stimuler la sensibilité aux sons et aux couleurs, et occasionner une confusion des sens [44, 45].

Dans les lignes qui suivent, une description du cannabis et de ses composants est présentée. Par la suite, ce texte fournit un aperçu du système endocannabinoïde, et la pertinence de ce dernier dans le contexte de la consommation de cannabis est expliquée. Un survol des principaux effets du cannabis sur la santé est ensuite proposé. Cette section se termine par une discussion sur les enjeux relatifs à la mesure de l'usage de cannabis.

2.1.1 Description et composition

La plante de chanvre, *Cannabis sativa* (ci-après *C. sativa*), permet de produire essentiellement trois préparations psychoactives : la marijuana (feuilles, tiges et fleurs séchées), le haschich (résine séchée, combinée à d'autres composantes séchées de la plante, et compressée sous forme solide) et l'huile de cannabis (huile visqueuse issue de la marijuana ou du haschich) [44]. Le cannabis peut par ailleurs être consommé de plusieurs façons, incluant l'inhalation (p. ex. fumer ou vaporiser), l'ingestion (p. ex. manger ou boire un produit alimentaire contenant du cannabis) et la consommation sublinguale (c.-à-d. déposer le produit sous la langue pour que les muqueuses l'absorbent) [12, 46].

En outre, les feuilles et les sommités fleuries du *C. sativa* produisent plus de 500 composés organiques, dont les phytocannabinoïdes (ou cannabinoïdes exogènes) [44, 47]. Parmi les plus de 100 phytocannabinoïdes connus, les principaux sont le delta-9-tétrahydrocannabinol (THC), le cannabinoïde (CBN) et le cannabidiol (CBD) [44, 47]. Le THC est le constituant qui est à l'origine de la majorité des effets psychoactifs du cannabis [44, 47]. Le CBN possède quant à lui des

propriétés psychoactives moindres qui correspondent environ au dixième de celles du THC [44, 47]. Pour ce qui est du CBD – qui n’a aucun effet psychoactif –, il module en quelque sorte le THC, car l’augmentation de sa concentration diminue les effets psychoactifs du THC [44].

2.1.2 Système endocannabinoïde

Le corps humain produit des molécules analogues aux phytocannabinoïdes qui se nomment endocannabinoïdes (ou cannabinoïdes endogènes), et qui agissent comme le THC [48, 49]. Le système endocannabinoïde (SEC) – qui participe à la régulation de plusieurs processus physiologiques et physiopathologiques (incluant, entre autres, la fonction immunitaire et cardiovasculaire, la digestion, la reproduction, l’inflammation et la douleur) – est principalement composé d’endocannabinoïdes (l’anandamide et le 2-arachidonoylglycérol ou 2-AG), de récepteurs de cannabinoïdes de type 1 et de type 2 (CB1 et CB2) et d’enzymes responsables de la synthèse et de la dégradation des endocannabinoïdes [47-51]. Les récepteurs CB1 présents dans le cerveau, la moelle épinière et les neurones sensoriels périphériques jouent un rôle dans les voies de la douleur : ils peuvent moduler la transmission de l’information nociceptive au niveau présynaptique en inhibant le relâchement de neurotransmetteurs excitateurs et/ou au niveau postsynaptique en diminuant l’excitabilité neuronale [52]. Les récepteurs CB1 et les endocannabinoïdes présents dans le cerveau contrôlent l’absorption calorique, tandis que ceux présents dans les cellules périphériques (hépatocytes, adipocytes, cellules des îlots pancréatiques) régulent l’homéostasie énergétique [53]. Particulièrement après un épisode de stress ou une brève privation de nourriture, les endocannabinoïdes présents dans le cerveau et l’intestin grêle agissent comme des modulateurs locaux de l’expression et de l’action des neurotransmetteurs, des hormones et des adipokines impliqués dans le contrôle métabolique [53]. Les récepteurs CB2, principalement présents dans les lymphocytes et les macrophages, participent aux processus immunitaires et inflammatoires [53, 54]. Les effets des endocannabinoïdes sur le système cardiovasculaire sont complexes et incluent des effets presseurs et dépresseurs, la bradycardie, la vasodilatation et l’inhibition de la neurotransmission dans les systèmes nerveux central et périphérique [55]. Dans le système reproducteur féminin, le SEC affecte notamment la folliculogénèse, la maturation ovocytaire et la sécrétion des hormones sexuelles par les ovaires [54]. Les endocannabinoïdes et les récepteurs CB1 et CB2 sont également présents au niveau du tissu testiculaire, des spermatozoïdes et de l’axe hypothalamo-pituitaire-gonadique et, de ce fait, le

SEC est impliqué dans le contrôle du système reproducteur masculin et le fonctionnement des spermatozoïdes [56, 57].

Le SEC revêt une importance particulière dans le contexte de la consommation de cannabis puisqu'à l'instar des endocannabinoïdes, les phytocannabinoïdes exercent majoritairement leurs effets biologiques en se liant (avec une affinité variable) aux récepteurs CB1 et CB2 [47, 48, 50]. Étant donné que le maintien de l'homéostasie des divers systèmes du corps humain constitue le rôle principal du SEC, il est attendu que les interactions entre ce dernier et les cannabinoïdes exogènes (c.-à-d. ceux présents dans le cannabis) puissent occasionner des effets physiologiques qui altèrent le fonctionnement des organes et qui affectent la santé [48, 56, 58]. En effet, certains auteurs suggèrent que les cannabinoïdes exogènes pourraient notamment entrer en compétition avec les endocannabinoïdes pour se lier aux récepteurs de cannabinoïdes et, de ce fait, perturber le SEC, et rompre l'équilibre de celui-ci [56]. Par ailleurs, puisque le SEC a été découvert relativement récemment, les mécanismes impliqués dans son fonctionnement ne sont pas encore tous bien compris [48].

2.1.3 Effets sur la santé de la consommation de cannabis

L'usage de cannabis a une multitude d'effets sur plusieurs organes et fonctions du corps humain [44]. Le cannabis peut être utilisé à des fins médicales afin de, par exemple, stimuler l'appétit, de traiter la douleur chronique, la nausée et l'insomnie, et de réduire la spasticité (augmentation anormale du tonus musculaire) pour des conditions comme la sclérose en plaques [47, 59]. En ce qui a trait à son usage récréatif – qui est lié aux effets psychoactifs du cannabis –, les gens consomment principalement cette substance pour son effet d'euphorie, mais également pour d'autres effets comme la diminution de l'anxiété, et l'augmentation de la confiance en soi et de la sociabilité [44].

En outre, une littérature scientifique grandissante met en évidence des associations notables entre la consommation de cannabis et divers effets négatifs sur la santé [10]. Ceux-ci dépendent de nombreux facteurs tels la teneur en THC et en CBD, les prédispositions personnelles ou familiales à un trouble de santé mentale (p. ex. trouble psychotique), la fréquence et le mode de consommation, l'âge d'initiation de l'usage de cannabis, et le contexte social de la consommation [12, 44, 60]. Parmi les effets néfastes, indésirables ou désagréables à court terme se retrouvent

notamment la confusion, la somnolence, l'altération de fonctions cognitives comme la mémoire, l'apprentissage, la concentration et l'attention, l'augmentation du temps de réaction, et l'anxiété, la peur ou la panique [8, 10, 18]. De plus, lorsque l'usage de cannabis est régulier (quotidien ou quasi quotidien) et sur une longue période (plusieurs mois ou années), il peut augmenter le risque de dépendance au cannabis, entraîner des problèmes respiratoires lorsque la fumée de cannabis est inhalée (p. ex. toux, respiration sifflante, bronchite et production accrue de mucus), et rendre les consommateurs plus susceptibles de développer des problèmes de santé mentale (p. ex. anxiété, dépression ou troubles psychotiques particulièrement chez ceux et celles ayant des antécédents psychiatriques personnels ou familiaux) à long terme [8, 10, 18]. Par ailleurs, les études indiquent que la probabilité que le cannabis puisse nuire à la santé augmente lorsque la consommation est amorcée à l'adolescence, lorsque l'usage est régulier et sur une longue période, et lorsque les produits de cannabis ont une forte teneur en THC [8, 10, 12].

2.1.4 Mesure de la consommation de cannabis

La mesure de l'exposition au cannabis constitue un enjeu méthodologique de taille dans les études s'intéressant aux effets sur la santé de cette substance psychoactive [61, 62]. Effectivement, particulièrement lorsqu'il est question de consommation récréative de cannabis, il est difficile d'obtenir un historique de l'exposition détaillé en raison notamment de l'absence de dose standardisée, et de l'existence de plusieurs voies d'administration, incluant les diverses méthodes d'inhalation [62-64]. De surcroît, la mesure objective de biomarqueurs de l'usage de cannabis (p. ex. à partir d'échantillons de sang ou d'urine) n'est pas fiable dans certaines circonstances (p. ex. lorsque la fenêtre de détection du THC n'est pas respectée), et les études visant à découvrir de tels biomarqueurs sont rares [62, 65-67]. En outre, la grande variété de souches de cannabis et la variabilité correspondante dans la concentration des substances actives du cannabis (p. ex. THC et CBD) compliquent également la caractérisation de l'exposition au cannabis [62, 64].

La plupart des études observationnelles – particulièrement les études de cohorte et les études cas-témoins – ont recours à des mesures autodéclarées pour déterminer l'exposition au cannabis [61, 62]. Ces dernières peuvent être récoltées à l'aide de différentes méthodes, incluant les entrevues structurées et semi-structurées, et les questionnaires auto-administrés [65]. Les mesures autodéclarées peuvent être incomplètes, inexactes ou imprécises en raison notamment du fait que les investigateurs ne posent pas de questions permettant de tenir compte des différentes facettes de

l'usage de cannabis (p. ex. la quantité consommée, et la fréquence, la durée et la voie de consommation), ou parce que les utilisateurs de cannabis ont une connaissance limitée de certains aspects de leur consommation, et peuvent être réticents à divulguer certaines informations [62, 68]. De surcroît, plusieurs études ne mesurent que la fréquence de l'usage sans tenir compte de la quantité consommée (p. ex. le nombre moyen de joints fumés par jour ou la quantité totale par unité de temps), alors que celle-ci permettrait d'améliorer l'estimation de l'exposition totale au cannabis [61, 68]. Toutefois, même avec cette information additionnelle relative à la quantité, la variabilité du dosage et la puissance du cannabis (concentration ou teneur en THC) demeurent des sources d'erreur dans la mesure de l'exposition au cannabis [61, 68].

En outre, la capacité de rappel de l'usage de substances peut être affectée par divers facteurs [62]. En effet, les défaillances de la mémoire, le désir de conformité aux normes sociales perçues et la présence de comorbidités psychiatriques chez les individus ayant une dépendance au cannabis sont des exemples de facteurs pouvant influencer l'exactitude des déclarations concernant la consommation de drogues [62, 68, 69]. Par ailleurs, malgré le fait que, d'une part, des associations entre la consommation de cannabis et celle d'autres substances (p. ex. l'alcool) ont été observées dans certaines études et, d'autre part, que la polytoxicomanie (c.-à-d. la consommation simultanée ou alternée d'au moins deux drogues) peut avoir un effet confondant sur les effets du cannabis sur la santé, la consommation d'autres substances n'est pas toujours évaluée dans les études qui mesurent l'exposition au cannabis [62, 70].

2.2 Activité physique

L'activité physique permet d'améliorer et de protéger la santé physique et mentale, tout en augmentant l'espérance de vie. Elle joue un rôle crucial dans la prévention et dans la prise en charge des maladies chroniques comme le diabète de type 2, le cancer et les maladies cardiovasculaires et, par le fait même, permet de mitiger les impacts négatifs de celles-ci sur la santé des populations et sur l'économie des systèmes de santé [19, 71].

Dans les prochaines lignes, le concept multidimensionnel que constitue l'activité physique est d'abord défini. Les recommandations mondiales en matière d'activité physique et la situation par rapport à l'atteinte de celles-ci sont ensuite présentées. Ce texte met également en évidence, d'une part, les bienfaits de l'activité physique et, d'autre part, les problèmes alarmants liés à l'inactivité

physique. Finalement, cette section résume les différentes méthodes permettant de mesurer les niveaux d'activité physique chez des individus.

2.2.1 Définition, domaines et dimensions de l'activité physique

L'activité physique est communément définie comme « tout mouvement corporel produit par les muscles squelettiques qui requiert une dépense d'énergie » [19, 72]. Cette dépense d'énergie est habituellement mesurée en kilocalories ou en utilisant l'équivalent métabolique (MET), qui est une unité exprimant l'intensité de l'exercice [72]. De plus, l'activité physique peut être classifiée comme étant structurée ou accessoire [72]. L'activité physique structurée (ou l'exercice) est planifiée, et effectuée dans le but de promouvoir les bénéfices sur la santé et sur la forme physique, tandis que l'activité physique accessoire est non planifiée, et résulte généralement des activités quotidiennes au travail, à la maison et durant le transport.

Il existe quatre domaines d'activité physique [72]. Celle-ci peut être associée au transport (p. ex. aller au travail en vélo), aux tâches domestiques (p. ex. pelleter ou jardiner), aux loisirs (p. ex. faire de l'escalade ou danser), ou au travail ou à l'occupation principale (p. ex. transporter des colis) [73, 74]. Historiquement, les approches visant à promouvoir l'activité physique ont mis l'accent sur l'activité physique de loisir, et les instruments de mesure ont été développés et validés conséquemment [72]. Cependant, puisque l'activité physique dans les autres domaines peut également être bénéfique pour la santé, la mesure globale de l'activité physique devrait inclure chacun des quatre domaines susmentionnés [72].

S'ajoute à ce qui précède les quatre dimensions de l'activité physique : le mode ou le type, la fréquence, la durée et l'intensité [72]. Le mode correspond à l'activité physique en question (p. ex. marche ou natation), ou peut faire référence aux demandes physiologiques et biomécaniques (p. ex. activité aérobie c. anaérobie, entraînement de résistance ou de force, entraînement d'équilibre et de stabilité). La fréquence représente quant à elle le nombre de sessions d'activité physique par jour ou par semaine. La durée se rapporte pour sa part au temps (en minutes ou en heures) consacré à l'activité durant une période déterminée (p. ex. les sept derniers jours ou le dernier mois). Enfin, l'intensité correspond au taux de dépense énergétique, et est un indicateur de la demande métabolique d'une activité physique. Elle peut être quantifiée objectivement à partir de mesures physiologiques (p. ex. rythme cardiaque ou quotient respiratoire), mesurée subjectivement à l'aide

de caractéristiques perceptuelles (p. ex. évaluation de l'effort perçu), ou quantifiée par le mouvement du corps (p. ex. nombre de pas par minute).

2.2.2 Recommandations en matière d'activité physique pour les adultes

L'organisation mondiale de la santé (OMS) émet des lignes directrices pour différents groupes d'âge et sous-populations concernant la quantité d'activité physique nécessaire au maintien et à l'amélioration de la santé [19]. Selon ces recommandations mondiales, les adultes âgés de 18 ans et plus devraient faire, chaque semaine, au moins 150 minutes d'activité physique d'intensité modérée ou au moins 75 minutes d'activité physique d'intensité soutenue ou une combinaison équivalente d'activité physique modérée et vigoureuse, et des activités de renforcement musculaire au moins deux fois. Par ailleurs, alors que des études antérieures indiquaient que l'activité physique modérée à vigoureuse devrait être pratiquée par tranches d'au moins 10 minutes, des résultats plus récents démontrent que des séances de moins de 10 minutes peuvent également être bénéfiques pour la santé [75, 76]. Les recommandations en matière d'activité physique modérée à vigoureuse sont donc axées sur le nombre total de minutes hebdomadaires – sans égard à la durée des séances.

En outre, la limite inférieure de 150 minutes d'activité physique modérée par semaine a été choisie, car de nombreuses études ont observé que les individus atteignant ce seuil ont une meilleure condition physique, sont moins à risque de développer plusieurs conditions médicales invalidantes, et affichent des prévalences de maladies chroniques plus faibles, comparativement aux personnes inactives [77]. D'autre part, lorsque plus de 300 minutes d'activité physique d'intensité modérée ou plus de 150 minutes d'activité physique d'intensité soutenue sont accumulées tout au long de la semaine, des bénéfices additionnels pour la santé peuvent être escomptés [19].

Selon le rapport sur la situation mondiale de l'activité physique publié par l'OMS en 2022 [71], plus du quart (27,5%) de la population adulte mondiale n'atteint pas les niveaux recommandés d'activité physique. De surcroît, en 2016, les niveaux d'inactivité physique à l'échelle mondiale étaient plus élevés, d'une part, pour les femmes comparativement aux hommes (32% c. 23%) et, d'autre part, pour les pays à revenu élevé par rapport aux pays à faible revenu (36,8% c. 16,2%) [19, 71]. Par ailleurs, plusieurs auteurs s'entendent sur le fait que l'inactivité physique est un concept distinct de la sédentarité [78]. L'inactivité physique correspond à un niveau d'activité

physique qui est en deçà des recommandations en vigueur. La sédentarité fait quant à elle référence à « toute situation d'éveil caractérisée par une dépense énergétique inférieure à 1,5 MET en position assise, inclinée ou allongée » [79].

En ce qui concerne le Canada, les résultats de 2018 et de 2019 de l'Enquête canadienne sur les mesures de la santé indiquent qu'environ la moitié (49,2%) des adultes âgés de 18 à 79 ans suivent les recommandations mondiales en matière d'activité physique, et cette proportion s'élève à 46,4% chez les femmes et à 52,0% chez les hommes [76, 80]. Également, 58% des Canadiens âgés de 18 à 39 ans ont effectué au moins 150 minutes d'activité physique modérée à vigoureuse par semaine, comparativement à 52% des 40 à 59 ans et à 33% des 60 à 79 ans [76]. L'activité physique a par ailleurs été mesurée dans cette enquête à l'aide de moniteurs électroniques portés par un échantillon représentatif de Canadiens [76].

Au Québec, la proportion de personnes âgées de 15 ans et plus qui atteignent les niveaux recommandés d'activité physique modérée à vigoureuse – en ne considérant que l'activité physique de loisir et de transport – est de 45,4%, selon les données autodéclarées de l'Enquête québécoise sur la santé de la population menée en 2020-2021 [81]. Également, cette proportion est similaire chez les hommes (45,7%) et chez les femmes (45,0%). Par ailleurs, plus du tiers (37,1%) des Québécois âgés de 15 ans et plus ont fait moins d'une fois par semaine de l'activité physique, dans le cadre de leurs loisirs et de leurs déplacements, durant les quatre semaines précédant l'enquête.

2.2.3 Effets de l'activité physique sur la santé

La pratique régulière d'activité physique constitue un facteur de protection essentiel contre diverses maladies non transmissibles – ces dernières étant responsables de près des trois quarts (74%) des décès dans le monde, et de plus de 60% de ceux au Canada chaque année [19, 71, 82-84]. L'atteinte des niveaux d'activité physique recommandés peut notamment permettre de prévenir et de traiter l'hypertension, la cardiopathie coronarienne, l'accident vasculaire cérébral et le diabète; de réduire le risque de développer plusieurs types de cancers (incluant les cancers du sein et du côlon); de diminuer les symptômes de la dépression et de l'anxiété; et d'améliorer la santé cognitive, la santé osseuse et la condition physique [19, 71].

En revanche, l'inactivité physique constitue le quatrième facteur de risque de mortalité en importance dans le monde [77, 83]. De surcroît, les individus qui n'atteignent pas les

recommandations en matière d'activité physique voient leur risque de décès prématuré majoré de 20 à 30%, comparativement à ceux qui sont suffisamment actifs [19, 71]. Par ailleurs, à l'échelle mondiale, 7 à 8% de tous les cas de maladies cardiovasculaires, de dépression et de démence, et environ 5% des cas de diabète de type 2, pourraient être évités si les gens étaient plus actifs [71].

D'autre part, en plus d'accabler les individus et leur entourage, les maladies non transmissibles associées à l'inactivité physique représentent un fardeau économique considérable pour les systèmes de santé nationaux, et pour l'économie mondiale [71]. L'OMS prévoit d'ailleurs qu'entre 2020 et 2030, il y aura, à l'échelle mondiale, près de 500 millions de nouveaux cas de maladies chroniques évitables, ce qui occasionnera des coûts de soins de santé s'élevant à plus de 300 milliards de dollars US (ou environ 27 milliards de dollars US par an), si la prévalence actuelle de l'inactivité physique ne diminue pas [71]. De plus, la contribution du Canada à ces coûts est estimée à 4,6 milliards de dollars US d'ici 2030 (ou 421 millions de dollars US par an) [85, 86].

2.2.4 Mesure de l'activité physique

Les méthodes permettant de mesurer l'activité physique peuvent être divisées en deux catégories principales : les méthodes objectives et les méthodes subjectives [72]. Les méthodes objectives – qui ont recours à des moniteurs portables mesurant directement un ou plusieurs signaux physiologiques (p. ex. accélération ou rythme cardiaque) – incluent les mesures de la dépense énergétique (p. ex. calorimétrie indirecte), les mesures physiologiques (p. ex. monitoring cardiaque), les détecteurs de mouvement (p. ex. accéléromètre), et les méthodes combinant plus d'un type de détecteur (p. ex. combinaison des mesures du monitoring cardiaque et de l'accéléromètre). (Pour plus d'informations sur ces méthodes, voir [72, 87].) En outre, les méthodologies objectives ont notamment la capacité de fournir des mesures particulièrement valides, fiables et détaillées de l'activité physique et de la dépense énergétique [72]. Elles présentent toutefois quelques désavantages tels leurs coûts élevés, la nécessité d'une expertise technique au sein de l'équipe de recherche pour les utiliser correctement, et l'incapacité de certains appareils de discerner les dimensions ou les domaines de l'activité physique [72, 87].

Les méthodes subjectives sont pour leur part divisées en deux sous-types : les questionnaires (la méthode la plus populaire) et les journaux [72, 87]. Les questionnaires dépendent de la capacité de rappel des participants à la recherche, et permettent d'identifier les divers domaines et

dimensions de l'activité physique à partir de réponses autodéclarées (dans un questionnaire rempli à la main ou informatisé) ou d'entrevues [72, 87]. Il existe trois catégories de questionnaires : les questionnaires globaux, les questionnaires de rappel et les questionnaires d'historique quantitatif [72]. Les questionnaires globaux auto-administrés fournissent un bref aperçu (à partir de deux à quatre questions) du niveau d'activité physique d'un individu, et permettent de déterminer si celui-ci atteint les recommandations en matière d'activité physique ou de classer les répondants (actifs/inactifs) [72]. Les questionnaires de rappel, tels que le Questionnaire international sur les activités physiques (IPAQ) [88] utilisé dans ce mémoire, permettent quant à eux d'évaluer le volume total d'activité physique classée selon le niveau d'intensité ou selon le domaine [72]. Il est à noter que le IPAQ tient compte des quatre domaines d'activité physique (c.-à-d. l'activité physique liée au transport, aux tâches domestiques, aux loisirs et au travail) [88]. En outre, les questionnaires de rappel sont souvent employés pour estimer la proportion d'adultes qui suivent les recommandations en matière d'activité physique, et pour identifier les changements dans les comportements liés à l'activité physique [72]. Les questionnaires d'historique quantitatif sont habituellement administrés dans le cadre d'entrevues, et comportent typiquement 20 à 60 questions détaillées sur l'activité physique se rapportant au dernier mois, à la dernière année ou à la vie entière [72]. Ils sont généralement utilisés pour, d'une part, mieux cerner les types et les intensités d'activité physique qui contribuent à la mortalité et, d'autre part, pour se pencher sur les divers types de morbidités et de comportements liés à la santé [72].

La seconde méthode subjective, c'est-à-dire les journaux, permet d'obtenir un compte-rendu détaillé en temps réel (heure par heure ou activité par activité) de l'activité physique et des comportements sédentaires d'une personne [72, 87]. Les journaux, qui sont disponibles sous différentes formes (p. ex. cahiers ou applications mobiles), sont remplis par les participants afin de recueillir des informations notamment sur la durée, sur l'intensité et sur le type d'activité physique [72]. Par ailleurs, les propriétés psychométriques des questionnaires sur l'activité physique peuvent être évaluées à l'aide des journaux, et ceux-ci peuvent constituer des outils de mesure complémentaires aux méthodes objectives [72].

Les méthodologies subjectives possèdent plusieurs forces, telles que leurs moindres coûts et leur facilité d'emploi – ce qui favorise leur utilisation auprès d'un grand nombre d'individus –, et leur capacité d'évaluer les différentes dimensions et domaines de l'activité physique [72, 87]. En

revanche, elles présentent aussi des faiblesses comme le risque de biais de rappel et de biais de désirabilité sociale – particulièrement dans le cas des questionnaires, puisque ceux-ci ne requièrent pas de documenter l’activité physique en temps réel –, la nécessité d’adapter les questionnaires ou les journaux à la population étudiée et au contexte culturel, et le fardeau pour les participants que peut représenter ce genre d’instrument de mesure (p. ex. le temps et l’effort requis pour compléter le questionnaire ou le journal) [72, 87]. Par ailleurs, les études de validation démontrent que globalement, les questionnaires sont capables de mesurer l’activité physique vigoureuse avec un haut niveau d’exactitude [72, 87]. Lorsqu’il est question de mesurer l’activité physique d’intensité faible à modérée ou la dépense énergétique, ces derniers sont cependant moins robustes [72, 87].

En somme, en raison de l’existence d’une multitude d’instruments de mesure de l’activité physique, le choix d’une méthode valide, fiable et appropriée pour la question de recherche et pour le devis d’étude peut constituer un défi pour les chercheurs [87]. Chaque méthodologie possède ses propres forces et limites qui devraient être prises en compte par les investigateurs [87]. La sélection d’une méthode appropriée dépend par ailleurs de plusieurs facteurs, incluant la variable d’intérêt à mesurer (p. ex. l’atteinte des recommandations en matière d’activité physique), la faisabilité et la praticabilité (p. ex. il faut considérer le nombre de personnes à évaluer et le fardeau pour les participants) et la disponibilité des ressources financières et matérielles, et celle du personnel de recherche [72, 87].

2.3 Relation entre la consommation de cannabis et la pratique d’activité physique chez les adultes

La relation entre la consommation de cannabis et la pratique d’activité physique chez les adultes dans la vingtaine et trentaine demeure à ce jour peu étudiée et non élucidée. À notre connaissance, six études transversales [20-25] et trois études longitudinales [26-28] ont examiné cette association – qui est probablement bidirectionnelle si elle existe [22] –, et celles-ci mettent en lumière des résultats contradictoires. Effectivement, des associations positives [22, 23, 26, 27], inverses [20, 21, 24, 27, 28] et nulles [25, 26, 28] sont rapportées dans cette littérature scientifique. Les différences notamment dans la structure d’âge des échantillons, dans l’ajustement pour les variables de confusion, dans la conceptualisation des variables et dans les outils de mesure de celles-ci contribuent probablement à l’hétérogénéité des résultats observés.

Dans les lignes qui suivent, quelques hypothèses pouvant expliquer l'éventuelle association entre l'usage du cannabis et l'activité physique sont proposées. Étant donné que ce mémoire se penche sur les trajectoires de consommation de cannabis et d'activité physique et sur leur relation, une synthèse critique des études longitudinales susmentionnées est par la suite présentée. Cette dernière n'inclut pas les devis transversaux, car ceux-ci ne sont pas destinés à l'analyse de l'évolution de phénomènes au fil des âges ou du temps.

2.3.1 Mécanismes sous-tendant l'association entre la consommation de cannabis et la pratique d'activité physique

Bien que la recherche sur l'association entre l'usage de cannabis et la pratique d'activité physique n'en soit qu'à ses débuts, quelques hypothèses ont été avancées pour expliquer cette relation. Les études investiguant les effets respiratoires de la consommation de cannabis fumé indiquent généralement qu'un usage chronique (consommation hebdomadaire ou plus fréquente sur plusieurs mois ou années) peut réduire la fonction pulmonaire et, de ce fait, la capacité de faire de l'exercice [20, 22, 29]. De plus, comme la consommation de cannabis peut altérer le contrôle moteur, la performance sportive pourrait être affectée négativement [10, 26, 29, 30]. Également, l'usage prolongé de cannabis peut être un facteur de risque pour le syndrome amotivationnel, ce dernier étant caractérisé par une apathie et une passivité pouvant mener à une baisse de productivité et une aversion pour les comportements orientés vers un but [89]. Au contraire, certains auteurs suggèrent que la performance sportive serait améliorée par l'usage de cannabis, car celui-ci diminuerait la douleur induite par l'exercice physique, favoriserait la relaxation musculaire chez les athlètes en plus de réduire l'anxiété vécue par ces derniers, et améliorerait l'oxygénation des tissus [21, 22, 29, 34]. La réduction de la douleur, des courbatures et de l'inflammation pourrait par ailleurs faire en sorte que les consommateurs réguliers de cannabis seraient plus motivés à faire de l'activité physique, puisque leur capacité de récupération après un effort serait accrue [22, 23, 29, 30, 32-35]. Il est également possible que la suppression de la douleur permettrait d'accroître l'appréciation de l'activité physique, ce qui constituerait une raison pour consommer du cannabis avant l'activité en question [32, 34].

En outre, une autre hypothèse permettant d'expliquer l'association positive entre l'usage de cannabis et l'activité physique provient du fait que, particulièrement durant l'adolescence, les comportements et les attitudes relatives à la consommation de substances peuvent être influencés

par l'entourage [90-92]. En effet, l'influence des pairs peut se manifester par le fait que ceux qui ont des amis qui consomment des substances sont plus susceptibles de penser que l'usage de drogues constitue la norme et est donc approprié [22]. Puisque les personnes physiquement actives ont tendance à avoir un réseau social plus étendu [22, 93, 94], Smith et collab. [22] suggèrent qu'elles pourraient être plus susceptibles de se voir exposées à des pairs qui consomment du cannabis et, par le fait même, d'être influencées par ceux-ci.

D'autre part, la motivation à être physiquement actif pourrait être influencée par l'usage de cannabis via un mécanisme neurobiologique sous-tendant l'euphorie du coureur (de l'anglais *runner's high*) [23]. Cette dernière correspond à l'état de bien-être qui accompagne l'activité physique modérée à vigoureuse, et qui est caractérisé par notamment une euphorie, une réduction de l'anxiété et une hypoalgésie [23, 95]. Les premières recherches sur l'euphorie du coureur ont attribué celle-ci à la libération accrue, après l'exercice physique intense, d'endorphines – des opioïdes endogènes (fabriqués par le corps) aux propriétés analgésiques et euphorisantes [95-97]. Or, l'activité physique entraîne aussi une hausse des taux sanguins d'une autre classe de molécules de récompense : les endocannabinoïdes – des cannabinoïdes produits par le corps et qui agissent comme le THC [34, 35, 49, 95, 98, 99]. Une littérature grandissante suggère que ces derniers seraient les principaux responsables des effets euphorisant, anxiolytique et analgésique de l'activité physique [23, 33-35, 95, 97, 98]. Effectivement, contrairement aux endorphines dont la structure hydrophile ne permet pas de franchir aisément la barrière hémato-encéphalique (c.-à-d. la barrière séparant le système nerveux central de la circulation sanguine) pour rejoindre les centres nerveux qui contrôlent les sensations d'euphorie, les endocannabinoïdes lipophiles peuvent facilement pénétrer le cerveau [95, 98]. En outre, plusieurs auteurs pensent que l'effet apaisant de l'activité physique – probablement induit par l'augmentation des endocannabinoïdes circulants provoquée par l'exercice – stimulerait la motivation à être physiquement actif [23, 30, 32, 34, 97]. Des études indiquent cependant que les cannabinoïdes exogènes (c.-à-d. l'usage de cannabis) pourraient interférer dans le système endocannabinoïde, mais il reste à déterminer si cette perturbation a un impact positif ou négatif sur la motivation à faire de l'activité physique [23, 30, 32, 33].

2.3.2 Études sur la relation entre la consommation de cannabis et la pratique d'activité physique chez les adultes : synthèse critique des écrits

Cette synthèse critique porte sur trois études longitudinales qui seront présentées l'une à la suite de l'autre, en débutant par l'étude comportant le plus de mesures répétées, soit celle de Terry-McElrath et coll. [28]. Les auteurs ont analysé les données longitudinales d'un échantillon national représentatif de 11 741 individus (composé d'hommes à 48%) provenant de 16 cohortes de classes terminales (de 1986 à 2001) d'écoles secondaires américaines. Les participants ont été suivis de l'âge de 18 ans jusqu'à environ 26 ans, et les données ont été récoltées à cinq reprises (à 18, 19-20, 21-22, 23-24 et 25-26 ans) à l'aide de questionnaires autodéclarés. Les chercheurs ont employé un modèle de courbe de croissance latente à processus parallèles pour analyser la relation entre la fréquence de la participation aux sports, à l'athlétisme ou aux exercices et la fréquence de l'usage de cannabis. Ainsi, pour chacun des deux comportements, l'hétérogénéité dans les trajectoires individuelles dans la population était décrite par rapport à une trajectoire moyenne. De plus, deux périodes distinctes ont été considérées (pour des raisons pratiques) : la période comprise entre l'âge de 18 et 21-22 ans et celle s'étendant de 21-22 à 25-26 ans. Pour la période comprise entre 18 et 21-22 ans, les auteurs ont observé une association inverse significative, mais néanmoins faible, entre les trajectoires moyennes, en contrôlant notamment pour la participation à des sports d'équipe en milieu scolaire à 18 ans. Pour ce qui est de la période comprise entre 21-22 et 25-26 ans, aucune association significative n'a été mise en évidence. Une des limites de cette étude provient du fait que la mesure de la participation aux sports, à l'athlétisme ou aux exercices est effectuée à l'aide d'une seule question (relative à la fréquence) qui, d'une part, n'est pas issue d'un outil validé et, d'autre part, ne permet pas d'obtenir des informations plus spécifiques, telles la durée et l'intensité de l'activité physique. Ce choix méthodologique a potentiellement introduit un biais d'information, en raison d'erreurs de classification de la fréquence de l'activité physique. En outre, cette étude a subi une attrition non négligeable (taux de rétention de 69% au 1^{er} suivi, de 63% au 2^e suivi, de 58% au 3^e suivi et de 54% au 4^e suivi). Puisque les informations contenues dans l'article ne permettent pas de déterminer si celle-ci est survenue aléatoirement ou non, la possibilité de la présence d'un biais de sélection ne devrait pas être écartée. D'autre part, puisque les individus pourraient possiblement suivre des trajectoires distinctes d'activité physique et de consommation de cannabis, une méthode permettant de mettre en évidence la diversité des patrons d'évolution (p.

ex. la méthode fondée sur le groupement [40, 100] présentée plus loin dans ce chapitre) pourrait être plus appropriée que celle utilisée dans l'étude de Terry-McElrath et coll. [28].

La deuxième étude longitudinale est celle menée par Henchoz et coll. [27] auprès d'un échantillon national représentatif constitué de 4748 jeunes hommes suisses. Cette étude de cohorte prospective visait notamment à évaluer si l'activité physique ainsi que l'une de ses composantes, le sport et l'exercice, mesurées au début de l'étude (T_0) (âge moyen de 20 ans) seraient associées à une consommation à risque de cannabis (définie par les auteurs comme une consommation de cannabis au moins deux fois par semaine) 15 mois plus tard (T_1). Les auteurs sont parvenus à des résultats divergents. En effet, ils ont observé une association inverse modérée entre le sport et l'exercice (covariable) à T_0 et l'usage à risque de cannabis (variable d'intérêt) à T_1 , et cette association était encore plus marquée lorsque l'activité physique faisait partie des variables d'ajustement. Au contraire, une association positive modérée a été mise en évidence entre l'activité physique à T_0 et la consommation à risque de cannabis à T_1 , en contrôlant pour le sport et pour l'exercice. Ces résultats semblent indiquer que la part d'activité physique non reliée au sport et à l'exercice (p. ex. l'activité physique occupationnelle) serait associée positivement à la consommation à risque de cannabis. En outre, une des forces de cette étude correspond au fait que l'activité physique a été mesurée à l'aide de la version abrégée du Questionnaire international sur les activités physiques (IPAQ), un outil validé dans plusieurs pays [88, 101]. Toutefois, la variable concernant le sport et l'exercice a pour sa part été mesurée à partir d'une question unique (relative à la fréquence) dont la validité et la fiabilité n'ont pas été testées, ce qui a peut-être non seulement donné lieu à des erreurs de classification, mais en plus, à de la multicolinéarité avec la variable correspondant à l'activité physique. Également, le fait que seulement des hommes aient été inclus dans l'étude compromet la validité externe de celle-ci, c'est-à-dire la généralisabilité des observations [102]. En effet, puisqu'il semblerait que le sexe puisse influencer la relation entre l'activité physique et l'usage de cannabis [103], les résultats de Henchoz et coll. [27] pourraient ne pas être généralisables aux femmes.

La troisième et dernière étude longitudinale est celle de French et coll. [26] qui a été réalisée auprès d'un échantillon national représentatif provenant des deux derniers cycles (4^e cycle, 2008-2009; $n = 14\ 784$; âge moyen de 28 ans et 5^e cycle, 2016-2018; $n = 12\ 043$; âge moyen de 40 ans) d'une étude de cohorte prospective américaine. Les analyses ont été effectuées à l'aide de modèles

de régressions logistique et binomiale négative à effets fixes et à effets aléatoires. Leurs modèles à effets fixes n'ont mis en évidence aucune association significative entre la fréquence d'utilisation du cannabis durant les 30 derniers jours (covariable) et l'exercice et le sport dans les 7 derniers jours (variable d'intérêt), tandis que leurs modèles à effets aléatoires ont révélé une association positive modérée entre ces deux variables. Une des forces de cette étude est que la robustesse des résultats issus des modèles à effets fixes et de ceux à effets aléatoires a été confirmée à l'aide de diverses analyses de sensibilité utilisant notamment d'autres hypothèses, définitions de variables, sous-échantillons et poids d'échantillonnage. En revanche, des informations sur l'intensité (modérée/vigoureuse) et la durée de l'activité physique font défaut à cette étude. En effet, celle-ci a uniquement recueilli des données sur le nombre de jours, durant la semaine précédente, où les participants ont fait chacune des sept formes d'activité physique proposées dans le questionnaire autoadministré. En outre, ce choix d'outil de mesure non validé a possiblement introduit un biais d'information en raison d'erreurs de mesure de l'activité physique. Par ailleurs, l'ensemble de variables d'ajustement dans les modèles était potentiellement insuffisant et/ou inadéquat, ce qui pourraient avoir engendré une confusion résiduelle. Ce dernier constat s'applique d'ailleurs tout autant aux deux études précédentes, c'est-à-dire celle de Terry-McElrath et coll. [28] et celle de Henchoz et coll. [27].

En somme, ces trois études longitudinales parviennent à des résultats divergents sur la relation entre l'activité physique et l'usage de cannabis, puisque des associations positives [26, 27], inverses [27, 28] et nulles [26, 28] ont été trouvées. L'étude de Terry-McElrath et coll. [28] indique que l'augmentation de la participation aux sports, à l'athlétisme ou aux exercices chez les jeunes adultes pourrait être reliée à une baisse de la consommation de cannabis au début de l'âge adulte. Henchoz et coll. [27] ont pour leur part constaté que le sport et l'exercice pourraient être associés à une moindre prévalence de l'usage à risque de cannabis (au moins deux fois par semaine) chez les jeunes adultes. Cet effet protecteur n'a toutefois pas été observé pour l'activité physique non reliée au sport et à l'exercice, qui, au contraire, pourrait être positivement associée à l'usage à risque de cannabis. Pour ce qui est de l'étude de French et collab. [26], les résultats sont partagés : il pourrait y avoir une association positive ou nulle entre l'exercice physique et la consommation de cannabis chez les jeunes adultes et ceux d'âge moyen.

En outre, le devis de l'étude de Terry-McElrath et coll. [28] se démarque particulièrement par ses multiples mesures répétées permettant de décrire, à l'aide de trajectoires moyennes, l'évolution des deux comportements au début de l'âge adulte. Cependant, le concept de trajectoire commune à toute une population ne convient peut-être pas aux phénomènes étudiés, car des trajectoires distinctes pourraient plausiblement exister [15, 38, 104-110]. De surcroît, il y a un manque d'études comportant plusieurs mesures répétées échelonnées sur une longue période, puisque la plupart des études longitudinales existantes ne possèdent que deux moments de collecte de données – ce qui est insuffisant pour obtenir un portrait des patrons d'évolution [111-113]. Également, dans les trois articles, l'association entre la pratique d'activité physique et la consommation de cannabis est représentée par une statistique sommaire unique (p. ex. corrélation ou rapport de cotes). L'interprétation commune d'une mesure d'association sommaire est que sa magnitude s'applique uniformément à tous les individus de la population étudiée [40]. À moins que des analyses de sous-groupes ne soient effectuées, cette approche ne permet pas de mettre en évidence le fait que l'association pourrait varier au sein de la population, c'est-à-dire qu'elle pourrait être faible pour certaines sous-populations, alors qu'elle pourrait être forte pour d'autres [40]. Ainsi, des études qui permettraient, d'une part, d'identifier des trajectoires distinctes et, d'autre part, de mettre en lumière l'hétérogénéité dans la population par rapport à l'association entre les deux phénomènes étudiés, seraient utiles pour obtenir une description détaillée et nuancée (c.-à-d. non limitée aux tendances moyennes) de l'évolution conjointe des deux phénomènes.

Par ailleurs, puisque les variables relatives à l'activité physique sont généralement conceptualisées par les chercheurs sans l'emploi d'outils validés, l'usage d'instruments de mesure reconnus comme le IPAQ [88, 101] devrait être plus répandu. D'autre part, parce qu'il pourrait exister des différences entre les hommes et les femmes quant aux trajectoires d'activité physique [38] et d'utilisation du cannabis [104], et à la relation entre celles-ci [103], il est essentiel de procéder à des analyses sexospécifiques.

2.4 Trajectoires développementales

2.4.1 Introduction

Divers phénomènes d'ordre social, comportemental et biologique progressent à travers le temps ou l'âge, et la compréhension de cette évolution – communément appelée trajectoire de

développement – fait partie des sujets de recherche fondamentaux en sciences sociales et comportementales et en médecine notamment [40]. La plupart des approches statistiques conventionnelles permettant d'étudier les trajectoires (à partir de mesures répétées dans le temps) sont conçues pour tenir compte de la variabilité individuelle autour d'une trajectoire moyenne unique. Cependant, un des principaux défis inhérents à l'analyse longitudinale réside dans le fait qu'il pourrait exister, au sein d'une population, des sous-groupes évoluant selon des patrons variés et non identifiables a priori sur la base de caractéristiques individuelles comme le sexe, le statut socioéconomique ou le groupe ethnique. Les méthodes classiques de modélisation de courbes de croissance ne se prêtant guère à l'identification et à l'analyse de trajectoires distinctes, des règles de classification subjectives sont souvent employées afin de créer les groupes théoriques. Or, une telle subjectivité dans l'assignation aux catégories ouvre la porte à toute une série de menaces à la validité de l'analyse statistique, tels le risque de créer des groupes ne reflétant que la variation aléatoire, et celui d'omettre des patrons d'évolution inhabituels, mais pourtant importants.

Afin d'être en mesure de reconnaître des trajectoires hétéroclites de consommation de cannabis et de pratique d'activité physique, le présent mémoire utilise la méthode fondée sur le groupement de Nagin [40, 41, 100] pour analyser les parcours développementaux. Cette approche possède la capacité, d'une part, d'identifier des sous-groupes distincts de patrons d'évolution qui ne pourraient être aisément décelés à partir de règles de classification ex ante et, d'autre part, de distinguer la variation entre les individus attribuable à la chance des véritables différences. De plus, contrairement à la présomption – a priori – de l'existence de trajectoires diverses qu'implique l'utilisation de règles de classification, la méthode fondée sur le groupement permet de vérifier si des trajectoires distinctes émergent des données.

Dans les prochaines sections, la modélisation des trajectoires fondée sur le groupement est présentée et mise en contraste avec un modèle apparenté, le modèle de mélange de croissance. Les principales extensions du modèle fondé sur le groupement sont ensuite décrites. Par la suite, une synthèse des écrits sur les trajectoires de consommation de cannabis des adultes est proposée. Enfin, la littérature scientifique relative aux trajectoires d'activité physique des adultes est résumée.

2.4.2 Modélisation des trajectoires fondée sur le groupement

Certains phénomènes développementaux peuvent être adéquatement décrits par un patron d'évolution commun pour tous les membres d'une population [40]. Par exemple, il serait raisonnable de présumer que la plupart des individus suivront une trajectoire croissante d'acquisition du langage durant l'enfance. Pour analyser ce genre de processus évolutifs, les méthodes classiques de modélisation des courbes de croissance (c.-à-d. la modélisation hiérarchique et l'analyse des courbes latentes) peuvent être appropriées. Celles-ci supposent une distribution continue – habituellement normale – des paramètres décrivant les trajectoires individuelles dans la population. En d'autres termes, il est postulé que les trajectoires individuelles sont distribuées normalement autour d'une trajectoire moyenne [40, 100, 112]. En raison de l'hypothèse de distribution continue des paramètres, ces modèles ne permettent toutefois pas de mettre en évidence des groupes de trajectoires dissemblables et, de ce fait, ne conviennent pas aux questions de recherche d'ordre taxonomique [40, 112].

Afin d'analyser des phénomènes pour lesquels une description de la variabilité individuelle par rapport à une tendance moyenne s'avèrerait réductrice, il est indiqué d'avoir recours à des méthodes permettant le regroupement de données longitudinales en sous-groupes distincts de trajectoires, comme la méthode fondée sur le groupement – communément appelée en anglais *group-based trajectory modeling* (GBTM), *latent class regression* ou *latent class growth analysis* (LCGA) – utilisée dans ce mémoire [40, 41, 100, 112, 114-116]. Cette dernière résume l'hétérogénéité dans la population, en ce qui a trait aux trajectoires individuelles, en utilisant un ensemble fini de différentes fonctions polynomiales de l'âge ou du temps, qui correspondent chacune à un sous-groupe de trajectoires [40]. Autrement dit, la forme de la trajectoire de chaque sous-groupe est déterminée par une équation polynomiale propre, dont les estimateurs des paramètres sont obtenus en appliquant la méthode du maximum de vraisemblance. Puisqu'un ensemble de paramètres est estimé séparément pour chaque groupe, les formes des trajectoires peuvent varier librement à travers les groupes, ce qui confère au modèle une grande flexibilité. Ce dernier est ainsi capable d'identifier des trajectoires distinctes dans une population, qui se distinguent non seulement par rapport au niveau du comportement à un âge ou un temps donné, mais également par rapport à l'évolution du comportement au fil des âges ou du temps. Également, en plus de définir la forme de la trajectoire de chaque groupe, les estimations des paramètres du

modèle permettent de déterminer la probabilité qu'un individu choisi au hasard dans la population appartienne à chacun des groupes. En d'autres termes, la proportion de la population appartenant à chaque sous-groupe est estimée.

En outre, la méthode fondée sur le groupement appartient à la classe des modèles de mélange fini, aux côtés notamment de son extension, le modèle de mélange de croissance (appelé en anglais *growth mixture model* (GMM)) [40, 100, 114-116]. Ceux-ci présument que la population est composée d'un mélange d'un nombre fini de groupes distincts non identifiables sur la base de caractéristiques mesurées ex ante [40, 100]. Le modèle de mélange de croissance permet pour sa part d'estimer, pour chacun des différents sous-groupes de trajectoires, un modèle de courbe de croissance conventionnel (basé sur l'hypothèse de normalité) [40, 100, 114]. En revanche, la méthode fondée sur le groupement s'abstient de se prononcer sur la distribution des trajectoires dans la population, et se sert plutôt des groupes de trajectoires pour approximer cette distribution qui serait, selon toute vraisemblance, continue, mais de forme inconnue [40, 100]. Ainsi, les sous-groupes – qui sont utilisés afin de résumer les trajectoires dans les régions distinctives de la distribution continue de forme inconnue – ne devraient pas être considérés comme des entités littéralement distinctes, mais plutôt comme une approximation d'une réalité sous-jacente plus complexe [40, 100]. Par ailleurs, certains considèrent qu'un tel usage de la modélisation de mélange fini pour approximer une fonction de distribution continue se retrouve à mi-chemin entre les approches paramétriques et celles non paramétriques¹ – d'où le fait que la méthode fondée sur le groupement est souvent décrite comme semiparamétrique [40, 118, 119].

Une autre différence fondamentale entre le modèle de mélange de croissance et le modèle fondé sur le groupement réside dans le fait que le premier inclut des effets aléatoires au sein de chaque groupe de trajectoires, tandis que le second, non [40, 100, 114, 116]. La notion de groupe se voit par le fait même conceptualisée différemment par les deux modèles. En effet, dans le modèle de mélange de croissance, un groupe est une sous-population d'individus hétérogènes pouvant néanmoins être décrits par une seule distribution probabiliste, alors que la méthode fondée sur le groupement définit un groupe comme un ensemble d'individus plutôt homogènes, c'est-à-dire qui suivent approximativement la même trajectoire d'un comportement ou d'un autre phénomène [40].

¹ Les méthodes statistiques sont dites paramétriques lorsque la forme de la distribution sous-jacente des données est présumée connue [117]. Les méthodes statistiques non paramétriques, qui n'impliquent que très peu d'hypothèses, n'exigent pour leur part pas de connaître la forme de la distribution.

En outre, l'ajout d'effets aléatoires dans le modèle de mélange de croissance permet généralement d'utiliser moins de sous-groupes (car plus de variabilité intragroupe dans les trajectoires individuelles est permise), ce qui résulte en un modèle plus parcimonieux [40, 100]. Toutefois, le modèle de mélange de croissance occasionne aussi plusieurs inconvénients, telle la complexification du modèle due aux paramètres additionnels mesurant la variabilité à l'intérieur de chaque groupe [40, 100, 116, 120]. La méthode fondée sur le groupement a pour sa part l'avantage de produire un modèle relativement simple, et aisément interprétable en termes de différences entre les trajectoires des groupes distinctifs [40, 114, 116].

D'autre part, la modélisation de trajectoires fondée sur le groupement est notamment basée sur l'hypothèse selon laquelle, conditionnellement à un groupe donné, les mesures répétées d'un individu sont indépendantes [40, 121]. En revanche, le modèle de mélange de croissance suppose que les mesures répétées d'un individu sont indépendantes, conditionnellement à l'effet aléatoire de l'individu [40]. Ainsi, l'hypothèse d'indépendance conditionnelle est effectuée au niveau du groupe dans le modèle fondé sur le groupement, tandis que celle-ci est émise au niveau de l'individu dans le modèle de mélange de croissance, ce qui fait en sorte que cette hypothèse est plus stricte dans le premier modèle que dans le second [40, 121]. Ce désavantage du modèle fondé sur le groupement est toutefois contrebalancé par le fait que ce dernier n'émet pas l'hypothèse stricte que, dans chaque groupe, l'effet aléatoire est indépendamment et identiquement distribué selon une loi normale, alors que le modèle de mélange de croissance, si [40].

Par ailleurs, des études indiquent que, dans certaines circonstances, la méthode fondée sur le groupement – tout comme le modèle de mélange de croissance – peut donner lieu à des résultats fallacieux, tels que l'identification de sous-groupes de trajectoires qui, en fin de compte, constituent des artéfacts statistiques [100, 122]. Qui plus est, Vachon et collab. [123] mettent en garde contre l'identification erronée de sous-groupes distincts, alors que les trajectoires correspondent plutôt à des gradations sur un continuum – un phénomène surnommé l'« effet arc-en-ciel » (de l'anglais *rainbow effect*). Ainsi, le choix du modèle représentant le plus fidèlement l'hétérogénéité dans les trajectoires développementales nécessite l'utilisation de plusieurs critères pour évaluer l'adéquation du modèle sélectionné [100, 122].

2.4.2.1 Extensions du modèle fondé sur le groupement

La méthode fondée sur le groupement – tout comme le modèle de mélange de croissance – procure la possibilité d’effectuer des analyses longitudinales variées. La première extension importante du modèle permet d’identifier les facteurs de risque ou de protection liés à la probabilité d’appartenir à un groupe de trajectoires. La deuxième fournit la capacité de modéliser des covariables dépendantes du temps [40, 100, 114, 116]. La troisième correspond à un modèle conjoint permettant de modéliser simultanément l’évolution de deux phénomènes distincts – mais en théorie connexes – et, de ce fait, d’analyser les liens entre leurs trajectoires respectives [40, 100, 124, 125]. Les deux phénomènes peuvent par ailleurs évoluer en même temps (comme c’est le cas dans la présente étude) ou durant des périodes différentes qui peuvent ou non se chevaucher (p. ex. l’agressivité physique durant l’enfance et la délinquance violente à l’adolescence [79, 126]).

Le modèle conjoint décrit les associations entre les trajectoires des deux phénomènes en termes probabilistes, c’est-à-dire à l’aide de probabilités conditionnelles [40, 100, 124, 125]. Plus précisément, le modèle permet de représenter la relation entre les trajectoires de deux phénomènes distincts A et B sous deux formes : (1) la probabilité d’appartenir à chacun des groupes de trajectoires de A , conditionnellement à l’appartenance à un groupe donné de trajectoires de B ; (2) la probabilité d’appartenir à chacun des groupes de trajectoires de B , conditionnellement à l’appartenance à un groupe donné de trajectoires de A . Ces probabilités permettent d’obtenir un portrait beaucoup plus détaillé et nuancé des liens entre les parcours développementaux des deux phénomènes, comparativement à l’utilisation d’une statistique sommaire unique (p. ex. corrélation ou rapport de cotes) pour mesurer l’association entre deux séries de mesures répétées [40, 100, 124]. En effet, l’interprétation commune voulant que la magnitude d’une statistique sommaire mettant en relation deux variables s’applique uniformément à tous les membres de la population étudiée ne permet pas de mettre en évidence le fait que, vraisemblablement, l’association pourrait varier entre des sous-populations hétérogènes [40]. En revanche, le modèle conjoint a la capacité de déceler les déviations des tendances moyennes, en produisant un large éventail de probabilités reliant les groupes distincts de trajectoires des deux phénomènes. Il est à noter que le modèle conjoint permet également d’estimer des probabilités conjointes (c.-à-d. la probabilité conjointe d’appartenir à la fois à un groupe spécifique de trajectoires de A et à un groupe spécifique de trajectoires de B) qui renseignent sur la prévalence des différentes combinaisons de groupes de trajectoires de A et de B .

2.4.3 Trajectoires de consommation de cannabis des adultes : synthèse des écrits

Dans les études menées à ce jour, les trajectoires d'usage du cannabis des adultes dans la vingtaine et trentaine sont modélisées principalement à l'aide de modèles de mélange de croissance [13, 36, 67, 127-139]. La méthode fondée sur le groupement est quant à elle utilisée dans quelques analyses qui, par ailleurs, définissent généralement l'usage du cannabis à l'aide d'une variable ordinaire de fréquence de consommation. Ces dernières mettent en évidence trois [108, 109], quatre [15, 104, 110] ou cinq [104-107] groupes distincts de trajectoires, incluant généralement un groupe d'abstinents ou de consommateurs occasionnels, un groupe d'utilisateurs dont la fréquence de consommation est en hausse, un groupe d'utilisateurs dont la fréquence de consommation est en baisse et un groupe de personnes dont l'usage de cannabis est fréquent et persistant.

Juon et collab. [104] ont analysé les trajectoires sexospécifiques de consommation de cannabis des personnes afro-américaines de 7 à 32 ans. Leurs résultats mettent en évidence quatre groupes de trajectoires similaires entre les hommes (n = 455) et les femmes (n = 495) (les abstinents, les utilisateurs durant l'adolescence seulement, les utilisateurs précoces dont l'usage cesse avant 32 ans et les utilisateurs persistants dont l'usage débute à la fin de l'enfance ou au début de l'adolescence et se poursuit jusqu'à 32 ans), en plus d'un groupe propre aux individus de sexe masculin (les utilisateurs tardifs dont la consommation de cannabis commence après 20 ans et se poursuit jusqu'à 32 ans). En outre, le groupe le plus prévalent chez les deux sexes correspond à celui des abstinents (49,4% des hommes et 65,2% des femmes), tandis que 23,2% des hommes et 19,1% des femmes appartiennent à une trajectoire d'usage persistant.

Par ailleurs, à notre connaissance, une seule étude [139] s'est intéressée aux trajectoires d'usage régulier de cannabis des adultes, celui-ci étant défini dans cette étude à l'aide d'une variable dichotomique indiquant si le participant avait consommé du cannabis au moins une fois dans les sept derniers jours. Lee et collab. [139] ont eu recours à un modèle de mélange de croissance pour identifier les trajectoires d'usage régulier de cannabis durant la première année de la pandémie de la COVID-19 (c'est-à-dire du 10 mars 2020 au 29 mars 2021), à partir d'un échantillon national représentatif de 8 397 Américains âgés de 18 ans et plus (âge moyen et étendue des âges non

spécifiés²; proportion de femmes = 59%). La modélisation des trajectoires réalisée à partir de 25 périodes de collecte de données (effectuées à chaque deux semaines) a mis en évidence quatre patrons d'évolution distincts : 1) pas d'usage régulier (taille du groupe = 81,7%); 2) diminution précoce de l'usage régulier (c.-à-d. usage régulier qui augmente légèrement du 10 mars au 27 avril 2020, puis diminue par la suite) (7,1%); 3) diminution tardive de l'usage régulier (c.-à-d. usage régulier qui augmente du 10 mars au 11 mai 2020, demeure constant jusqu'au 26 octobre 2020, puis diminue par la suite) (3,4%); 4) usage régulier persistant (c.-à-d. usage régulier qui augmente du 10 mars au 27 avril 2020, puis demeure constant par la suite) (7,7%).

2.4.4 Trajectoires d'activité physique des adultes : synthèse des écrits

Une revue systématique (n = 27 articles) publiée en 2019 a examiné les trajectoires d'activité physique dans la population générale durant différentes phases de la vie [38]. Les auteurs ont classé les études dans trois groupes selon l'âge des participants : 1) le groupe le plus jeune (enfants, adolescents et jeunes adultes), 2) le groupe du milieu (adultes dont le suivi a débuté à l'enfance, à l'adolescence ou à l'âge adulte et peut se poursuivre jusqu'à un âge avancé), 3) le groupe le plus vieux (adultes d'âge avancé). Huit études ont été incluses dans le groupe du milieu [140-147]. Dans la majorité de ces dernières, les trajectoires ont été modélisées à l'aide de la méthode fondée sur le groupement [140-143, 145, 147]. Les résultats révèlent que, généralement, les plus grandes proportions d'individus appartiennent à des groupes de trajectoires correspondant à une pratique d'activité physique persistante, à une inactivité physique ou à une pratique d'activité physique moindre. De plus, trois études mettent en évidence une classe de trajectoires dont le niveau d'activité physique augmente de façon continue [140, 141, 147]. Par ailleurs, les analyses sexospécifiques indiquent que les groupes de trajectoires correspondant à des personnes physiquement actives sont plus prévalents chez les hommes comparativement aux femmes [38, 148].

² L'auteur de correspondance a été contactée par courriel pour obtenir des informations supplémentaires sur l'âge des participants (moyenne, écart-type, médiane, étendue), et celle-ci n'a pas répondu.

Chapitre 3 – Objectifs et hypothèses

Ce mémoire vise à décrire l'évolution de l'usage régulier de cannabis (1 à 7 jours par semaine) [5, 49, 139, 149-152] et de la pratique d'activité physique modérée à vigoureuse (ci-après APMV) chez les adultes de 20 à 35 ans. La présente analyse se concentre sur l'usage régulier de cannabis, car il s'agit de l'un des plus forts prédicteurs des différents problèmes de santé liés à la consommation de cannabis (p. ex. dépendance au cannabis) [8-10, 153], ce qui est plus préoccupant sur le plan de la santé publique. Les objectifs spécifiques du mémoire sont les suivants :

1. Identifier les trajectoires développementales sexospécifiques d'usage régulier de cannabis des adultes de 20 à 35 ans.

Nous émettons l'hypothèse que l'usage régulier de cannabis évoluera selon des patrons de formes distinctes, incluant une trajectoire d'usage régulier persistant de 20 à 35 ans, une trajectoire décroissante d'usage régulier, une trajectoire croissante d'usage régulier et une trajectoire correspondant à aucun usage régulier de 20 à 35 ans. Nous anticipons également que la proportion de personnes dont l'usage régulier persiste de 20 à 35 ans sera plus importante chez les hommes comparativement aux femmes.

2. Identifier les trajectoires développementales sexospécifiques d'APMV des adultes de 20 à 35 ans.

Nous nous attendons à ce que l'APMV évolue selon des patrons de formes distinctes, incluant une trajectoire correspondant à un niveau d'APMV continuellement élevé, une trajectoire correspondant à un niveau d'APMV continuellement faible, une trajectoire décroissante d'APMV et une trajectoire croissante d'APMV. De plus, nous pensons que la proportion de personnes appartenant à une trajectoire d'APMV continuellement élevée sera plus grande chez les hommes comparativement aux femmes.

3. Décrire la relation entre les trajectoires d'APMV et celles d'usage régulier de cannabis selon le sexe.

Vu la paucité de la littérature scientifique traitant de la relation entre l'évolution des deux comportements étudiés, nous nous abstenons d'émettre une hypothèse quant à la relation entre les trajectoires d'usage régulier de cannabis et celles d'APMV.

Chapitre 4 – Méthodes

4.1 Étude NDIT : devis d'étude et échantillonnage

La présente analyse longitudinale utilise les données provenant de l'étude longitudinale prospective NDIT, un projet de recherche montréalais en cours depuis 1999-2000, dont les objectifs principaux sont d'étudier l'histoire naturelle et les déterminants du tabagisme, et la dépendance à la nicotine chez les jeunes fumeurs [42]. De surcroît, les données longitudinales variées recueillies dans le cadre de NDIT permettent de mener des travaux de recherche sur divers sujets, incluant notamment l'obésité, la pression artérielle, l'activité physique, la santé mentale, les jeux de hasard, la sédentarité, la génétique, et la consommation de substances comme l'alcool, le cannabis et les drogues illicites.

Les chercheurs de NDIT ont recruté des participants à partir de toutes les classes de première année du secondaire (2325 élèves éligibles) dans un échantillon de convenance de 10 écoles secondaires de la région de Montréal (Canada). Au total, 1267 adolescents âgés de 13 ans en moyenne ont été inclus dans l'étude en 1999-2000, ce qui correspondait à un taux de participation de 54% de tous les adolescents éligibles. En outre, les écoles secondaires ont été sélectionnées de telle sorte que soient incluses des écoles francophones et anglophones, des écoles en milieux urbains, suburbains et ruraux, et des écoles provenant de milieux socio-économiques défavorisés, moyens et favorisés.

Par ailleurs, comparativement à un échantillon provincial représentatif d'adolescents québécois âgés de 13 ans en moyenne provenant de l'Enquête sociale et de santé auprès des enfants et adolescents québécois (ESSEAQ) menée en 1999, l'échantillon initial de NDIT incluait, d'une part, des proportions plus faibles d'adolescents parlant le français à la maison (30% c. 85%), d'adolescents blancs (82% c. 100%), d'adolescents ayant déjà fumé la cigarette (32% c. 53%), d'adolescents ayant fumé 100 cigarettes et plus au cours de leur vie (parmi les fumeurs) (27% c. 37%) et de consommateurs d'alcool¹ (44% c. 51%) et, d'autre part, une proportion plus élevée d'adolescents dont les parents ont fait des études universitaires (58% c. 30%) [42, 154]. De plus,

¹ NDIT mesurait la prévalence de la consommation d'alcool dans les trois derniers mois, tandis que l'ESSEAQ mesurait la prévalence de la consommation d'alcool dans les 12 derniers mois.

les participants de NDIT avaient en moyenne une tension artérielle systolique plus basse, comparativement aux participants de l'ESSEAQ (105,3 (écart-type = 10,2) mmHg c. 112,5 (11,8) mmHg).

À ce jour, 25 cycles de collecte de données ont été réalisés, dont 20 cycles durant le secondaire. L'étude NDIT a eu recours à diverses méthodes pour recueillir les données, incluant entre autres des questionnaires autodéclarés complétés par les participants, par les parents de ceux-ci et par les directeurs(-trices) d'école, des prélèvements d'échantillons de sang et/ou de salive chez les participants et chez leurs parents, et des observations directes des milieux avoisinant les écoles. Alors qu'ils étaient au secondaire de 1999 à 2005, les participants ont rempli des questionnaires en classe à tous les trois mois durant l'année scolaire de 10 mois, ce qui constituait la principale source de données. La collecte de mesures répétées s'est poursuivie après le secondaire en transmettant (par envoi postal, par voie électronique ou en personne dans les bureaux de NDIT) aux participants des questionnaires autodéclarés.

Ce mémoire analyse les données longitudinales sur la fréquence de consommation de cannabis et sur l'APMV issues des cinq cycles complétés après le secondaire, c'est-à-dire les cycles 21 à 25. Le tableau 1 fournit les dates de début et de fin des cycles 21 à 25 de NDIT et l'âge moyen des participants à chaque cycle. Il est à noter que deux cycles se sont déroulés avant la légalisation du cannabis (cycles 21 et 22), deux cycles sont survenus après cette dernière (cycles 24 et 25), et un cycle a inclus les périodes pré- et post-législation (cycle 23). Par ailleurs, les données issues des cycles 21 et 22 ont été récoltées avant la pandémie de la COVID-19. Dans le cycle 23, 99,3% des participants ont complété la collecte de données avant que l'état d'urgence sanitaire n'ait été déclaré au Québec le 13 mars 2020 [7, 155]. Les données provenant du cycle 24 ont pour leur part été recueillies durant la pandémie, de décembre 2020 à septembre 2021. Le cycle 25 s'est également déroulé pendant la pandémie, mais alors que la plupart des mesures sanitaires étaient levées [156].

Tableau 1. Dates de début et de fin des cycles 21 à 25 et âge moyen des participants à chaque cycle, NDIT, Montréal, Canada, 2007-2023

Cycle	Date de début ^a (année-mois-jour)	Date de fin ^b (année-mois-jour)	Âge moyen (écart-type) [étendue] (années)
21	2007-03-03	2009-12-02	20,3 (0,7) [18,4-24,4]
22	2010-11-25	2012-07-29	24,0 (0,7) [22,2-26,9]
23	2017-01-30	2020-06-15	30,5 (1,0) [28,2-34,6]
24	2020-12-03	2021-09-17	33,6 (0,6) [32,0-36,4]
25	2022-06-09	2023-03-07	35,2 (0,6) [33,6-38,0]

^a La date de début du cycle correspond à la date à laquelle l'équipe NDIT a reçu le questionnaire du premier participant à avoir complété ce dernier.

^b La date de fin du cycle correspond à la date à laquelle l'équipe NDIT a reçu le questionnaire du dernier participant à avoir complété ce dernier.

4.2 Considérations éthiques

Les parents ou tuteurs et les participants ont donné respectivement leur consentement et leur assentiment avant que l'étude NDIT ne débute en 1999-2000 [42] (voir l'Annexe 1 pour le formulaire de consentement parental). Les participants ont fourni leur consentement pour les cycles de collecte de données après le secondaire (cycles 21 à 25). Par ailleurs, pour chaque cycle après le secondaire, les participants ont reçu une compensation financière de 50 \$ CA (carte-cadeau ou virement électronique) pour couvrir les dépenses liées à leur participation à l'étude.

Ce mémoire correspond à une analyse secondaire de données provenant de l'étude NDIT. Celle-ci a obtenu l'approbation éthique du Comité d'éthique du département de santé publique de Montréal, du Comité d'éthique à la recherche du Centre de recherche du Centre hospitalier de l'Université de Montréal et du Comité d'examen institutionnel de la faculté de médecine de l'Université McGill (voir l'Annexe 2 pour les lettres d'approbation éthique).

4.3 Mesures

Cette section décrit les variables de NDIT utilisées dans nos analyses statistiques. Il est à noter que les seules mesures utilisées pour modéliser les trajectoires développementales correspondent à

la fréquence de consommation de cannabis, au nombre hebdomadaire de minutes d'APMV et au sexe. L'Annexe 3 fournit une description détaillée des variables de NDIT utilisées dans la présente étude, incluant le cycle de collecte des données, les items du questionnaire, les choix de réponses, et le recodage des variables (lorsqu'applicable).

4.3.1 Mesure de la fréquence de consommation de cannabis

Dans les cycles 21 à 25, les participants ont déclaré dans le questionnaire la fréquence (« Je n'ai jamais consommé du cannabis de ma vie » (réponse disponible seulement dans le cycle 25), « Jamais », « Moins d'une fois par mois », « 1 à 3 fois par mois », « 1 à 6 fois par semaine » ou « Tous les jours ») de leur consommation de cannabis à des fins récréatives ou médicinales, au cours des 12 derniers mois. Les cycles 23 et 24 avaient toutefois la particularité suivante : les répondants devaient indiquer la fréquence de leur consommation de cannabis mélangé avec du tabac et celle de leur consommation de cannabis sans tabac. La plus haute des deux fréquences (avec ou sans tabac) est utilisée dans nos analyses. À titre informatif, les diagrammes à bandes illustrant la distribution de la variable sur la fréquence de consommation de cannabis dans les cycles 21 à 25 sont présentés à l'Annexe 4.

Tel qu'expliqué dans le chapitre précédent, la présente analyse se concentre sur l'usage régulier de cannabis, car il s'agit de l'un des prédicteurs les plus forts et les plus cohérents des différents problèmes de santé liés à la consommation de cannabis (p. ex. dépendance au cannabis) [8-10, 153], ce qui est plus préoccupant sur le plan de la santé publique. Bien qu'il n'existe pas de définition unique pour l'usage régulier de cannabis, ce dernier est généralement défini comme une consommation hebdomadaire ou plus fréquente (c.-à-d. au moins une fois par semaine) [5, 49, 139, 149-153]. Nous avons donc créé une variable dichotomique (oui/non) relative à l'usage régulier de cannabis (1 à 7 jours par semaine) pour modéliser les trajectoires. Les fréquences « 1 à 6 fois par semaine » et « Tous les jours » ont été combinées pour former la catégorie « Oui », tandis que les fréquences « Jamais », « Moins d'une fois par mois », « 1 à 3 fois par mois » et « Je n'ai jamais consommé du cannabis de ma vie » (dans le cas du cycle 25) ont été combinées pour former la catégorie « Non ».

4.3.2 Mesure de l'activité physique

Dans les cycles 21 à 25, les informations sur l'activité physique ont été recueillies à l'aide de

questions tirées de la version courte du IPAQ [88], qui possède une fiabilité et une validité faibles à modérées lorsque comparée à des mesures objectives de l'activité physique obtenues par accélérométrie [157, 158]. Les mesures de l'activité physique modérée et celles de l'activité physique vigoureuse sont décrites dans les lignes qui suivent. Ces données servent à créer la variable relative au nombre hebdomadaire de minutes d'APMV utilisée pour modéliser les trajectoires. De plus, une variable relative à l'atteinte des recommandations mondiales en matière d'APMV [19] (qui est utilisée dans les analyses descriptives) est présentée.

4.3.2.1 Activité physique modérée

Les participants ont déclaré le nombre de jours, au cours des sept derniers jours, où ils ont fait de l'activité physique modérée (APM) (p. ex. transporter des objets légers, vélo à vitesse modérée, tennis d'équipe) pendant au moins 10 minutes à la fois. Ils ont également indiqué le nombre habituel de minutes par jour consacrées à l'APM, en ne considérant que les jours où ils ont fait de l'APM. Si le nombre de minutes d'APM par jour dépasse 3 heures ou 180 minutes, la variable est recodée pour que celle-ci soit égale à 180 minutes, tel que recommandé dans les lignes directrices relatives à l'analyse des données du questionnaire IPAQ [88, 159]. Ainsi, au plus 21 heures ou 1260 minutes d'APM par semaine peuvent être rapportées (180 minutes/jour × 7 jours). Cette troncature des données a pour objectif d'éliminer les valeurs irréalistes [158].

4.3.2.2 Activité physique vigoureuse

Les participants ont déclaré le nombre de jours, au cours des sept derniers jours, où ils ont fait de l'activité physique vigoureuse (APV) (p. ex. soulever des objets lourds, creusage, aérobic, vélo rapide) pendant au moins 10 minutes à la fois. Les participants ont aussi indiqué le nombre habituel de minutes par jour consacrées à l'APV, en ne considérant que les jours où ils ont fait de l'APV. Si le nombre de minutes d'APV par jour dépasse 3 heures ou 180 minutes, la variable est recodée pour que celle-ci soit égale à 180 minutes, tel que recommandé dans les lignes directrices relatives à l'analyse des données du questionnaire IPAQ [88, 159]. Ainsi, au plus 21 heures ou 1260 minutes d'APV par semaine peuvent être rapportées (180 minutes/jour × 7 jours).

4.3.2.3 Activité physique modérée à vigoureuse

Les données sur l'APM et celles sur l'APV ont été combinées pour créer la variable relative à l'APMV utilisée dans l'analyse des trajectoires. Il s'agit d'une variable continue représentant le

nombre de minutes d'APMV dans les sept derniers jours. Ce dernier est calculé à partir de l'équation suivante :

$$\begin{aligned} \text{minutes d'APMV/semaine} \\ &= (\text{minutes d'APM/jour} \times \text{nombre de jours d'APM/semaine}) \\ &+ (\text{minutes d'APV/jour} \times \text{nombre de jours d'APV/semaine}) \end{aligned}$$

En raison de la troncature des données susmentionnée, le nombre maximal de minutes d'APMV par semaine est par ailleurs égal à 2520 minutes (1260 minutes d'APM + 1260 minutes d'APV).

4.3.2.4 *Atteinte des recommandations mondiales en matière d'activité physique modérée à vigoureuse*

Dans l'analyse descriptive des participants, les niveaux d'activité physique des participants sont décrits à l'aide d'une variable dichotomique (oui/non) relative à l'atteinte des recommandations mondiales en matière d'APMV (c.-à-d. au moins 150 minutes par semaine d'activité physique d'intensité modérée ou 75 minutes par semaine d'activité physique d'intensité élevée ou une combinaison équivalente d'activité physique modérée et vigoureuse au cours de la semaine) [19].

4.3.3 **Autres mesures**

Les autres variables incluses dans l'analyse descriptive des participants correspondent à l'âge, au sexe (homme/femme), au pays de naissance (Canada/autre), à la langue parlée (français/autre), à l'origine ethnique (Blanc/autre), au plus haut niveau de scolarité atteint (études secondaires terminées; études postsecondaires partielles ou terminées), au chômage (oui/non), au revenu annuel du ménage (< 30 000 \$ CA; 30 000 \$ CA – 99 999 \$ CA; ≥ 100 000 \$ CA) et à la consommation d'alcool sur une base quotidienne ou hebdomadaire (1 à 7 jours par semaine) (oui/non).

4.4 **Analyses statistiques**

4.4.1 **Logiciel d'analyses statistiques**

L'analyse descriptive et l'analyse des trajectoires sont effectuées à partir du logiciel R version 4.1.1 via RStudio version 2023.06.1+524. La fonction *lcmm* du paquet R *lcmm* version 2.0.2 [121, 160, 161] est utilisée pour estimer les trajectoires d'usage régulier de cannabis et d'APMV.

4.4.2 Échantillon analytique

Les personnes retenues dans les analyses correspondent à celles qui, entre le 21^e et le 25^e cycle de NDIT, contribuent à au moins trois cycles de collecte de données (peu importe lesquels) sur la fréquence de consommation de cannabis et sur l'APMV, ce qui est communément considéré comme le nombre minimal de points dans le temps pour estimer correctement des trajectoires développementales [111-113]. Au total, 742 personnes, dont 325 hommes et 417 femmes, possèdent au moins trois mesures répétées sur la fréquence de l'usage de cannabis et sur l'APMV, et sont donc incluses dans les analyses. Il est à noter que l'échantillon analytique ($n = 742$) correspond à 58,6% de l'échantillon ayant participé au premier cycle de collecte de données de NDIT ($n = 1267$). En outre, dans une analyse descriptive, les caractéristiques au début de la période de suivi (cycle 21) des personnes incluses dans l'échantillon analytique et de celles qui en sont exclues sont comparées. Les caractéristiques initiales des hommes et des femmes retenus pour les analyses sont également comparées.

Le tableau 2 présente, par cycle, le nombre de personnes ayant rempli le questionnaire autodéclaré, le pourcentage de rétention des participants (correspondant au rapport entre le nombre de participants à un cycle donné et le nombre de participants au début de la présente étude, c.-à-d. au cycle 21), et le nombre de données manquantes sur la fréquence de consommation de cannabis et sur l'APMV respectivement, pour l'échantillon analytique total et selon le sexe. Le pourcentage de rétention des participants (hommes et femmes inclus) à la fin du suivi (cycle 25) correspond à 86,8% ($n = 644$) des participants au cycle 21 ($n = 742$). Le pourcentage de rétention des participants de sexe masculin au cycle 25 correspond à 83,4% ($n = 271$) des participants de sexe masculin au cycle 21 ($n = 325$), tandis que le pourcentage de rétention des participants de sexe féminin au cycle 25 correspond à 89,4% ($n = 373$) des participants de sexe féminin au cycle 21 ($n = 417$).

Tableau 2. Nombre de personnes ayant rempli le questionnaire autodéclaré, pourcentage de rétention des participants^a et nombre de données manquantes sur la fréquence de consommation de cannabis et sur l'APMV, par cycle, pour l'échantillon analytique^b total et selon le sexe, NDIT, Montréal, Canada, 2007-2023

		Cycle				
		21	22	23	24	25
Échantillon total	n (pourcentage de rétention)	742 (100)	713 (96,1)	714 (96,2)	651 (87,7)	644 (86,8)
	Nombre de données manquantes					
	Durée hebdomadaire d'APMV	21	20	18	0	20
	Fréquence d'utilisation du cannabis	2	0	13	4	0
Hommes	n (pourcentage de rétention)	325 (100)	314 (96,6)	309 (95,1)	274 (84,3)	271 (83,4)
	Nombre de données manquantes					
	Durée hebdomadaire d'APMV	6	10	9	0	8
	Fréquence d'utilisation du cannabis	1	0	7	0	0
Femmes	n (pourcentage de rétention)	417 (100)	399 (95,7)	405 (97,1)	377 (90,4)	373 (89,4)
	Nombre de données manquantes					
	Durée hebdomadaire d'APMV	15	10	9	0	12
	Fréquence d'utilisation du cannabis	1	0	6	4	0

APMV : activité physique modérée à vigoureuse; n : nombre de personnes ayant rempli le questionnaire autodéclaré

^a Le pourcentage de rétention des participants correspond au rapport entre le nombre de participants à un cycle donné et le nombre de participants au début de la présente étude (cycle 21).

^b L'échantillon analytique composé de 742 personnes, dont 325 hommes et 417 femmes, inclut les personnes qui, entre les cycles 21 et 25 de NDIT, contribuent à au moins trois cycles de collecte de données (peu importe lesquels) sur la fréquence de consommation de cannabis et sur l'APMV.

4.4.3 Modélisation des trajectoires fondée sur le groupement

Les trajectoires d'usage régulier de cannabis et d'APMV (estimées séparément pour les hommes et pour les femmes) sont identifiées à l'aide de la méthode fondée sur le groupement [40, 41], qui permet de mettre en évidence des sous-groupes d'individus suivant approximativement la même trajectoire d'un comportement. Dans les prochaines lignes, l'échelle de mesure du temps utilisée pour estimer les trajectoires est d'abord spécifiée, puis la distribution des deux variables étudiées est décrite. Par la suite, l'étape cruciale que constitue la spécification des valeurs initiales pour l'estimation des paramètres d'un modèle de mélange selon la méthode du maximum de vraisemblance est expliquée. Ensuite, les formes fonctionnelles des équations décrivant les trajectoires sont spécifiées, et le processus de sélection du modèle optimal pour l'usage régulier de

cannabis et pour la pratique d'APMV respectivement est décrit. La démarche suivie pour analyser la relation entre les trajectoires des deux phénomènes est par la suite détaillée. Enfin, l'analyse de sensibilité, dans laquelle des modèles de mélange de croissance sont utilisés, est présentée. Il est par ailleurs à noter que les différents éléments intégrés dans cette section sont inspirés de la check-list GRoLTS (Guidelines for Reporting on Latent Trajectory Studies) [120], qui propose des lignes directrices pour rapporter les résultats issus de modèles fondés sur le groupement ou de modèles de mélange de croissance (voir l'Annexe 5 pour le contenu de la check-list GRoLTS).

4.4.3.1 Métrique du temps

Le temps moyen écoulé (en années) depuis le cycle 21 sert de métrique du temps pour estimer les trajectoires, ce qui permet de tenir compte des intervalles de temps irréguliers entre les vagues de collecte de données [120]. Ainsi, pour les cinq points de collecte de données, les temps correspondants sont respectivement 0, 4, 11, 14 et 15 ans écoulés depuis le cycle 21. Il est à noter que, pour éviter de rencontrer des problèmes de convergence lors de l'estimation des modèles de trajectoires, le temps est centré autour de 0 et rééchelonné sur un intervalle compris entre -2 et 2, tel que recommandé par Bobby Jones, un des développeurs de la procédure SAS *Proc Traj* destinée à la modélisation de trajectoires fondée sur le groupement [162, 163]. De plus, afin de faciliter l'interprétation de l'axe du temps sur les graphiques des trajectoires, le temps est converti en âge médian des participants à chaque cycle, c'est-à-dire 20,3 ans (cycle 21), 24,1 ans (cycle 22), 30,3 ans (cycle 23), 33,6 ans (cycle 24) et 35,3 ans (cycle 25).

4.4.3.2 Distribution des variables sur l'usage régulier de cannabis et sur l'APMV

La méthode fondée sur le groupement nécessite de déterminer la distribution suivie par la variable sur l'usage régulier de cannabis et celle de la variable sur l'APMV, car les détails techniques des modèles utilisés pour estimer les trajectoires dépendent de celles-ci [40, 124]. La variable sur l'usage régulier de cannabis étant dichotomique, il est considéré qu'elle suit une distribution binomiale (voir l'Annexe 6 pour les diagrammes à bandes illustrant la distribution de la variable sur l'usage régulier de cannabis dans les cycles 21 à 25). Le modèle probit dans la fonction *lcmm* du paquet R *lcmm* version 2.0.2 [121, 161] convient aux données dichotomiques, et est donc utilisé pour identifier les groupes de trajectoires d'usage régulier de cannabis.

En ce qui concerne la variable relative au nombre hebdomadaire de minutes d'APMV, la distribution de cette dernière est continue, et présente une asymétrie marquée (voir l'Annexe 7 pour les histogrammes illustrant la distribution de la variable sur l'APMV dans les cycles 21 à 25). Il est à noter que, bien que la variable sur l'APMV soit bornée, peu d'observations ont une valeur correspondant au nombre maximum de minutes par semaine fixé à 2520. En effet, les données se concentrent plutôt à des niveaux d'APMV compris entre 0 et 250 min/semaine environ. En outre, afin de tenir compte de la non-normalité de la distribution des niveaux d'APMV, une transformation normalisatrice permettant de normaliser des distributions de données qui s'éloignent beaucoup de la distribution normale est utilisée [164]. Plus précisément, il s'agit de la transformation I-splines quadratiques du paquet R *lcmm* version 2.0.2 [121, 161, 165]. Les splines correspondent à des fonctions polynomiales par morceaux flexibles qui se rejoignent à des points appelés nœuds [166]. Le choix du nombre et de la localisation des nœuds des fonctions I-splines quadratiques utilisées pour la transformation est effectué en faisant varier le nombre (de 3 jusqu'à 5) et la position (nœuds équidistants, nœuds positionnés à des quantiles de la distribution de la variable sur l'APMV ou nœuds positionnés manuellement en fonction de la distribution de la variable sur l'APMV) des nœuds dans un modèle contenant un seul groupe [167-169]. La combinaison optimale de nœuds est déterminée en identifiant le modèle, parmi ceux estimés, qui minimise la valeur du critère d'information bayésien de Schwartz (ci-après BIC) [170].

4.4.3.3 Valeurs initiales des paramètres du modèle

Tel qu'expliqué dans le chapitre 2, la méthode fondée sur le groupement repose sur l'élaboration d'un modèle de mélange fini qui suppose que la population est constituée d'un mélange d'un nombre fini de groupes non observés [40]. Puisque les paramètres du modèle sont estimés selon la méthode du maximum de vraisemblance [40], il est particulièrement important de s'assurer que le modèle converge vers le maximum global du logarithme de la fonction de vraisemblance, et non vers un maximum local [115, 120]. En effet, la fonction de log-vraisemblance peut comporter plusieurs maximums, et la découverte du vrai maximum (maximum global) dépend souvent des valeurs initiales des paramètres utilisées pour amorcer la recherche itérative du maximum global [115, 120, 121]. En outre, un modèle estimé sur la base d'un maximum local – au lieu du maximum global recherché –, peut être substantiellement différent de la véritable solution du maximum de vraisemblance [115, 120].

Étant donné que les modèles de mélange en général sont particulièrement vulnérables au risque de convergence vers un maximum local, il est fortement recommandé d’explorer exhaustivement l’espace des paramètres en utilisant plusieurs ensembles différents de valeurs initiales, ce qui permet d’éviter de localiser un maximum local [115, 120, 121]. Selon la check-list GRoLTS, le modèle devrait être estimé à partir d’au moins 50 à 100 ensembles – distincts et suffisamment variés – de valeurs initiales [115, 120]. Dans la présente analyse, 100 ensembles de valeurs initiales générées aléatoirement (à l’aide de la fonction *gridsearch* du paquet R *lcmm* version 2.0.2 [121, 161]) sont utilisés pour chaque modèle de mélange fini estimé.

4.4.3.4 *Formes fonctionnelles pour les équations des trajectoires*

Le modèle fondé sur le groupement (tout comme les modèles de courbes de croissance conventionnels) utilise communément des fonctions polynomiales pour définir les formes des trajectoires [40, 120]. Les auteurs de la check-list GRoLTS recommandent cependant de comparer différentes formes fonctionnelles pour les équations des trajectoires, afin de sélectionner celle qui optimise l’ajustement du modèle aux données [120]. Ainsi, pour chacun des deux comportements étudiés (usage régulier de cannabis et pratique d’APMV), les formes des trajectoires sont spécifiées de deux manières différentes à des fins de comparaison : 1) en utilisant des polynômes (de degré 0, 1, 2 ou 3); 2) en utilisant des splines cubiques naturelles avec un nœud placé à chacun des cinq temps de collecte de données (0, 4, 11, 14 et 15 ans écoulés depuis le cycle 21). Les splines cubiques naturelles correspondent à des fonctions cubiques par morceaux qui sont contraintes à être linéaires avant le premier nœud et après le dernier nœud [166, 169].

4.4.3.5 *Sélection du modèle*

Cette section décrit les étapes menant à la sélection du modèle final pour chacun des deux phénomènes étudiés (usage régulier de cannabis et pratique d’APMV). D’abord, le nombre optimal de groupes est déterminé lorsque les formes des trajectoires sont définies par des polynômes. Ensuite, dans une analyse distincte où les formes des trajectoires sont définies par des splines cubiques naturelles, le nombre optimal de groupes est établi. Enfin, le modèle final est sélectionné en choisissant, parmi les deux modèles optimaux identifiés (modèle basé sur des polynômes et modèle basé sur des splines cubiques naturelles), le modèle qui minimise la valeur du BIC [170].

Afin de déterminer le nombre optimal de groupes à inclure dans le modèle (modèle basé sur des polynômes ou modèle basé sur des splines cubiques naturelles), une statistique construite à partir du BIC, le facteur de Bayes, est utilisée. Le logarithme du facteur de Bayes est approximé à partir de la formule suivante :

$$2\ln(\text{FB}) \approx 2(\Delta\text{BIC})$$

où FB est le facteur de Bayes et ΔBIC est égal à la valeur du BIC d'un modèle plus complexe (p. ex. modèle à trois groupes) moins la valeur du BIC d'un modèle plus simple (p. ex. modèle à deux groupes) [40, 162]. La démarche consiste à estimer successivement des modèles contenant un nombre croissant de groupes – en débutant par un seul groupe [120] –, tant que le logarithme du facteur de Bayes comparant deux modèles consécutifs (p. ex. un modèle à deux groupes et un modèle à trois groupes) est supérieur à 10, et que la taille de chaque groupe correspond à au moins 5% de l'échantillon [40, 122, 162]. En effet, une valeur supérieure à 10 pour le logarithme du facteur de Bayes indique que la preuve en faveur du modèle plus complexe est très forte [162]. Néanmoins, afin d'obtenir un portrait plus complet des variations dans le logarithme du facteur de Bayes selon le nombre de groupes, des modèles contenant un à huit groupes sont estimés. Le modèle contenant un groupe est par ailleurs inclus parmi les choix pour tenir compte de la possibilité qu'un modèle présumant l'absence de sous-groupes soit en fait le plus approprié pour les données [120]. Ultiment, ce processus de sélection de modèle vise à trouver un juste équilibre entre, d'une part, l'exhaustivité de l'identification des patrons d'évolution distinctifs dans les données et, d'autre part, la parcimonie du modèle [40]. Il est à noter qu'à ce stade, la trajectoire moyenne de chaque groupe dans le modèle basé sur des polynômes est définie par une équation cubique [40].

Dans un deuxième temps, la forme de la trajectoire moyenne de chaque groupe dans le modèle optimal basé sur des polynômes est déterminée en raffinant les équations polynomiales [40, 122]. Le degré du polynôme correspondant à la trajectoire de chaque groupe est établi en retirant de l'équation les termes d'ordres supérieurs qui ne sont pas statistiquement significatifs à un seuil de 5%. Pour ce qui est du modèle optimal basé sur des splines cubiques naturelles, l'équation définissant la forme de chaque trajectoire est simplifiée en éliminant les fonctions de base² dont le

² Une spline est une combinaison linéaire de fonctions de base, et un coefficient est associé à chaque fonction de base [166].

coefficient estimé n'est pas statistiquement significatif à un seuil de 5%. Ce choix méthodologique a été validé auprès de Cécile Proust-Lima, chercheuse-biostatisticienne et développeuse du paquet R *lcmm* [121].

Par ailleurs, au regard de l'influence de la taille d'échantillon sur l'identification des groupes de trajectoires dans un modèle fondé sur le groupement, Sampson et collab. [171] et D'Unger et collab. [172] ont observé qu'au-delà d'un seuil minimal de 300 à 500 individus, le nombre de groupes optimal ne varie pas en fonction de la taille d'échantillon, ce qui suggère une stabilisation des résultats [40]. Tel que mentionné à la section 4.4.2, la taille d'échantillon pour l'analyse des trajectoires des hommes est de 325 personnes, tandis que la taille d'échantillon pour l'analyse des trajectoires des femmes est de 417 personnes, ce qui correspond à des valeurs supérieures au seuil minimal (300 à 500 personnes).

La prochaine sous-section décrit les indicateurs utilisés pour évaluer la qualité de l'ajustement de chacun des deux modèles retenus (modèle basé sur des polynômes et modèle basé sur des splines cubiques naturelles). Tel que mentionné précédemment, le modèle final correspond au modèle, parmi les deux modèles retenus, qui minimise le BIC.

4.4.3.5.1 Mesures de l'adéquation du modèle

Les estimateurs des coefficients du modèle permettent de calculer un ensemble de probabilités – les probabilités postérieures d'appartenance à chaque groupe de trajectoires – qui servent notamment à évaluer l'adéquation du modèle [40, 122]. La probabilité postérieure d'appartenance à un groupe mesure la probabilité qu'un individu appartienne à un groupe de trajectoires spécifique, étant donné son comportement mesuré à chaque période de collecte de données [40]. En outre, chaque individu est assigné au groupe dans lequel sa probabilité postérieure est maximisée [40]. Si, pour chaque groupe, la moyenne des probabilités postérieures est d'au moins 70%, le modèle peut être considéré comme bien ajusté aux données [40, 122].

Deux autres critères sont également utilisés pour évaluer l'adéquation du modèle. Le premier correspond une statistique sommaire, nommée entropie relative, qui mesure le degré d'exactitude de la classification des participants dans les groupes de trajectoires sur la base des probabilités postérieures [100, 173]. L'entropie relative peut prendre des valeurs allant de 0 à 1, et plus sa valeur est proche de 1, moins la classification est incertaine. Certains auteurs considèrent qu'une entropie

relative supérieure ou égale à 0,80 indique qu'il y a peu d'incertitude au regard de la classification [122, 173-176], et ce seuil minimal est utilisé dans la présente étude. Le second critère (appelé *mismatch* en anglais) mesure, pour chaque groupe, l'écart entre l'estimation de la proportion de la population qui appartient au groupe et la proportion de l'échantillon assignée au groupe sur la base de la règle de probabilité postérieure maximale [40, 122, 173]. Moins l'affectation aux groupes est erronée, meilleure est la correspondance entre ces deux probabilités. Ainsi, une différence proche de zéro (pour chaque groupe) laisse supposer que le modèle est adéquat. Les différentes mesures de l'adéquation du modèle sont obtenues à partir de la fonction *summarytable* du paquet R *lcmm* version 2.0.2 [161], et de la fonction *LCTMtoolkit* du paquet R *LCTMtools* version 0.1.2 [177].

4.4.3.6 Analyse de la relation entre les trajectoires d'usage régulier de cannabis et d'APMV

Les étapes précédentes permettent, d'une part, de déterminer la forme de la trajectoire suivie par chacun des sous-groupes pour l'usage régulier de cannabis et pour la pratique d'APMV respectivement et, d'autre part, d'estimer la proportion de la population appartenant à chaque sous-groupe [40]. À présent, les associations entre les trajectoires d'APMV et d'usage régulier de cannabis sont analysées en estimant des probabilités conditionnelles reliant les groupes de trajectoires des deux comportements [40, 100, 124, 125]. Plus précisément, les deux ensembles suivants de probabilités conditionnelles sont estimés : 1) la probabilité d'appartenir à chacun des groupes de trajectoires d'APMV, conditionnellement à l'appartenance à un groupe donné de trajectoires d'usage régulier de cannabis; 2) la probabilité d'appartenir à chacun des groupes de trajectoires d'usage régulier de cannabis, conditionnellement à l'appartenance à un groupe donné de trajectoires d'APMV [40, 124]. En complément, des probabilités conjointes – c.-à-d. la probabilité conjointe d'appartenir à la fois à un groupe spécifique de trajectoires d'APMV et à un groupe spécifique de trajectoires d'usage régulier de cannabis – sont estimées. Il est à noter que nous n'avons pas utilisé les probabilités conjointes pour mesurer les associations entre les trajectoires – ces dernières nous servent uniquement à des fins descriptives [40, 124].

La méthode utilisée pour calculer les probabilités conditionnelles et conjointes consiste à estimer séparément les modèles de trajectoires pour l'usage régulier de cannabis et pour l'APMV, puis à classer les individus dans les groupes de trajectoires des deux comportements, sur la base de la règle de probabilité postérieure maximale [40]. Les différentes probabilités conjointes et conditionnelles peuvent ensuite être calculées à partir d'un tableau croisé mettant en relation les

effectifs des groupes de trajectoires des deux comportements [40]. Les probabilités conditionnelles sont estimées en utilisant la formule suivante :

$$P(A|B) = \frac{P(A \cap B)}{P(B)}$$

où $P(A|B)$ est la probabilité que l'évènement A (p. ex. appartenir à une trajectoire décroissante d'APMV) se produise, sachant que l'évènement B (p. ex. appartenir à une trajectoire croissante d'usage régulier de cannabis) s'est réalisé; $P(A \cap B)$ est la probabilité que les évènements A et B se réalisent (probabilité conjointe de A et B); et $P(B)$ est la probabilité que l'évènement B se produise [40].

Par ailleurs, le modèle à trajectoire conjointe présenté dans le chapitre 2 correspond à une approche distincte de celle employée dans cette analyse pour calculer les probabilités conjointes et conditionnelles. En effet, le modèle conjoint permet pour sa part d'estimer conjointement les trajectoires de deux phénomènes pour produire notamment les probabilités conjointes et conditionnelles décrites précédemment (pour un exposé détaillé du modèle à trajectoire conjointe, voir [124]). Il est à noter que, au moment de la rédaction de ce mémoire, le paquet R *lcmm* version 2.0.2 ne contient pas de fonction permettant d'estimer des probabilités conjointes et conditionnelles en modélisant conjointement les trajectoires de deux séries de mesures répétées [161].

4.4.4 Analyse de sensibilité : modèles de mélange de croissance

À des fins de comparaison, les groupes de trajectoires sont également identifiés en utilisant des modèles de mélange de croissance qui, eux, incluent des effets aléatoires [40, 100, 114, 116, 122]. Plus précisément, des modèles de mélange de croissance incluant, dans chaque groupe, une ordonnée à l'origine aléatoire (dont la variance peut différer d'un groupe à l'autre) sont estimés [121]. Il est à noter que les sections 4.4.3.1 à 4.4.3.5 relatives à la métrique du temps, à la distribution des variables, aux valeurs initiales des paramètres, aux formes fonctionnelles des équations définissant les trajectoires, et au processus de sélection de modèle s'appliquent tout autant aux modèles de mélange de croissance. En outre, cette analyse de sensibilité permet de comparer, en termes de nombre et de formes, les trajectoires obtenues avec les modèles fondés sur le groupement et les modèles de mélange de croissance. La fonction *lcmm* du paquet R *lcmm* version 2.0.2 [121] est par ailleurs employée pour estimer les modèles de mélange de croissance.

Chapitre 5 – Résultats

5.1 Présentation du manuscrit

Les principaux résultats du mémoire sont présentés sous la forme d'un manuscrit intitulé *Co-occurrence of regular cannabis use and physical activity in young adulthood: a group-based trajectory analysis*. Ce dernier est en préparation en vue de sa soumission à la revue *Psychology of Addictive Behavior*. En tant que première auteure, j'ai joué un rôle central dans tous les aspects de la réalisation du manuscrit. Plus précisément, j'ai notamment réalisé la revue de littérature, conçu les plans d'analyses statistiques, effectué l'ensemble des analyses statistiques, et interprété les résultats. J'ai également rédigé le manuscrit dans son intégralité. Marie-Pierre Sylvestre et Jennifer O'Loughlin ont supervisé chaque étape de la préparation du manuscrit et ont révisé ce dernier.

5.2 Manuscrit

Title: Co-occurrence of regular cannabis use and physical activity in young adulthood: a group-based trajectory analysis

Authors: Tshala Tina Kabanemi¹, Jennifer O’Loughlin^{1,2}, Marie-Pierre Sylvestre^{1,2}

Author affiliations: ¹Department of Social and Preventive Medicine, University of Montréal, Montréal, Québec, Canada; ²Centre de recherche du Centre hospitalier de l’Université de Montréal (CRCHUM), Montréal, Québec, Canada

Corresponding author: Marie-Pierre Sylvestre, CRCHUM, 850 Saint-Denis (S03-458), Montréal, Québec, Canada, H2X 0A9. Tel: 514-890-8000, extension 31473; Fax: 514-412-7953; E-mail: marie-pierre.sylvestre@umontreal.ca

ABSTRACT

Background: Most studies investigating the association between cannabis use and physical activity are cross-sectional and they report contradictory results. We investigated how cannabis use and physical activity co-occur over time among young adults to better understand their relationship and inform research and public health.

Objectives: Describe 1) sex-specific trajectories of moderate-to-vigorous physical activity (MVPA) and regular (1-7 days/week) cannabis use (RCU) from age 20 to 35 and 2) associations between the trajectories of these two behaviors.

Methods: A total of 742 participants from the five most recent cycles of the 24-year Nicotine Dependence in Teens study provided MVPA and RCU data. Mean age at each cycle was 20.3, 24.0, 30.5, 33.6 and 35.2 years. Group-based trajectory modeling was used to identify distinct trajectories of MVPA and RCU. Conditional probabilities linking trajectories across behaviors were estimated to describe associations between MVPA and RCU trajectories.

Results: The four MVPA trajectories and the two RCU trajectories identified were similar across sexes. Conditional probabilities suggested an association between the increasing MVPA trajectory and the trajectory of persistent RCU, more so among men than among women.

Conclusion: Distinctive trajectories of MVPA and RCU exist in young adulthood. Individuals, and particularly men, with increasing MVPA levels from age 20 to 35 have an increased probability of RCU over the same age range.

Keywords: physical activity, cannabis use, group-based trajectory modeling, growth mixture modeling, longitudinal study

ABBREVIATIONS

APP:	Average posterior probability
BIC:	Bayesian Information Criterion
COVID-19:	Coronavirus disease 2019
GBTM:	Group-based trajectory modeling
GMM:	Growth mixture modeling
GRoLTS:	Guidelines for Reporting on Latent Trajectory Studies
IPAQ-SF:	International Physical Activity Questionnaire – Short Form
ML:	Maximum likelihood
MPA:	Moderate physical activity
MVPA:	Moderate-to-vigorous physical activity
NDIT:	Nicotine Dependence in Teens
PA:	Physical activity
RCU:	Regular cannabis use
VPA:	Vigorous physical activity

INTRODUCTION

Cannabis is by far the most commonly used illicit drug worldwide [1, 2]. Surveys conducted in Quebec and Canada show that the prevalence and social acceptability of cannabis use have risen since the drug was legalized in 2018 [1, 3-5]. These trends are of considerable public health concern because a growing literature indicates that cannabis use can contribute to mental and physical health problems such as cannabis dependence, anxiety, depression and lung problems when cannabis is smoked (e.g., bronchitis, cough and mucus production) [6-12].

Few studies have investigated the relationship between cannabis use and physical activity (PA), which plays a crucial role in the prevention and treatment of chronic diseases, including diabetes, cancer and heart disease [13-17]. Physical inactivity ranks fourth among the most important risk factors for global mortality and it imposes a substantial economic burden on health care systems across the world [14, 18-20]. Although some studies suggest that cannabis use and PA may be related [21-29], it remains unclear whether one behavior (e.g., cannabis use) may increase or decrease the likelihood of the other behavior (e.g., PA). Some studies suggest that cannabis use may reduce exercise capacity because of diminished pulmonary function (when cannabis is smoked), and sports performance because of motor control impairment [21, 23, 27, 30-32]. Other studies suggest that cannabis use may decrease exercise-induced pain and inflammation, improve recovery from exercise and increase PA enjoyment [23, 24, 30, 31, 33-36]. Understanding the association between cannabis use and PA may be useful in targeting prevention of cannabis use-related problems and PA promotion, and in helping individuals make well-informed decisions about their own cannabis consumption.

To our knowledge, the association between cannabis use and PA in young adults has been investigated in only six cross-sectional [21-26] and three longitudinal studies [27-29], with positive [23, 24, 27, 28], negative [21, 22, 25, 28, 29] and null [26, 27, 29] associations reported. Among the three longitudinal studies, one conducted in a nationally representative sample of 11,741 Americans found that the mean trajectory of participation in sports, athletics or exercising was weakly negatively correlated with the mean trajectory of cannabis use [29]. Henchoz et al. [28] found that in a nationally representative sample of 4,748 young Swiss men, sport and exercise was moderately associated with a lower prevalence of at-risk cannabis use (i.e., ≥ 2 times per week). However, a protective effect was not observed for PA unrelated to sport and exercise (e.g.,

occupational physical activity), which appeared to be moderately positively associated with at-risk cannabis use [28]. French et al. [27] reported mixed findings using data from the two latest waves of the National Longitudinal Study of Adolescents to Adult Health, indicating that there may be either a moderate positive or null association between PA and cannabis use in young and middle-aged adults.

Studying the concurrent evolution of the two behaviors could provide new insights in terms of formulating hypotheses on the mechanisms underpinning the relationship between PA and cannabis use. Most longitudinal studies include only two data collection periods [27, 28], which provides a limited portrait of the developmental course of PA and cannabis use. In one longitudinal study that incorporated five assessments [29], the longitudinal course of PA and cannabis use was summarized using mean trajectories, which may have masked heterogeneity in patterns of change [37]. Moreover, the association between PA and cannabis use is generally represented by a single summary statistic (i.e., correlation or odds ratio) which could obscure differences in the magnitude of the association across heterogeneous subpopulations [27-29, 37]. Also, PA levels and cannabis use are often assessed using unvalidated questionnaires that may be subject to measurement error [27-29, 38]. Finally, even though some studies suggest sex differences in PA [39] and cannabis use [40] trajectories, as well as in their relationship [41], few sex-specific analyses have been performed.

In light of these gaps, this study aimed to expand current understanding of the longitudinal co-occurrence of PA and cannabis use in adulthood by describing: 1) sex-specific trajectories of moderate-to-vigorous physical activity (MVPA) and regular (1-7 times per week) [5, 9-11, 42, 43] cannabis use (RCU) from age 20 to 35; and 2) associations between the trajectories of these two behaviors. Our study focused on RCU because this pattern of use sustained over several months or years is one of the strongest predictors of cannabis use-related problems (e.g., cannabis addiction) and may, therefore, be deemed more concerning from a public health standpoint [6-9].

METHODS

Data used in the current longitudinal analysis were drawn from an ongoing (since 1999-2000) Montreal-based (Canada) longitudinal study called Nicotine Dependence in Teens (NDIT), which investigates the natural course and determinants of cigarette smoking and nicotine dependence in

adolescence and early adulthood [44]. Relevant to the current study, data were collected using self-report questionnaires in cycle 21 (2007-2009; mean (standard deviation) age [age range] = 20.3 (0.7) [18.4-24.4] years), cycle 22 (2010-2012; 24.0 (0.7) [22.2-26.9] years), cycle 23 (2017-2020; 30.5 (1.0) [28.2-34.6] years), cycle 24 (2020-2021; 33.6 (0.6) [32.0-36.4] years) and cycle 25 (2022-2023; 35.2 (0.6) [33.6-38.0] years). Trajectory analyses were restricted to participants who had accumulated, between cycles 21 and 25, at least three repeated measures of cannabis use and PA [45, 46] (n = 742).

NDIT obtained ethics approval from the Montreal Department of Public Health Ethics Review Committee, the McGill University Faculty of Medicine Institutional Review Board, the Ethics Research Committee of the Centre de Recherche du Centre Hospitalier de l'Université de Montréal and the University of Toronto.

Measures

RCU

In cycles 21-25, participants reported past-year frequency (i.e., never, less than once a month, 1-3 times/month, 1-6 times/week, daily) of cannabis use for recreational or medicinal purposes. In cycles 23 and 24, however, participants reported past-year frequency of using cannabis with and without tobacco, respectively, and only the highest reported frequency was used in the current study. A dichotomous variable (yes/no) indicating whether each participant was a regular (1-6 times/week or daily) cannabis user was created for trajectory analyses. Although the scientific literature lacks an unequivocal definition of RCU, this pattern of use is generally defined as weekly or more frequent cannabis use (i.e., at least once a week) [5, 9-11, 42, 43, 47].

MVPA

In cycles 21-25, MVPA data were collected using the International Physical Activity Questionnaire – Short Form (IPAQ-SF), a widely used questionnaire for PA assessment that has been validated in several studies [48-51]. Participants reported the number of days during the past 7 days on which they did, respectively, moderate PA (MPA) and vigorous PA (VPA). The average duration of PA per day (in minutes) was also reported for both types of PA. The recommended truncation of IPAQ-SF data was performed to eliminate unrealistic PA levels (i.e., average daily PA durations > 180 minutes were re-coded to be equal to 180 minutes) [51-53]. A continuous

variable representing the total number of minutes of MVPA per week was created for trajectory modeling using the following formula: number of MVPA minutes/week = number of MPA minutes/day × number of days of MPA/week + number of VPA minutes/day × number of days of VPA/week.

Statistical analyses

1. Descriptive analysis

Baseline (i.e., cycle 21) characteristics of the 742 participants retained for analysis were compared to those of the 138 excluded participants (i.e., participants who had contributed cannabis use and PA data in < 3 data collection cycles). Table S1 in the Supplementary Material reports baseline characteristics of men and women included in the analytical sample.

2. Trajectory modeling

Group-based trajectory modeling (GBTM) [37, 54, 55], a method designed to identify groups of individuals with similar developmental trajectories over time, was used to model trajectories of MVPA and RCU. In the next sections, key components – according to the Guidelines for Reporting on Latent Trajectory Studies (GRoLTS) [59] – of the statistical methodology used to model trajectories are briefly presented. The strategy used to describe the linkage between MVPA and RCU trajectories is also presented, as well as the sensitivity analysis involving growth mixture modeling (GMM), an extension of GBTM [37, 55, 57, 58]. All statistical analyses were conducted using R software version 4.1.1 via RStudio version 2023.06.1+524. Both GBTM and GMM were performed for men (n = 325) and women (n = 417) separately using the *lcmm* function of the *lcmm* package version 2.0.2 [60-62].

2.1 Metric of time

To account for the irregular spacing between the five time points (i.e., cycles 21-25), MVPA and RCU trajectories were defined in terms of mean elapsed time (in years) following cycle 21 (i.e., 0, 4, 11, 14 and 15 years elapsed from the 21st data collection cycle). However, for computational reasons, time was centered around 0 and rescaled from -2 to 2 to estimate trajectories [37, 63]. To facilitate interpretation, the time axis in trajectory plots corresponds to the median age of participants in each cycle (i.e., 20.3, 24.1, 30.3, 33.6 and 35.3 years).

2.2 Distribution of the variables

RCU trajectories were estimated using the cumulative probit model implemented in the *lcmm* function of the *lcmm* R package [61, 62] to model binary variables. The distribution of the continuous MVPA data was highly skewed, with most self-reported average weekly MVPA durations ranging from approximately 0 to 250 minutes/week. To account for this non-normal distribution, a normalizing transformation (i.e., a quadratic I-splines transformation with a combination of knots selected based on the Bayesian Information Criterion (BIC) [64]) implemented in the *lcmm* function of the *lcmm* R package [61, 62] was used to estimate MVPA trajectories [65-68].

2.3 Starting values for the model parameters

Mixture models (such as GBTM and GMM) estimated using maximum likelihood (ML) are likely to locate local maxima instead of the true ML solution, when iteratively searching the likelihood surface [59, 62, 69]. To thoroughly explore the parameter space and avoid converging to local maxima of the ML distribution, 100 sets of starting values for parameters [59, 69] were randomly generated (using the *gridsearch* function of the *lcmm* R package [61, 62]) for each model estimated.

2.4 Model selection and adequacy assessment

First, the appropriate number of trajectory groups was determined while the shapes of the trajectories were defined by polynomial functions. Second, in a separate analysis, a more flexible form of growth function was specified (i.e., natural cubic splines with a total of five knots, one placed at each time point) for comparison purposes and the correct number of trajectory groups was inferred [59, 67, 70]. The final model was then selected from among the two preferred models (i.e., the polynomial-based model vs the natural-cubic-splines-based model), according to the BIC.

The optimal number of groups to include in either the polynomial-based model or the natural-cubic-splines-based model was determined by estimating models with an increasing number of groups as long as 1) the logarithm of the Bayes factor (approximated using the BIC) comparing two successive models was > 10 and 2) each group included $\geq 5\%$ of the sample [37, 71, 72]. At this stage, all trajectories were cubic in the polynomial-based model [37].

In the second stage of model selection, higher order terms that were not statistically significant at 5% were removed from the optimal polynomial-based model [37, 72]. The optimal natural-cubic-splines-based model was simplified by removing basis functions that were not statistically significant at 5%. Three criteria were used to assess adequacy of the two optimal models identified: 1) average posterior probability (APP) (i.e., ≥ 0.70 for all groups), 2) relative entropy (i.e., ≥ 0.80) and 3) mismatch (i.e., close to 0 for all groups) [37, 72-75].

2.5 Relationship between MVPA and RCU trajectories

The linkage between MVPA and RCU trajectories was analyzed by estimating probabilities connecting membership in trajectory groups across behaviors [37, 55, 76]. Specifically, two sets of conditional probabilities were estimated: 1) the probability of membership in each of the MVPA trajectory groups, conditional on membership in a given RCU trajectory group, and 2) the probability of membership in each of the RCU trajectory groups, conditional on membership in a given MVPA trajectory group. These probabilities can provide a far more nuanced and detailed description of the longitudinal co-occurrence of two behaviors, compared with using a single summary statistic (e.g., correlation or odds ratio) that measures the association between two series of repeated measures [37, 55, 76]. In addition, we estimated the joint probability of membership in a specific MVPA trajectory group and a specific RCU trajectory group for descriptive purposes.

Conditional and joint probabilities were estimated by 1) modeling trajectories of MVPA and RCU separately, 2) placing individuals into the trajectory groups for MVPA and RCU to which they most likely belong (i.e., posterior-probability-based classifications) and 3) cross-tabulating group membership counts to compute the aforementioned probabilities [37].

2.6 Sensitivity analysis

For comparison purposes, trajectory modeling was also performed using GMM, which allows for the inclusion of random effects in each trajectory group [37, 55, 57, 58, 72]. Specifically, each model fitted (with the same modeling strategy as described above) included a group-specific random intercept, the variance of which was allowed to vary across groups [62]. Results from GMM (i.e., number and shapes of trajectories) were compared with those obtained with GBTM.

RESULTS

Table 1 compares baseline (i.e., cycle 21) characteristics of participants retained (n = 742) and not retained (n = 138) for analysis and reports the percentage of participants with missing data for each of the variables. Compared with the excluded sample, higher proportions of the analytic sample were female (56.2% vs. 42.8%), pursued their education past high school (74.2% vs. 58.0%), had an annual household income \geq 100 000 \$ CA (25.7% vs. 19.4%), consumed alcohol weekly or daily (38.3% vs. 29.0%) and met the World Health Organization's PA guidelines [13] (47.3% vs. 40.6%). Also, participants retained reported more minutes per week engaging in MVPA (median (interquartile range) 130 (0-360) minutes/week vs. 90 (0-295) minutes/week). The percentage of missing data was $<$ 3% across all variables, except for annual household income (21.8% among participants retained and 25.4% among participants not retained).

Table 1. Baseline (i.e., cycle 21) characteristics of participants retained and not retained for analysis, Nicotine Dependence in Teens (NDIT) study, Montreal, Canada, 2007-2023

Characteristics	Retained (n = 742)	Not retained ^a (n = 138)
Age (years), mean (SD)	20.3 (0.7)	20.9 (0.9)
Missing, %	0	0
Female, %	56.2	42.8
Missing, %	0	0
Born in Canada, %	93.9	90.6
Missing, %	0	0
French-speaking, %	30.5	33.3
Missing, %	0	0
White, %	78.7	79.7
Missing, %	0.3	0.7
Highest educational attainment		
Completed high school, %	11.7	13.8
More than high school (even if the program was not completed), %	74.2	58.0
Missing, %	0.4	0
Unemployed, %	22.6	22.5
Missing, %	0.1	0
Annual household income		
< 30 000 \$ CA, %	39.7	44.7
30 000 \$ CA – 99 999 \$ CA, %	34.6	35.9
≥ 100 000 \$ CA, %	25.7	19.4
Missing, %	21.8	25.4
Consumes alcohol weekly or daily (1-7 days/week), %	38.3	29.0
Missing, %	0.3	0
Consumes cannabis weekly or daily (1-7 days/week), %	18.6	20.3
Missing, %	0.3	0
MVPA (minutes/week), median (IQR)	130 (0 – 360)	90 (0 – 295)
Missing, %	2.8	2.9
Meets WHO guidelines on PA ^b , %	47.3	40.6
Missing, %	2.4	2.2

SD: standard deviation; MVPA: moderate-to-vigorous physical activity; IQR: interquartile range; WHO: World Health Organization; PA: physical activity

^aParticipants who had contributed cannabis use and PA data in < 3 data collection cycles were not retained for analysis.

^bAccording to WHO [13], adults aged 18-64 years should do ≥ 150 minutes of moderate-intensity PA or ≥ 75 minutes of vigorous-intensity PA or an equivalent combination of moderate- and vigorous-intensity PA per week.

1. Sex-specific MVPA trajectories

A four-group model was selected for both women and men (Figure 1). The trajectory of each group represented the number of minutes of MVPA weekly by age. The APP was > 70% across all groups, mismatch was close to zero for all groups and relative entropy was just below the recommended threshold of 0.80, but still close to one for both models (see Tables S2-3 in the Supplementary Material). Overall, fit indices suggested good posterior-probability-based assignment accuracy [37, 72-75].

Trajectory shapes were similar across sexes and group sizes were comparable. A group labelled “low maintainers” (59.0% of females; 67.7% of males) maintained low levels of MVPA from age 20 to 35. The second group, labeled “decreasers” (18.2% of females; 9.9% of males), began at age 20 with a high level of MVPA that declined to a low level at age 24 and remained low thereafter. When combined for comparison purposes, these two groups comprising less active individuals represented similar proportions in women and men (77.2% and 77.6% respectively). The third group, called “from increasers to decreasers” (9.8% of females; 9.9% of males), began at age 20 with low levels of MVPA that rose to high levels at age 24 and declined thereafter. Finally, the fourth group, called “increasers” (13.0% of females; 12.6% of males), began at age 20 with a low level of MVPA that increased thereafter – more steeply in men than in women. At age 35, male “increasers” had an average level of MVPA that was twice as high as in female “increasers” (900 minutes/week vs. 450 minutes/week).

2. Sex-specific RCU trajectories

A two-group model was selected for both women and men (Figure 2). The trajectory of each group was described by the probability of RCU at each age. The APP was > 70% across all groups, mismatch was close to zero for all groups and relative entropy was > 0.80 for both models (see Tables S4-5 in the Supplementary Material). Overall, fit indices suggested good posterior-probability-based assignment accuracy [37, 72-75].

Trajectory shapes were similar across sexes, but group sizes differed. The largest group labelled “persistently low” (84.2% of females; 73.9% of males) had a consistently low probability of RCU. The other group, called “persistently high” (15.8% of females; 26.2% of males), had a consistently high probability of RCU.

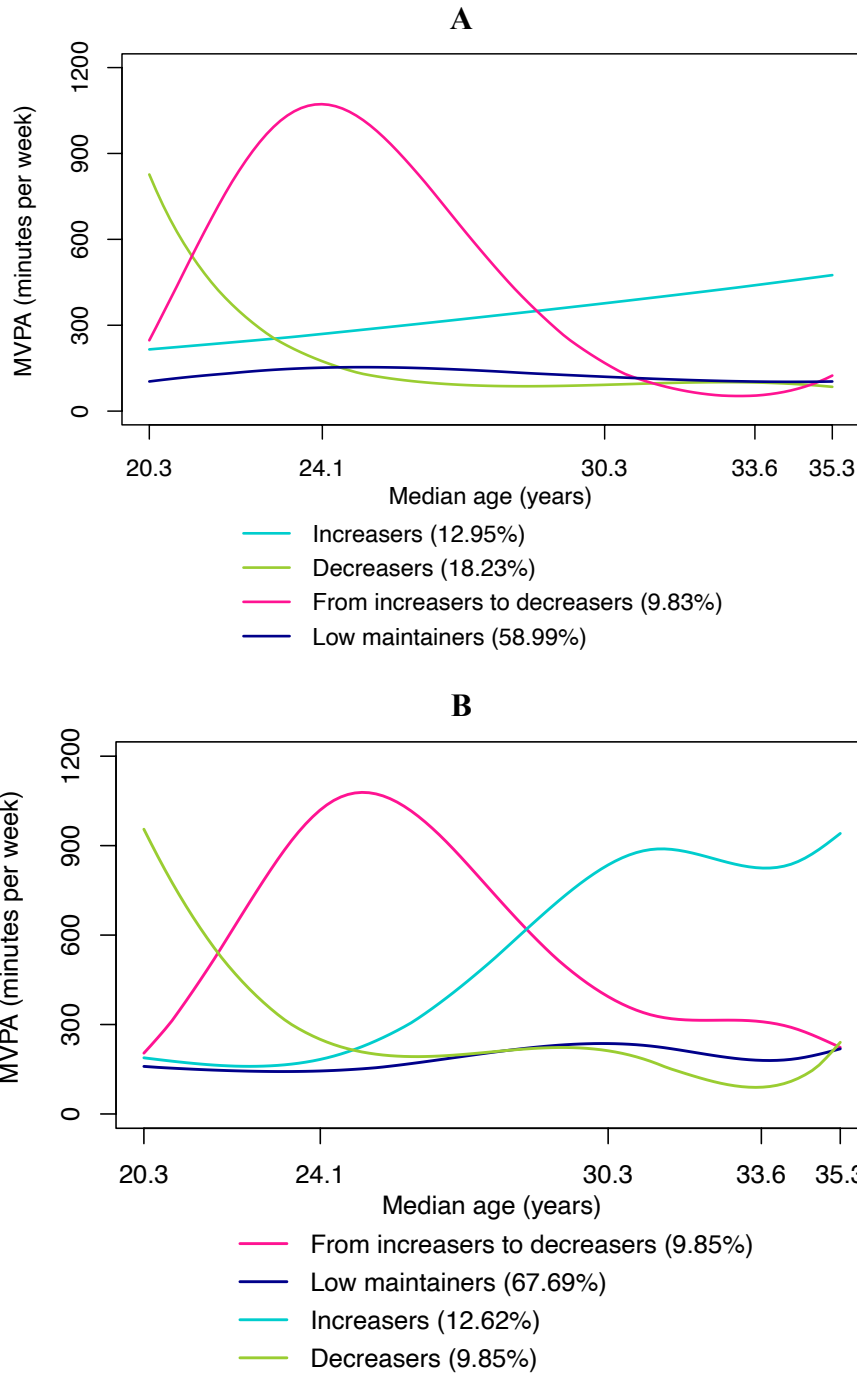


Figure 1. A: Group-specific mean predicted trajectories of MVPA from age 20 to 35 among women estimated using polynomial-based GBTM. B: Group-specific mean predicted trajectories of MVPA from age 20 to 35 among men estimated using natural-cubic-splines-based GBTM. MVPA: moderate-to-vigorous physical activity, GBTM: group-based trajectory modeling. To facilitate interpretation, the time axis corresponds to the median age of participants in each data collection cycle (i.e., cycles 21-25).

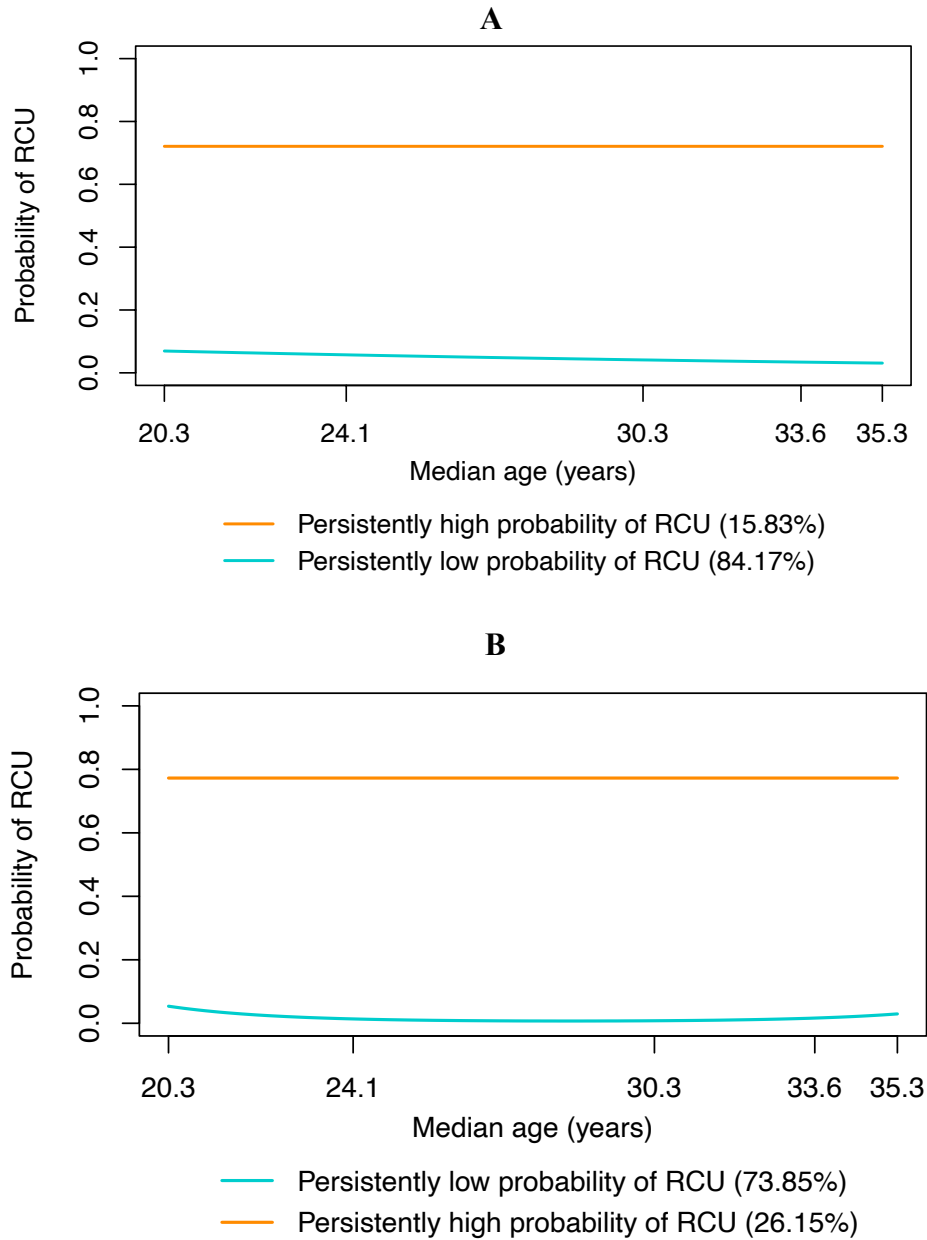


Figure 2. A: Group-specific mean predicted trajectories of RCU from age 20 to 35 among women estimated using polynomial-based GBTM. B: Group-specific mean predicted trajectories of RCU from age 20 to 35 among men estimated using polynomial-based GBTM. RCU: regular cannabis use, GBTM: group-based trajectory modeling. To facilitate interpretation, the time axis corresponds to the median age of participants in each data collection cycle (i.e., cycles 21-25).

3. Relationship between RCU and MVPA trajectories

Women

Table 2A reports the probability of membership in each of the four MVPA trajectory groups, conditional on membership in a given RCU trajectory group. Table 2B reports the converse set of conditional probabilities (i.e., the probability of membership in each of the two RCU trajectory groups, conditional on membership in a given MVPA trajectory group). We considered that MVPA and RCU trajectories were not associated if 1) the probability of membership in each of the four MVPA trajectory groups did not vary according to RCU trajectory group membership (i.e., members of the “persistently high” group and members of the “persistently low” group had approximately the same probability of belonging to each of the four MVPA trajectory groups), and 2) the probability of membership in each of the two RCU trajectory groups did not vary according to MVPA trajectory group membership (i.e., members of each of the four MVPA trajectories had approximately the same probability of belonging to each of the two RCU trajectories). Comparisons were based on the authors’ subjective judgment.

Overall, the results suggested an association between MVPA and RCU trajectories among women. The first set of conditional probabilities (Table 2A) indicated that the probability of belonging to the “low maintainers” trajectory and the probability of belonging to the “decreasers” trajectory did not vary according to RCU trajectory membership. However, the probability of membership in the “increasers” trajectory was slightly higher among women who followed the “persistently high” trajectory, compared to members of the “persistently low” trajectory (16.7% vs. 12.3%). Furthermore, the probability of belonging to the “from increasers to decreasers” trajectory was slightly lower for women who followed the “persistently high” trajectory, compared to members of the “persistently low” trajectory (6.1% vs. 10.5%).

Analogous links between trajectory groups were found in the reverse set of conditional probabilities (Table 2B). Members of the “low maintainers” trajectory and members of the “decreasers” trajectory had approximately the same probability of belonging to the “persistently high” trajectory (16.3% and 14.5% respectively). Compared to members of these two MVPA trajectories, members of the “increasers” trajectory and members of the “from increasers to decreasers” trajectory had, respectively, a slightly higher (+4.1 percentage points compared to “low maintainers” and +5.9 percentage points compared to “decreasers”) and slightly lower (-6.5

percentage points compared to “low maintainers” and -4.7 percentage points compared to “decreasers”) probability of belonging to the “persistently high” trajectory.

In addition, Table 2C reports the joint probability of membership in a specific MVPA trajectory group and a specific RCU trajectory group among women. The largest group was composed of those who followed both the “persistently low” trajectory and the “low maintainers” trajectory (49.4%), whereas the smallest group included those who followed both the “persistently high” trajectory and the “from increasers to decreasers” trajectory (1.0%). In-between joint probabilities ranged from 2.6% to 15.6%.

Table 2. Conditional and joint probabilities linking trajectory groups across behaviors (i.e., RCU and MVPA) among women. A: Probability of membership in each of the MVPA trajectory groups, conditional on membership in a given RCU trajectory group. B: Probability of membership in each of the RCU trajectory groups, conditional on membership in a given MVPA trajectory group. C: Joint probability of membership in a specific MVPA trajectory group and a specific RCU trajectory group. Probabilities are expressed as percentages.

A.

RCU group	MVPA group			
	Low maintainers (n = 246)	Decreasers (n = 76)	Increasesers (n = 54)	From increasesers to decreasers (n = 41)
Persistently low (n = 351)	58.7	18.5	12.3	10.5
Persistently high (n = 66)	60.6	16.7	16.7	6.1

B.

MVPA group	RCU group	
	Persistently low (n = 351)	Persistently high (n = 66)
Low maintainers (n = 246)	83.7	16.3
Decreasers (n = 76)	85.5	14.5
Increasesers (n = 54)	79.6	20.4
From increasesers to decreasers (n = 41)	90.2	9.8

C.

RCU group	MVPA group			
	Low maintainers (n = 246)	Decreasers (n = 76)	Increasesers (n = 54)	From increasesers to decreasers (n = 41)
Persistently low (n = 351)	49.4	15.6	10.3	8.9
Persistently high (n = 66)	9.6	2.6	2.6	1.0

MVPA: moderate-to-vigorous physical activity, RCU: regular cannabis use

Men

Table 3A reports the probability of membership in each of the four MVPA trajectory groups, conditional on membership in a given RCU trajectory group. Table 3B reports the converse set of conditional probabilities (i.e., the probability of membership in each of the two RCU trajectory groups, conditional on membership in a given MVPA trajectory group). The association between MVPA trajectories and RCU trajectories was assessed using the same reasoning as described above.

Overall, the results suggested an association between MVPA and RCU trajectories among men. Furthermore, differences in percentage points between compared conditional probabilities were, in general, larger in men than in women, which may perhaps reflect a stronger association between MVPA and RCU trajectories among men. The first set of conditional probabilities (Table 3A) showed that the probability of belonging to the “decreasers” trajectory and the probability of belonging to the “from increasers to decreasers” trajectory did not vary according to RCU trajectory membership. However, the probability of membership in the “low maintainers” trajectory was lower for men who followed the “persistently high” trajectory, compared to members of the “persistently low” trajectory (62.4% vs. 69.6%). Moreover, members of the “persistently high” trajectory had a higher probability of belonging to the “increasers” trajectory, compared to members of the “persistently low” trajectory (20.0% vs. 10.0%).

In the reverse set of conditional probabilities (Table 3B), the link between the “increasers” trajectory and the “persistently high” trajectory remained, whereas the link between the “low maintainers” trajectory and the “persistently high” trajectory disappeared. While the respective members of the “low maintainers”, “decreasers” and “from increasers to decreasers” trajectories had approximately the same probability of belonging to the “persistently high” trajectory (respectively 24.1%, 25.0% and 21.9%), members of the “increasers” trajectory had a markedly higher probability of belonging to the “persistently high” trajectory (+17.4 percentage points compared to “low maintainers”, +16.5 percentage points compared to “decreasers” and +19.6 percentage points compared to “from increasers to decreasers”).

Additionally, Table 3C reports the joint probability of membership in a specific MVPA trajectory group and a specific RCU trajectory group among men. The largest group was composed of those who followed both the “persistently low” trajectory and the “low maintainers” trajectory

(51.4%), whereas the smallest group included those who followed both the “persistently high” trajectory and the “from increasers to decreasers” trajectory (2.2%). In-between joint probabilities ranged from 2.5% to 16.3%.

Table 3. Conditional and joint probabilities linking trajectory groups across behaviors (i.e., RCU and MVPA) among men. A: Probability of membership in each of the MVPA trajectory groups, conditional on membership in a given RCU trajectory group. B: Probability of membership in each of the RCU trajectory groups, conditional on membership in a given MVPA trajectory group. C: Joint probability of membership in a specific MVPA trajectory group and a specific RCU trajectory group. Probabilities are expressed as percentages.

A.

RCU group	MVPA group			
	Low maintainers (n = 220)	Decreasers (n = 32)	Increasesers (n = 41)	From increasers to decreasers (n = 32)
Persistently low (n = 240)	69.6	10.0	10.0	10.4
Persistently high (n = 85)	62.4	9.4	20.0	8.2

B.

MVPA group	RCU group	
	Persistently low (n = 240)	Persistently high (n = 85)
Low maintainers (n = 220)	75.9	24.1
Decreasers (n = 32)	75.0	25.0
Increasesers (n = 41)	58.5	41.5
From increasers to decreasers (n = 32)	78.1	21.9

C.

RCU group	MVPA group			
	Low maintainers (n = 220)	Decreasers (n = 32)	Increasesers (n = 41)	From increasers to decreasers (n = 32)
Persistently low (n = 240)	51.4	7.4	7.4	7.7
Persistently high (n = 85)	16.3	2.5	5.2	2.2

MVPA: moderate-to-vigorous physical activity, RCU: regular cannabis use

4. Sensitivity analysis

MVPA trajectories identified using GMM were similar in shapes and sizes to those identified using GBTM (see Tables S6-7 and Figure S1 in the Supplementary Material). A one-group model fitted the RCU data best (see Figure S2 in the Supplementary Material). This finding did not vitiate the results obtained using GBTM because groups are conceptualized differently in the two approaches: GBTM defines a group as a cluster of individuals who follow approximately the same trajectory, whereas GMM defines a group as a cluster of heterogeneous individuals that can be characterized by a single probability distribution [37].

DISCUSSION

To our knowledge, this is the first study to examine the relationship between MVPA and RCU trajectories in adulthood. We discuss key findings in the following sections.

MVPA trajectories

Male “increasers” were on average more physically active than female “increasers”, which concurs with sex differences in PA previously reported [39, 77-80]. The sex gap in PA begins early in childhood and results from multiple, complex factors [78, 80]. For instance, early exposure to gender stereotypes (e.g., girls only like role playing and dolls, whereas boys prefer active play and sports) can negatively affect girls’ body confidence and appreciation for PA, and ultimately shape PA behaviors in adulthood [78, 80, 81].

The present findings did not align with those of the few other studies investigating PA trajectories in adulthood with comparable samples in terms of age. Laddu et al. [82] found three decreasing PA trajectories from young adulthood to middle age using GBTM. Barnett et al. [83] found four distinct PA trajectories using GBTM: “consistently inactive”, “consistently active”, “increasing” and “decreasing” trajectories. In contrast with the “consistently active” trajectory, our study identified a trajectory characterized by increases followed by decreases in PA levels. Also, the “increasing” trajectory identified in the current study was less prevalent than the one found in the Barnett et al. study [83].

Methodological differences across studies could underpin differences in the findings, including the fact that participants in our study were younger than the ones in the other two studies, that

follow-up was shorter in our study, that our study covered a more recent time period, and that Laddu et al. [82] computed a PA score [84, 85] and Barnett et al. [83] measured the average daily energy expenditure, whereas we measured the total number of minutes of MVPA per week.

RCU trajectories

The two RCU trajectory groups identified using GBTM were similar in shapes across sexes, but the “persistently high” group was proportionally larger among men. This result aligns with previous findings showing that men are more likely to use cannabis than women [5, 86], which may be partly due to an increased perception of risks associated with RCU among women [47, 86, 87].

To our knowledge, only one other study [11] examined RCU trajectories in adulthood. In contrast to the present study, Lee et al. [11] identified four distinct RCU trajectories using GMM: “no regular use”, “early decreasing”, “late decreasing” and “persistent” trajectories. One possible explanation for differences in the results is that Lee et al. [11] described RCU trajectories during the first year of the COVID-19 pandemic, which was a period characterized by increased substance use [1, 88, 89]. Also, sample size and number of measurement periods were larger in the Lee et al. study [11], both of which can influence the number and shapes of the trajectories in the selected model [37].

Relationship between MVPA and RCU trajectories

Conditional probabilities suggested an association between the increasing MVPA trajectory and the persistently high RCU trajectory, more so among men than among women. This finding concurred with Henchoz et al. [28] who reported a positive association between PA unrelated to sport and exercise (e.g., occupational PA) and cannabis use ≥ 2 times per week. Ong et al. [24] observed that regular cannabis users (i.e., ≥ 20 times in the past 30 days) engaged in more PA than non-current users. Possible explanations include that cannabis use may enhance sports performance because cannabis reduces exercise-induced inflammation and pain and alleviates anxiety among athletes [22, 23, 30, 35]. Also, inflammation and pain relief may lead to increased motivation for PA among regular cannabis users because their post-exercise recovery may be improved [23, 24, 30, 31, 33-36]. Finally, individuals may use cannabis prior to engaging in PA to enhance their enjoyment of PA [33, 35]. Since cannabis use may vary according to the type of sport practiced

[90], observed sex differences were possibly partly due to a greater participation in sports associated with higher levels of cannabis use (e.g., hockey [90]) among men.

Strengths and limitations

Strengths of this study include the comparison of two types of group-based models, the generation of multiple randomized sets of start values to avoid local maxima, the comparison of two functional forms of the trajectories and the estimation of sex-specific trajectories. Limitations include the possibility of selection bias due to differential losses to follow-up and misclassification bias due to self-report of PA and cannabis use. Because no potential confounders were included in the analysis, observed associations may be confounded and causal inferences cannot be drawn. Also, purposive sampling of schools in the NDIIT study and losses to follow-up over time may compromise the generalizability of the trajectories found in the current study. Generalizability of the relationship between trajectories of MVPA and RCU is limited by the lack of understanding of mechanisms involved [91].

CONCLUSION

The present study identified sex-specific MVPA and RCU trajectories in young adulthood and described the relationship between the trajectories of the two behaviors. Results showed that individuals, and particularly men, with increasing MVPA levels from age 20 to 35 had an increased probability of RCU over the same age range. Further research is needed to understand the mechanisms underpinning this relationship.

MANUSCRIPT REFERENCES

1. Conus, F., Gonzalez-Sicilia, D. et Camirand, H. (2022). *Enquête québécoise sur le cannabis 2021. La consommation de cannabis et les perceptions des Québécois. Portrait et évolution de 2018 à 2021*. Institut de la statistique du Québec. <https://statistique.quebec.ca/fr/fichier/enquete-quebecoise-cannabis-consommation-perceptions-evolution-2018-2021.pdf>
2. United Nations Office on Drugs and Crime. (2021). *World Drug Report 2021. 2 Global overview of drug demand and drug supply*. www.unodc.org/res/wdr2021/field/WDR21_Booklet_2.pdf
3. Statistique Canada. (2021). Consommation d'alcool et de drogues au Canada, 2019. *Le Quotidien*, 6 p. <https://www150.statcan.gc.ca/n1/fr/daily-quotidien/211220/dq211220c-fra.pdf?st=v0vBMBI4>
4. Rotermann, M. (2020). *Qu'est-ce qui a changé depuis la légalisation du cannabis?* Statistique Canada. <https://www150.statcan.gc.ca/n1/fr/pub/82-003-x/2020002/article/00002-fra.pdf?st=OTJWOiuT>
5. Conus, F. et Dupont, K. (2023). *Enquête québécoise sur le cannabis 2022 - La consommation de cannabis et les perceptions des Québécois. État des lieux quatre ans après la légalisation*. Institut de la statistique du Québec. <https://statistique.quebec.ca/fr/fichier/enquete-quebecoise-cannabis-2022-consommation-perceptions.pdf>
6. Centers for Disease Control and Prevention. (2021). *Health Effects of Marijuana*. <https://www.cdc.gov/marijuana/health-effects/index.html>
7. Institut national de santé publique du Québec. (2016). *Effets sur la santé de la consommation du cannabis*. <https://www.inspq.qc.ca/cannabis/effets-potentiels-sur-la-sante>
8. Santé Canada. (2022). *Effets du cannabis sur la santé*. <https://www.canada.ca/fr/sante-canada/services/drogues-medicaments/cannabis/effets-sante/effets.html>
9. Hall, W. et Degenhardt, L. (2014, Jan-Feb). The adverse health effects of chronic cannabis use. *Drug Test Anal*, 6(1-2), 39-45. <https://doi.org/10.1002/dta.1506>
10. Renard, J. (2020). *Dissiper la fumée entourant le cannabis : Effets du cannabis fumé sur l'appareil respiratoire et cardiovasculaire*. Centre canadien sur les dépendances et l'usage de substances. <https://www.ccsa.ca/sites/default/files/2020-07/CCSA-Respiratory-Cardiovascular-Effects-of-Cannabis-Smoking-Report-2020-fr.pdf>
11. Lee, J. O., Lee, W. J., Kritikos, A. F., Jin, H., Leventhal, A. M., Pedersen, E. R., Cho, J., Davis, J. P., Kapteyn, A., Wilson, J. P. et Pacula, R. L. (2023, 2023/06/01/). Regular Cannabis Use During the First Year of the Pandemic: Studying Trajectories Rather Than Prevalence. *American Journal of Preventive Medicine*, 64(6), 888-892. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.amepre.2023.01.035>

12. Volkow, N. D., Baler, R. D., Compton, W. M. et Weiss, S. R. (2014, Jun 5). Adverse health effects of marijuana use. *N Engl J Med*, 370(23), 2219-2227. <https://doi.org/10.1056/NEJMra1402309>
13. Organisation mondiale de la santé. (2022). *Activité physique*. <https://www.who.int/fr/news-room/fact-sheets/detail/physical-activity#:~:text=Les%20recommandations%20mondiales%20pr%C3%A9conisent%20au,d'intensit%C3%A9%20soutenue%20par%20semaine>.
14. Organisation mondiale de la santé. (2022). *Global status report on physical activity 2022*. <https://www.who.int/teams/health-promotion/physical-activity/global-status-report-on-physical-activity-2022>
15. Organisation mondiale de la santé. (2022). *Maladies non transmissibles*. <https://www.who.int/fr/news-room/fact-sheets/detail/noncommunicable-diseases>
16. Agence de la santé publique du Canada. (2016). *Quel est l'état de santé des Canadiens? Analyse des tendances relatives à la santé des canadiens du point de vue des modes de vie sains et des maladies chroniques*. <https://www.canada.ca/content/dam/phac-aspc/documents/services/publications/healthy-living/how-healthy-canadians/pub1-fra.pdf>
17. Agence de la santé publique du Canada. (2020). *Vieillesse et maladies chroniques : Profil des aînés canadiens*. <https://www.canada.ca/fr/services/sante/publications/maladies-et-affections/vieillesse-maladies-chroniques-profil-aines-canadiens-rapport.html>
18. Organisation mondiale de la santé. (s. d.). *Physical inactivity*. <https://www.who.int/data/gho/indicator-metadata-registry/imr-details/3416>
19. Agence QMI. (2022, 21 octobre). L'inactivité physique coûte au Canada 575 millions \$ par an, selon l'OMS. *Journal de Montréal*. <https://www.journaldemontreal.com/2022/10/21/linactivite-physique-coute-au-canada-575-millions--par-an-selon-loms>
20. Yun, T. (2022, 21 octobre). Physical inactivity costs Canada US\$421 million annually: WHO. *CTV News*. <https://www.ctvnews.ca/health/physical-inactivity-costs-canada-us-421-million-annually-who-1.6119464#:~:text=A%20new%20report%20from%20the,US%24421%20million%20in%20Canada>.
21. Vidot, D. C., Bispo, J. B., Hlaing, W. M., Prado, G. et Messiah, S. E. (2017, 2017/09/01). Moderate and vigorous physical activity patterns among marijuana users: Results from the 2007–2014 National Health and Nutrition Examination Surveys. *Drug and Alcohol Dependence*, 178, 43-48. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.drugalcdep.2017.05.004>
22. Peretti-Watel, P., Guagliardo, V., Verger, P., Pruvost, J., Mignon, P. et Obadia, Y. (2003, Sep). Sporting activity and drug use: Alcohol, cigarette and cannabis use among elite student athletes. *Addiction*, 98(9), 1249-1256. <https://doi.org/10.1046/j.1360-0443.2003.00490.x>
23. Smith, L., Sherratt, F., Barnett, Y., Cao, C., Tully, M. A., Koyanagi, A., Jacob, L., Soysal, P., López Sánchez, G. F., Shin, J. I. et Yang, L. (2021, Apr). Physical activity, sedentary

- behaviour and cannabis use in 15,822 US adults: cross-sectional analyses from NHANES. *Public Health*, 193, 76-82. <https://doi.org/10.1016/j.puhe.2021.01.018>
24. Ong, L. Q., Bellettiere, J., Alvarado, C., Chavez, P. et Berardi, V. (2021, Apr 29). Cannabis use, sedentary behavior, and physical activity in a nationally representative sample of US adults. *Harm Reduct J*, 18(1), 48. <https://doi.org/10.1186/s12954-021-00496-2>
 25. Murray, R. M., Sabiston, C. M., Doré, I., Bélanger, M. et O'Loughlin, J. L. (2021, May). Longitudinal associations between team sport participation and substance use in adolescents and young adults. *Addictive Behaviors*, 116, 106798. <https://doi.org/10.1016/j.addbeh.2020.106798>
 26. Dinger, M. K., Brittain, D. R. et Hutchinson, S. R. (2014, 2014/01/02). Associations Between Physical Activity and Health-Related Factors in a National Sample of College Students. *Journal of American College Health*, 62(1), 67-74. <https://doi.org/10.1080/07448481.2013.849710>
 27. French, M. T., Mortensen, K. et Kovalski, M. A. (2021, Jun). The relationships between marijuana use and exercise among young and middle-aged adults. *Preventive Medicine*, 147, 106518. <https://doi.org/10.1016/j.ypmed.2021.106518>
 28. Henchoz, Y., Dupuis, M., Deline, S., Studer, J., Baggio, S., N'Goran, A. A., Daeppen, J. B. et Gmel, G. (2014, Jul). Associations of physical activity and sport and exercise with at-risk substance use in young men: a longitudinal study. *Preventive Medicine*, 64, 27-31. <https://doi.org/10.1016/j.ypmed.2014.03.022>
 29. Terry-McElrath, Y. M. et O'Malley, P. M. (2011, Oct). Substance use and exercise participation among young adults: parallel trajectories in a national cohort-sequential study. *Addiction*, 106(10), 1855-1865; discussion 1866-1857. <https://doi.org/10.1111/j.1360-0443.2011.03489.x>
 30. Burr, J. F., Cheung, C. P., Kasper, A. M., Gillham, S. H. et Close, G. L. (2021, Sep). Cannabis and Athletic Performance. *Sports Med*, 51(Suppl 1), 75-87. <https://doi.org/10.1007/s40279-021-01505-x>
 31. Gillman, A. S., Hutchison, K. E. et Bryan, A. D. (2015, Oct). Cannabis and Exercise Science: A Commentary on Existing Studies and Suggestions for Future Directions. *Sports Med*, 45(10), 1357-1363. <https://doi.org/10.1007/s40279-015-0362-3>
 32. Korn, L., Haynie, D. L., Luk, J. W. et Simons-Morton, B. G. (2018, Aug). Prospective associations between cannabis use and negative and positive health and social measures among emerging adults. *Int J Drug Policy*, 58, 55-63. <https://doi.org/10.1016/j.drugpo.2018.05.003>
 33. YorkWilliams, S. L., Gust, C. J., Mueller, R., Bidwell, L. C., Hutchison, K. E., Gillman, A. S. et Bryan, A. D. (2019). The New Runner's High? Examining Relationships Between Cannabis Use and Exercise Behavior in States With Legalized Cannabis. *Front Public Health*, 7, 99. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2019.00099>

34. Ogle, W. L., Gold, G. J., Coppen, L. E. et Copriviza, C. (2022, May 18). How and why adults use cannabis during physical activity. *J Cannabis Res*, 4(1), 24. <https://doi.org/10.1186/s42238-022-00134-z>
35. Lisano, J., Stewart, L., Phillips, K., Smith, J. et Barnes, M. (2018). *Patterns and perceptions of cannabis use with physical activity*. <https://doi.org/10.1101/328732>
36. Nguyen, T. (2019, 08). Working out with weed. *Nature*, 572(7771), S14-S15. <https://doi.org/https://dx.doi.org/10.1038/d41586-019-02529-0>
37. Nagin, D. (2005). *Group-Based Modeling of Development*. Harvard University Press.
38. Dowrick, A. S., Wootten, A. C., Murphy, D. G. et Costello, A. J. (2015, Jun). "We Used a Validated Questionnaire": What Does This Mean and Is It an Accurate Statement in Urologic Research? *Urology*, 85(6), 1304-1310. <https://doi.org/10.1016/j.urology.2015.01.046>
39. Lounassalo, I., Salin, K., Kankaanpää, A., Hirvensalo, M., Palomäki, S., Tolvanen, A., Yang, X. et Tammelin, T. H. (2019, 2019/03/06). Distinct trajectories of physical activity and related factors during the life course in the general population: a systematic review. *BMC Public Health*, 19(1), 271. <https://doi.org/10.1186/s12889-019-6513-y>
40. Juon, H. S., Fothergill, K. E., Green, K. M., Doherty, E. E. et Ensminger, M. E. (2011, Nov 1). Antecedents and consequences of marijuana use trajectories over the life course in an African American population. *Drug & Alcohol Dependence*, 118(2-3), 216-223. <https://doi.org/10.1016/j.drugalcdep.2011.03.027>
41. Lisha, N. E. et Sussman, S. (2010, May). Relationship of high school and college sports participation with alcohol, tobacco, and illicit drug use: a review. *Addictive Behaviors*, 35(5), 399-407. <https://doi.org/10.1016/j.addbeh.2009.12.032>
42. Lisdahl, K. M., Wright, N. E., Medina-Kirchner, C., Maple, K. E. et Shollenbarger, S. (2014, 2014/06/01). Considering Cannabis: The Effects of Regular Cannabis Use on Neurocognition in Adolescents and Young Adults. *Current Addiction Reports*, 1(2), 144-156. <https://doi.org/10.1007/s40429-014-0019-6>
43. Foster, K. T., Arterberry, B. J., Iacono, W. G., McGue, M. et Hicks, B. M. (2018). Psychosocial functioning among regular cannabis users with and without cannabis use disorder. *Psychological Medicine*, 48(11), 1853-1861. <https://doi.org/10.1017/S0033291717003361>
44. O'Loughlin, J., Dugas, E. N., Brunet, J., DiFranza, J., Engert, J. C., Gervais, A., Gray-Donald, K., Karp, I., Low, N. C., Sabiston, C., Sylvestre, M.-P., Tyndale, R. F., Auger, N., Auger, N., Mathieu, B., Tracie, B., Chaiton, M., Chenoweth, M. J., Constantin, E., Contreras, G., Kakinami, L., Labbe, A., Maximova, K., McMillan, E., O'Loughlin, E. K., Pabayo, R., Roy-Gagnon, M.-H., Tremblay, M., Wellman, R. J., Hulst, A. et Paradis, G. (2014). Cohort Profile: The Nicotine Dependence in Teens (NDIT) Study. *International Journal of Epidemiology*, 44(5), 1537-1546. <https://doi.org/10.1093/ije/dyu135>

45. Rogosa, D., Brandt, D. et Zimowski, M. (1982). A growth curve approach to the measurement of change. *Psychological Bulletin*, 92, 726-748. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.92.3.726>
46. Dupéré, V., Lacourse, E., Vitaro, F. et Tremblay, R. (2007, 07/01). Méthodes d'analyse du changement fondées sur les trajectoires de développement individuelle : Modèles de régression mixtes paramétriques et non paramétriques. *Bulletin de Méthodologie Sociologique*, 95. <https://doi.org/10.1177/075910630709500104>
47. Pacek, L. R., Mauro, P. M. et Martins, S. S. (2015, 2015/04/01/). Perceived risk of regular cannabis use in the United States from 2002 to 2012: Differences by sex, age, and race/ethnicity. *Drug and Alcohol Dependence*, 149, 232-244. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.drugalcdep.2015.02.009>
48. Dyrstad, S. M., Hansen, B. H., Holme, I. M. et Anderssen, S. A. (2014). Comparison of Self-reported versus Accelerometer-Measured Physical Activity. *Medicine & Science in Sports & Exercise*, 46(1), 99-106. <https://doi.org/10.1249/MSS.0b013e3182a0595f>
49. Lee, P. H., Macfarlane, D. J., Lam, T. H. et Stewart, S. M. (2011, 2011/10/21). Validity of the international physical activity questionnaire short form (IPAQ-SF): A systematic review. *International Journal of Behavioral Nutrition and Physical Activity*, 8(1), 115. <https://doi.org/10.1186/1479-5868-8-115>
50. Craig, C. L., Marshall, A. L., Sjöström, M., Bauman, A. E., Booth, M. L., Ainsworth, B. E., Pratt, M., Ekelund, U., Yngve, A., Sallis, J. F. et Oja, P. (2003, Aug). International physical activity questionnaire: 12-country reliability and validity. *Med Sci Sports Exerc*, 35(8), 1381-1395. <https://doi.org/10.1249/01.Mss.0000078924.61453.Fb>
51. IPAQ Research Committee. (2005). *Guidelines for Data Processing and Analysis of the International Physical Activity Questionnaire (IPAQ) – Short and Long Forms*. <https://sites.google.com/view/ipaq/score>
52. Forde, C. (2018). *Scoring the International Physical Activity Questionnaire (IPAQ)*. Trinity College Dublin. https://ugc.futurelearn.com/uploads/files/bc/c5/bcc53b14-ec1e-4d90-88e3-1568682f32ae/IPAQ_PDF.pdf
53. O'Loughlin, E. K., Sabiston, C. M., O'Rourke, R. H., Bélanger, M., Sylvestre, M. P. et O'Loughlin, J. L. (2023, May 22). The Change in Exergaming From Before to During the COVID-19 Pandemic Among Young Adults: Longitudinal Study. *JMIR Serious Games*, 11, e41553. <https://doi.org/10.2196/41553>
54. Nagin, D. S. (2014). Group-Based Trajectory Modeling: An Overview. *Annals of Nutrition and Metabolism*, 65(2-3), 205-210. <https://doi.org/10.1159/000360229>
55. Nagin, D. S. et Odgers, C. L. (2010). Group-based trajectory modeling in clinical research. *Annu Rev Clin Psychol*, 6, 109-138. <https://doi.org/10.1146/annurev.clinpsy.121208.131413>
56. Nagin, D. S., Jones, B. L., Passos, V. L. et Tremblay, R. E. (2018, Jul). Group-based multi-trajectory modeling. *Stat Methods Med Res*, 27(7), 2015-2023. <https://doi.org/10.1177/0962280216673085>

57. Nguena Nguetack, H. L., Pagé, M. G., Katz, J., Choinière, M., Vanasse, A., Dorais, M., Samb, O. M. et Lacasse, A. (2020). Trajectory Modelling Techniques Useful to Epidemiological Research: A Comparative Narrative Review of Approaches. *Clin Epidemiol*, 12, 1205-1222. <https://doi.org/10.2147/clep.S265287>
58. Den Teuling, N. G. P., Pauws, S. C. et van den Heuvel, E. R. (2023, 2023/03/04). A comparison of methods for clustering longitudinal data with slowly changing trends. *Communications in Statistics - Simulation and Computation*, 52(3), 621-648. <https://doi.org/10.1080/03610918.2020.1861464>
59. van de Schoot, R., Sijbrandij, M., Winter, S. D., Depaoli, S. et Vermunt, J. K. (2017, 2017/05/04). The GRoLTS-Checklist: Guidelines for Reporting on Latent Trajectory Studies. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 24(3), 451-467. <https://doi.org/10.1080/10705511.2016.1247646>
60. Proust-Lima, C., Philipps, V., Diakite, A. et Liquet, B. (2023). lcmm: Extended Mixed Models Using Latent Classes and Latent Processes (version 2.0.2). <https://cran.r-project.org/package=lcmm>
61. Proust-Lima, C., Philipps, V., Diakite, A. et Liquet, B. (2023). *Package 'lcmm'*. <https://cran.r-project.org/web/packages/lcmm/lcmm.pdf>
62. Proust-Lima, C., Philipps, V. et Liquet, B. (2015). Estimation of extended mixed models using latent classes and latent processes: the R package lcmm. *arXiv preprint arXiv:1503.00890*.
63. Jones, B. L. (2023). *Traj - Group-Based Modeling of Longitudinal Data*. <https://www.andrew.cmu.edu/user/bjones/index.htm>
64. Burnham, K. P. et Anderson, D. R. (2004). Multimodel Inference: Understanding AIC and BIC in Model Selection. *Sociological Methods & Research*, 33(2), 261-304. <https://doi.org/10.1177/0049124104268644>
65. Yao, F. et Lee, T. C. M. (2008, 2008/09/01/). On knot placement for penalized spline regression. *Journal of the Korean Statistical Society*, 37(3), 259-267. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jkss.2008.01.003>
66. Lévêque, E. (2018). *Modélisation statistique de l'intensité des expositions prolongées en étiologie du cancer : application au tabac, à l'amiante, au cancer du poumon, et au mésothéliome pleural* [Université de Bordeaux]. <https://theses.hal.science/tel-02046179/document>
67. Gauthier, J., Wu, Q. V. et Gooley, T. A. (2020, 2020/04/01). Cubic splines to model relationships between continuous variables and outcomes: a guide for clinicians. *Bone Marrow Transplantation*, 55(4), 675-680. <https://doi.org/10.1038/s41409-019-0679-x>
68. Lévêque, E., Lacourt, A., Philipps, V., Luce, D., Guénel, P., Stücker, I., Proust-Lima, C. et Leffondré, K. (2020). A new trajectory approach for investigating the association between an environmental or occupational exposure over lifetime and the risk of chronic disease: Application to smoking, asbestos, and lung cancer. *PLoS One*, 15(8), e0236736. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0236736>

69. Hipp, J. R. et Bauer, D. J. (2006). Local solutions in the estimation of growth mixture models. *Psychological Methods*, 11(1), 36-53. <https://doi.org/10.1037/1082-989X.11.1.36>
70. Perperoglou, A., Sauerbrei, W., Abrahamowicz, M. et Schmid, M. (2019, 2019/03/06). A review of spline function procedures in R. *BMC Medical Research Methodology*, 19(1), 46. <https://doi.org/10.1186/s12874-019-0666-3>
71. Jones, B. L., Nagin, D. S. et Roeder, K. (2001). A SAS Procedure Based on Mixture Models for Estimating Developmental Trajectories. *Sociological Methods & Research*, 29(3), 374-393. <https://doi.org/10.1177/0049124101029003005>
72. Mésidor, M., Rousseau, M.-C., O’Loughlin, J. et Sylvestre, M.-P. (2022, 2022/07/14). Does group-based trajectory modeling estimate spurious trajectories? *BMC Medical Research Methodology*, 22(1), 194. <https://doi.org/10.1186/s12874-022-01622-9>
73. Herle, M., Micali, N., Abdulkadir, M., Loos, R., Bryant-Waugh, R., Hübel, C., Bulik, C. M. et De Stavola, B. L. (2020, Mar). Identifying typical trajectories in longitudinal data: modelling strategies and interpretations. *Eur J Epidemiol*, 35(3), 205-222. <https://doi.org/10.1007/s10654-020-00615-6>
74. Nylund-Gibson, K. et Choi, A. Y. (2018). Ten frequently asked questions about latent class analysis. *Translational Issues in Psychological Science*, 4(4), 440-461. <https://doi.org/10.1037/tps0000176>
75. Lennon, H., Kelly, S., Sperrin, M., Buchan, I., Cross, A. J., Leitzmann, M., Cook, M. B. et Renehan, A. G. (2018). Framework to construct and interpret latent class trajectory modelling. *BMJ Open*, 8(7), e020683. <https://doi.org/10.1136/bmjopen-2017-020683>
76. Nagin, D. S. et Tremblay, R. E. (2001). Analyzing developmental trajectories of distinct but related behaviors: A group-based method. *Psychological Methods*, 6(1), 18-34. <https://doi.org/10.1037/1082-989X.6.1.18>
77. Hallal, P. C., Andersen, L. B., Bull, F. C., Guthold, R., Haskell, W. et Ekelund, U. (2012, 2012/07/21/). Global physical activity levels: surveillance progress, pitfalls, and prospects. *The Lancet*, 380(9838), 247-257. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(12\)60646-1](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0140-6736(12)60646-1)
78. The Lancet Public, H. (2019). Time to tackle the physical activity gender gap. *The Lancet Public Health*, 4(8), e360. [https://doi.org/10.1016/S2468-2667\(19\)30135-5](https://doi.org/10.1016/S2468-2667(19)30135-5)
79. Azevedo, M. R., Araújo, C. L., Reichert, F. F., Siqueira, F. V., da Silva, M. C. et Hallal, P. C. (2007). Gender differences in leisure-time physical activity. *Int J Public Health*, 52(1), 8-15. <https://doi.org/10.1007/s00038-006-5062-1>
80. Lefrançois, C. et Julien, M. (2022). *Femmes et sport: constats et enjeux*. Conseil du statut de la femme, Gouvernement du Québec. <https://csf.gouv.qc.ca/wp-content/uploads/Etude-Femmes-et-sport.pdf>
81. Gouvernement du Québec. (2023). *Définition des stéréotypes*. <https://www.quebec.ca/famille-et-soutien-aux-personnes/enfance/developpement-des-enfants/consequences-stereotypes-developpement/definition-stereotypes>

82. Laddu, D. R., Rana, J. S., Murillo, R., Sorel, M. E., Quesenberry, C. P., Jr., Allen, N. B., Gabriel, K. P., Carnethon, M. R., Liu, K., Reis, J. P., Lloyd-Jones, D., Carr, J. J. et Sidney, S. (2017, Nov). 25-Year Physical Activity Trajectories and Development of Subclinical Coronary Artery Disease as Measured by Coronary Artery Calcium: The Coronary Artery Risk Development in Young Adults (CARDIA) Study. *Mayo Clin Proc*, 92(11), 1660-1670. <https://doi.org/10.1016/j.mayocp.2017.07.016>
83. Barnett, T. A., Gauvin, L., Craig, C. L. et Katzmarzyk, P. T. (2008, 2008/11/07). Distinct trajectories of leisure time physical activity and predictors of trajectory class membership: a 22 year cohort study. *International Journal of Behavioral Nutrition and Physical Activity*, 5(1), 57. <https://doi.org/10.1186/1479-5868-5-57>
84. Jacobs, D. R., Jr., Hahn, L. P., Haskell, W. L., Pirie, P. et Sidney, S. (1989, Nov). Validity and Reliability of Short Physical Activity History: Cardia and the Minnesota Heart Health Program. *J Cardiopulm Rehabil*, 9(11), 448-459. <https://doi.org/10.1097/00008483-198911000-00003>
85. Pereira, M. A., FitzerGerald, S. J., Gregg, E. W., Joswiak, M. L., Ryan, W. J., Suminski, R. R., Utter, A. C. et Zmuda, J. M. (1997, Jun). A collection of Physical Activity Questionnaires for health-related research. *Med Sci Sports Exerc*, 29(6 Suppl), S1-205.
86. Cuttler, C., Mischley, L. K. et Sexton, M. (2016). Sex Differences in Cannabis Use and Effects: A Cross-Sectional Survey of Cannabis Users. *Cannabis Cannabinoid Res*, 1(1), 166-175. <https://doi.org/10.1089/can.2016.0010>
87. Okaneku, J., Vearrier, D., McKeever, R. G., LaSala, G. S. et Greenberg, M. I. (2015, Mar). Change in perceived risk associated with marijuana use in the United States from 2002 to 2012. *Clin Toxicol (Phila)*, 53(3), 151-155. <https://doi.org/10.3109/15563650.2015.1004581>
88. van Laar, M. W., Oomen, P. E., van Miltenburg, C. J. A., Vercoulen, E., Freeman, T. P. et Hall, W. D. (2020, 2020-December-21). Cannabis and COVID-19: Reasons for Concern [Brief Research Report]. *Frontiers in Psychiatry*, 11. <https://doi.org/10.3389/fpsy.2020.601653>
89. Vanderbruggen, N., Matthys, F., Van Laere, S., Zeeuws, D., Santermans, L., Van den Aemele, S. et Crunelle, C. L. (2020). Self-Reported Alcohol, Tobacco, and Cannabis Use during COVID-19 Lockdown Measures: Results from a Web-Based Survey. *Eur Addict Res*, 26(6), 309-315. <https://doi.org/10.1159/000510822>
90. Ford, J. A. (2007, May-Jun). Substance use among college athletes: a comparison based on sport/team affiliation. *J Am Coll Health*, 55(6), 367-373. <https://doi.org/10.3200/jach.55.6.367-373>
91. Rothman, K. J., Gallacher, J. E. et Hatch, E. E. (2013). Why representativeness should be avoided. *International Journal of Epidemiology*, 42(4), 1012-1014. <https://doi.org/10.1093/ije/dys223>

SUPPLEMENTAL MATERIAL

Table S1 compares baseline (i.e., cycle 21) characteristics of women (n = 417) and men (n = 325) retained for analysis and reports the percentage of participants with missing data for each of the variables. Compared to women, higher proportions of men had an annual household income \geq 100 000 \$ CA (32.8% vs. 19.6%) and consumed alcohol weekly or daily (1-7 days/week) (45.2% vs. 32.9%). Women reported more minutes per week engaging in MVPA (median (interquartile range) 142.5 (0-397.5) minutes/week vs. 120.0 (0-322.5) minutes/week). The percentage of missing data was $<$ 4% across all variables, except for annual household income (25.2% among women and 17.5% among men).

Table S1. Baseline (i.e., cycle 21) characteristics of women and men retained for analysis, Nicotine Dependence in Teens (NDIT) study, Montreal, Canada, 2007-2023

Characteristics	Women (n = 417)	Men (n = 325)
Age (years), mean (SD)	20.2 (0.7)	20.4 (0.7)
Missing, %	0	0
Born in Canada, %	94.0	93.8
Missing, %	0	0
French-speaking, %	31.2	29.5
Missing, %	0	0
White, %	77.7	80.0
Missing, %	0.2	0.3
Highest educational attainment		
Completed high school, %	8.9	15.4
More than high school (even if the program was not completed), %	84.2	76.0
Missing, %	0	0.9
Unemployed, %	20.1	25.8
Missing, %	0	0.3
Annual household income		
< 30 000 \$ CA, %	42.6	36.2
30 000 \$ CA – 99 999 \$ CA, %	37.8	31.0
≥ 100 000 \$ CA, %	19.6	32.8
Missing, %	25.2	17.5
Consumes alcohol weekly or daily (1-7 days/week), %	32.9	45.2
Missing, %	0.2	0.3
Consumes cannabis weekly or daily (1-7 days/week), %	16.1	21.8
Missing, %	0.2	0.3
MVPA (minutes/week), median (IQR)	142.5 (0 – 397.5)	120.0 (0 – 322.5)
Missing, %	3.6	1.8
Meets WHO guidelines on PA ^a , %	48.4	45.8
Missing, %	3.4	1.2

SD: standard deviation; MVPA: moderate-to-vigorous physical activity; IQR: interquartile range; WHO: World Health Organization; PA: physical activity

^a According to WHO [1], adults aged 18-64 years should do ≥ 150 minutes of moderate-intensity PA or ≥ 75 minutes of vigorous-intensity PA or an equivalent combination of moderate- and vigorous-intensity PA per week.

Table S2. Diagnostics of the adequacy of the selected four-group model for MVPA trajectories among women, Nicotine Dependence in Teens (NDIT) study, Montreal, Canada, 2007-2023

Trajectory group	Group size n (%)	Degree of the polynomial ^a	APP (%) ^b	Mismatch ^c	Relative entropy ^d
Increasesers	54 (12.95)	1	82.40	-0.009	0.73
Low maintainers	246 (58.99)	3	87.17	0.031	
From increasers to decreaseers	41 (9.83)	3	85.96	-0.011	
Decreasers	76 (18.23)	3	84.57	-0.011	

MVPA: moderate-to-vigorous physical activity, APP: average posterior probability of group membership

^aHigher order terms that weren't statistically significant at 5% were removed from the polynomials defining trajectory shapes.

^bAPP \geq 70% for all groups is indicative that the model has high posterior-probability-based assignment accuracy [2, 3].

^cMismatch close to zero for all groups is indicative that the model has high posterior-probability-based assignment accuracy [2-4].

^dRelative entropy \geq 0.80 is indicative that the model has high posterior-probability-based assignment accuracy [2, 4-6].

Table S3. Diagnostics of the adequacy of the selected four-group model^a for MVPA trajectories among men, Nicotine Dependence in Teens (NDIT) study, Montreal, Canada, 2007-2023

Trajectory group	Group size n (%)	APP (%) ^b	Mismatch ^c	Relative entropy ^d
From increasers to decreaseers	32 (9.85)	79.58	-0.015	0.74
Increasesers	41 (12.62)	85.52	-0.009	
Low maintainers	220 (67.69)	88.10	0.037	
Decreasers	32 (9.85)	81.48	-0.013	

MVPA: moderate-to-vigorous physical activity, APP: average posterior probability of group membership

^aNatural cubic splines with a total of 5 knots, one placed at each time point (i.e., 0, 4, 11, 14 et 15 years elapsed from cycle 21), were used to define trajectory shapes.

^bAPP \geq 70% for all groups is indicative that the model has high posterior-probability-based assignment accuracy [2, 3].

^cMismatch close to zero for all groups is indicative that the model has high posterior-probability-based assignment accuracy [2-4].

^dRelative entropy \geq 0.80 is indicative that the model has high posterior-probability-based assignment accuracy [2, 4-6].

Table S4. Diagnostics of the adequacy of the selected two-group model for RCU trajectories among women, Nicotine Dependence in Teens (NDIT) study, Montreal, Canada, 2007-2023

Trajectory group	Group size n (%)	Degree of the polynomial ^a	APP (%) ^b	Mismatch ^c	Relative entropy ^d
Persistently high probability of RCU	66 (15.83)	0	92.05	-0.005	0.90
Persistently low probability of RCU	351 (84.17)	1	97.94	0.005	

RCU: regular cannabis use, APP: average posterior probability of group membership

^a Higher order terms that weren't statistically significant at 5% were removed from the polynomials defining trajectory shapes.

^b APP \geq 70% for all groups is indicative that the model has high posterior-probability-based assignment accuracy [2, 3].

^c Mismatch close to zero for all groups is indicative that the model has high posterior-probability-based assignment accuracy [2-4].

^d Relative entropy \geq 0.80 is indicative that the model has high posterior-probability-based assignment accuracy [2, 4-6].

Table S5. Diagnostics of the adequacy of the selected two-group model for RCU trajectories among men, Nicotine Dependence in Teens (NDIT) study, Montreal, Canada, 2007-2023

Trajectory group	Group size n (%)	Degree of the polynomial ^a	APP (%) ^b	Mismatch ^c	Relative entropy ^d
Persistently low probability of RCU	240 (73.85)	2	99.27	-0.004	0.94
Persistently high probability of RCU	85 (26.15)	0	96.59	0.004	

RCU: regular cannabis use, APP: average posterior probability of group membership

^a Higher order terms that weren't statistically significant at 5% were removed from the polynomials defining trajectory shapes.

^b APP \geq 70% for all groups is indicative that the model has high posterior-probability-based assignment accuracy [2, 3].

^c Mismatch close to zero for all groups is indicative that the model has high posterior-probability-based assignment accuracy [2-4].

^d Relative entropy \geq 0.80 is indicative that the model has high posterior-probability-based assignment accuracy [2, 4-6].

Sensitivity analysis

Table S6. Diagnostics of the adequacy of the selected four-group model for MVPA trajectories among women, Nicotine Dependence in Teens (NDIT) study, Montreal, Canada, 2007-2023

Trajectory group	Group size n (%)	Degree of the polynomial ^a	APP (%) ^b	Mismatch ^c	Relative entropy ^d
Low maintainers	226 (54.20)	3	77.62	0.059	0.65
From increasers to decreasers	39 (9.35)	3	85.51	-0.006	
Decreasers	77 (18.47)	3	87.10	-0.021	
Increasers	75 (17.99)	1	78.31	-0.032	

MVPA: moderate-to-vigorous physical activity, APP: average posterior probability of group membership

^a Higher order terms that weren't statistically significant at 5% were removed from the polynomials defining trajectory shapes.

^b APP \geq 70% for all groups is indicative that the model has high posterior-probability-based assignment accuracy [2, 3].

^c Mismatch close to zero for all groups is indicative that the model has high posterior-probability-based assignment accuracy [2-4].

^d Relative entropy \geq 0.80 is indicative that the model has high posterior-probability-based assignment accuracy [2, 4-6].

Table S7. Diagnostics of the adequacy of the selected four-group model^a for MVPA trajectories among men, Nicotine Dependence in Teens (NDIT) study, Montreal, Canada, 2007-2023

Trajectory group	Group size n (%)	APP (%) ^b	Mismatch ^c	Relative entropy ^d
Decreasers	31 (9.54)	83.23	-0.012	0.72
Low maintainers	221 (68.00)	86.24	0.050	
Increasers	37 (11.38)	87.63	-0.020	
From increasers to decreasers	36 (11.08)	78.22	-0.018	

MVPA: moderate-to-vigorous physical activity, APP: average posterior probability of group membership

^a Natural cubic splines with a total of 5 knots, one placed at each time point (i.e., 0, 4, 11, 14 et 15 years elapsed from cycle 21), were used to define trajectory shapes.

^b APP \geq 70% for all groups is indicative that the model has high posterior-probability-based assignment accuracy [2, 3].

^c Mismatch close to zero for all groups is indicative that the model has high posterior-probability-based assignment accuracy [2-4].

^d Relative entropy \geq 0.80 is indicative that the model has high posterior-probability-based assignment accuracy [2, 4-6].

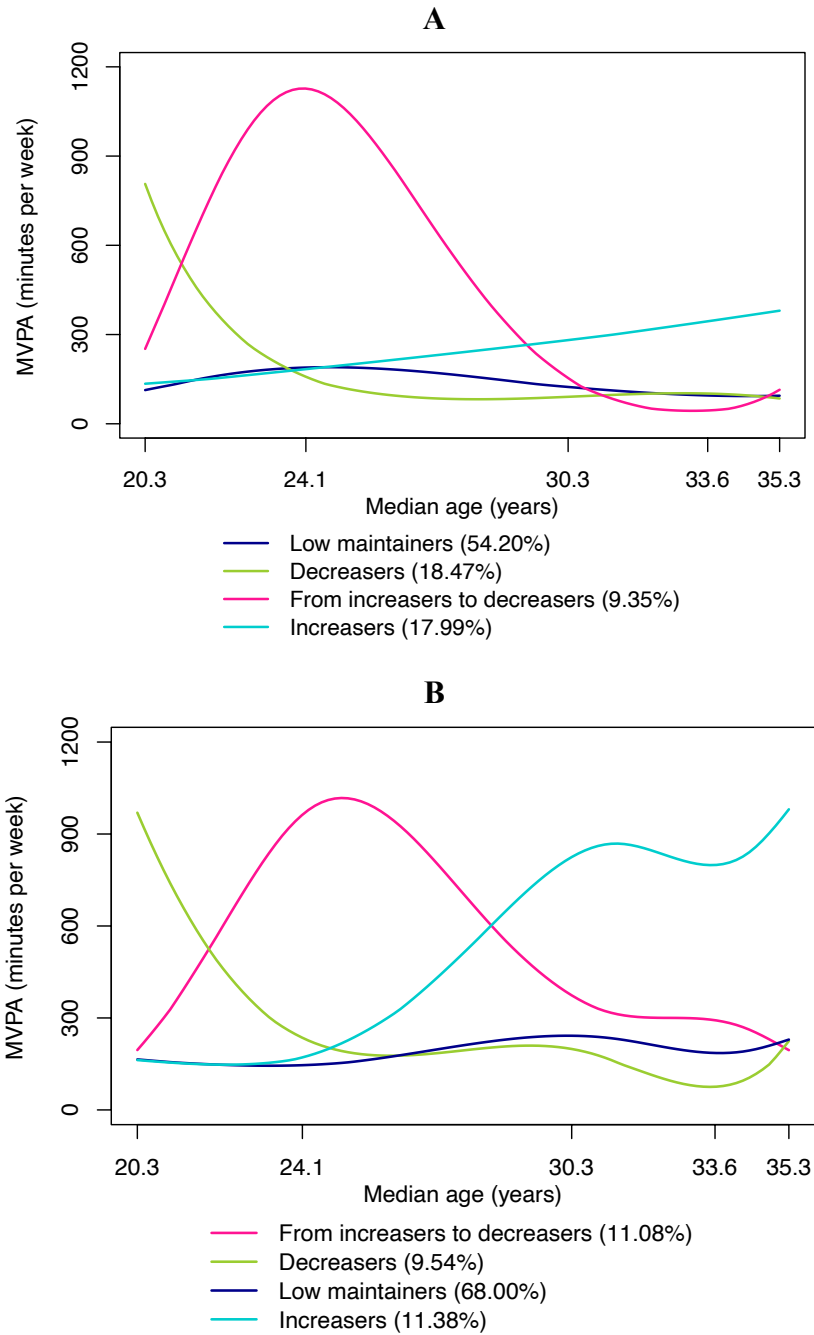


Figure S1. A: Group-specific mean predicted trajectories of MVPA from the age of 20 to 35 among women estimated using polynomial-based GMM. B: Group-specific mean predicted trajectories of MVPA from the age of 20 to 35 among men estimated using natural-cubic-splines-based GMM. MVPA: moderate-to-vigorous physical activity, GMM: growth mixture modeling. To facilitate interpretation, the time axis corresponds to the median age of participants in each data collection cycle (i.e., cycles 21-25).

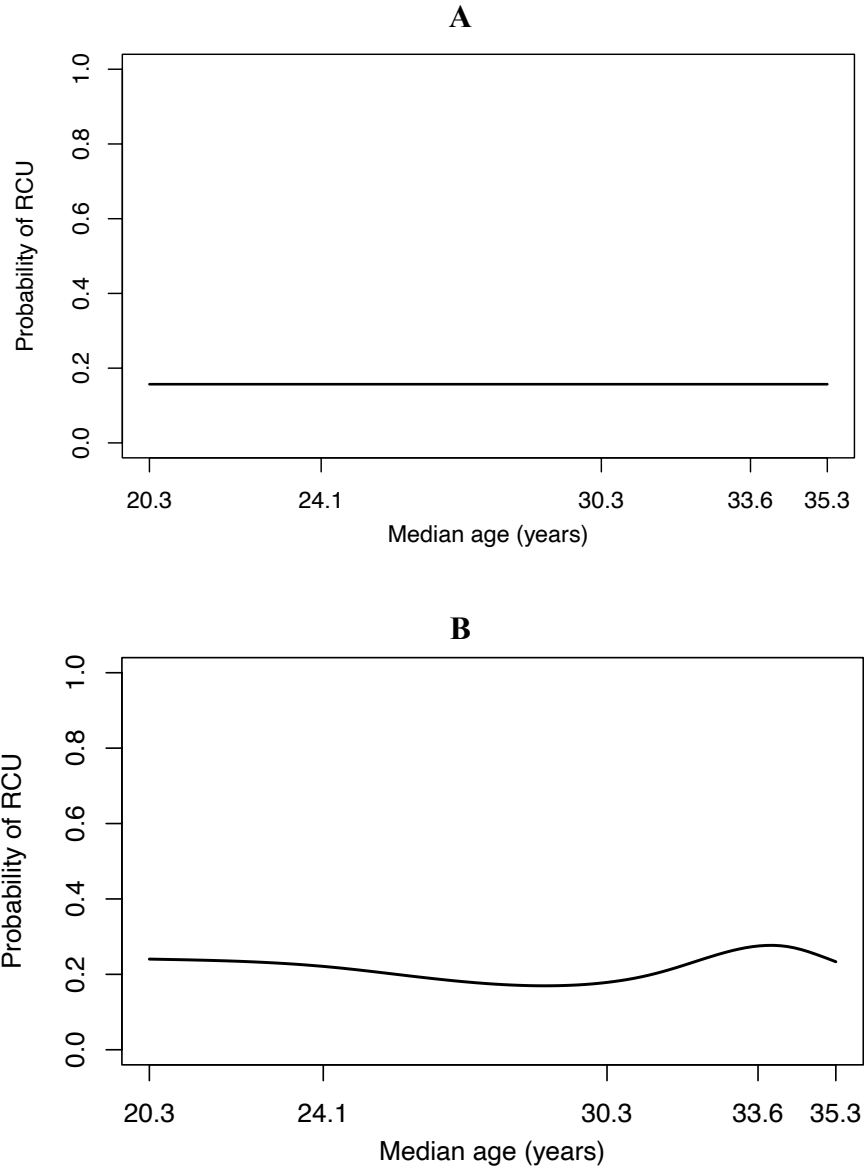


Figure S2. A: Mean predicted trajectory of RCU from the age of 20 to 35 among women estimated using zero-degree polynomial-based GMM. B: Mean predicted trajectory of RCU from the age of 20 to 35 among men estimated using natural-cubic-splines-based GMM. RCU: regular cannabis use, GMM: growth mixture modeling. To facilitate interpretation, the time axis corresponds to the median age of participants in each data collection cycle (i.e., cycles 21-25).

SUPPLEMENTAL REFERENCES

1. Organisation mondiale de la santé. (2022). *Activité physique*. <https://www.who.int/fr/news-room/fact-sheets/detail/physical-activity#:~:text=Les%20recommandations%20mondiales%20pr%C3%A9conisent%20au,d'intensit%C3%A9%20soutenue%20par%20semaine>.
2. Mésidor, M., Rousseau, M.-C., O'Loughlin, J. et Sylvestre, M.-P. (2022, 2022/07/14). Does group-based trajectory modeling estimate spurious trajectories? *BMC Medical Research Methodology*, 22(1), 194. <https://doi.org/10.1186/s12874-022-01622-9>
3. Nagin, D. (2005). *Group-Based Modeling of Development*. Harvard University Press.
4. Lennon, H., Kelly, S., Sperrin, M., Buchan, I., Cross, A. J., Leitzmann, M., Cook, M. B. et Renehan, A. G. (2018). Framework to construct and interpret latent class trajectory modelling. *BMJ Open*, 8(7), e020683. <https://doi.org/10.1136/bmjopen-2017-020683>
5. Herle, M., Micali, N., Abdulkadir, M., Loos, R., Bryant-Waugh, R., Hübel, C., Bulik, C. M. et De Stavola, B. L. (2020, Mar). Identifying typical trajectories in longitudinal data: modelling strategies and interpretations. *Eur J Epidemiol*, 35(3), 205-222. <https://doi.org/10.1007/s10654-020-00615-6>
6. Nylund-Gibson, K. et Choi, A. Y. (2018). Ten frequently asked questions about latent class analysis. *Translational Issues in Psychological Science*, 4(4), 440-461. <https://doi.org/10.1037/tps0000176>

Chapitre 6 – Autres résultats

Ce chapitre inclut les résultats qui n’ont pas été intégrés au manuscrit, mais qui ont fait partie intégrante de l’analyse des trajectoires d’APMV et d’usage régulier de cannabis. D’abord, les résultats découlant du processus de sélection du modèle final pour les trajectoires d’APMV des femmes et des hommes respectivement sont présentés, suivis des résultats issus du processus de sélection du modèle final pour les trajectoires d’usage régulier de cannabis des femmes et des hommes respectivement. Ensuite, les résultats de l’analyse de sensibilité, qui correspond à l’identification des trajectoires d’APMV et d’usage régulier de cannabis à l’aide de modèles de mélange de croissance incluant des effets aléatoires, sont détaillés. Finalement, la dernière section de ce chapitre (section 6.3) fournit des tableaux récapitulatifs (tableaux 19-22) incluant diverses statistiques (moyennes des probabilités postérieures, BIC, entropie relative, taille des groupes, etc.) sur les modèles fondés sur le groupement et sur les modèles de mélange de croissance sélectionnés.

6.1 Modèles fondés sur le groupement

6.1.1 Trajectoires d’APMV des femmes : sélection du modèle final

Afin de sélectionner le modèle final, le nombre optimal de groupes a d’abord été établi lorsque les trajectoires étaient définies par des polynômes. Ensuite, le nombre optimal de groupes a été déterminé lorsque les trajectoires étaient définies par des splines cubiques naturelles. Le modèle final a été sélectionné en comparant les deux modèles retenus (modèle basé sur des polynômes c. modèle basé sur des splines cubiques naturelles) à l’aide du BIC. Il est à noter que ces étapes de sélection ont été suivies pour choisir tous les autres modèles finaux présentés dans les prochaines sections.

6.1.1.1 *Modèle basé sur des polynômes*

Le tableau 3 contient diverses statistiques (nombre de paramètres du modèle, BIC, logarithme du facteur de Bayes, taille du plus petit groupe, entropie relative) sur les huit modèles estimés pour déterminer le nombre optimal de trajectoires d’APMV, lorsque celles-ci sont définies par des fonctions polynomiales de degré trois. Il est à noter que cent ensembles de valeurs initiales ont été générés aléatoirement (à l’aide de la fonction *gridsearch* dans le paquet R *lcm* [121]) pour estimer

chaque modèle (à deux groupes ou plus) présenté dans cette section et les suivantes. Les graphiques illustrant les trajectoires prédites par chacun des huit modèles se retrouvent à l'Annexe 8.

Le modèle optimal a été choisi en fonction du logarithme du facteur de Bayes, mais les BIC des modèles ont également été comparés. Le BIC a été calculé de deux manières différentes, et son interprétation diffère entre les deux méthodes. Lorsque le BIC est calculé à partir de la formule $BIC_1 = -2 \log(L) + k \log(n)$ (L est le maximum de vraisemblance du modèle, k est le nombre de paramètres du modèle et n est la taille de l'échantillon), la sélection du modèle qui minimise le BIC est recommandée [161, 170]. En revanche, lorsque le BIC est calculé à partir de la formule $BIC_2 = \log(L) - 0,5k \log(n)$, la sélection du modèle qui maximise le BIC est recommandée [40, 162]. La comparaison des BIC calculés selon la première formule (BIC_1 dans le tableau 3) mène à conclure que le modèle à quatre groupes est le meilleur modèle parmi les huit modèles estimés, car celui-ci possède le plus petit BIC. De plus, le modèle à quatre groupes possède le plus grand BIC calculé avec la seconde formule (BIC_2 dans le tableau 3), ce qui mène à la même conclusion. Par ailleurs, nous avons obtenu le BIC_1 en utilisant la fonction *summarytable* du paquet R *lcmm* [121], et nous avons calculé nous-mêmes le BIC_2 pour pouvoir approximer le logarithme du facteur de Bayes [40, 162]. Les deux BIC plutôt qu'un seul sont présentés dans ce chapitre à titre informatif.

L'évaluation du logarithme du facteur de Bayes permet également de conclure que le modèle optimal contient quatre groupes. Le logarithme du facteur de Bayes comparant le modèle à quatre groupes et celui à trois groupes est supérieur à 10, ce qui indique que la preuve en faveur du modèle à quatre groupes est très forte [162]. De surcroît, à partir du modèle à cinq groupes, le logarithme du facteur de Bayes devient inférieur à 10, ce qui indique qu'il n'est pas justifié d'inclure plus de quatre groupes dans le modèle. Par ailleurs, la taille du plus petit groupe dans le modèle à quatre groupes ($n = 42$; 10,1% de l'échantillon de femmes) est supérieure au seuil minimal (c.-à-d. $\geq 5\%$ de l'échantillon de femmes).

L'entropie relative des huit modèles estimés varie de 0,63 à 0,73, et celle du modèle à quatre groupes est égale à 0,73, ce qui est légèrement inférieur au seuil minimal recommandé (c.-à-d. 0,80) [122, 173-175]. Rappelons que l'entropie relative peut prendre des valeurs situées entre 0 et 1, et que plus la valeur de celle-ci est proche de 1, moins la classification des participants dans les groupes (sur la base des probabilités postérieures) est incertaine. Il est à noter qu'à ce stade,

l'entropie relative des modèles est fournie uniquement à titre informatif, et que celle-ci n'est pas utilisée pour choisir le nombre optimal de groupes.

Tableau 3. Statistiques sur les modèles fondés sur le groupement (basés sur des polynômes de degré 3) estimés pour déterminer le nombre optimal de trajectoires d'APMV pour les femmes, NDIT, Montréal, Canada, 2007-2023

Nombre de groupes	Nombre de paramètres	BIC ₁ ^a	BIC ₂ ^b	Modèle de comparaison	2ln(FB) ^c	Taille du plus petit groupe n (%)	Entropie relative ^d
1	8	22725,07	-11362,53				
2	13	22702,19	-11351,10	1	22,87	47 (11,27)	0,66
3	18	22653,87	-11326,93	2	48,33	48 (11,51)	0,63
4	23	22589,11	-11294,55	3	64,75	42 (10,07)	0,73
5	28	22592,59	-11296,29	4	-3,49	10 (2,40)	0,69
6	33	22599,48	-11299,74	5	-6,89	11 (2,64)	0,70
7	38	22622,90	-11311,45	6	-23,43	19 (4,56)	0,63
8	43	22633,57	-11316,79	7	-10,69	18 (4,32)	0,64

BIC : Critère d'information bayésien de Schwartz; FB : Facteur de Bayes

^a BIC₁ = $-2 \log(L) + k \log(n)$, où L est le maximum de vraisemblance du modèle, k est le nombre de paramètres et n est la taille de l'échantillon de femmes (n = 417). La sélection du modèle qui minimise le BIC₁ est recommandée [161, 170].

^b BIC₂ = $\log(L) - 0,5k \log(n)$, où L est le maximum de vraisemblance du modèle, k est le nombre de paramètres et n est la taille de l'échantillon de femmes (n = 417). La sélection du modèle qui maximise le BIC₂ est recommandée [40, 162].

^c $2 \ln(\text{FB}) \approx 2(\Delta \text{BIC}_2)$ où ΔBIC_2 est égal à la valeur du BIC₂ d'un modèle plus complexe (p. ex. modèle à quatre groupes) moins la valeur du BIC₂ d'un modèle plus simple (p. ex. modèle à trois groupes). La preuve en faveur du modèle plus complexe est très forte lorsque le logarithme du facteur de Bayes est > 10 [162].

^d Une entropie relative $\geq 0,80$ indique qu'il y a peu d'incertitude au regard de la classification des participants dans les groupes de trajectoires sur la base des probabilités postérieures [122, 173-175].

Après avoir sélectionné le modèle à quatre groupes, les fonctions polynomiales décrivant les formes des trajectoires ont été simplifiées en retirant les termes d'ordres supérieurs non statistiquement significatifs à un seuil de 5% [40]. Les quatre trajectoires prédites par le modèle sélectionné (*decreasers* (n = 76; 18,2%), *increasers* (n = 54; 13,0%), *from increasers to decreasers* (n = 41; 9,8%), *low maintainers* (n = 246; 59,0%)) sont décrites dans le manuscrit et illustrées sur la figure 1A de ce dernier. Le degré des polynômes dans le modèle sélectionné et les mesures

d'adéquation relatives à celui-ci (moyennes des probabilités postérieures, entropie relative, *mismatch*) sont présentés dans le tableau S2 dans le matériel supplémentaire du manuscrit et dans le tableau 19 à la fin de ce chapitre. Le manuscrit discute de l'adéquation du modèle.

Par la suite, la variabilité des trajectoires individuelles autour des trajectoires moyennes prédites a été examinée visuellement (figure 1). Cette étape (recommandée dans la check-list GRoLTS) permet d'évaluer à quel point les trajectoires moyennes prédites parviennent à refléter ce qui est observé dans les données [120, 178]. De plus, cette inspection visuelle permet de déterminer si la variabilité intra-groupe est élevée à un point tel qu'il serait plus approprié d'utiliser un modèle de mélange de croissance incluant des effets aléatoires [176, 178]. Par ailleurs, la présence d'un certain degré de variabilité intra-groupe dans les trajectoires individuelles n'est pas antithétique aux postulats du modèle fondé sur le groupement [40, 178]. En effet, celui-ci ne suppose pas que les trajectoires individuelles sont identiques à l'intérieur des groupes, mais considère plutôt que l'hétérogénéité dans les trajectoires individuelles des membres d'une population peut être résumée par un ensemble fini de fonctions polynomiales (ou autres que polynomiales) [40, 178].

Pour construire les graphiques de la figure 1, les individus ont d'abord été classés dans les différents groupes sur la base de leurs probabilités postérieures [178]. Ensuite, des graphiques combinant les trajectoires moyennes prédites et les trajectoires des individus classés dans chaque groupe ont été produits. L'examen visuel de la figure 1 indique que la variabilité intra-groupe ne semble pas trop élevée, et que les individus suivent approximativement la trajectoire moyenne prédite pour leur groupe respectif. On peut donc conclure que le modèle sélectionné parvient à bien décrire les données.

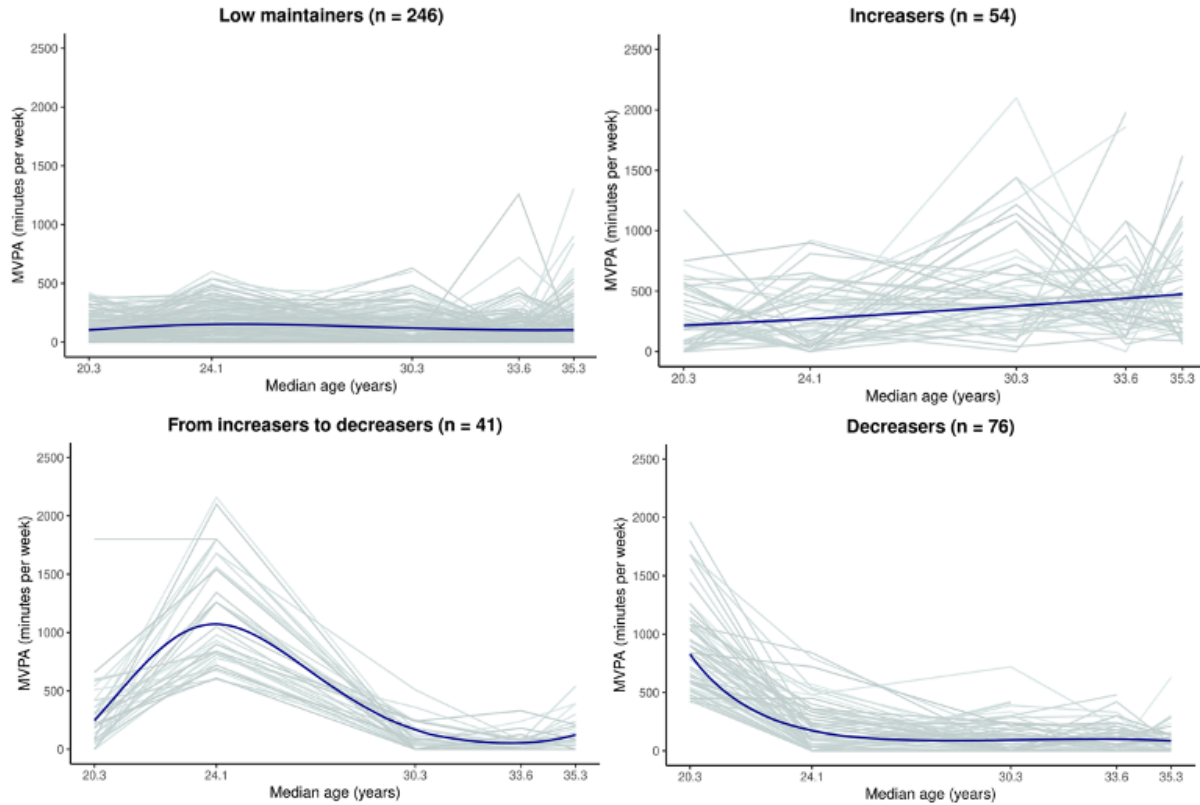


Figure 1. Trajectoires individuelles observées (en gris) et trajectoires moyennes prédites (en bleu) par le modèle basé sur des polynômes sélectionné pour les trajectoires d'activité physique modérée à vigoureuse des femmes. Les individus ont été classés dans les groupes sur la base de leurs probabilités postérieures. MVPA : activité physique modérée à vigoureuse.

Le paquet R *lcm*m version 2.0.2 fournit uniquement les deux types de graphiques des résidus suivants : 1) graphique des résidus en fonction des valeurs prédites et 2) graphique quantile-quantile comparant les quantiles de la distribution des résidus à ceux d'une distribution normale [121]. Les hypothèses du modèle selon lesquelles les erreurs possèdent une variance constante et sont normalement distribuées ont donc été vérifiées en examinant visuellement les résidus spécifiques aux individus et les résidus marginaux du modèle (figure A1 à l'Annexe 24) [121]. L'examen visuel du graphique des résidus spécifiques aux individus en fonction des valeurs prédites spécifiques aux individus permet de conclure que l'hypothèse d'homogénéité de la variance est satisfaite. On parvient à la même conclusion en analysant le graphique des résidus marginaux en fonction des valeurs prédites marginales. De plus, sur les graphiques quantile-

quantile, l'adéquation entre les quantiles observés et les quantiles théoriques (loi normale) est bonne, ce qui indique que l'hypothèse de normalité des erreurs est respectée [179].

6.1.1.2 Modèle basé sur des splines cubiques naturelles

Le nombre optimal de groupes a été déterminé en utilisant cette fois-ci une forme fonctionnelle plus flexible que des polynômes pour décrire les formes des trajectoires : des splines cubiques naturelles avec un nœud placé à chacun des cinq temps de collecte de données (0, 4, 11, 14 et 15 ans écoulés depuis le cycle 21). Il est à noter que les mêmes nœuds ont été utilisés pour estimer les modèles basés sur des splines cubiques naturelles présentés dans les prochaines sections. Le tableau 4 présente diverses statistiques (nombre de paramètres du modèle, BIC, logarithme du facteur de Bayes, taille du plus petit groupe, entropie relative) sur les huit modèles comparés. Les graphiques illustrant les trajectoires prédites par chacun des huit modèles estimés se retrouvent à l'Annexe 9.

Le nombre optimal de groupes identifié dans cette analyse est le même que celui trouvé dans l'analyse précédente basée sur des polynômes (c.-à-d. quatre groupes). La comparaison des BIC des modèles permet de conclure que le modèle à quatre groupes s'ajuste le mieux aux données. De plus, le logarithme du facteur de Bayes devient inférieur à 10 à partir du modèle à cinq groupes, ce qui indique qu'il n'est pas justifié d'inclure plus de quatre trajectoires dans le modèle [162]. Également, la taille du plus petit groupe dans le modèle à quatre groupes ($n = 42$; 10,1% de l'échantillon de femmes) est supérieure au seuil minimal (c.-à-d. $\geq 5\%$ de l'échantillon de femmes).

L'entropie relative des huit modèles estimés varie de 0,63 à 0,77, et celle correspondant au modèle à quatre groupes est égale à 0,73, ce qui est légèrement inférieur au seuil minimal recommandé de 0,80, mais tout de même proche de 1 [122, 173-175]. (L'entropie relative est fournie à titre informatif seulement, et n'est pas utilisée pour sélectionner le nombre de groupes optimal.)

Tableau 4. Statistiques sur les modèles fondés sur le groupement (basés sur des splines cubiques naturelles) estimés pour déterminer le nombre optimal de trajectoires d’APMV pour les femmes, NDIT, Montréal, Canada, 2007-2023

Nombre de groupes	Nombre de paramètres	BIC ₁ ^a	BIC ₂ ^b	Modèle de comparaison	2ln(FB) ^c	Taille du plus petit groupe n (%)	Entropie relative ^d
1	9	22730,83	-11365,42				
2	15	22711,42	-11355,71	1	19,42	54 (12,95)	0,63
3	21	22668,71	-11334,36	2	42,70	46 (11,03)	0,63
4	27	22608,56	-11304,28	3	60,16	42 (10,07)	0,73
5	33	22614,40	-11307,21	4	-5,86	11 (2,64)	0,69
6	39	22625,75	-11312,88	5	-11,34	12 (2,88)	0,71
7	45	22643,47	-11321,73	6	-17,72	7 (1,68)	0,74
8	51	22658,62	-11329,31	7	-15,16	7 (1,68)	0,77

BIC : Critère d’information bayésien de Schwartz; FB : Facteur de Bayes

^a BIC₁ = $-2 \log(L) + k \log(n)$, où L est le maximum de vraisemblance du modèle, k est le nombre de paramètres et n est la taille de l’échantillon de femmes (n = 417). La sélection du modèle qui minimise le BIC₁ est recommandée [161, 170].

^b BIC₂ = $\log(L) - 0,5k \log(n)$, où L est le maximum de vraisemblance du modèle, k est le nombre de paramètres et n est la taille de l’échantillon de femmes (n = 417). La sélection du modèle qui maximise le BIC₂ est recommandée [40, 162].

^c $2\ln(\text{FB}) \approx 2(\Delta\text{BIC}_2)$ où ΔBIC_2 est égal à la valeur du BIC₂ d’un modèle plus complexe (p. ex. modèle à quatre groupes) moins la valeur du BIC₂ d’un modèle plus simple (p. ex. modèle à trois groupes). La preuve en faveur du modèle plus complexe est très forte lorsque le logarithme du facteur de Bayes est > 10 [162].

^d Une entropie relative $\geq 0,80$ indique qu’il y a peu d’incertitude au regard de la classification des participants dans les groupes de trajectoires sur la base des probabilités postérieures [122, 173-175].

L’équation définissant la forme de chaque trajectoire dans le modèle sélectionné (modèle à quatre groupes) a été simplifiée en retirant les fonctions de base dont le coefficient estimé n’était pas statistiquement significatif à un seuil de 5%. Les quatre trajectoires prédites par le modèle sélectionné (*decreasers* (n = 69; 16,6%), *increasers* (n = 48; 11,8%), *from increasers to decreasers* (n = 43; 10,3%), *low maintainers* (n = 256; 61,4%)) (figure 2) sont en général similaires (en termes de formes et de tailles des groupes) à celles identifiées dans l’analyse basée sur des polynômes. Le tableau 19 présente les mesures d’adéquation relatives au modèle sélectionné (moyennes des probabilités postérieures, entropie relative, *mismatch*). La moyenne des probabilités postérieures calculée pour chaque groupe varie de 83,7% à 88,0%, ce qui est supérieur au seuil minimal de 70%

pour tous les groupes [40, 122]. De plus, la *mismatch* calculé pour chaque groupe varie de -0,021 à 0,042, ce qui est proche de zéro pour tous les groupes, tel que recommandé [40, 122, 173]. L'entropie relative du modèle est égale à 0,73, ce qui est légèrement inférieur au seuil minimal de 0,80, mais tout de même proche de 1 [122, 173-175]. (Il est à noter que l'entropie relative est rapportée à nouveau, car elle aurait pu avoir changé à la suite du raffinement des équations des trajectoires.) Compte tenu de ces résultats (moyennes des probabilités postérieures, *mismatch*, entropie relative), le modèle sélectionné peut être considéré performant dans la classification des individus sur la base de leurs probabilités postérieures.

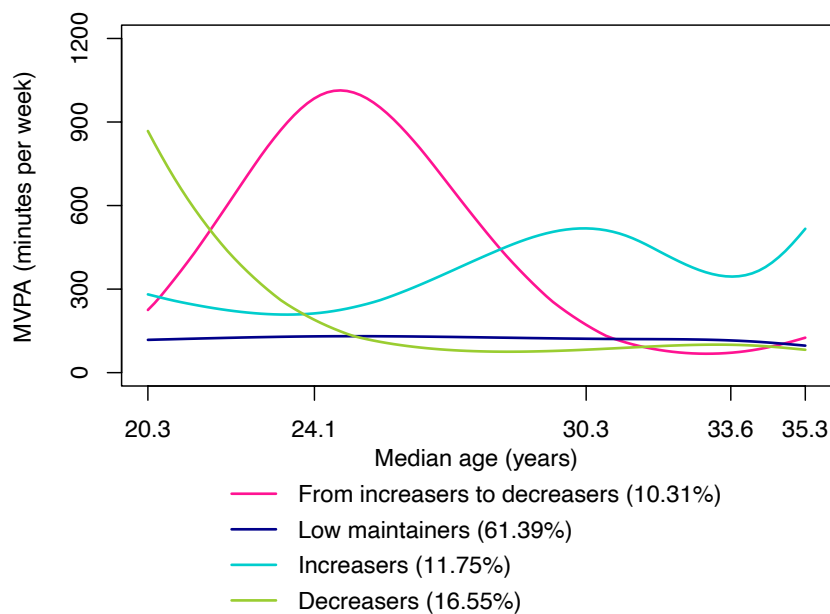


Figure 2. Trajectoires d'activité physique modérée à vigoureuse des femmes de l'âge de 20 ans jusqu'à 35 ans estimées à partir d'un modèle fondé sur le groupement dans lequel les trajectoires sont définies par des splines cubiques naturelles. Pour faciliter l'interprétation de l'axe du temps, le temps a été converti en âge médian des participants à chaque cycle (cycles 21-25). MVPA : activité physique modérée à vigoureuse.

Par la suite, la variabilité des trajectoires individuelles autour des trajectoires moyennes prédites a été examinée visuellement (figure 3) pour évaluer à quel point les trajectoires moyennes prédites parviennent à refléter ce qui est observé dans les données. L'examen visuel indique que la variabilité intra-groupe ne semble pas trop élevée, et que les individus suivent approximativement la trajectoire moyenne prédite pour leur groupe respectif. On peut donc conclure que le modèle sélectionné parvient à bien décrire les données.

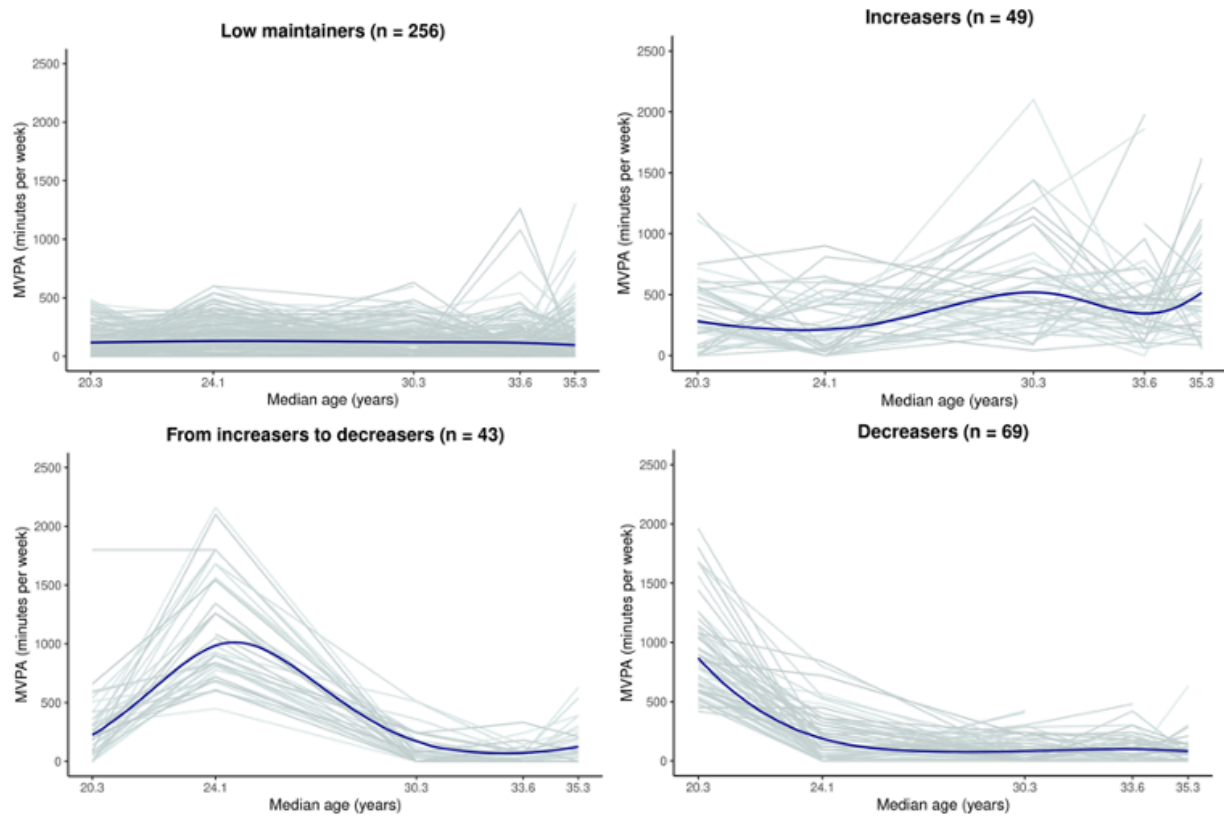


Figure 3. Trajectoires individuelles observées (en gris) et trajectoires moyennes prédites (en bleu) par le modèle basé sur des splines cubiques naturelles sélectionné pour les trajectoires d'activité physique modérée à vigoureuse des femmes. Les individus ont été classés dans les groupes sur la base de leurs probabilités postérieures. MVPA : activité physique modérée à vigoureuse.

Les hypothèses du modèle selon lesquelles les erreurs possèdent une variance constante et sont normalement distribuées ont ensuite été vérifiées en examinant visuellement les résidus spécifiques aux individus et les résidus marginaux du modèle (figure A2 à l'Annexe 24) [121]. L'examen visuel du graphique des résidus spécifiques aux individus en fonction des valeurs prédites spécifiques aux individus permet de conclure que l'hypothèse d'homogénéité de la variance est satisfaite. On parvient à la même conclusion en analysant le graphique des résidus marginaux en fonction des valeurs prédites marginales. De plus, sur les graphiques quantile-quantile, l'adéquation entre les quantiles observés et les quantiles théoriques (loi normale) est bonne, ce qui indique que l'hypothèse de normalité des erreurs est respectée [179].

Finalement, le modèle final pour les trajectoires d'APMV des femmes a été sélectionné en comparant le BIC du modèle basé sur des polynômes à celui du modèle basé sur des splines cubiques naturelles (tableau 19). (Le BIC est calculé à partir de la formule $BIC = -2 \log(L) + k \log(n)$ où L est le maximum de vraisemblance du modèle, k est le nombre de paramètres du modèle et n est la taille de l'échantillon.) Le meilleur modèle selon le BIC (c.-à-d. celui qui minimise le BIC) correspond au modèle basé sur des polynômes, et celui-ci a donc été sélectionné comme modèle final.

6.1.2 Trajectoires d'APMV des hommes : sélection du modèle final

6.1.2.1 *Modèle basé sur des polynômes*

Le tableau 5 présente diverses statistiques (nombre de paramètres du modèle, BIC, logarithme du facteur de Bayes, taille du plus petit groupe, entropie relative) sur les huit modèles estimés pour déterminer le nombre optimal de trajectoires d'APMV, lorsque celles-ci sont définies par des fonctions polynomiales de degré trois. Les graphiques illustrant les trajectoires prédites par chacun des huit modèles estimés se retrouvent à l'Annexe 10.

Le nombre optimal de groupes identifié chez les hommes est le même que celui trouvé chez les femmes (c.-à-d. quatre groupes). La comparaison des BIC des modèles permet de conclure que le modèle à quatre groupes s'ajuste le mieux aux données. De plus, le logarithme du facteur de Bayes comparant le modèle à trois groupes et le modèle à quatre groupes est supérieur à 10, ce qui indique que la preuve en faveur du modèle à quatre groupes est très forte [162]. De surcroît, le logarithme du facteur de Bayes est inférieur à 10 pour les modèles contenant cinq groupes et plus, ce qui indique qu'il n'est pas justifié d'inclure plus de quatre groupes dans le modèle [162]. Également, la taille du plus petit groupe dans le modèle à quatre groupes ($n = 25$; 7,7% de l'échantillon d'hommes) est supérieure au seuil minimal (c.-à-d. $\geq 5\%$ de l'échantillon d'hommes).

L'entropie relative des huit modèles estimés varie de 0,66 à 0,78, et celle correspondant au modèle à quatre groupes est égale à 0,75, ce qui est légèrement inférieur au seuil minimal recommandé de 0,80, mais tout de même proche de 1 [122, 173-175]. (L'entropie relative est fournie à titre informatif seulement, et n'est pas utilisée pour sélectionner le nombre de groupes optimal.)

Tableau 5. Statistiques sur les modèles fondés sur le groupement (basés sur des polynômes de degré 3) estimés pour déterminer le nombre optimal de trajectoires d'APMV pour les hommes, NDIT, Montréal, Canada, 2007-2023

Nombre de groupes ^{a,b}	Nombre de paramètres	BIC ₁ ^a	BIC ₂ ^b	Modèle de comparaison	2ln(FB) ^c	Taille du plus petit groupe n (%)	Entropie relative ^d
1	8	18589,29	-9294,65				
2	13	18547,64	-9273,82	1	41,65	36 (11,08)	0,78
3	18	18547,13	-9273,57	2	0,50	33 (10,15)	0,70
4	23	18528,75	-9264,37	3	18,38	25 (7,69)	0,75
5	28	18541,09	-9270,54	4	-12,34	29 (8,92)	0,66
6	33	18550,72	-9275,36	5	-9,63	13 (4,00)	0,74
7	38	18568,11	-9284,05	6	-17,39	11 (3,38)	0,70
8	43	18583,99	-9291,99	7	-15,88	6 (1,85)	0,72

BIC : Critère d'information bayésien de Schwartz; FB : Facteur de Bayes

^a BIC₁ = $-2 \log(L) + k \log(n)$, où L est le maximum de vraisemblance du modèle, k est le nombre de paramètres et n est la taille de l'échantillon d'hommes (n = 325). La sélection du modèle qui minimise le BIC₁ est recommandée [161, 170].

^b BIC₂ = $\log(L) - 0,5k \log(n)$, où L est le maximum de vraisemblance du modèle, k est le nombre de paramètres et n est la taille de l'échantillon d'hommes (n = 325). La sélection du modèle qui maximise le BIC₂ est recommandée [40, 162].

^c $2\ln(\text{FB}) \approx 2(\Delta\text{BIC}_2)$ où ΔBIC_2 est égal à la valeur du BIC₂ d'un modèle plus complexe (p. ex. modèle à quatre groupes) moins la valeur du BIC₂ d'un modèle plus simple (p. ex. modèle à trois groupes). La preuve en faveur du modèle plus complexe est très forte lorsque le logarithme du facteur de Bayes est > 10 [162].

^d Une entropie relative $\geq 0,80$ indique qu'il y a peu d'incertitude au regard de la classification des participants dans les groupes de trajectoires sur la base des probabilités postérieures [122, 173-175].

Les fonctions polynomiales décrivant les formes des trajectoires dans le modèle sélectionné (modèle à quatre groupes) ont été simplifiées en retirant les termes d'ordres supérieurs non statistiquement significatifs à un seuil de 5% [40]. Les quatre trajectoires prédites par le modèle sélectionné (*decreasers, increasers, from increasers to decreasers, low maintainers*) (figure 4) ont des formes similaires à celles des trajectoires identifiées dans le modèle basé sur des polynômes chez les femmes. L'examen visuel des graphiques des trajectoires d'APMV permet cependant de constater que la trajectoire croissante atteint un niveau plus élevé à 35 ans chez les hommes que chez les femmes (environ 750 minutes d'APMV par semaine c. environ 450 minutes d'APMV par semaine). D'autre part, les tailles des groupes de trajectoires chez les hommes sont équivalentes,

toutes proportions gardées, à celles chez les femmes. Effectivement, la proportion d'individus appartenant au groupe *low maintainers* ou au groupe *decreasers* est presque identique chez les femmes et chez les hommes (respectivement 77,2% et 76,0%). (Ces deux groupes composés d'individus moins physiquement actifs sont regroupés à des fins de comparaison.) De surcroît, les femmes appartenant au groupe *from increasers to decreasers* sont proportionnellement aussi nombreuses que les hommes suivant une trajectoire similaire (respectivement 9,8% et 7,7%), et les femmes appartenant au groupe *increasers* sont proportionnellement aussi nombreuses que les hommes suivant une trajectoire similaire (respectivement 13,0% et 16,3%).

Le degré des polynômes dans le modèle sélectionné et les mesures d'adéquation relatives à celui-ci (moyennes des probabilités postérieures, entropie relative, *mismatch*) sont décrits dans le tableau 20. La moyenne des probabilités postérieures calculée pour chaque groupe varie de 80,4% à 88,2%, ce qui est supérieur au seuil minimal de 70% pour tous les groupes [40, 122]. De plus, le *mismatch* calculé pour chaque groupe varie de -0,017 à 0,036, ce qui est proche de zéro pour tous les groupes, tel que recommandé [40, 122, 173]. L'entropie relative du modèle est égale à 0,74, ce qui est légèrement inférieur au seuil minimal de 0,80, mais tout de même proche de 1 [122, 173-175]. Compte tenu de ces résultats (moyennes des probabilités postérieures, *mismatch*, entropie relative), le modèle sélectionné peut être considéré performant dans la classification des individus sur la base de leurs probabilités postérieures.

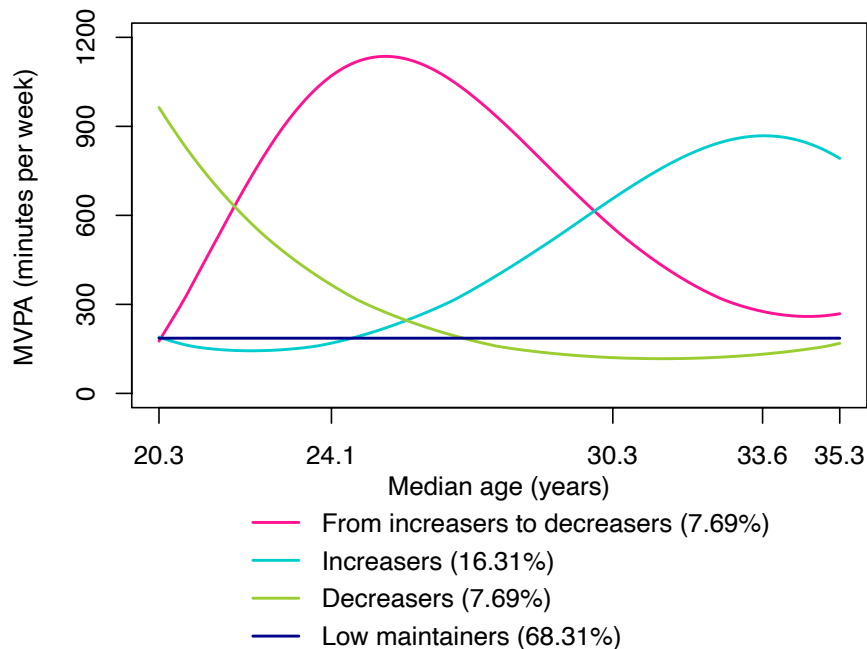


Figure 4. Trajectoires d’activité physique modérée à vigoureuse des hommes de l’âge de 20 ans jusqu’à 35 ans estimées à partir d’un modèle fondé sur le groupement dans lequel les trajectoires sont définies par des polynômes. Pour faciliter l’interprétation de l’axe du temps, le temps a été converti en âge médian des participants à chaque cycle (cycles 21-25). MVPA : activité physique modérée à vigoureuse.

Par la suite, la variabilité des trajectoires individuelles autour des trajectoires moyennes prédites a été examinée visuellement (figure 5) pour évaluer à quel point les trajectoires moyennes prédites parviennent à refléter ce qui est observé dans les données. L’examen visuel indique que la variabilité intra-groupe ne semble pas trop élevée, et que les individus suivent approximativement la trajectoire moyenne prédite pour leur groupe respectif. On peut donc conclure que le modèle sélectionné parvient à bien décrire les données.

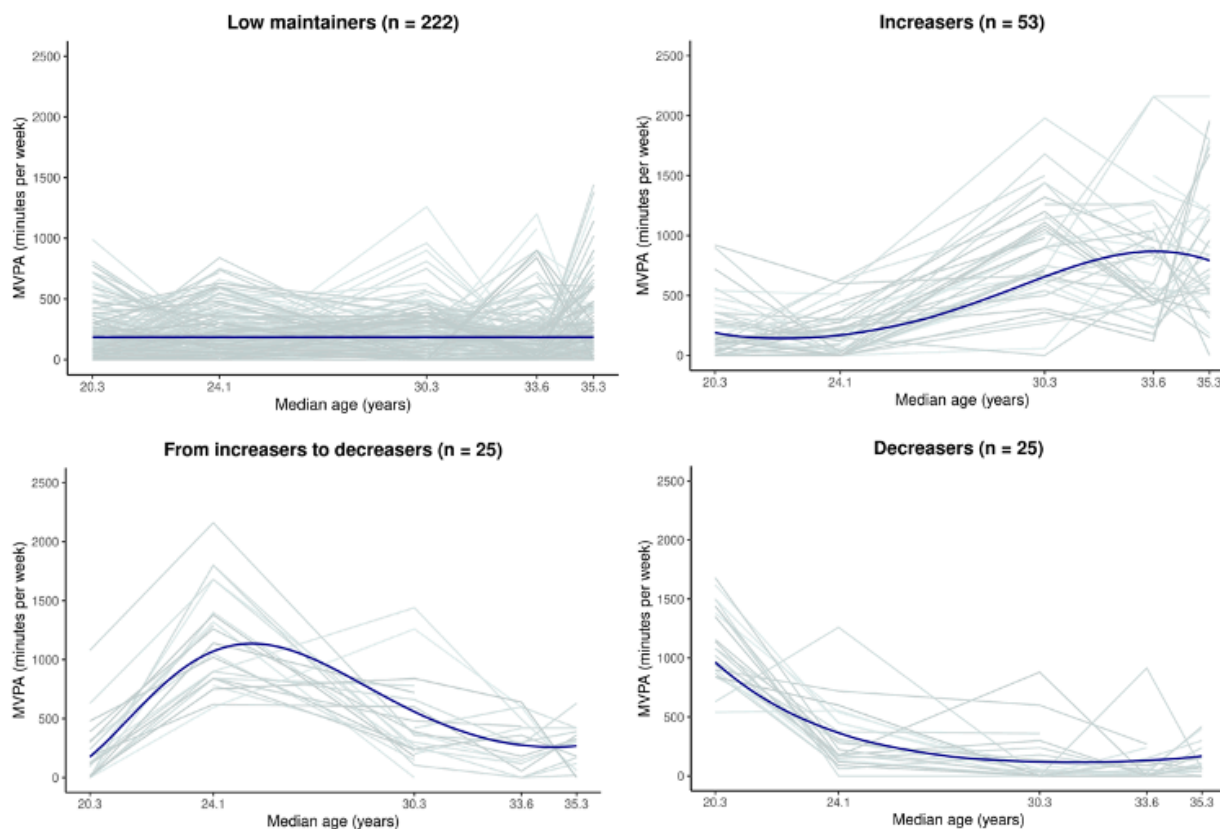


Figure 5. Trajectoires individuelles observées (en gris) et trajectoires moyennes prédites (en bleu) par le modèle basé sur des polynômes sélectionné pour les trajectoires d'activité physique modérée à vigoureuse des hommes. Les individus ont été classés dans les groupes sur la base de leurs probabilités postérieures. MVPA : activité physique modérée à vigoureuse.

Finalement, les hypothèses du modèle selon lesquelles les erreurs possèdent une variance constante et sont normalement distribuées ont été vérifiées en examinant visuellement les résidus spécifiques aux individus et les résidus marginaux du modèle (figure A3 à l'Annexe 24) [121]. L'examen visuel du graphique des résidus spécifiques aux individus en fonction des valeurs prédites spécifiques aux individus permet de conclure que l'hypothèse d'homogénéité de la variance est satisfaite. On parvient à la même conclusion en analysant le graphique des résidus marginaux en fonction des valeurs prédites marginales. De plus, sur les graphiques quantile-quantile, l'adéquation entre les quantiles observés et les quantiles théoriques (loi normale) est bonne, ce qui indique que l'hypothèse de normalité des erreurs est respectée [179].

6.1.2.2 *Modèle basé sur des splines cubiques naturelles*

Le tableau 6 présente diverses statistiques (nombre de paramètres du modèle, BIC, logarithme du facteur de Bayes, taille du plus petit groupe, entropie relative) sur les huit modèles basés sur des splines cubiques naturelles comparés. Les graphiques illustrant les trajectoires prédites par chacun des huit modèles estimés se retrouvent à l'Annexe 11.

Le nombre optimal de groupes identifié dans cette analyse est le même que celui trouvé dans l'analyse précédente basée sur les polynômes (c.-à-d. quatre groupes). La comparaison des BIC des modèles permet de conclure que le modèle à quatre groupes s'ajuste le mieux aux données. De plus, le logarithme du facteur de Bayes comparant le modèle à trois groupes et le modèle à quatre groupes est supérieur à 10, ce qui indique que la preuve en faveur du modèle à quatre groupes est très forte [162]. De surcroît, le logarithme du facteur de Bayes est inférieur à 10 pour les modèles contenant cinq groupes et plus, ce qui indique qu'il n'est pas justifié d'inclure plus de quatre groupes dans le modèle [162]. Également, la taille du plus petit groupe dans le modèle à quatre groupes ($n = 28$; 8,6% de l'échantillon d'hommes) est supérieure au seuil minimal (c.-à-d. $\geq 5\%$ de l'échantillon d'hommes).

L'entropie relative des huit modèles estimés varie de 0,70 à 0,78, et celle correspondant au modèle à quatre groupes est égale à 0,74, ce qui est légèrement inférieur au seuil minimal recommandé de 0,80, mais tout de même proche de 1 [122, 173-175]. (L'entropie relative est fournie à titre informatif seulement, et n'est pas utilisée pour sélectionner le nombre de groupes optimal.)

Tableau 6. Statistiques sur les modèles fondés sur le groupement (basés sur des splines cubiques naturelles) estimés pour déterminer le nombre optimal de trajectoires d'APMV pour les hommes, étude NDIT, Montréal, Canada, 2007-2023

Nombre de groupes ^{a,b}	Nombre de paramètres	BIC ₁ ^c	BIC ₂ ^d	Modèle de comparaison	2ln(FB) ^e	Taille du plus petit groupe n (%)	Entropie relative ^f
1	9	18585,98	-9292,99				
2	15	18547,85	-9273,93	1	38,13	36 (11,08)	0,78
3	21	18550,34	-9275,17	2	-2,49	23 (7,08)	0,78
4	27	18533,96	-9266,98	3	16,39	28 (8,62)	0,74
5	33	18541,51	-9270,76	4	-7,56	19 (5,85)	0,74
6	39	18559,64	-9279,82	5	-18,13	9 (2,77)	0,70
7	45	18571,34	-9285,67	6	-11,69	9 (2,77)	0,74
8	51	18586,55	-9293,28	7	-15,21	6 (1,85)	0,76

BIC : Critère d'information bayésien de Schwartz; FB : Facteur de Bayes

^a BIC₁ = -2 log(L) + k log (n), où L est le maximum de vraisemblance du modèle, k est le nombre de paramètres et n est la taille de l'échantillon d'hommes (n = 325). La sélection du modèle qui minimise le BIC₁ est recommandée [161, 170].

^b BIC₂ = log(L) - 0,5k log (n), où L est le maximum de vraisemblance du modèle, k est le nombre de paramètres et n est la taille de l'échantillon d'hommes (n = 325). La sélection du modèle qui maximise le BIC₂ est recommandée [40, 162].

^c 2ln (FB) ≈ 2(ΔBIC₂) où ΔBIC₂ est égal à la valeur du BIC₂ d'un modèle plus complexe (p. ex. modèle à quatre groupes) moins la valeur du BIC₂ d'un modèle plus simple (p. ex. modèle à trois groupes). La preuve en faveur du modèle plus complexe est très forte lorsque le logarithme du facteur de Bayes est > 10 [162].

^d Une entropie relative ≥ 0,80 indique qu'il y a peu d'incertitude au regard de la classification des participants dans les groupes de trajectoires sur la base des probabilités postérieures [122, 173-175].

L'équation définissant la forme de chaque trajectoire dans le modèle sélectionné (modèle à quatre groupes) a été simplifiée en retirant les fonctions de base dont le coefficient estimé n'était pas statistiquement significatif à un seuil de 5%. Les quatre trajectoires prédites par le modèle sélectionné (*decreasers* (n = 32; 9,9%), *increasers* (n = 41; 12,6%), *from increasers to decreasers* (n = 32; 9,9%), *low maintainers* (n = 220; 67,7%)) sont décrites dans le manuscrit et illustrées sur la figure 1B de ce dernier. Le tableau S3 dans le matériel supplémentaire du manuscrit et le tableau 20 dans ce chapitre présentent les mesures d'adéquation relatives au modèle sélectionné (moyennes des probabilités postérieures, entropie relative, *mismatch*). Le manuscrit discute de l'adéquation du modèle.

Par la suite, la variabilité des trajectoires individuelles autour des trajectoires moyennes prédites a été examinée visuellement (figure 6) pour évaluer à quel point les trajectoires moyennes prédites parviennent à refléter ce qui est observé dans les données. L'examen visuel indique que la variabilité intra-groupe ne semble pas trop élevée, et que les individus suivent approximativement la trajectoire moyenne prédite pour leur groupe respectif. On peut donc conclure que le modèle sélectionné parvient à bien décrire les données.

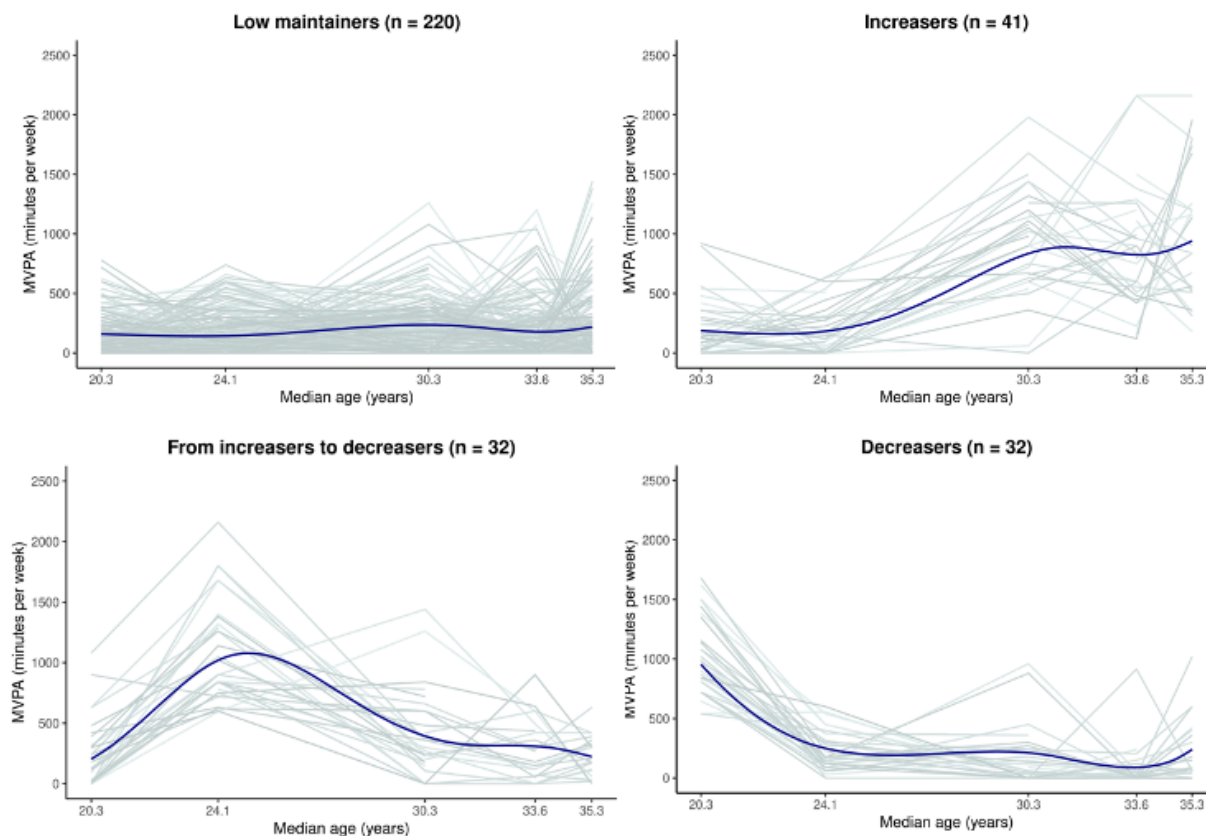


Figure 6. Trajectoires individuelles observées (en gris) et trajectoires moyennes prédites (en bleu) par le modèle basé sur des splines cubiques naturelles sélectionné pour les trajectoires d'activité physique modérée à vigoureuse des hommes. Les individus ont été classés dans les groupes sur la base de leurs probabilités postérieures. MVPA : activité physique modérée à vigoureuse.

Les hypothèses du modèle selon lesquelles les erreurs possèdent une variance constante et sont normalement distribuées ont ensuite été vérifiées en examinant visuellement les résidus spécifiques aux individus et les résidus marginaux du modèle (figure A4 à l'Annexe 24) [121]. L'examen visuel

du graphique des résidus spécifiques aux individus en fonction des valeurs prédites spécifiques aux individus permet de conclure que l'hypothèse d'homogénéité de la variance est satisfaite. On parvient à la même conclusion en analysant le graphique des résidus marginaux en fonction des valeurs prédites marginales. De plus, sur les graphiques quantile-quantile, l'adéquation entre les quantiles observés et les quantiles théoriques (loi normale) est bonne, ce qui indique que l'hypothèse de normalité des erreurs est respectée [179].

Finalement, le modèle final pour les trajectoires d'APMV des hommes a été sélectionné en comparant le BIC du modèle basé sur des polynômes à celui du modèle basé sur des splines cubiques naturelles (tableau 20). Le meilleur modèle selon le BIC (c.-à-d. celui qui minimise le BIC) correspond au modèle basé sur des splines cubiques naturelles, et celui-ci a donc été sélectionné comme modèle final.

6.1.3 Trajectoires d'usage régulier de cannabis des femmes : sélection du modèle final

6.1.3.1 Modèle basé sur des polynômes

Le tableau 7 présente diverses statistiques (nombre de paramètres du modèle, BIC, logarithme du facteur de Bayes, taille du plus petit groupe, entropie relative) sur les cinq modèles estimés pour déterminer le nombre optimal de trajectoires d'usage régulier de cannabis, lorsque celles-ci sont définies par des fonctions polynomiales de degré trois. Les graphiques illustrant les trajectoires prédites par chacun des cinq modèles estimés se retrouvent à l'Annexe 12.

Il est à noter que les modèles contenant plus de cinq groupes n'ont pas convergé, et ce, même après l'utilisation de diverses stratégies pour pallier les problèmes de convergence (incluant l'augmentation du nombre maximal d'itérations de la procédure d'estimation, l'assouplissement des critères de convergence et la diminution du degré des polynômes [121]).

Sur la base du logarithme du facteur de Bayes, le modèle à deux groupes a été sélectionné. Le logarithme du facteur de Bayes devient inférieur à 10 à partir du modèle à trois groupes, ce qui indique qu'il n'est pas justifié d'inclure plus de deux groupes dans le modèle [162]. En outre, la taille du plus petit groupe dans le modèle à deux groupes ($n = 58$; 13,9% de l'échantillon de femmes) est supérieure au seuil minimal (c.-à-d. $\geq 5\%$ de l'échantillon de femmes).

L'entropie relative des cinq modèles estimés varie de 0,75 à 0,96, et celle correspondant au modèle à deux groupes est égale à 0,93, ce qui est supérieur au seuil minimal recommandé de 0,80 [122, 173-175]. (L'entropie relative est fournie à titre informatif seulement, et n'est pas utilisée pour sélectionner le nombre de groupes optimal.)

Tableau 7. Statistiques sur les modèles fondés sur le groupement (basés sur des polynômes de degré 3) estimés pour déterminer le nombre optimal de trajectoires d'usage régulier de cannabis pour les femmes, NDIT, Montréal, Canada, 2007-2023

Nombre de groupes	Nombre de paramètres	BIC ₁ ^a	BIC ₂ ^b	Modèle de comparaison	2ln(FB) ^c	Taille du plus petit groupe n (%)	Entropie relative ^d
1	4	1710,37	-855,19				
2	9	1336,47	-668,24	1	373,90	58 (13,91)	0,93
3	14	1334,96	-667,48	2	1,51	55 (13,19)	0,75
4	19	1354,61	-677,30	3	-19,65	22 (5,28)	0,81
5	24	1381,42	-690,71	4	-26,81	19 (4,56)	0,96

BIC : Critère d'information bayésien de Schwartz; FB : Facteur de Bayes

^a BIC₁ = -2 log(L) + k log (n), où L est le maximum de vraisemblance du modèle, k est le nombre de paramètres et n est la taille de l'échantillon de femmes (n = 417). La sélection du modèle qui minimise le BIC₁ est recommandée [161, 170].

^b BIC₂ = log(L) - 0,5k log (n), où L est le maximum de vraisemblance du modèle, k est le nombre de paramètres et n est la taille de l'échantillon de femmes (n = 417). La sélection du modèle qui maximise le BIC₂ est recommandée [40, 162].

^c 2ln (FB) ≈ 2(ΔBIC₂) où ΔBIC₂ est égal à la valeur du BIC₂ d'un modèle plus complexe (p. ex. modèle à quatre groupes) moins la valeur du BIC₂ d'un modèle plus simple (p. ex. modèle à trois groupes). La preuve en faveur du modèle plus complexe est très forte lorsque le logarithme du facteur de Bayes est > 10 [162].

^d Une entropie relative ≥ 0,80 indique qu'il y a peu d'incertitude au regard de la classification des participants dans les groupes de trajectoires sur la base des probabilités postérieures [122, 173-175].

Les fonctions polynomiales décrivant les formes des trajectoires dans le modèle sélectionné (modèle à deux groupes) ont été simplifiées en retirant les termes d'ordres supérieurs non statistiquement significatifs à un seuil de 5% [40]. Les deux trajectoires prédites par le modèle sélectionné (*persistently low* (n = 351; 84,2%), *persistently high* (n = 66; 15,8%)) sont décrites dans le manuscrit et illustrées sur la figure 2A de ce dernier. Le degré des polynômes dans le modèle sélectionné et les mesures d'adéquation relatives à celui-ci (moyennes des probabilités postérieures, entropie relative, *mismatch*) sont décrits dans le tableau S4 dans le matériel

supplémentaire du manuscrit et dans le tableau 21 dans ce chapitre. Le manuscrit discute de l'adéquation du modèle.

Il est à noter que, puisque la variable relative à l'usage régulier de cannabis est binaire (1 = usage régulier de cannabis, 0 = pas d'usage régulier de cannabis), les graphiques combinant les trajectoires moyennes prédites (qui indiquent quelle est la probabilité d'usage régulier de cannabis à chaque âge) et les trajectoires individuelles observées (qui ne peuvent qu'osciller entre 0 et 1) ne sont pas informatifs. Au lieu d'examiner la variabilité intra-groupe observée, il aurait été tout aussi pertinent d'évaluer la variabilité intra-groupe prédite en produisant des graphiques combinant les trajectoires moyennes prédites et les trajectoires individuelles prédites [178]. Cette analyse n'a toutefois pas pu être effectuée, car la fonction *predictY* dans le paquet R *lcmm* version 2.0.2 ne permet pas d'obtenir les prédictions individuelles lorsque la fonction *lcmm* dans le paquet R *lcmm* est utilisée pour estimer le modèle de trajectoires [121, 161]. (La fonction *predictY* dans le paquet R *lcmm* version 2.0.2 fournit les prédictions individuelles uniquement pour les modèles estimés à l'aide de la fonction *hlme* dans le paquet R *lcmm*.) De plus, étant donné que le paquet R *lcmm* version 2.0.2 [121] ne permet pas d'obtenir les résidus du modèle probit utilisé pour estimer les trajectoires d'usage régulier de cannabis, ceux-ci n'ont pas été analysés.

6.1.3.2 *Modèle basé sur des splines cubiques naturelles*

Le tableau 8 présente diverses statistiques (nombre de paramètres du modèle, BIC, logarithme du facteur de Bayes, taille du plus petit groupe, entropie relative) sur les cinq modèles basés sur des splines cubiques naturelles comparés. Les graphiques illustrant les trajectoires prédites par chacun des cinq modèles estimés se retrouvent à l'Annexe 13.

Il est à noter que, pour pallier des problèmes de convergence rencontrés lors de l'estimation du modèle à quatre groupes et du modèle à cinq groupes, nous avons utilisé des seuils moins sévères pour les critères de convergence basés sur la stabilité des paramètres et de la log-vraisemblance, et sur la négativité des dérivées secondes¹, tel que suggéré par les développeurs du paquet R *lcmm* [121]. Plus précisément, ces seuils (qui ont tous une valeur de 0,0001 par défaut dans la fonction *lcmm* du paquet R *lcmm* version 2.0.2) ont tous été fixés à 0,01. Les résultats relatifs au modèle à

¹ Les estimateurs des paramètres maximisant la fonction de log-vraisemblance sont obtenus en utilisant un algorithme itératif de Marquardt modifié, incluant trois critères de convergence stricts (critère basé sur la stabilité des paramètres, critère basé sur la stabilité de la log-vraisemblance, critère basé sur la négativité des dérivées secondes) devant être simultanément satisfaits pour que le modèle converge [121].

quatre groupes et au modèle à cinq groupes doivent donc être interprétés avec prudence, car la convergence de ces modèles peut être de moins bonne qualité. De plus, les modèles contenant plus de cinq groupes n'ont pas convergé, et ce, même après l'utilisation de diverses stratégies pour pallier les problèmes de convergence (p. ex. augmenter le nombre maximal d'itérations de la procédure d'estimation et assouplir les critères de convergence [121]).

Le nombre optimal de groupes identifié dans cette analyse est le même que celui trouvé dans l'analyse précédente basée sur des polynômes (c.-à-d. deux groupes). La comparaison des BIC des modèles permet de conclure que le modèle à deux groupes s'ajuste le mieux aux données. De plus, le logarithme du facteur de Bayes devient inférieur à 10 à partir du modèle à trois groupes, ce qui indique qu'il n'est pas justifié d'inclure plus de deux groupes dans le modèle [162]. Également, la taille du plus petit groupe dans le modèle à deux groupes ($n = 58$; 13,9% de l'échantillon de femmes) est supérieure au seuil minimal (c.-à-d. $\geq 5\%$ de l'échantillon de femmes).

L'entropie relative des cinq modèles estimés varie de 0,75 à 0,93, et celle correspondant au modèle à deux groupes est égale à 0,93, ce qui est supérieur au seuil minimal recommandé de 0,80 [122, 173-175]. (L'entropie relative est fournie à titre informatif seulement, et n'est pas utilisée pour sélectionner le nombre de groupes optimal.)

Tableau 8. Statistiques sur les modèles fondés sur le groupement (basés sur des splines cubiques naturelles) estimés pour déterminer le nombre optimal de trajectoires d’usage régulier de cannabis pour les femmes, NDIT, Montréal, Canada, 2007-2023

Nombre de groupes	Nombre de paramètres	BIC ₁ ^a	BIC ₂ ^b	Modèle de comparaison	2ln(FB) ^c	Taille du plus petit groupe n (%)	Entropie relative ^d
1	5	1713,65	-856,83				
2	11	1342,76	-671,38	1	370,89	58 (13,91)	0,93
3	17	1349,87	-674,93	2	-7,11	55 (13,19)	0,75
4 [†]	23	1377,58	-688,79	3	-27,71	12 (2,88)	0,78
5 [†]	29	1410,19	-705,10	4	-32,61	6 (1,44)	0,89

BIC : Critère d’information bayésien de Schwartz; FB : Facteur de Bayes

^a BIC₁ = $-2 \log(L) + k \log(n)$, où L est le maximum de vraisemblance du modèle, k est le nombre de paramètres et n est la taille de l’échantillon de femmes (n = 417). La sélection du modèle qui minimise le BIC₁ est recommandée [161, 170].

^b BIC₂ = $\log(L) - 0,5k \log(n)$, où L est le maximum de vraisemblance du modèle, k est le nombre de paramètres et n est la taille de l’échantillon de femmes (n = 417). La sélection du modèle qui maximise le BIC₂ est recommandée [40, 162].

^c $2\ln(FB) \approx 2(\Delta BIC_2)$ où ΔBIC_2 est égal à la valeur du BIC₂ d’un modèle plus complexe (p. ex. modèle à quatre groupes) moins la valeur du BIC₂ d’un modèle plus simple (p. ex. modèle à trois groupes). La preuve en faveur du modèle plus complexe est très forte lorsque le logarithme du facteur de Bayes est > 10 [162].

^d Une entropie relative $\geq 0,80$ indique qu’il y a peu d’incertitude au regard de la classification des participants dans les groupes de trajectoires sur la base des probabilités postérieures [122, 173-175].

[†] Afin de pallier des problèmes de convergence, les seuils pour les critères de convergence basés sur la stabilité des paramètres et de la log-vraisemblance, et sur la négativité des dérivées secondes ont été assouplis. Les résultats doivent être interprétés avec prudence, car la convergence du modèle peut être de moins bonne qualité.

L’équation définissant la forme de chaque trajectoire dans le modèle sélectionné (modèle à deux groupes) a été simplifiée en retirant les fonctions de base dont le coefficient estimé n’était pas statistiquement significatif à un seuil de 5%. Les deux trajectoires prédites par le modèle sélectionné (*persistently low* (n = 355; 85,1%), *persistently high* (n = 62; 14,9%)) (figure 7) sont similaires à celles identifiées dans l’analyse basée sur des polynômes. Le tableau 21 présente les mesures d’adéquation relatives au modèle sélectionné (moyennes des probabilités postérieures, entropie relative, *mismatch*). La moyenne des probabilités postérieures calculée dans chacun des deux groupes (98,0% et 94,7%) est supérieure au seuil minimal de 70% [40, 122]. De plus, le *mismatch* calculé pour chaque groupe (-0,009 et 0,009) est proche de zéro, tel que recommandé [40, 122, 173]. L’entropie relative du modèle est égale à 0,91, ce qui est supérieur au seuil minimal de 0,80 [122, 173-175]. Compte tenu de ces résultats (moyennes des probabilités postérieures,

mismatch, entropie relative), le modèle sélectionné peut être considéré performant dans la classification des individus sur la base de leurs probabilités postérieures. Par ailleurs, la variabilité intra-groupe (observée ou prédite) et les résidus du modèle n'ont pas pu être examinés visuellement, pour les raisons évoquées à la section 6.1.3.1.

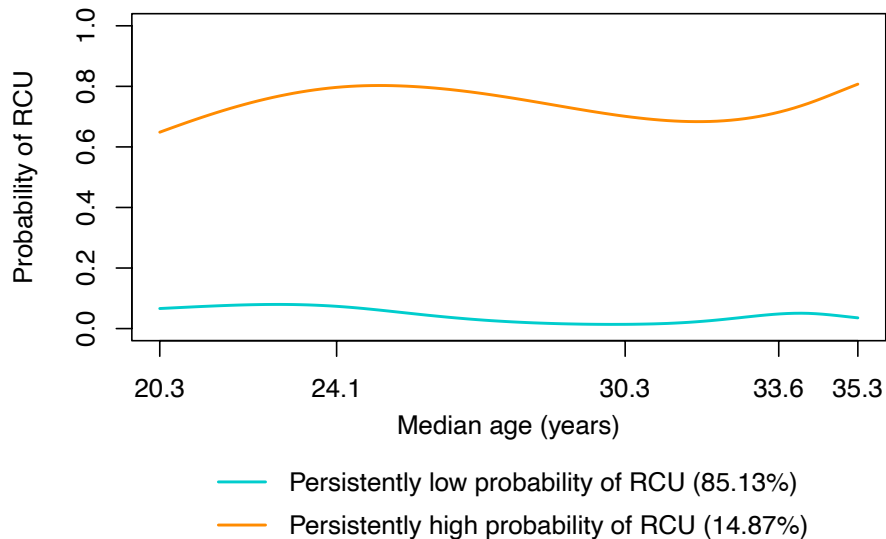


Figure 7. Trajectoires d’usage régulier de cannabis des femmes de l’âge de 20 ans jusqu’à 35 ans estimées à partir d’un modèle fondé sur le groupement dans lequel les trajectoires sont définies par des splines cubiques naturelles. Pour faciliter l’interprétation de l’axe du temps, le temps a été converti en âge médian des participants à chaque cycle (cycles 21-25). RCU : usage régulier de cannabis.

Finalement, le modèle final pour les trajectoires d’usage régulier des femmes a été sélectionné en comparant le BIC du modèle basé sur des polynômes à celui du modèle basé sur des splines cubiques naturelles (tableau 21). Le meilleur modèle selon le BIC (c.-à-d. celui qui minimise le BIC) correspond au modèle basé sur des polynômes, et celui-ci a donc été sélectionné comme modèle final.

6.1.4 Trajectoires d'usage régulier de cannabis des hommes : sélection du modèle final

6.1.4.1 *Modèle basé sur des polynômes*

Le tableau 9 présente diverses statistiques (nombre de paramètres du modèle, BIC, logarithme du facteur de Bayes, taille du plus petit groupe, entropie relative) sur les cinq modèles estimés pour déterminer le nombre optimal de trajectoires d'usage régulier de cannabis, lorsque celles-ci sont définies par des fonctions polynomiales de degré trois. Les graphiques illustrant les trajectoires prédites par chacun des cinq modèles estimés se retrouvent à l'Annexe 14.

Il est à noter que, dans le but de simplifier le modèle à cinq groupes pour pallier des problèmes de convergence, la trajectoire de chacun des cinq groupes est définie par une équation polynomiale de degré deux (au lieu d'une équation polynomiale de degré trois). De plus, les modèles contenant plus de cinq groupes n'ont pas convergé, et ce, même après l'utilisation de diverses stratégies pour pallier les problèmes de convergence (incluant l'augmentation du nombre maximal d'itérations de la procédure d'estimation, l'assouplissement des critères de convergence et la diminution du degré des polynômes [121]).

Le nombre optimal de groupes identifié chez les hommes est le même que celui trouvé chez les femmes (c.-à-d. deux groupes). La comparaison des BIC des modèles permet de conclure que le modèle à deux groupes s'ajuste le mieux aux données. De plus, le logarithme du facteur de Bayes devient inférieur à 10 à partir du modèle à trois groupes, ce qui indique qu'il n'est pas justifié d'inclure plus de deux groupes dans le modèle [162]. Également, la taille du plus petit groupe dans le modèle à deux groupes ($n = 85$; 26,2% de l'échantillon d'hommes) est supérieure au seuil minimal (c.-à-d. $\geq 5\%$ de l'échantillon d'hommes).

L'entropie relative des cinq modèles estimés varie de 0,67 à 0,96, et celle correspondant au modèle à deux groupes est égale à 0,94, ce qui est supérieur au seuil minimal recommandé de 0,80 [122, 173-175]. (L'entropie relative est fournie à titre informatif seulement, et n'est pas utilisée pour sélectionner le nombre de groupes optimal.)

Tableau 9. Statistiques sur les modèles fondés sur le groupement (basés sur des polynômes de degré 3) estimés pour déterminer le nombre optimal de trajectoires d’usage régulier de cannabis pour les hommes, NDIT, Montréal, Canada, 2007-2023

Nombre de groupes	Nombre de paramètres	BIC ₁ ^a	BIC ₂ ^b	Modèle de comparaison	2ln(FB) ^c	Taille du plus petit groupe n (%)	Entropie relative ^d
1	4	1575,30	-787,65				
2	9	1044,03	-522,01	1	531,28	85 (26,15)	0,94
3	14	1057,68	-528,84	2	-13,65	12 (3,69)	0,96
4	19	1075,80	-537,90	3	-18,12	12 (3,69)	0,91
5 [†]	19	1080,07	-540,04	4	-4,27	8 (2,46)	0,67

BIC : Critère d’information bayésien de Schwartz; FB : Facteur de Bayes

^a BIC₁ = -2 log(L) + k log (n), où L est le maximum de vraisemblance du modèle, k est le nombre de paramètres et n est la taille de l’échantillon d’hommes (n = 325). La sélection du modèle qui minimise le BIC₁ est recommandée [161, 170].

^b BIC₂ = log(L) - 0,5k log (n), où L est le maximum de vraisemblance du modèle, k est le nombre de paramètres et n est la taille de l’échantillon d’hommes (n = 325). La sélection du modèle qui maximise le BIC₂ est recommandée [40, 162].

^c 2ln (FB) ≈ 2(ΔBIC₂) où ΔBIC₂ est égal à la valeur du BIC₂ d’un modèle plus complexe (p. ex. modèle à quatre groupes) moins la valeur du BIC₂ d’un modèle plus simple (p. ex. modèle à trois groupes). La preuve en faveur du modèle plus complexe est très forte lorsque le logarithme du facteur de Bayes est > 10 [162].

^d Une entropie relative ≥ 0,80 indique qu’il y a peu d’incertitude au regard de la classification des participants dans les groupes de trajectoires sur la base des probabilités postérieures [122, 173-175].

[†] La trajectoire de chaque groupe est définie par une équation polynomiale de degré deux (au lieu d’une équation polynomiale de degré trois) pour pallier des problèmes de convergence.

Les fonctions polynomiales décrivant les formes des trajectoires dans le modèle sélectionné (modèle à deux groupes) ont été simplifiées en retirant les termes d’ordres supérieurs non statistiquement significatifs à un seuil de 5% [40]. Les deux trajectoires prédites par le modèle sélectionné (*persistently low* (n = 240; 73,9%), *persistently high* (n = 85; 26,2%)) sont décrites dans le manuscrit et illustrées sur la figure 2B de ce dernier. Le degré des polynômes dans le modèle sélectionné et les mesures d’adéquation relatives à celui-ci (moyennes des probabilités postérieures, entropie relative, *mismatch*) sont décrits dans le tableau S5 dans le matériel supplémentaire du manuscrit et dans le tableau 22 dans ce chapitre. Le manuscrit discute de l’adéquation du modèle. Par ailleurs, la variabilité intra-groupe (observée ou prédite) et les résidus du modèle n’ont pas pu être examinés visuellement, pour les raisons évoquées à la section 6.1.3.1.

6.1.4.2 *Modèle basé sur des splines cubiques naturelles*

Le tableau 10 présente diverses statistiques (nombre de paramètres du modèle, BIC, logarithme du facteur de Bayes, taille du plus petit groupe, entropie relative) sur les quatre modèles basés sur des splines cubiques naturelles comparés. Les graphiques illustrant les trajectoires prédites par chacun des quatre modèles estimés se retrouvent à l'Annexe 15.

Il est à noter que, pour pallier des problèmes de convergence rencontrés lors de l'estimation du modèle à quatre groupes, nous avons utilisé des seuils moins sévères pour les critères de convergence basés sur la stabilité des paramètres et de la log-vraisemblance, et sur la négativité des dérivées secondes [121]. Plus précisément, ces seuils (qui ont tous une valeur de 0,0001 par défaut dans la fonction *lcmm* du paquet R *lcmm* version 2.0.2) ont tous été fixés à 0,01. Les résultats relatifs au modèle à quatre groupes doivent donc être interprétés avec prudence, car la convergence de ce modèle peut être de moins bonne qualité. De plus, les modèles contenant plus de quatre groupes n'ont pas convergé, et ce, même après l'utilisation de diverses stratégies pour pallier les problèmes de convergence (p. ex. augmenter le nombre maximal d'itérations de la procédure d'estimation et assouplir les critères de convergence [121]).

Le nombre optimal de groupes identifié dans cette analyse est le même que celui trouvé dans l'analyse précédente basée sur les polynômes (c.-à-d. deux groupes). La comparaison des BIC des modèles permet de conclure que le modèle à deux groupes s'ajuste le mieux aux données. De plus, le logarithme du facteur de Bayes devient inférieur à 10 à partir du modèle à trois groupes, ce qui indique qu'il n'est pas justifié d'inclure plus de deux groupes dans le modèle [162]. Également, la taille du plus petit groupe dans le modèle à deux groupes ($n = 84$; 25,9% de l'échantillon d'hommes) est supérieure au seuil minimal (c.-à-d. $\geq 5\%$ de l'échantillon d'hommes).

L'entropie relative des quatre modèles estimés varie de 0,90 à 0,94, et celle correspondant au modèle à deux groupes est égale à 0,94, ce qui est supérieur au seuil minimal recommandé de 0,80 [122, 173-175]. (L'entropie relative est fournie à titre informatif seulement, et n'est pas utilisée pour sélectionner le nombre de groupes optimal.)

Tableau 10. Statistiques sur les modèles fondés sur le groupement (basés sur des splines cubiques naturelles) estimés pour déterminer le nombre optimal de trajectoires d’usage régulier de cannabis pour les hommes, NDIT, Montréal, Canada, 2007-2023

Nombre de groupes	Nombre de paramètres	BIC ₁ ^a	BIC ₂ ^b	Modèle de comparaison	2ln(FB) ^c	Taille du plus petit groupe n (%)	Entropie relative ^d
1	5	1580,03	-790,02				
2	11	1051,00	-525,50	1	529,03	84 (25,85)	0,94
3	17	1071,68	-535,84	2	-20,67	36 (11,08)	0,90
4 [†]	23	1094,72	-547,36	3	-23,05	9 (2,77)	0,92

BIC : Critère d’information bayésien de Schwartz; FB : Facteur de Bayes

^a BIC₁ = -2 log(L) + k log (n), où L est le maximum de vraisemblance du modèle, k est le nombre de paramètres et n est la taille de l’échantillon d’hommes (n = 325). La sélection du modèle qui minimise le BIC₁ est recommandée [161, 170].

^b BIC₂ = log(L) - 0,5k log (n), où L est le maximum de vraisemblance du modèle, k est le nombre de paramètres et n est la taille de l’échantillon d’hommes (n = 325). La sélection du modèle qui maximise le BIC₂ est recommandée [40, 162].

^c 2ln (FB) ≈ 2(ΔBIC₂) où ΔBIC₂ est égal à la valeur du BIC₂ d’un modèle plus complexe (p. ex. modèle à quatre groupes) moins la valeur du BIC₂ d’un modèle plus simple (p. ex. modèle à trois groupes). La preuve en faveur du modèle plus complexe est très forte lorsque le logarithme du facteur de Bayes est > 10 [162].

^d Une entropie relative ≥ 0,80 indique qu’il y a peu d’incertitude au regard de la classification des participants dans les groupes de trajectoires sur la base des probabilités postérieures [122, 173-175].

[†] Afin de pallier des problèmes de convergence, les seuils pour les critères de convergence basés sur la stabilité des paramètres et de la log-vraisemblance, et sur la négativité des dérivées secondes ont été assouplis. Les résultats doivent être interprétés avec prudence, car la convergence du modèle peut être de moins bonne qualité.

L’équation définissant la forme de chaque trajectoire dans le modèle sélectionné (modèle à deux groupes) a été simplifiée en retirant les fonctions de base dont le coefficient estimé n’était pas statistiquement significatif à un seuil de 5%. Les deux trajectoires prédites par le modèle sélectionné (*persistently low* (n = 242; 74,5%), *persistently high* (n = 83; 25,5%)) (figure 8) sont similaires à celles identifiées dans l’analyse basée sur des polynômes. Le tableau 22 présente les mesures d’adéquation relatives au modèle sélectionné (moyennes des probabilités postérieures, entropie relative, *mismatch*). La moyenne des probabilités postérieures calculée dans chacun des deux groupes (97,3% et 99,0%) est supérieure au seuil minimal de 70% [40, 122]. De plus, le *mismatch* calculé pour chaque groupe (-0,001 et 0,001) est proche de zéro, tel que recommandé [40, 122, 173]. L’entropie relative du modèle est égale à 0,94, ce qui est supérieur au seuil minimal de 0,80 [122, 173-175]. Compte tenu de ces résultats (moyennes des probabilités postérieures, *mismatch*, entropie relative), le modèle sélectionné peut être considéré performant dans la

classification des individus sur la base de leurs probabilités postérieures. Par ailleurs, la variabilité intra-groupe (observée ou prédite) et les résidus du modèle n'ont pas pu être examinés visuellement, pour les raisons évoquées à la section 6.1.3.1.

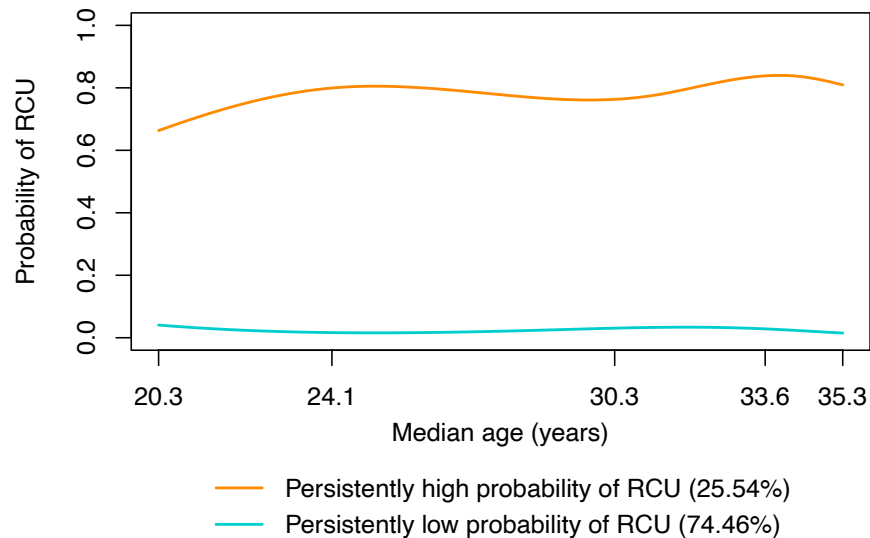


Figure 8. Trajectoires d’usage régulier de cannabis des hommes de l’âge de 20 ans jusqu’à 35 ans estimées à partir d’un modèle fondé sur le groupement dans lequel les trajectoires sont définies par des splines cubiques naturelles. Pour faciliter l’interprétation de l’axe du temps, le temps a été converti en âge médian des participants à chaque cycle (cycles 21-25). RCU : usage régulier de cannabis.

Finalement, le modèle final pour les trajectoires d’usage régulier de cannabis des hommes a été sélectionné en comparant le BIC du modèle basé sur des polynômes à celui du modèle basé sur des splines cubiques naturelles (tableau 22). Le meilleur modèle selon le BIC (c.-à-d. celui qui minimise le BIC) correspond au modèle basé sur des polynômes, et celui-ci a donc été sélectionné comme modèle final.

6.2 Analyse de sensibilité : modèles de mélange de croissance

Dans les prochaines sous-sections, les trajectoires d’APMV et d’usage régulier de cannabis sont estimées à partir de modèles de mélange de croissance incluant des effets aléatoires. Plus précisément, des modèles de mélange de croissance incluant, dans chaque groupe, une ordonnée à l’origine aléatoire (dont la variance peut différer d’un groupe à l’autre) sont estimés [121]. Il est à

noter que le processus de sélection des modèles de mélange de croissance est identique au processus de sélection des modèles fondés sur le groupement. Des tableaux récapitulatifs (tableaux 19 à 22) permettant de comparer les modèles de mélange de croissance sélectionnés et les modèles fondés sur le groupement sélectionnés sont présentés à la section 6.3.

6.2.1 Trajectoires d'APMV des femmes : sélection du modèle final

6.2.1.1 *Modèle basé sur des polynômes*

Le tableau 11 présente diverses statistiques (nombre de paramètres du modèle, BIC, logarithme du facteur de Bayes, taille du plus petit groupe, entropie relative) sur les huit modèles estimés pour déterminer le nombre optimal de trajectoires d'APMV, lorsque celles-ci sont définies par des fonctions polynomiales de degré trois. Les graphiques illustrant les trajectoires prédites par chacun des huit modèles estimés se retrouvent à l'Annexe 16.

Il est à noter que, pour pallier des problèmes de convergence rencontrés lors de l'estimation du modèle à huit groupes, nous avons utilisé des seuils moins sévères pour les critères de convergence basés sur la stabilité des paramètres et de la log-vraisemblance, et sur la négativité des dérivées secondes [121]. Plus précisément, ces seuils (qui ont tous une valeur de 0,0001 par défaut dans la fonction *lcmm* du paquet R *lcmm* version 2.0.2) ont tous été fixés à 0,01. Les résultats relatifs au modèle à huit groupes doivent donc être interprétés avec prudence, car la convergence de ce modèle peut être de moins bonne qualité.

À l'instar de l'analyse utilisant la méthode fondée sur le groupement, la présente analyse indique que le modèle optimal contient quatre groupes de trajectoires. La comparaison des BIC des modèles permet de conclure que le modèle à quatre groupes s'ajuste le mieux aux données. De plus, le logarithme du facteur de Bayes devient inférieur à 10 à partir du modèle à cinq groupes, ce qui indique qu'il n'est pas justifié d'inclure plus de quatre groupes dans le modèle [162]. Également, la taille du plus petit groupe dans le modèle à quatre groupes ($n = 37$; 8,9% de l'échantillon de femmes) est supérieure au seuil minimal (c.-à-d. $\geq 5\%$ de l'échantillon de femmes).

L'entropie relative des huit modèles estimés varie de 0,57 à 0,74, et celle correspondant au modèle à quatre groupes est égale à 0,68, ce qui est légèrement inférieur au seuil minimal recommandé de 0,80, mais tout de même proche de 1 [122, 173-175]. (L'entropie relative est

fournie à titre informatif seulement, et n'est pas utilisée pour sélectionner le nombre de groupes optimal.)

Tableau 11. Statistiques sur les modèles de mélange de croissance (basés sur des polynômes de degré 3) estimés pour déterminer le nombre optimal de trajectoires d'APMV pour les femmes, NDIT, Montréal, Canada, 2007-2023

Nombre de groupes	Nombre de paramètres	BIC ₁ ^a	BIC ₂ ^b	Modèle de comparaison	2ln(FB) ^c	Taille du plus petit groupe n (%)	Entropie relative ^d
1	9	22705,60	-11352,80				
2	15	22653,03	-11326,52	1	52,56	105 (25,18)	0,57
3	21	22606,61	-11303,31	2	46,42	36 (8,63)	0,73
4	27	22586,47	-11293,24	3	20,14	37 (8,87)	0,68
5	33	22588,22	-11294,12	4	-1,76	16 (3,84)	0,72
6	39	22610,47	-11305,24	5	-22,24	13 (3,12)	0,71
7	45	22627,83	-11313,91	6	-17,36	14 (3,36)	0,73
8 [†]	51	22647,65	-11323,82	7	-19,82	12 (2,88)	0,74

BIC : Critère d'information bayésien de Schwartz; FB : Facteur de Bayes

^a BIC₁ = -2 log(L) + k log (n), où L est le maximum de vraisemblance du modèle, k est le nombre de paramètres et n est la taille de l'échantillon de femmes (n = 417). La sélection du modèle qui minimise le BIC₁ est recommandée [161, 170].

^b BIC₂ = log(L) - 0,5k log (n), où L est le maximum de vraisemblance du modèle, k est le nombre de paramètres et n est la taille de l'échantillon de femmes (n = 417). La sélection du modèle qui maximise le BIC₂ est recommandée [40, 162].

^c 2ln (FB) ≈ 2(ΔBIC₂) où ΔBIC₂ est égal à la valeur du BIC₂ d'un modèle plus complexe (p. ex. modèle à quatre groupes) moins la valeur du BIC₂ d'un modèle plus simple (p. ex. modèle à trois groupes). La preuve en faveur du modèle plus complexe est très forte lorsque le logarithme du facteur de Bayes est > 10 [162].

^d Une entropie relative ≥ 0,80 indique qu'il y a peu d'incertitude au regard de la classification des participants dans les groupes de trajectoires sur la base des probabilités postérieures [122, 173-175].

[†] Afin de pallier des problèmes de convergence, les seuils pour les critères de convergence basés sur la stabilité des paramètres et de la log-vraisemblance, et sur la négativité des dérivées secondes ont été assouplis. Les résultats doivent être interprétés avec prudence, car la convergence du modèle peut être de moins bonne qualité.

Les fonctions polynomiales décrivant les formes des trajectoires dans le modèle sélectionné (modèle à quatre groupes) ont été simplifiées en retirant les termes d'ordres supérieurs non statistiquement significatifs à un seuil de 5% [40]. Les quatre trajectoires prédites par le modèle sélectionné (*low maintainers* (n = 226; 54,2%), *decreasers* (n = 77; 18,5%), *from increasers to decreasers* (n = 39; 9,4%), *increasers* (n = 75; 18,0%)) sont illustrées sur la figure S1-A dans le

matériel supplémentaire du manuscrit, et les graphiques combinant les trajectoires prédites et les trajectoires individuelles observées sont à l'Annexe 25 (figure A9). Les trajectoires identifiées sont très similaires (en termes de formes et de tailles des groupes) à celles trouvées en utilisant la méthode fondée sur le groupement.

Le degré des polynômes dans le modèle sélectionné et les mesures d'adéquation relatives à celui-ci (moyennes des probabilités postérieures, entropie relative, *mismatch*) sont décrits dans le tableau 19. La moyenne des probabilités postérieures calculée pour chaque groupe varie de 77,6% à 87,1%, ce qui est supérieur au seuil minimal de 70% pour tous les groupes [40, 122]. Également, le *mismatch* calculé pour chaque groupe varie de -0,032 à 0,059, ce qui est proche de zéro pour tous les groupes, tel que recommandé [40, 122, 173]. L'entropie relative du modèle est égale à 0,65, ce qui est inférieur au seuil minimal de 0,80, mais tout de même proche de 1 [122, 173-175]. Compte tenu de ces résultats (moyennes des probabilités postérieures, *mismatch*, entropie relative), le modèle sélectionné peut être considéré performant dans la classification des individus sur la base de leurs probabilités postérieures.

Finalement, les hypothèses du modèle selon lesquelles les erreurs possèdent une variance constante et sont normalement distribuées ont été vérifiées en examinant visuellement les résidus spécifiques aux individus et les résidus marginaux du modèle (figure A5 à l'Annexe 24) [121]. L'examen visuel du graphique des résidus spécifiques aux individus en fonction des valeurs prédites spécifiques aux individus permet de conclure que l'hypothèse d'homogénéité de la variance est satisfaite. On parvient à la même conclusion en analysant le graphique des résidus marginaux en fonction des valeurs prédites marginales. De plus, sur les graphiques quantile-quantile, l'adéquation entre les quantiles observés et les quantiles théoriques (loi normale) est bonne, ce qui indique que l'hypothèse de normalité des erreurs est respectée [179].

6.2.1.2 *Modèle basé sur des splines cubiques naturelles*

Le tableau 12 présente diverses statistiques (nombre de paramètres du modèle, BIC, logarithme du facteur de Bayes, taille du plus petit groupe, entropie relative) sur les huit modèles basés sur des splines cubiques naturelles comparés. Les graphiques illustrant les trajectoires prédites par chacun des huit modèles estimés se retrouvent à l'Annexe 17.

Il est à noter que, pour pallier des problèmes de convergence rencontrés lors de l'estimation du modèle à sept groupes et du modèle à huit groupes, nous avons utilisé des seuils moins sévères pour les critères de convergence basés sur la stabilité des paramètres et de la log-vraisemblance, et sur la négativité des dérivées secondes [121]. Plus précisément, ces seuils (qui ont tous une valeur de 0,0001 par défaut dans la fonction *lcmm* du paquet R *lcmm* version 2.0.2) ont tous été fixés à 0,01. Les résultats relatifs au modèle à sept groupes et au modèle à huit groupes doivent donc être interprétés avec prudence, car la convergence de ces modèles peut être de moins bonne qualité.

Le nombre optimal de groupes identifié dans cette analyse est le même que celui trouvé dans l'analyse précédente basée sur les polynômes (c.-à-d. quatre groupes). La comparaison des BIC des modèles permet de conclure que le modèle à quatre groupes s'ajuste le mieux aux données. De plus, le logarithme du facteur de Bayes devient inférieur à 10 à partir du modèle à cinq groupes, ce qui indique qu'il n'est pas justifié d'inclure plus de quatre groupes dans le modèle [162]. Également, la taille du plus petit groupe dans le modèle à quatre groupes ($n = 37$; 8,9% de l'échantillon de femmes) est supérieure au seuil minimal (c.-à-d. $\geq 5\%$ de l'échantillon de femmes).

L'entropie relative des huit modèles estimés varie de 0,56 à 0,79, et celle correspondant au modèle à quatre groupes est égale à 0,70, ce qui est légèrement inférieur au seuil minimal recommandé de 0,80, mais tout de même proche de 1 [122, 173-175]. (L'entropie relative est fournie à titre informatif seulement, et n'est pas utilisée pour sélectionner le nombre de groupes optimal.)

Tableau 12. Statistiques sur les modèles de mélange de croissance (basés sur des splines cubiques naturelles) estimés pour déterminer le nombre optimal de trajectoires d'APMV pour les femmes, NDIT, Montréal, Canada, 2007-2023

Nombre de groupes	Nombre de paramètres	BIC ₁ ^a	BIC ₂ ^b	Modèle de comparaison	2ln(FB) ^c	Taille du plus petit groupe n (%)	Entropie relative ^d
1	10	22711,24	-11355,63				
2	17	22663,53	-11331,77	1	47,71	107 (25,66)	0,56
3	24	22621,92	-11310,96	2	41,63	38 (9,11)	0,72
4	31	22600,49	-11300,24	3	21,43	37 (8,87)	0,70
5	38	22607,21	-11303,60	4	-6,71	16 (3,84)	0,73
6	45	22621,64	-11310,81	5	-14,43	4 (0,96)	0,77
7 [†]	52	22631,84	-11315,92	6	-10,21	4 (0,96)	0,79
8 [†]	59	22652,41	-11326,21	7	-20,57	4 (0,96)	0,78

BIC : Critère d'information bayésien de Schwartz; FB : Facteur de Bayes

^a BIC₁ = -2 log(L) + k log (n), où L est le maximum de vraisemblance du modèle, k est le nombre de paramètres et n est la taille de l'échantillon de femmes (n = 417). La sélection du modèle qui minimise le BIC₁ est recommandée [161, 170].

^b BIC₂ = log(L) - 0,5k log (n), où L est le maximum de vraisemblance du modèle, k est le nombre de paramètres et n est la taille de l'échantillon de femmes (n = 417). La sélection du modèle qui maximise le BIC₂ est recommandée [40, 162].

^c 2ln (FB) ≈ 2(ΔBIC₂) où ΔBIC₂ est égal à la valeur du BIC₂ d'un modèle plus complexe (p. ex. modèle à quatre groupes) moins la valeur du BIC₂ d'un modèle plus simple (p. ex. modèle à trois groupes). La preuve en faveur du modèle plus complexe est très forte lorsque le logarithme du facteur de Bayes est > 10 [162].

^d Une entropie relative ≥ 0,80 indique qu'il y a peu d'incertitude au regard de la classification des participants dans les groupes de trajectoires sur la base des probabilités postérieures [122, 173-175].

[†] Afin de pallier des problèmes de convergence, les seuils pour les critères de convergence basés sur la stabilité des paramètres et de la log-vraisemblance, et sur la négativité des dérivées secondes ont été assouplis. Les résultats doivent être interprétés avec prudence, car la convergence du modèle peut être de moins bonne qualité.

L'équation définissant la forme de chaque trajectoire dans le modèle sélectionné (modèle à quatre groupes) a été simplifiée en retirant les fonctions de base dont le coefficient estimé n'était pas statistiquement significatif à un seuil de 5%. Les quatre trajectoires prédites par le modèle sélectionné (*low maintainers* (n = 255; 61,2%), *decreasers* (n = 79; 18,9%), *from increasers to decreasers* (n = 37; 8,9%), *increasers* (n = 46; 11,0%)) sont illustrées sur la figure 9, et les graphiques combinant les trajectoires prédites et les trajectoires individuelles observées sont à

l'Annexe 25 (figure A10). Les trajectoires identifiées sont très similaires (en termes de formes et de tailles des groupes) à celles trouvées en utilisant la méthode fondée sur le groupement.

Le tableau 19 présente les mesures d'adéquation relatives au modèle sélectionné (moyennes des probabilités postérieures, entropie relative, *mismatch*). La moyenne des probabilités postérieures calculée pour chaque groupe varie de 76,0% à 87,6%, ce qui est supérieur au seuil minimal de 70% pour tous les groupes [40, 122]. De plus, le *mismatch* calculé pour chaque groupe varie de -0,022 à 0,043, ce qui est proche de zéro pour tous les groupes, tel que recommandé [40, 122, 173]. L'entropie relative du modèle est égale à 0,71, ce qui est légèrement inférieur au seuil minimal de 0,80, mais tout de même proche de 1 [122, 173-175]. Compte tenu de ces résultats (moyennes des probabilités postérieures, *mismatch*, entropie relative), le modèle sélectionné peut être considéré performant dans la classification des individus sur la base de leurs probabilités postérieures.

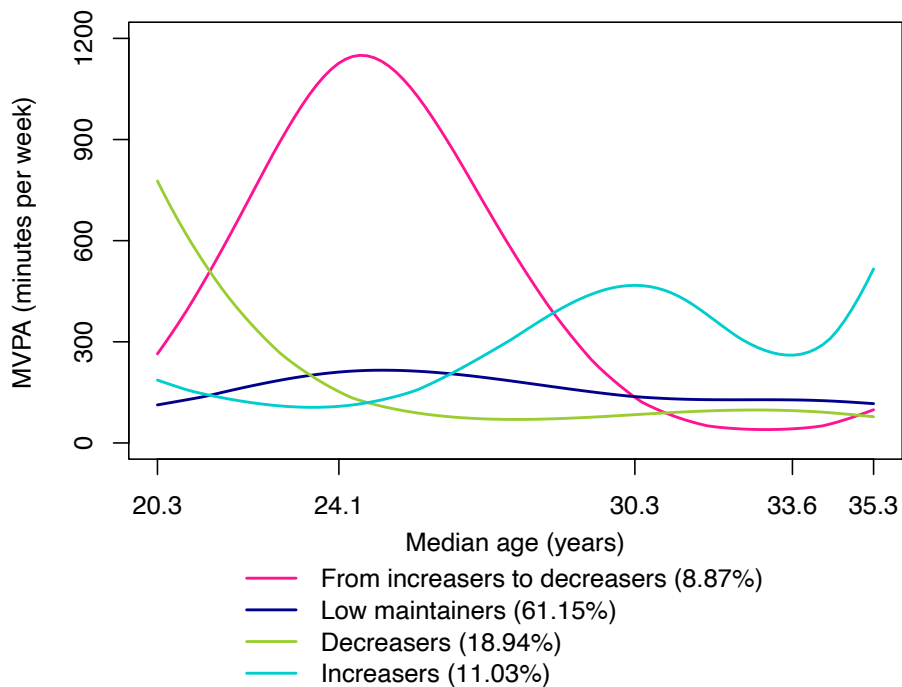


Figure 9. Trajectoires d'activité physique modérée à vigoureuse des femmes de l'âge de 20 ans jusqu'à 35 ans estimées à partir d'un modèle de mélange de croissance dans lequel les trajectoires sont définies par des splines cubiques naturelles. Pour faciliter l'interprétation de l'axe du temps, le temps a été converti en âge médian des participants à chaque cycle (cycles 21-25). MVPA : activité physique modérée à vigoureuse.

Les hypothèses du modèle selon lesquelles les erreurs possèdent une variance constante et sont normalement distribuées ont ensuite été vérifiées en examinant visuellement les résidus spécifiques aux individus et les résidus marginaux du modèle (figure A6 à l'Annexe 24) [121]. L'examen visuel du graphique des résidus spécifiques aux individus en fonction des valeurs prédites spécifiques aux individus permet de conclure que l'hypothèse d'homogénéité de la variance est satisfaite. On parvient à la même conclusion en analysant le graphique des résidus marginaux en fonction des valeurs prédites marginales. De plus, sur les graphiques quantile-quantile, l'adéquation entre les quantiles observés et les quantiles théoriques (loi normale) est bonne, ce qui indique que l'hypothèse de normalité des erreurs est respectée [179].

Finalement, le modèle final pour les trajectoires d'APMV des femmes a été sélectionné en comparant le BIC du modèle basé sur des polynômes à celui du modèle basé sur des splines cubiques naturelles (tableau 19). Le meilleur modèle selon le BIC (c.-à-d. celui qui minimise le BIC) correspond au modèle basé sur des polynômes, et celui-ci a donc été sélectionné comme modèle final.

6.2.2 Trajectoires d'APMV des hommes : sélection du modèle final

6.2.2.1 Modèle basé sur des polynômes

Le tableau 13 présente diverses statistiques (nombre de paramètres du modèle, BIC, logarithme du facteur de Bayes, taille du plus petit groupe, entropie relative) sur les huit modèles estimés pour déterminer le nombre optimal de trajectoires d'APMV, lorsque celles-ci sont définies par des fonctions polynomiales de degré trois. Les graphiques illustrant les trajectoires prédites par chacun des huit modèles estimés se retrouvent à l'Annexe 18.

Il est à noter que, pour pallier des problèmes de convergence rencontrés lors de l'estimation des modèles à six groupes et plus, nous avons utilisé des seuils moins sévères pour les critères de convergence basés sur la stabilité des paramètres et de la log-vraisemblance, et sur la négativité des dérivées secondes [121]. Plus précisément, ces seuils (qui ont tous une valeur de 0,0001 par défaut dans la fonction *lcmm* du paquet R *lcmm* version 2.0.2) ont tous été fixés à 0,01. Les résultats relatifs aux modèles à six groupes et plus doivent donc être interprétés avec prudence, car la convergence de ces modèles peut être de moins bonne qualité.

Le nombre optimal de groupes identifié dans cette analyse est le même que celui trouvé dans l'analyse utilisant la méthode fondée sur le groupement (c.-à-d. quatre groupes). La comparaison des BIC des modèles permet de conclure que le modèle à quatre groupes s'ajuste le mieux aux données. De plus, le logarithme du facteur de Bayes comparant le modèle à trois groupes et le modèle à quatre groupes est supérieur à 10, ce qui indique que la preuve en faveur du modèle à quatre groupes est très forte [162]. De surcroît, le logarithme du facteur de Bayes est inférieur à 10 pour les modèles contenant cinq groupes et plus, ce qui indique qu'il n'est pas justifié d'inclure plus de quatre groupes dans le modèle [162]. Également, la taille du plus petit groupe dans le modèle à quatre groupes ($n = 28$; 8,6% de l'échantillon d'hommes) est supérieure au seuil minimal (c.-à-d. $\geq 5\%$ de l'échantillon d'hommes).

L'entropie relative des huit modèles estimés varie de 0,73 à 0,82, et celle correspondant au modèle à quatre groupes est égale à 0,73, ce qui est légèrement inférieur au seuil minimal recommandé de 0,80, mais tout de même proche de 1 [122, 173-175]. (L'entropie relative est fournie à titre informatif seulement, et n'est pas utilisée pour sélectionner le nombre de groupes optimal.)

Tableau 13. Statistiques sur les modèles de mélange de croissance (basés sur des polynômes de degré 3) estimés pour déterminer le nombre optimal de trajectoires d'APMV pour les hommes, NDIT, Montréal, Canada, 2007-2023

Nombre de groupes	Nombre de paramètres	BIC ₁ ^a	BIC ₂ ^b	Modèle de comparaison	2ln(FB) ^c	Taille du plus petit groupe n (%)	Entropie relative ^d
1	9	18580,14	-9290,07				
2	15	18555,42	-9277,71	1	24,73	35 (10,77)	0,74
3	21	18556,64	-9278,32	2	-1,23	29 (8,92)	0,73
4	27	18545,95	-9272,97	3	10,70	28 (8,62)	0,73
5	33	18558,61	-9279,31	4	-12,66	13 (4,00)	0,76
6 [†]	39	18578,00	-9289,00	5	-19,39	5 (1,54)	0,82
7 [†]	45	22627,84	-11308,32	6	-4038,63	14 (3,36)	0,73
8 [†]	51	22647,80	-11317,55	7	-18,46	12 (2,88)	0,74

BIC : Critère d'information bayésien de Schwartz; FB : Facteur de Bayes

^a $BIC_1 = -2 \log(L) + k \log(n)$, où L est le maximum de vraisemblance du modèle, k est le nombre de paramètres et n est la taille de l'échantillon d'hommes ($n = 325$). La sélection du modèle qui minimise le BIC₁ est recommandée [161, 170].

^b $BIC_2 = \log(L) - 0,5k \log(n)$, où L est le maximum de vraisemblance du modèle, k est le nombre de paramètres et n est la taille de l'échantillon d'hommes ($n = 325$). La sélection du modèle qui maximise le BIC₂ est recommandée [40, 162].

^c $2\ln(FB) \approx 2(\Delta BIC_2)$ où ΔBIC_2 est égal à la valeur du BIC₂ d'un modèle plus complexe (p. ex. modèle à quatre groupes) moins la valeur du BIC₂ d'un modèle plus simple (p. ex. modèle à trois groupes). La preuve en faveur du modèle plus complexe est très forte lorsque le logarithme du facteur de Bayes est > 10 [162].

^d Une entropie relative $\geq 0,80$ indique qu'il y a peu d'incertitude au regard de la classification des participants dans les groupes de trajectoires sur la base des probabilités postérieures [122, 173-175].

[†] Afin de pallier des problèmes de convergence, les seuils pour les critères de convergence basés sur la stabilité des paramètres et de la log-vraisemblance, et sur la négativité des dérivées secondes ont été assouplis. Les résultats doivent être interprétés avec prudence, car la convergence du modèle peut être de moins bonne qualité.

Les fonctions polynomiales décrivant les formes des trajectoires dans le modèle sélectionné (modèle à quatre groupes) ont été simplifiées en retirant les termes d'ordres supérieurs non statistiquement significatifs à un seuil de 5% [40]. Les quatre trajectoires prédites par le modèle sélectionné (*low maintainers* ($n = 213$; 65,5%), *decreasers* ($n = 24$; 7,4%), *from increasers to decreasers* ($n = 28$; 8,6%), *increasers* ($n = 60$; 18,5%)) sont illustrées sur la figure 10, et les graphiques combinant les trajectoires prédites et les trajectoires individuelles observées sont à

l'Annexe 25 (figure A11). Les trajectoires identifiées sont très similaires (en termes de formes et de tailles des groupes) à celles trouvées en utilisant la méthode fondée sur le groupement.

Le degré des polynômes dans le modèle sélectionné et les mesures d'adéquation relatives à celui-ci (moyennes des probabilités postérieures, entropie relative, *mismatch*) sont décrits dans le tableau 20. La moyenne des probabilités postérieures calculée pour chaque groupe varie de 78,6% à 85,6%, ce qui est supérieur au seuil minimal de 70% pour tous les groupes [40, 122]. De plus, le *mismatch* calculé pour chaque groupe varie de -0,022 à 0,048, ce qui est proche de zéro pour tous les groupes, tel que recommandé [40, 122, 173]. L'entropie relative du modèle est égale à 0,70, ce qui est légèrement inférieur au seuil minimal de 0,80, mais tout de même proche de 1 [122, 173-175]. Compte tenu de ces résultats (moyennes des probabilités postérieures, *mismatch*, entropie relative), le modèle sélectionné peut être considéré performant dans la classification des individus sur la base de leurs probabilités postérieures.

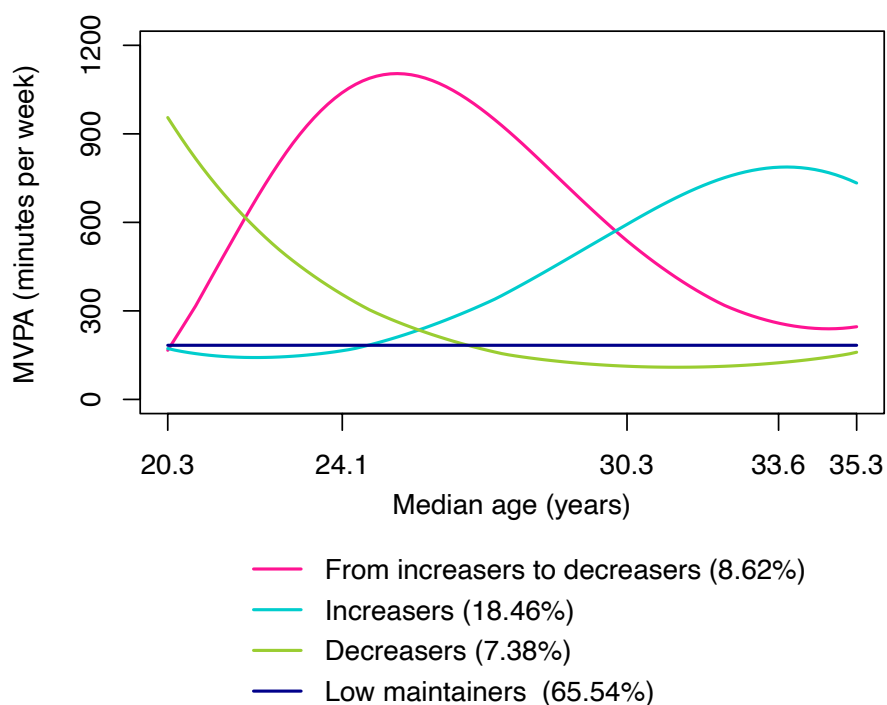


Figure 10. Trajectoires d'activité physique modérée à vigoureuse des hommes de l'âge de 20 ans jusqu'à 35 ans estimées à partir d'un modèle de mélange de croissance dans lequel les trajectoires sont définies par des polynômes. Pour faciliter l'interprétation de l'axe du temps, le temps a été converti en âge médian des participants à chaque cycle (cycles 21-25). MVPA : activité physique modérée à vigoureuse.

Finalement, les hypothèses du modèle selon lesquelles les erreurs possèdent une variance constante et sont normalement distribuées ont été vérifiées en examinant visuellement les résidus spécifiques aux individus et les résidus marginaux du modèle (figure A7 à l'Annexe 24) [121]. L'examen visuel du graphique des résidus spécifiques aux individus en fonction des valeurs prédites spécifiques aux individus permet de conclure que l'hypothèse d'homogénéité de la variance est satisfaite. On parvient à la même conclusion en analysant le graphique des résidus marginaux en fonction des valeurs prédites marginales. De plus, sur les graphiques quantile-quantile, l'adéquation entre les quantiles observés et les quantiles théoriques (loi normale) est bonne, ce qui indique que l'hypothèse de normalité des erreurs est respectée [179].

6.2.2.2 *Modèle basé sur des splines cubiques naturelles*

Le tableau 14 présente diverses statistiques (nombre de paramètres du modèle, BIC, logarithme du facteur de Bayes, taille du plus petit groupe, entropie relative) sur les six modèles basés sur des splines cubiques naturelles comparés. Les graphiques illustrant les trajectoires prédites par chacun des six modèles estimés se retrouvent à l'Annexe 19.

Il est à noter que, pour pallier des problèmes de convergence rencontrés lors de l'estimation du modèle à six groupes, nous avons utilisé des seuils moins sévères pour les critères de convergence basés sur la stabilité des paramètres et de la log-vraisemblance, et sur la négativité des dérivées secondes [121]. Plus précisément, ces seuils (qui ont tous une valeur de 0,0001 par défaut dans la fonction *lcmm* du paquet R *lcmm* version 2.0.2) ont tous été fixés à 0,01. Les résultats relatifs au modèle à six groupes doivent donc être interprétés avec prudence, car la convergence de ce modèle peut être de moins bonne qualité. De plus, les modèles contenant plus de six groupes n'ont pas convergé, et ce, même après l'utilisation de diverses stratégies pour pallier les problèmes de convergence (p. ex. augmenter le nombre maximal d'itérations de la procédure d'estimation et assouplir les critères de convergence [121]).

Le nombre optimal de groupes identifié dans cette analyse est le même que celui trouvé dans l'analyse précédente basée sur les polynômes (c.-à-d. quatre groupes). La comparaison des BIC des modèles permet de conclure que le modèle à quatre groupes s'ajuste le mieux aux données. De plus, le logarithme du facteur de Bayes comparant le modèle à trois groupes et le modèle à quatre groupes est supérieur à 10, ce qui indique que la preuve en faveur du modèle à quatre groupes est très forte [162]. De surcroît, le logarithme du facteur de Bayes est inférieur à 10 pour les modèles

contenant cinq groupes et plus, ce qui indique qu'il n'est pas justifié d'inclure plus de quatre groupes dans le modèle [162]. Également, la taille du plus petit groupe dans le modèle à quatre groupes ($n = 32$; 9,9% de l'échantillon d'hommes) est supérieure au seuil minimal (c.-à-d. $\geq 5\%$ de l'échantillon d'hommes).

L'entropie relative des six modèles estimés varie de 0,73 à 0,77, et celle correspondant au modèle à quatre groupes est égale à 0,73, ce qui est légèrement inférieur au seuil minimal recommandé de 0,80, mais tout de même proche de 1 [122, 173-175]. (L'entropie relative est fournie à titre informatif seulement, et n'est pas utilisée pour sélectionner le nombre de groupes optimal.)

Tableau 14. Statistiques sur les modèles de mélange de croissance (basés sur des splines cubiques naturelles) estimés pour déterminer le nombre optimal de trajectoires d'APMV pour les hommes, NDIT, Montréal, Canada, 2007-2023

Nombre de groupes	Nombre de paramètres	BIC ₁ ^a	BIC ₂ ^b	Modèle de comparaison	2ln(FB) ^c	Taille du plus petit groupe n (%)	Entropie relative ^d
1	10	18576,08	-9288,04				
2	17	18555,07	-9277,54	1	21,01	35 (10,77)	0,75
3	24	18564,04	-9282,02	2	-8,96	23 (7,08)	0,73
4	31	18550,18	-9275,09	3	13,86	32 (9,85)	0,73
5	38	18562,58	-9281,29	4	-12,41	16 (4,92)	0,75
6 [†]	45	18579,18	-9289,59	5	-16,59	10 (3,08)	0,77

BIC : Critère d'information bayésien de Schwartz; FB : Facteur de Bayes

^a BIC₁ = $-2 \log(L) + k \log(n)$, où L est le maximum de vraisemblance du modèle, k est le nombre de paramètres et n est la taille de l'échantillon d'hommes ($n = 325$). La sélection du modèle qui minimise le BIC₁ est recommandée [161, 170].

^b BIC₂ = $\log(L) - 0,5k \log(n)$, où L est le maximum de vraisemblance du modèle, k est le nombre de paramètres et n est la taille de l'échantillon d'hommes ($n = 325$). La sélection du modèle qui maximise le BIC₂ est recommandée [40, 162].

^c $2 \ln(FB) \approx 2(\Delta BIC_2)$ où ΔBIC_2 est égal à la valeur du BIC₂ d'un modèle plus complexe (p. ex. modèle à quatre groupes) moins la valeur du BIC₂ d'un modèle plus simple (p. ex. modèle à trois groupes). La preuve en faveur du modèle plus complexe est très forte lorsque le logarithme du facteur de Bayes est > 10 [162].

^d Une entropie relative $\geq 0,80$ indique qu'il y a peu d'incertitude au regard de la classification des participants dans les groupes de trajectoires sur la base des probabilités postérieures [122, 173-175].

[†] Afin de pallier des problèmes de convergence, les seuils pour les critères de convergence basés sur la stabilité des paramètres et de la log-vraisemblance, et sur la négativité des dérivées secondes ont été assouplis. Les résultats doivent être interprétés avec prudence, car la convergence du modèle peut être de moins bonne qualité.

L'équation définissant la forme de chaque trajectoire dans le modèle sélectionné (modèle à quatre groupes) a été simplifiée en retirant les fonctions de base dont le coefficient estimé n'était pas statistiquement significatif à un seuil de 5%. Les quatre trajectoires prédites par le modèle sélectionné (*low maintainers* (n = 221; 68,0%), *decreasers* (n = 31; 9,5%), *from increasers to decreasers* (n = 36; 11,1%), *increasers* (n = 37; 11,4%)) sont illustrées sur la figure S1-B dans le matériel supplémentaire du manuscrit, et les graphiques combinant les trajectoires prédites et les trajectoires individuelles observées sont à l'Annexe 25 (figure A12). Les trajectoires identifiées sont très similaires (en termes de formes et de tailles des groupes) à celles trouvées en utilisant la méthode fondée sur le groupement.

Le tableau 20 présente les mesures d'adéquation relatives au modèle sélectionné (moyennes des probabilités postérieures, entropie relative, *mismatch*). La moyenne des probabilités postérieures calculée pour chaque groupe varie de 78,2% à 87,6%, ce qui est supérieur au seuil minimal de 70% pour tous les groupes [40, 122]. De plus, le *mismatch* calculé pour chaque groupe varie de -0,020 à 0,050, ce qui est proche de zéro pour tous les groupes, tel que recommandé [40, 122, 173]. L'entropie relative du modèle est égale à 0,72, ce qui est légèrement inférieur au seuil minimal de 0,80, mais tout de même proche de 1 [122, 173-175]. Compte tenu de ces résultats (moyennes des probabilités postérieures, *mismatch*, entropie relative), le modèle sélectionné peut être considéré performant dans la classification des individus sur la base de leurs probabilités postérieures.

Les hypothèses du modèle selon lesquelles les erreurs possèdent une variance constante et sont normalement distribuées ont ensuite été vérifiées en examinant visuellement les résidus spécifiques aux individus et les résidus marginaux du modèle (figure A8 à l'Annexe 24) [121]. L'examen visuel du graphique des résidus spécifiques aux individus en fonction des valeurs prédites spécifiques aux individus permet de conclure que l'hypothèse d'homogénéité de la variance est satisfaite. On parvient à la même conclusion en analysant le graphique des résidus marginaux en fonction des valeurs prédites marginales. De plus, sur les graphiques quantile-quantile, l'adéquation entre les quantiles observés et les quantiles théoriques (loi normale) est bonne, ce qui indique que l'hypothèse de normalité des erreurs est respectée [179].

Finalement, le modèle final pour les trajectoires d'APMV des hommes a été sélectionné en comparant le BIC du modèle basé sur des polynômes à celui du modèle basé sur des splines

cubiques naturelles (tableau 20). Le meilleur modèle selon le BIC (c.-à-d. celui qui minimise le BIC) correspond au modèle basé sur des splines cubiques naturelles, et celui-ci a donc été sélectionné comme modèle final.

6.2.3 Trajectoires d'usage régulier de cannabis des femmes : sélection du modèle final

6.2.3.1 Modèle basé sur des polynômes

Le tableau 15 présente diverses statistiques (nombre de paramètres du modèle, BIC, logarithme du facteur de Bayes, taille du plus petit groupe, entropie relative) sur les trois modèles estimés pour déterminer le nombre optimal de trajectoires d'usage régulier de cannabis, lorsque celles-ci sont définies par des fonctions polynomiales de degré trois. Les graphiques illustrant les trajectoires prédites par chacun des trois modèles estimés se retrouvent à l'Annexe 20.

Il est à noter que, pour pallier des problèmes de convergence rencontrés lors de l'estimation du modèle à trois groupes, nous avons utilisé des seuils moins sévères pour les critères de convergence basés sur la stabilité des paramètres et de la log-vraisemblance, et sur la négativité des dérivées secondes [121]. Plus précisément, ces seuils (qui ont tous une valeur de 0,0001 par défaut dans la fonction *lcmm* du paquet R *lcmm* version 2.0.2) ont tous été fixés à 0,01. Les résultats relatifs au modèle à trois groupes doivent donc être interprétés avec prudence, car la convergence de ce modèle peut être de moins bonne qualité. Également, dans le but de simplifier le modèle à trois groupes pour pallier des problèmes de convergence, la trajectoire de chacun des trois groupes est définie par une équation polynomiale de degré deux (au lieu d'une équation polynomiale de degré trois). En outre, les modèles contenant plus de trois groupes n'ont pas convergé, et ce, même après l'utilisation de diverses stratégies pour pallier les problèmes de convergence (incluant l'augmentation du nombre maximal d'itérations de la procédure d'estimation, l'assouplissement des critères de convergence et la diminution du degré des polynômes [121]).

Selon les différents critères de sélection, le modèle optimal correspond au modèle qui suppose qu'il n'y a pas des sous-groupes de trajectoires (c.-à-d. le modèle à un seul groupe). La comparaison des BIC des modèles permet de conclure que le modèle à un seul groupe s'ajuste le mieux aux données. De plus, en ajoutant successivement des groupes dans le modèle, le logarithme du facteur

de Bayes demeure inférieur à 10, ce qui indique qu’il n’est pas justifié d’inclure plus d’un groupe dans le modèle [162].

L’entropie relative du modèle à deux groupes et celle du modèle à trois groupes sont respectivement égales à 0,23 et à 0,54, ce qui est nettement inférieur au seuil minimal recommandé de 0,80. Ces résultats indiquent que la classification des individus effectuée par ces deux modèles (sur la base des probabilités postérieures) est très incertaine [122, 173-175].

Tableau 15. Statistiques sur les modèles de mélange de croissance (basés sur des polynômes de degré 3) estimés pour déterminer le nombre optimal de trajectoires d’usage régulier de cannabis pour les femmes, NDIT, Montréal, Canada, 2007-2023

Nombre de groupes	Nombre de paramètres	BIC ₁ ^a	BIC ₂ ^b	Modèle de comparaison	2ln(FB) ^c	Taille du plus petit groupe n (%)	Entropie relative ^d
1	5	1312,43	-656,21				
2	11	1322,18	-661,09	1	-9,75	45 (10,79)	0,23
3 [†]	14	1335,46	-667,73	2	-13,28	11 (2,64)	0,54

BIC : Critère d’information bayésien de Schwartz; FB : Facteur de Bayes

^a BIC₁ = -2 log(L) + k log (n), où L est le maximum de vraisemblance du modèle, k est le nombre de paramètres et n est la taille de l’échantillon de femmes (n = 417). La sélection du modèle qui minimise le BIC₁ est recommandée [161, 170].

^b BIC₂ = log(L) - 0,5k log (n), où L est le maximum de vraisemblance du modèle, k est le nombre de paramètres et n est la taille de l’échantillon de femmes (n = 417). La sélection du modèle qui maximise le BIC₂ est recommandée [40, 162].

^c 2ln(FB) ≈ 2(ΔBIC₂) où ΔBIC₂ est égal à la valeur du BIC₂ d’un modèle plus complexe (p. ex. modèle à quatre groupes) moins la valeur du BIC₂ d’un modèle plus simple (p. ex. modèle à trois groupes). La preuve en faveur du modèle plus complexe est très forte lorsque le logarithme du facteur de Bayes est > 10 [162].

^d Une entropie relative ≥ 0,80 indique qu’il y a peu d’incertitude au regard de la classification des participants dans les groupes de trajectoires sur la base des probabilités postérieures [122, 173-175].

[†] Afin de pallier des problèmes de convergence, les seuils pour les critères de convergence basés sur la stabilité des paramètres et de la log-vraisemblance, et sur la négativité des dérivées secondes ont été assouplis. Les résultats doivent être interprétés avec prudence, car la convergence du modèle peut être de moins bonne qualité. De plus, les trajectoires ont été définies par des polynômes de degré deux (au lieu de polynômes de degré trois).

La fonction polynomiale décrivant la forme de la trajectoire moyenne dans le modèle sélectionné (modèle à un seul groupe) a été simplifiée en retirant les termes d’ordres supérieurs non statistiquement significatifs à un seuil de 5% [40]. Le polynôme résultant est de degré zéro (tableau 21). La trajectoire moyenne prédite par le modèle sélectionné est illustrée sur la figure S2-A dans le matériel supplémentaire du manuscrit, et correspond à une probabilité d’utiliser

régulièrement du cannabis qui est continuellement faible. Par ailleurs, puisque le modèle n'inclut pas de sous-groupes, les mesures d'adéquation du modèle relatives à la classification des participants basée sur leurs probabilités postérieures (c.-à-d. moyennes des probabilités postérieures, *mismatch*, entropie relative) ne peuvent pas être évaluées. De plus, les résidus du modèle n'ont pas pu être examinés visuellement, pour les raisons évoquées à la section 6.1.3.1.

6.2.3.2 *Modèle basé sur des splines cubiques naturelles*

Le tableau 16 présente diverses statistiques (nombre de paramètres du modèle, BIC, logarithme du facteur de Bayes, taille du plus petit groupe, entropie relative) sur les trois modèles basés sur des splines cubiques naturelles comparés. Les graphiques illustrant les trajectoires prédites par chacun des trois modèles estimés se retrouvent à l'Annexe 21.

Il est à noter que, pour pallier des problèmes de convergence rencontrés lors de l'estimation du modèle à trois groupes, nous avons utilisé des seuils moins sévères pour les critères de convergence basés sur la stabilité des paramètres et de la log-vraisemblance, et sur la négativité des dérivées secondes [121]. Plus précisément, ces seuils (qui ont tous une valeur de 0,0001 par défaut dans la fonction *lcmm* du paquet R *lcmm* version 2.0.2) ont tous été fixés à 0,01. Les résultats relatifs au modèle à trois groupes doivent donc être interprétés avec prudence, car la convergence de ce modèle peut être de moins bonne qualité. En outre, les modèles contenant plus de trois groupes n'ont pas convergé, et ce, même après l'utilisation de diverses stratégies pour pallier les problèmes de convergence (p. ex. augmenter le nombre maximal d'itérations de la procédure d'estimation et assouplir les critères de convergence [121]).

À l'instar de l'analyse précédente basée sur des polynômes, la présente analyse basée sur des splines cubiques naturelles indique qu'il n'y a pas de sous-groupes de trajectoires. La comparaison des BIC des modèles permet de conclure que le modèle à un seul groupe s'ajuste le mieux aux données. De plus, en ajoutant successivement des groupes dans le modèle, le logarithme du facteur de Bayes demeure inférieur à 10, ce qui indique qu'il n'est pas justifié d'inclure plus d'un groupe dans le modèle [162].

L'entropie relative du modèle à deux groupes et celle du modèle à trois groupes sont respectivement égales à 0,54 et à 0,30, ce qui est nettement inférieur au seuil minimal recommandé

de 0,80. Ces résultats démontrent que la classification des individus effectuée par ces deux modèles (sur la base des probabilités postérieures) est très incertaine [122, 173-175].

Tableau 16. Statistiques sur les modèles de mélange de croissance (basés sur des splines cubiques naturelles) estimés pour déterminer le nombre optimal de trajectoires d’usage régulier de cannabis pour les femmes, NDIT, Montréal, Canada, 2007-2023

Nombre de groupes	Nombre de paramètres	BIC ₁ ^a	BIC ₂ ^b	Modèle de comparaison	2ln(FB) ^c	Taille du plus petit groupe n (%)	Entropie relative ^d
1	6	1313,56	-656,78				
2	13	1326,27	-663,13	1	-12,71	11 (2,64)	0,54
3 [†]	20	1360,39	-680,20	2	-34,12	52 (12,47)	0,30

BIC : Critère d’information bayésien de Schwartz; FB : Facteur de Bayes

^a BIC₁ = -2 log(L) + k log (n), où L est le maximum de vraisemblance du modèle, k est le nombre de paramètres et n est la taille de l’échantillon de femmes (n = 417). La sélection du modèle qui minimise le BIC₁ est recommandée [161, 170].

^b BIC₂ = log(L) - 0,5k log (n), où L est le maximum de vraisemblance du modèle, k est le nombre de paramètres et n est la taille de l’échantillon de femmes (n = 417). La sélection du modèle qui maximise le BIC₂ est recommandée [40, 162].

^c 2ln (FB) ≈ 2(ΔBIC₂) où ΔBIC₂ est égal à la valeur du BIC₂ d’un modèle plus complexe (p. ex. modèle à quatre groupes) moins la valeur du BIC₂ d’un modèle plus simple (p. ex. modèle à trois groupes). La preuve en faveur du modèle plus complexe est très forte lorsque le logarithme du facteur de Bayes est > 10 [162].

^d Une entropie relative ≥ 0,80 indique qu’il y a peu d’incertitude au regard de la classification des participants dans les groupes de trajectoires sur la base des probabilités postérieures [122, 173-175].

[†] Afin de pallier des problèmes de convergence, les seuils pour les critères de convergence basés sur la stabilité des paramètres et de la log-vraisemblance, et sur la négativité des dérivées secondes ont été assouplis. Les résultats doivent être interprétés avec prudence, car la convergence du modèle peut être de moins bonne qualité.

L’équation définissant la forme de la trajectoire moyenne dans le modèle sélectionné (modèle à un groupe) a été simplifiée en retirant les fonctions de base dont le coefficient estimé n’était pas statistiquement significatif à un seuil de 5%. La trajectoire moyenne prédite par le modèle sélectionné est illustrée sur la figure 11, et correspond à une probabilité d’utiliser régulièrement du cannabis qui est continuellement faible. Par ailleurs, puisque le modèle n’inclut pas de sous-groupes, les mesures d’adéquation du modèle relatives à la classification des participants basée sur leurs probabilités postérieures (c.-à-d. moyennes des probabilités postérieures, *mismatch*, entropie relative) ne peuvent pas être évaluées. De plus, les résidus du modèle n’ont pas pu être examinés visuellement, pour les raisons évoquées à la section 6.1.3.1.

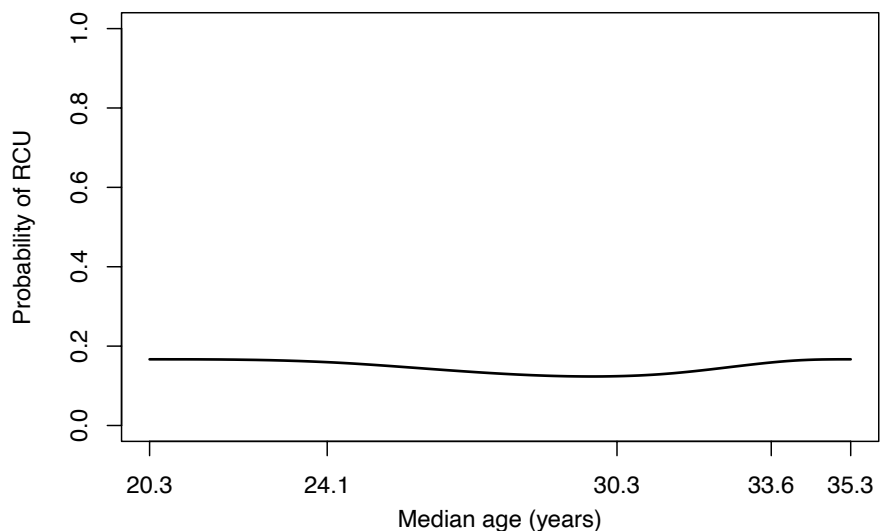


Figure 11. Trajectoire moyenne d’usage régulier de cannabis des femmes de l’âge de 20 ans jusqu’à 35 ans estimée à partir d’un modèle de mélange de croissance dans lequel les trajectoires sont définies par des splines cubiques naturelles. Pour faciliter l’interprétation de l’axe du temps, le temps a été converti en âge médian des participants à chaque cycle (cycles 21-25). RCU : usage régulier de cannabis.

Finalement, le modèle final a été sélectionné en comparant le BIC du modèle basé sur des polynômes à celui du modèle basé sur des splines cubiques naturelles (tableau 21). Le meilleur modèle selon le BIC (c.-à-d. celui qui minimise le BIC) correspond au modèle basé sur des polynômes, et celui-ci a donc été sélectionné comme modèle final.

6.2.4 Trajectoires d’usage régulier de cannabis des hommes : sélection du modèle final

6.2.4.1 *Modèle basé sur des polynômes*

Le tableau 17 présente diverses statistiques (nombre de paramètres du modèle, BIC, logarithme du facteur de Bayes, taille du plus petit groupe, entropie relative) sur les trois modèles comparés pour déterminer le nombre optimal de trajectoires d’usage régulier de cannabis, lorsque celles-ci sont définies par des fonctions polynomiales de degré trois. Les graphiques illustrant les trajectoires prédites par chacun des trois modèles estimés se retrouvent à l’Annexe 22.

Il est à noter que, pour de pallier des problèmes de convergence rencontrés lors de l'estimation du modèle à trois groupes, nous avons utilisé des seuils moins sévères pour les critères de convergence basés sur la stabilité des paramètres et de la log-vraisemblance, et sur la négativité des dérivées secondes [121]. Plus précisément, ces seuils (qui ont tous une valeur de 0,0001 par défaut dans la fonction *lcmm* du paquet R *lcmm* version 2.0.2) ont tous été fixés à 0,01. Les résultats relatifs au modèle à trois groupes doivent donc être interprétés avec prudence, car la convergence de ce modèle peut être de moins bonne qualité. Également, dans le but de simplifier le modèle à trois groupes pour pallier des problèmes de convergence, la trajectoire de chacun des trois groupes est définie par une équation polynomiale de degré deux (au lieu d'une équation polynomiale de degré trois). En outre, les modèles contenant plus de trois groupes n'ont pas convergé, et ce, même après l'utilisation de diverses stratégies pour pallier les problèmes de convergence (incluant l'augmentation du nombre maximal d'itérations de la procédure d'estimation, l'assouplissement des critères de convergence et la diminution du degré des polynômes [121]).

Le nombre optimal de groupes identifié chez les hommes est le même que celui trouvé chez les femmes (c.-à-d. un groupe). La comparaison des BIC des modèles permet de conclure que le modèle à un seul groupe s'ajuste le mieux aux données. De plus, en ajoutant successivement des groupes dans le modèle, le logarithme du facteur de Bayes demeure inférieur à 10, ce qui indique qu'il n'est pas justifié d'inclure plus d'un groupe dans le modèle [162].

L'entropie relative du modèle à deux groupes et celle du modèle à trois groupes sont respectivement égales à 0,34 et à 0,36, ce qui est nettement inférieur au seuil minimal recommandé de 0,80. Ces résultats indiquent que la classification des individus effectuée par ces deux modèles (sur la base des probabilités postérieures) est très incertaine [122, 173-175].

Tableau 17. Statistiques sur les modèles de mélange de croissance (basés sur des polynômes de degré 3) estimés pour déterminer le nombre optimal de trajectoires d’usage régulier de cannabis pour les hommes, NDIT, Montréal, Canada, 2007-2023

Nombre de groupes	Nombre de paramètres	BIC ₁ ^a	BIC ₂ ^b	Modèle de comparaison	2ln(FB) ^c	Taille du plus petit groupe n (%)	Entropie relative ^d
1	5	1028,85	-514,43				
2	11	1038,89	-519,44	1	-10,04	65 (20,00)	0,34
3 [†]	14	1053,33	-526,66	2	-14,44	26 (8,00)	0,36

BIC : Critère d’information bayésien de Schwartz; FB : Facteur de Bayes

^a BIC₁ = -2 log(L) + k log (n), où L est le maximum de vraisemblance du modèle, k est le nombre de paramètres et n est la taille de l’échantillon d’hommes (n = 325). La sélection du modèle qui minimise le BIC₁ est recommandée [161, 170].

^b BIC₂ = log(L) - 0,5k log (n), où L est le maximum de vraisemblance du modèle, k est le nombre de paramètres et n est la taille de l’échantillon d’hommes (n = 325). La sélection du modèle qui maximise le BIC₂ est recommandée [40, 162].

^c 2ln (FB) ≈ 2(ΔBIC₂) où ΔBIC₂ est égal à la valeur du BIC₂ d’un modèle plus complexe (p. ex. modèle à quatre groupes) moins la valeur du BIC₂ d’un modèle plus simple (p. ex. modèle à trois groupes). La preuve en faveur du modèle plus complexe est très forte lorsque le logarithme du facteur de Bayes est > 10 [162].

^d Une entropie relative ≥ 0,80 indique qu’il y a peu d’incertitude au regard de la classification des participants dans les groupes de trajectoires sur la base des probabilités postérieures [122, 173-175].

[†] Afin de pallier des problèmes de convergence, les seuils pour les critères de convergence basés sur la stabilité des paramètres et de la log-vraisemblance, et sur la négativité des dérivées secondes ont été assouplis. Les résultats doivent être interprétés avec prudence, car la convergence du modèle peut être de moins bonne qualité. De plus, les trajectoires ont été définies par des polynômes de degré deux.

La fonction polynomiale décrivant la forme de la trajectoire moyenne dans le modèle sélectionné (modèle à un groupe) a été simplifiée en retirant les termes d’ordres supérieurs non statistiquement significatifs à un seuil de 5% [40]. Le polynôme résultant est de degré deux (tableau 24). La trajectoire moyenne prédite par le modèle sélectionné est illustrée sur la figure 12, et celle-ci est similaire à la trajectoire basse et stable identifiée chez les femmes. Par ailleurs, puisque le modèle n’inclut pas de sous-groupes, les mesures d’adéquation du modèle relatives à la classification des participants basée sur leurs probabilités postérieures (c.-à-d. moyennes des probabilités postérieures, *mismatch*, entropie relative) ne peuvent pas être évaluées. De plus, les résidus du modèle n’ont pas pu être examinés visuellement, pour les raisons évoquées à la section 6.1.3.1.

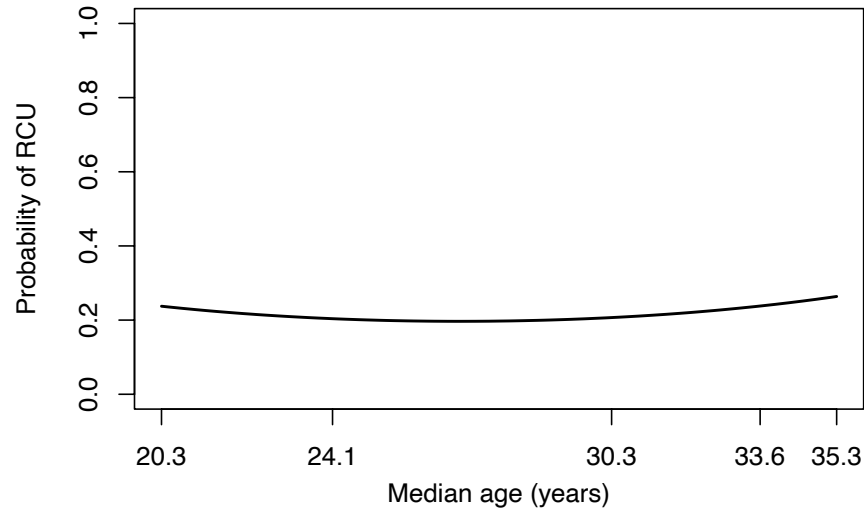


Figure 12. Trajectoire moyenne d’usage régulier de cannabis des hommes de l’âge de 20 ans jusqu’à 35 ans estimée à partir d’un modèle de mélange de croissance dans lequel les trajectoires sont définies par des polynômes. Pour faciliter l’interprétation de l’axe du temps, le temps a été converti en âge médian des participants à chaque cycle (cycles 21-25). RCU : usage régulier de cannabis.

6.2.4.2 *Modèle basé sur des splines cubiques naturelles*

Le tableau 18 présente diverses statistiques (nombre de paramètres du modèle, BIC, logarithme du facteur de Bayes, taille du plus petit groupe, entropie relative) sur les trois modèles basés sur des splines cubiques naturelles comparés. Les graphiques illustrant les trajectoires prédites par chacun des trois modèles estimés se retrouvent à l’Annexe 23.

Il est à noter que, pour pallier des problèmes de convergence rencontrés lors de l’estimation du modèle à trois groupes, nous avons utilisé des seuils moins sévères pour les critères de convergence basés sur la stabilité des paramètres et de la log-vraisemblance, et sur la négativité des dérivées secondes [121]. Plus précisément, ces seuils (qui ont tous une valeur de 0,0001 par défaut dans la fonction *lcmm* du paquet R *lcmm* version 2.0.2) ont tous été fixés à 0,01. Les résultats relatifs au modèle à trois groupes doivent donc être interprétés avec prudence, car la convergence de ce modèle peut être de moins bonne qualité. De plus, les modèles contenant plus de trois groupes n’ont pas convergé, et ce, même après l’utilisation de diverses stratégies pour pallier les problèmes de convergence (p. ex. augmenter le nombre maximal d’itérations de la procédure d’estimation et assouplir les critères de convergence [121]).

À l’instar de l’analyse précédente basée sur des polynômes, la présente analyse basée sur des splines cubiques naturelle indique qu’il n’y a pas de sous-groupes de trajectoires. La comparaison des BIC des modèles permet de conclure que le modèle à un seul groupe s’ajuste le mieux aux données. De plus, en ajoutant successivement des groupes dans le modèle, le logarithme du facteur de Bayes demeure inférieur à 10, ce qui indique qu’il n’est pas justifié d’inclure plus d’un groupe dans le modèle [162].

L’entropie relative du modèle à deux groupes et celle du modèle à trois groupes sont respectivement égales à 0,39 et à 0,45, ce qui est nettement inférieur au seuil minimal recommandé de 0,80. Ces résultats démontrent que la classification des individus effectuée par ces deux modèles (sur la base des probabilités postérieures) est très incertaine [122, 173-175].

Tableau 18. Statistiques sur les modèles de mélange de croissance (basés sur des splines cubiques naturelles) estimés pour déterminer le nombre optimal de trajectoires d’usage régulier de cannabis pour les hommes, NDIT, Montréal, Canada, 2007-2023

Nombre de groupes	Nombre de paramètres	BIC ₁ ^a	BIC ₂ ^b	Modèle de comparaison	2ln(FB) ^c	Taille du plus petit groupe n (%)	Entropie relative ^d
1	6	1030,54	-515,27				
2	13	1042,43	-521,21	1	-11,89	28 (8,62)	0,39
3 [†]	20	1075,74	-537,87	2	-33,31	19 (5,85)	0,45

BIC : Critère d’information bayésien de Schwartz; FB : Facteur de Bayes

^a BIC₁ = -2 log(L) + k log (n), où L est le maximum de vraisemblance du modèle, k est le nombre de paramètres et n est la taille de l’échantillon d’hommes (n = 325). La sélection du modèle qui minimise le BIC₁ est recommandée [161, 170].

^b BIC₂ = log(L) - 0,5k log (n), où L est le maximum de vraisemblance du modèle, k est le nombre de paramètres et n est la taille de l’échantillon d’hommes (n = 325). La sélection du modèle qui maximise le BIC₂ est recommandée [40, 162].

^c 2ln(FB) ≈ 2(ΔBIC₂) où ΔBIC₂ est égal à la valeur du BIC₂ d’un modèle plus complexe (p. ex. modèle à quatre groupes) moins la valeur du BIC₂ d’un modèle plus simple (p. ex. modèle à trois groupes). La preuve en faveur du modèle plus complexe est très forte lorsque le logarithme du facteur de Bayes est > 10 [162].

^d Une entropie relative ≥ 0,80 indique qu’il y a peu d’incertitude au regard de la classification des participants dans les groupes de trajectoires sur la base des probabilités postérieures [122, 173-175].

[†] Afin de pallier des problèmes de convergence, les seuils pour les critères de convergence basés sur la stabilité des paramètres et de la log-vraisemblance, et sur la négativité des dérivées secondes ont été assouplis. Les résultats doivent être interprétés avec prudence, car la convergence du modèle peut être de moins bonne qualité.

L’équation définissant la forme de la trajectoire moyenne dans le modèle sélectionné (modèle à un groupe) a été simplifiée en retirant les fonctions de base dont le coefficient estimé n’était pas

statistiquement significatif à un seuil de 5%. La trajectoire moyenne prédite par le modèle sélectionné est illustrée sur la figure S2-B dans le matériel supplémentaire du manuscrit, et correspond à une probabilité d'utiliser régulièrement du cannabis qui est continuellement faible. Par ailleurs, puisque le modèle n'inclut pas de sous-groupes, les mesures d'adéquation du modèle relatives à la classification des participants basée sur leurs probabilités postérieures (c.-à-d. moyennes des probabilités postérieures, *mismatch*, entropie relative) ne peuvent pas être évaluées. De plus, les résidus du modèle n'ont pas pu être examinés visuellement, pour les raisons évoquées à la section 6.1.3.1.

Le modèle final a été sélectionné en comparant le BIC du modèle basé sur des polynômes à celui du modèle basé sur des splines cubiques naturelles (tableau 22). Le meilleur modèle selon le BIC (c.-à-d. celui qui minimise le BIC) correspond au modèle basé sur des splines cubiques naturelles, et celui-ci a donc été sélectionné comme modèle final.

6.3 Sommaire des modèles sélectionnés

Pour faciliter la comparaison des modèles, les statistiques sur les modèles sélectionnés (c.-à-d. moyennes des probabilités postérieures, BIC, entropie relative, etc.) sont résumées dans les tableaux récapitulatifs 19 à 22. Le tableau 19 correspond aux trajectoires d'APMV des femmes et inclut les deux modèles fondés sur le groupement sélectionnés (c.-à-d. le modèle basé sur des polynômes et le modèle basé sur des splines cubiques naturelles) et les deux modèles de mélange de croissance sélectionnés (c.-à-d. le modèle basé sur des polynômes et le modèle basé sur des splines cubiques naturelles). La comparaison des BIC pour chaque modèle permet de conclure que la qualité de l'ajustement aux données est similaire pour tous les modèles, à l'exception du modèle fondé sur le groupement dans lequel les trajectoires sont définies par des splines cubiques naturelles. En effet, le BIC de ce dernier est plus élevé que celui des autres modèles, ce qui indique qu'il s'ajuste moins bien aux données.

Le tableau 20 correspond aux trajectoires d'APMV des hommes et inclut les deux modèles fondés sur le groupement sélectionnés (c.-à-d. le modèle basé sur des polynômes et le modèle basé sur des splines cubiques naturelles) et les deux modèles de mélange de croissance sélectionnés (c.-à-d. le modèle basé sur des polynômes et le modèle basé sur des splines cubiques naturelles). En comparant les BIC pour chaque modèle, on constate que les modèles fondés sur le groupement

minimisent le BIC, et s'ajustent donc mieux aux données, comparativement aux modèles de mélange de croissance.

Le tableau 21 correspond aux trajectoires d'usage régulier de cannabis des femmes et inclut les deux modèles fondés sur le groupement sélectionnés (c.-à-d. le modèle basé sur des polynômes et le modèle basé sur des splines) et les deux modèles de mélange de croissance sélectionnés (c.-à-d. le modèle basé sur des polynômes et le modèle basé sur des splines). La comparaison des BIC pour chaque modèle permet de conclure que les modèles de mélange de croissance minimisent le BIC, et s'ajustent donc mieux aux données que les modèles fondés sur le groupement.

Finalement, le tableau 22 correspond aux trajectoires d'usage régulier de cannabis des hommes et inclut les deux modèles fondés sur le groupement sélectionnés (c.-à-d. le modèle basé sur des polynômes et le modèle basé sur des splines cubiques naturelles) et les deux modèles de mélange de croissance sélectionnés (c.-à-d. le modèle basé sur des polynômes et le modèle basé sur des splines cubiques naturelles). La comparaison des BIC pour chaque modèle permet de conclure que les modèles de mélange de croissance minimisent le BIC, et s'ajustent donc mieux aux données que les modèles fondés sur le groupement.

Par ailleurs les résultats (moyennes des probabilités postérieures, *mismatch*, entropie relative) démontrent qu'en général, les modèles fondés sur le groupement performant aussi bien que les modèles de mélange de croissance par rapport à la classification des individus sur la base des probabilités postérieures. D'autre part, durant la sélection des modèles, les modèles de mélange de croissance, qui incluaient des paramètres supplémentaires en raison de l'ajout d'effets aléatoires dans les modèles, prenaient généralement beaucoup plus de temps pour estimer les paramètres et convergeaient moins souvent, comparativement aux modèles fondés sur le groupement.

Tableau 19. Statistiques sur les modèles fondés sur le groupement et sur les modèles de mélange de croissance sélectionnés pour les trajectoires d'APMV des femmes, NDI, Montréal, Canada, 2007-2023

Forme fonctionnelle des équations des trajectoires	Groupe	Degré du polynôme	Taille du groupe n (%)	Moyenne des probabilités postérieures (%) ^a	<i>Mismatch</i> ^b	Entropie relative ^c	BIC ^d	Nombre de paramètres
Modèles fondés sur le groupement								
Polynômes	<i>Low maintainers</i>	3	246 (58,99)	87,17	0,031	0,73	22579,47	21
	<i>Decreasers</i>	3	76 (18,23)	84,57	-0,011			
	<i>Increasesers</i>	1	54 (12,95)	82,40	-0,009			
	<i>From increasers to decreaseers</i>	3	41 (9,83)	85,96	-0,011			
Splines cubiques naturelles	<i>Low maintainers</i>		256 (61,39)	83,66	0,042	0,73	22589,48	22
	<i>Decreasers</i>		69 (16,55)	84,06	-0,010			
	<i>Increasesers</i>		48 (11,75)	86,98	-0,010			
	<i>From increasers to decreaseers</i>		43 (10,31)	87,97	-0,021			
Modèles de mélange de croissance^e								
Polynômes	<i>Low maintainers</i>	3	226 (54,20)	77,62	0,059	0,65	22578,71	25
	<i>Decreasers</i>	3	77 (18,47)	87,10	-0,021			
	<i>Increasesers</i>	1	75 (17,99)	78,31	-0,032			
	<i>From increasers to decreaseers</i>	3	39 (9,35)	85,51	-0,006			
Splines cubiques naturelles	<i>Low maintainers</i>		255 (61,15)	83,98	0,043	0,71	22579,36	27
	<i>Decreasers</i>		79 (18,94)	87,62	-0,022			
	<i>Increasesers</i>		46 (11,03)	76,02	-0,018			
	<i>From increasers to decreaseers</i>		37 (8,87)	84,34	-0,004			

APMV : Activité physique modérée à vigoureuse, BIC : Critère d'information bayésien de Schwartz

^a Une moyenne des probabilités postérieures $\geq 70\%$ dans chaque groupe indique qu'il y a peu d'incertitude par rapport à la classification des individus dans les groupes sur la base des probabilités postérieures [40, 122].

^b Un *mismatch* proche de zéro dans chaque groupe indique qu'il y a peu d'incertitude par rapport à la classification des individus dans les groupes sur la base des probabilités postérieures [40, 122, 173].

^c Une entropie relative $\geq 0,80$ indique qu'il y a peu d'incertitude par rapport à la classification des individus dans les groupes sur la base des probabilités postérieures [122, 173-175].

^d $BIC = -2 \log(L) + k \log(n)$, où L est le maximum de vraisemblance du modèle, k est le nombre de paramètres et n est la taille de l'échantillon de femmes (n = 417). La sélection du modèle qui minimise le BIC est recommandée [161, 170].

^e Chaque modèle inclut, dans chaque groupe, une ordonnée à l'origine aléatoire dont la variance peut différer d'un groupe à l'autre.

Tableau 20. Statistiques sur les modèles fondés sur le groupement et sur les modèles de mélange de croissance sélectionnés pour les trajectoires d'APMV des hommes, NDI, Montréal, Canada, 2007-2023

Forme fonctionnelle des équations des trajectoires	Groupe	Degré du polynôme	Taille du groupe n (%)	Moyenne des probabilités postérieures (%) ^a	Mismatch ^b	Entropie relative ^c	BIC ^d	Nombre de paramètres
Modèles fondés sur le groupement								
Polynômes	<i>Low maintainers</i>	0	222 (68,31)	88,18	0,036	0,74	18515,92	19
	<i>Decreasers</i>	2	25 (7,69)	80,41	-0,015			
	<i>Increasesers</i>	3	53 (16,31)	82,96	-0,004			
	<i>From increasers to decreaseers</i>	3	25 (7,69)	81,11	-0,017			
Splines cubiques naturelles	<i>Low maintainers</i>		220 (67,69)	88,10	0,037	0,74	18513,33	22
	<i>Decreasers</i>		32 (9,85)	81,48	-0,013			
	<i>Increasesers</i>		41 (12,62)	85,52	-0,009			
	<i>From increasers to decreaseers</i>		32 (9,85)	79,58	-0,015			
Modèles de mélange de croissance^e								
Polynômes	<i>Low maintainers</i>	0	213 (65,54)	85,03	0,048	0,70	18530,60	23
	<i>Decreasers</i>	2	24 (7,38)	85,57	-0,022			
	<i>Increasesers</i>	3	60 (18,46)	82,27	-0,011			
	<i>From increasers to decreaseers</i>	3	28 (8,62)	78,55	-0,015			
Splines cubiques naturelles	<i>Low maintainers</i>		221 (68,00)	86,24	0,050	0,72	18528,91	31
	<i>Decreasers</i>		31 (9,54)	83,23	-0,012			
	<i>Increasesers</i>		37 (11,38)	87,63	-0,020			
	<i>From increasers to decreaseers</i>		36 (11,08)	78,22	-0,018			

APMV : Activité physique modérée à vigoureuse, BIC : Critère d'information bayésien de Schwartz

^a Une moyenne des probabilités postérieures $\geq 70\%$ dans chaque groupe indique qu'il y a peu d'incertitude par rapport à la classification des individus dans les groupes sur la base des probabilités postérieures [40, 122].

^b Un *mismatch* proche de zéro dans chaque groupe indique qu'il y a peu d'incertitude par rapport à la classification des individus dans les groupes sur la base des probabilités postérieures [40, 122, 173].

^c Une entropie relative $\geq 0,80$ indique qu'il y a peu d'incertitude par rapport à la classification des individus dans les groupes sur la base des probabilités postérieures [122, 173-175].

^d $BIC = -2 \log(L) + k \log(n)$, où L est le maximum de vraisemblance du modèle, k est le nombre de paramètres et n est la taille de l'échantillon d'hommes (n = 325). La sélection du modèle qui minimise le BIC est recommandée [161, 170].

^e Chaque modèle inclut, dans chaque groupe, une ordonnée à l'origine aléatoire dont la variance peut différer d'un groupe à l'autre.

Tableau 21. Statistiques sur les modèles fondés sur le groupement et sur les modèles de mélange de croissance sélectionnés pour les trajectoires d’usage régulier de cannabis des femmes, NDIT, Montréal, Canada, 2007-2023

Forme fonctionnelle des équations des trajectoires	Groupe	Degré du polynôme	Taille du groupe n (%)	Moyenne des probabilités postérieures (%) ^a	<i>Mismatch</i> ^b	Entropie relative ^c	BIC ^d	Nombre de paramètres
Modèles fondés sur le groupement								
Polynômes	<i>Persistently low</i>	1	351 (84,17)	97,94	0,005	0,90	1318,76	4
	<i>Persistently high</i>	0	66 (15,83)	92,05	-0,005			
Splines cubiques naturelles	<i>Persistently low</i>		355 (85,13)	97,97	0,009	0,91	1320,11	6
	<i>Persistently high</i>		62 (14,87)	94,67	-0,009			
Modèles de mélange de croissance^e								
Polynômes	<i>Persistently low</i>	0	417 (100)				1298,70	2
Splines cubiques naturelles	<i>Persistently low</i>		417 (100)				1298,82	3

BIC : Critère d’information bayésien de Schwartz

^a Une moyenne des probabilités postérieures $\geq 70\%$ dans chaque groupe indique qu’il y a peu d’incertitude par rapport à la classification des individus dans les groupes sur la base des probabilités postérieures [40, 122].

^b Un *mismatch* proche de zéro dans chaque groupe indique qu’il y a peu d’incertitude par rapport à la classification des individus dans les groupes sur la base des probabilités postérieures [40, 122, 173].

^c Une entropie relative $\geq 0,80$ indique qu’il y a peu d’incertitude par rapport à la classification des individus dans les groupes sur la base des probabilités postérieures [122, 173-175].

^d $BIC = -2 \log(L) + k \log(n)$, où L est le maximum de vraisemblance du modèle, k est le nombre de paramètres et n est la taille de l’échantillon de femmes (n = 417). La sélection du modèle qui minimise le BIC est recommandée [161, 170].

^e Chaque modèle inclut, dans chaque groupe, une ordonnée à l’origine aléatoire dont la variance peut différer d’un groupe à l’autre.

Tableau 22. Statistiques sur les modèles fondés sur le groupement et sur les modèles de mélange de croissance sélectionnés pour les trajectoires d’usage régulier de cannabis des hommes, NDIT, Montréal, Canada, 2007-2023

Forme fonctionnelle des équations des trajectoires	Groupe	Degré du polynôme	Taille du groupe n (%)	Moyenne des probabilités postérieures (%) ^a	<i>Mismatch</i> ^b	Entropie relative ^c	BIC ^d	Nombre de paramètres
Modèles fondés sur le groupement								
Polynômes	<i>Persistently low</i>	2	240 (73,85)	99,27	-0,004	0,94	1034,53	5
	<i>Persistently high</i>	0	85 (26,15)	96,59	0,004			
Splines cubiques naturelles	<i>Persistently low</i>		242 (74,46)	99,01	0,001	0,94	1039,40	6
	<i>Persistently high</i>		83 (25,54)	97,34	-0,001			
Modèles de mélange de croissance^e								
Polynômes	<i>Persistently low</i>	2	325 (100)				1023,12	4
Splines cubiques naturelles	<i>Persistently low</i>		325 (100)				1021,05	4

BIC : Critère d’information bayésien de Schwartz

^a Une moyenne des probabilités postérieures $\geq 70\%$ dans chaque groupe indique qu’il y a peu d’incertitude par rapport à la classification des individus dans les groupes sur la base des probabilités postérieures [40, 122].

^b Un *mismatch* proche de zéro dans chaque groupe indique qu’il y a peu d’incertitude par rapport à la classification des individus dans les groupes sur la base des probabilités postérieures [40, 122, 173].

^c Une entropie relative $\geq 0,80$ indique qu’il y a peu d’incertitude par rapport à la classification des individus dans les groupes sur la base des probabilités postérieures [122, 173-175].

^d $BIC = -2 \log(L) + k \log(n)$, où L est le maximum de vraisemblance du modèle, k est le nombre de paramètres et n est la taille de l’échantillon d’hommes (n = 325). La sélection du modèle qui minimise le BIC est recommandée [161, 170].

^e Chaque modèle inclut, dans chaque groupe, une ordonnée à l’origine aléatoire dont la variance peut différer d’un groupe à l’autre.

Chapitre 7 – Discussion

Ce mémoire a comme objectifs de décrire les trajectoires d'usage régulier de cannabis et d'APMV des adultes de 20 à 35 ans, en plus de caractériser la relation entre les trajectoires des deux phénomènes. La modélisation des trajectoires est réalisée en utilisant la méthode fondée sur le groupement [40, 41], qui est destinée à mettre en évidence un nombre fini de groupes dans lesquels les individus suivent approximativement la même trajectoire d'un comportement ou de tout autre phénomène. Des probabilités conditionnelles mettant en relation les groupes de trajectoires identifiés pour l'APMV et pour l'usage régulier de cannabis sont estimées pour décrire la relation entre les trajectoires des deux comportements [40, 124]. De surcroît, dans une analyse de sensibilité, les résultats des modèles fondés sur le groupement sont comparés à ceux provenant de modèles de mélange de croissance qui permettent une plus grande variabilité intra-groupe dans les trajectoires individuelles prédites [40, 100, 114, 116].

Dans les sections qui suivent, les résultats de notre analyse sont résumés et interprétés à la lumière de la littérature scientifique. Par la suite, les forces et les limites de l'étude sont présentées. Enfin, une discussion sur la contribution de ce projet de recherche au domaine de la santé publique clôture ce septième chapitre.

7.1 Interprétation des résultats

7.1.1 Trajectoires d'APMV des adultes de 20 à 35 ans

Alors que certaines études indiquent que la pratique d'activité physique tend à diminuer avec l'âge [38, 39, 180], la présente analyse parvient à identifier chez les deux sexes quatre trajectoires d'APMV distinctes, incluant deux trajectoires caractérisées par des niveaux croissants d'APMV : une trajectoire croissante (nommée *increasers*), une trajectoire décroissante (nommée *decreasers*), une trajectoire croissante, puis décroissante (nommée *from increasers to decreasers*) et une trajectoire basse et stable (nommée *low maintainers*). (Il est à noter que seule une minorité d'individus suivent une trajectoire décroissante d'APMV – 18,2% des femmes et 9,9% des hommes.) En outre, le fait que différentes trajectoires d'APMV soient mises en évidence démontre que l'activité physique est un comportement qui évolue de manière hétérogène entre les individus

et, de ce fait, les modèles de mélange fini utilisés dans ce mémoire (c.-à-d. le modèle fondé sur le groupement et le modèle de mélange de croissance) sont appropriés pour analyser l'évolution de la pratique d'activité physique durant l'âge adulte [38].

À l'instar des études indiquant que les hommes sont généralement plus actifs que les femmes [38, 39, 181-183], l'examen visuel des graphiques des trajectoires révèle que le groupe masculin *increasers* possède, à l'âge de 35 ans, un niveau d'APMV correspondant environ au double de celui atteint par le groupe féminin *increasers*. Selon la littérature scientifique, l'écart entre les sexes en ce qui concerne la pratique d'activité physique débute tôt à l'enfance et ses causes sont complexes et multifactorielles [181, 183]. En effet, l'exposition des enfants à des stéréotypes sexuels relatifs aux activités et aux jeux (p. ex. les stéréotypes selon lesquels les filles aiment les jeux de rôles et les poupées, tandis que les garçons aiment le sport) et les cours d'éducation physique inadaptés aux intérêts des filles en matière d'activité physique sont des exemples de facteurs pouvant causer une diminution de l'appréciation de l'activité physique et de la confiance corporelle, qui, à son tour, façonne les attitudes et les comportements à l'égard de l'activité physique à l'âge adulte [181, 183, 184]. De plus, il existe des inégalités entre le sport féminin et le sport masculin en matière d'attribution des ressources financières et matérielles (p. ex. manque d'accès à des équipes sportives féminines) qui contribuent à creuser l'écart observé entre les sexes en ce qui concerne la pratique d'activité physique [181, 183]. Par ailleurs, certaines études indiquent que la parentalité est associée à des niveaux plus faibles d'activité physique, et que cette association est plus marquée chez les femmes que chez les hommes [185, 186].

En outre, les trajectoires d'activité physique du début de l'âge adulte jusqu'à la mi-trentaine ont fait l'objet de peu d'études jusqu'à présent [38]. Par souci de comparabilité, seulement les deux études longitudinales [140, 145] dont la structure d'âge s'apparente le plus à la présente étude sont utilisées, dans les prochaines sous-sections, pour contextualiser les résultats susmentionnés.

7.1.1.1 Étude longitudinale de Laddu et collab.

L'étude longitudinale de Laddu et collab. [145] a été réalisée auprès de 3175 Américains blancs et noirs (âge moyen (écart-type) au début de l'étude = 25,4 (0,5) ans; proportion de femmes = 56,6%; proportion de Noirs = 47,4%) provenant de l'étude de cohorte prospective multicentrique Coronary Artery Risk Development in Young Adults (CARDIA). Durant la période de suivi de 25 ans (de 1985-1986 à 2010-2011), les données des participants ont été récoltées au début de l'étude,

puis à sept autres reprises par la suite (2, 5, 7, 10, 15, 20, et 25 ans après le début de l'étude). La variable relative à l'activité physique utilisée pour modéliser les trajectoires correspondait à un score global validé (calculé à partir de la fréquence, de l'intensité et de la durée de l'activité physique mesurées à l'aide du questionnaire auto-rapporté CARDIA Physical Activity History Questionnaire) exprimé en « unités d'exercice » (UE) [187, 188]. Les auteurs ont établi qu'un score de 300 UE correspondait approximativement au niveau d'activité physique recommandé par le département de la Santé et des Services sociaux des États-Unis (c.-à-d. 150 minutes d'activité physique modérée par semaine).

Les trajectoires que nous avons identifiées diffèrent (en termes de formes et de tailles des groupes) de celles trouvées par Laddu et collab. [145]. En effet, les auteurs ont, en utilisant la méthode fondée sur le groupement, identifié les trois trajectoires d'activité physique suivantes : 1) une trajectoire sous le niveau d'activité physique recommandé (taille du groupe = 57,1%); 2) une trajectoire atteignant le niveau d'activité physique recommandé (34,5%); 3) une trajectoire correspondant à trois fois le niveau recommandé d'activité physique (8,4%). Les deux premières trajectoires étaient décroissantes de 25 à 30 ans, puis constantes par la suite, tandis que la troisième trajectoire était constamment décroissante.

Plusieurs éléments pourraient expliquer les différences entre nos résultats et ceux de Laddu et collab. [145], dont, notamment, des facteurs liés à la composition de l'échantillon analytique, à la période de l'âge adulte étudiée et à la conceptualisation de la variable relative à l'activité physique. En ce qui concerne la composition de l'échantillon, près de la moitié de l'échantillon de l'étude américaine correspond à des personnes noires, tandis que l'échantillon de la présente étude est composé majoritairement (78,7%) de personnes blanches. Il est possible que cette différence puisse expliquer en partie les résultats divergents, car plusieurs études mettent en lumière des disparités raciales en matière d'inactivité physique chez les adultes [189-193]. Par exemple, une étude américaine [190] a observé, après ajustement pour divers facteurs de confusion, que les niveaux d'activité physique non liée au travail étaient en moyenne significativement plus bas chez les adultes noirs et hispaniques, comparativement aux adultes blancs non hispaniques.

D'autre part, comparativement aux participants dans la présente étude, les participants dans l'étude de Laddu et collab. [145] étaient en moyenne plus âgés au début du suivi (25,4 ans c. 20,3 ans) et ont été suivis sur une plus longue période (25 ans c. 15 ans). Les participants dans l'étude

de Laddu et collab. étaient âgés de 50 ans en moyenne à la fin du suivi, tandis que les participants dans notre étude étaient âgés de 35 ans en moyenne à la fin du suivi. Ces facteurs peuvent également contribuer aux divergences dans les résultats des études, car la littérature scientifique indique que la prévalence de l'inactivité physique tend à augmenter avec l'âge [38, 39]. De plus, sachant que les tendances en matière d'activité physique ont connu une évolution au fil des ans [194], les périodes distinctes couvertes dans les études (1985-1986 à 2010-2011 [145] c. 2007-2009 à 2022-2023) pourraient également être partiellement responsables des différences dans les trajectoires identifiées. En effet, une étude américaine [194] sur les tendances à long terme (jusqu'à 50 ans) liées aux niveaux d'activité physique chez les adultes a observé une tendance globale décroissante. Finalement, bien que la fréquence, l'intensité et la durée de l'activité physique aient été mesurées à l'aide de questionnaires auto-rapportés validés dans l'étude de Laddu et collab. [145] et dans notre étude, la variable relative à l'activité physique est définie différemment dans les deux analyses (score global exprimé en UE [145] c. nombre de minutes d'APMV par semaine).

7.1.1.2 Étude longitudinale de Barnett et collab.

L'étude longitudinale de Barnett et collab. [140] a été effectuée auprès de 884 Canadiens (proportion d'hommes = 44,1%) ayant participé à chacune des trois études suivantes : Canada Fitness Survey (1981), Campbell's Survey of Well-Being in Canada (1988), et Physical Activity Longitudinal Study (2002–2004). L'échantillon analytique au début de l'étude, en 1981, était composé des trois groupes d'âge suivants (tous inclus dans la même analyse) : les 18 à 27 ans (32,6%), les 28 à 39 ans (40,7%) et les 40 à 60 ans (26,7%). Les données sur l'activité physique de loisir (APL) (c.-à-d. la fréquence et la durée de 24-27 activités spécifiques) ont été collectées à trois reprises durant la période de suivi de 22 ans (en 1981, en 1988 et en 2002-2004) à l'aide d'un questionnaire auto-rapporté validé, le Minnesota Leisure Time Physical Activity Questionnaire [195]. La variable relative à l'APL utilisée pour modéliser les trajectoires correspondait à la dépense énergétique (DE) quotidienne moyenne exprimée en kilocalories · kilogrammes⁻¹ · jour⁻¹ (calculée à partir du coût métabolique, de la durée et de la fréquence de chaque activité), et cette mesure a fait l'objet d'une étude antérieure de validation [196].

Nos résultats s'apparentent davantage à ceux de Barnett et collab. [140], comparativement à ceux de Laddu et collab. [145] présentés précédemment. En effet, Barnett et collab. [140] ont identifié quatre trajectoires distinctes en utilisant la méthode fondée sur le groupement, comme

dans la présente analyse. En plus d'une trajectoire correspondant à des niveaux d'APL constamment bas (taille du groupe = 56,0%), d'une trajectoire croissante d'APL (25,2%) et d'une trajectoire décroissante d'APL (7,1%) (qui ressemblent aux trajectoires analogues identifiées dans la présente étude), les auteurs ont également trouvé une trajectoire correspondant à des niveaux d'APL constamment élevés (11,7%). À l'instar de notre étude, le groupe le plus nombreux dans l'étude canadienne correspond à la trajectoire d'activité physique continuellement basse. Toutefois, alors que le quart des participants dans l'étude de Barnett et collab. [140] suivent une trajectoire croissante d'APL, la proportion d'hommes et celle de femmes suivant une trajectoire croissante d'APMV dans notre étude ne sont que de 12,6% et 13,0% respectivement.

Les résultats divergents entre la présente étude et celle de Barnett et collab. [140] pourraient être attribuables à des disparités méthodologiques entre les études. Une source potentielle de divergences provient des périodes distinctes couvertes par les deux études (1981 à 2002-2004 [140] c. 2007-2009 à 2022-2023), et ce, pour les mêmes raisons que celles énoncées précédemment. Également, la variable relative à l'activité physique dans l'étude canadienne correspond à une mesure distincte de celle employée dans la présente analyse (DE quotidienne moyenne [140] c. nombre de minutes d'APMV par semaine). Par ailleurs, bien que les participants dans l'étude de Barnett et collab. soient plus âgés au début de la période de suivi – plus du quart des participants sont âgés de 40 à 60 ans, alors qu'au début de notre étude, les participants sont âgés d'au plus 24 ans – et que l'avancée en âge soit associée à une augmentation de la prévalence de l'inactivité physique [38, 39], Barnett et collab. ont étonnamment observé une plus grande proportion d'individus dans des trajectoires correspondant à des niveaux élevés d'activité physique (25,2% des individus suivent une trajectoire croissante d'APL et 11,7% des individus suivent une trajectoire d'APL constamment élevée dans l'étude de Barnett et collab., alors que 12,6% des hommes et 13,0% des femmes dans notre étude suivent une trajectoire croissante d'APMV). Ce résultat est également surprenant, car l'étude de Barnett et collab. n'a mesuré qu'un seul des quatre domaines d'activité physique (activité physique de loisir), alors que notre étude a tenu compte des quatre domaines d'activité physique (c.-à-d. l'activité physique liée au transport, aux tâches domestiques, aux loisirs et au travail) [88]. Nous n'avons pas d'explication solide pour ces résultats inattendus.

7.1.2 Trajectoires d'usage régulier de cannabis des adultes de 20 à 35 ans

Nos analyses mettent en évidence deux trajectoires aux antipodes, chez les hommes et chez les femmes respectivement : une trajectoire, appelée *persistently low*, correspondant à une probabilité constamment faible, voire nulle, de consommer régulièrement du cannabis, et une trajectoire, nommée *persistently high*, correspondant à une probabilité constamment élevée de consommer régulièrement du cannabis. En outre, les hommes suivant une trajectoire correspondant à une haute probabilité d'utiliser régulièrement du cannabis sont proportionnellement plus nombreux que les femmes suivant une trajectoire similaire (26,2% c. 15,8%). Ce résultat concorde avec ceux des études indiquant que les hommes sont plus susceptibles que les femmes de consommer du cannabis [5, 197]. Par ailleurs, certaines études démontrent que les femmes ont une perception accrue des risques liés à l'usage régulier de cannabis, et, selon certains auteurs, ce facteur pourrait expliquer en partie l'écart entre les sexes en matière de consommation de cannabis [152, 197, 198].

D'autre part, selon les modèles de mélange de croissance utilisés dans l'analyse de sensibilité, il n'existe pas de groupes distincts dans les données sur l'usage régulier de cannabis – un groupe étant, selon le modèle de mélange de croissance, une sous-population d'individus hétérogènes pouvant néanmoins être décrits par une seule distribution probabiliste [40]. Autrement dit, tant chez les hommes que chez les femmes, une seule distribution probabiliste semble suffire pour modéliser la variabilité interindividuelle dans les trajectoires d'usage régulier de cannabis. Il est à noter que ces résultats sont compatibles avec ceux obtenus en appliquant la méthode fondée sur le groupement. En effet, cette dernière définit un groupe comme une grappe homogène d'individus suivant approximativement le même parcours développemental, et le fait d'utiliser une seule distribution probabiliste pour décrire deux groupes distincts n'altère en rien cette conception du groupe [40].

Nos résultats diffèrent de ceux de la seule autre étude, à notre connaissance, s'étant penchée sur les trajectoires d'usage régulier de cannabis des adultes. En effet, l'étude de Lee et collab. [139] a identifié quatre trajectoires distinctes en utilisant un modèle de mélange de croissance : 1) une trajectoire correspondant à une absence d'usage régulier (au moins une fois par semaine) de cannabis (taille du groupe = 81,7%); 2) une trajectoire d'usage régulier de cannabis diminuant précocement (7,1%); 3) une trajectoire d'usage régulier de cannabis diminuant tardivement (3,4%); 4) une trajectoire d'usage régulier et persistant de cannabis (7,7%). (Le lecteur est référé à la section

2.4.3 du chapitre 2 pour une description plus détaillée du devis d'étude et des principaux résultats de Lee et collab. [139].)

Les différences entre nos résultats et ceux de Lee et collab. [139] pourraient découler de divers facteurs. Une explication possible est que les participants dans l'étude de Lee et collab. [139] ont été suivis durant la première année de la pandémie de la COVID-19, ce qui correspond à une période ayant chamboulé de nombreuses habitudes de vie, incluant la consommation de substances psychoactives [1, 199]. En effet, les différentes mesures sanitaires (p. ex. confinement et couvre-feu) ainsi que les sentiments associés à la pandémie tels l'anxiété, le stress ou l'ennui ont donné lieu à une situation favorable à l'usage de drogues, dont le cannabis [1, 200]. En revanche, notre étude inclut non seulement la période correspondant à la pandémie, mais également les périodes pré- et post-pandémie. De plus, comparativement à notre étude, l'étude de Lee et collab. [139] inclut beaucoup plus de participants (8 397 participants c. 742 participants dont 325 hommes et 417 femmes) et cinq fois plus de périodes de collecte de données (25 c. 5), et ces deux facteurs peuvent influencer le nombre et la forme des trajectoires dans le modèle sélectionné [40]. Par ailleurs, mis à part le fait que les participants dans l'étude de Lee et collab. [139] soient âgés de 18 ans et plus, aucune information relative à la structure d'âge de l'échantillon n'est fournie dans l'article. Il est possible que celle-ci diffère de celle de notre échantillon à un point tel que la comparabilité des trajectoires soit compromise.

7.1.3 Relation entre les trajectoires d'APMV et d'usage régulier de cannabis

Selon nos résultats, il semble exister une relation entre les trajectoires d'APMV et celles d'usage régulier de cannabis, et celle-ci est plus flagrante chez les hommes que chez les femmes. Le résultat qui ressort le plus clairement est que les individus, et plus particulièrement les hommes, qui suivent une trajectoire croissante d'APMV de 20 ans à 35 ans ont une probabilité accrue de consommer régulièrement du cannabis durant la même période. Divers mécanismes plausibles pourraient expliquer cette association. Par exemple, puisque la consommation de cannabis peut améliorer la performance sportive [21, 22, 29, 34], certains pourraient avoir recours à cette substance pour avoir un avantage compétitif lorsqu'ils compétitionnent dans les sports. De plus, étant donné que l'usage du cannabis peut réduire la douleur et l'inflammation induites par l'activité physique, il est possible que les consommateurs réguliers de cannabis se sentent plus aptes physiquement à participer à diverses activités sportives [22, 23, 29, 30, 32-35]. Également, les

individus consomment possiblement du cannabis avant de faire de l'exercice physique pour bénéficier des propriétés analgésiques de la drogue permettant potentiellement d'augmenter l'appréciation de l'activité physique [32, 34]. (Il s'agit là d'une liste non exhaustive d'hypothèses, et celles-ci sont présentées plus en détails à la section 2.3.1 du chapitre 2.)

D'autre part, l'état actuel des connaissances ne permet pas d'expliquer pourquoi l'association est plus évidente chez les hommes que chez les femmes. On peut toutefois émettre l'hypothèse que, comparativement aux femmes, les hommes participent peut-être davantage à des types d'activité physique qui pourraient être associés à un usage accru de cannabis. Cette hypothèse s'appuie sur les résultats de Ford et collab. [201], qui ont observé que la consommation de cannabis chez des athlètes universitaires variait en fonction du type de sport pratiqué : l'usage de cannabis était le plus prévalent chez les joueurs de hockey (de sexe masculin) et les joueuses de soccer (de sexe féminin), tandis qu'il était le moins prévalent chez les joueurs de basket (de sexe masculin), les coureurs (de sexe masculin) et les nageuses et les plongeuses (de sexe féminin). En somme, davantage d'études, notamment qualitatives, sont nécessaires pour élucider les mécanismes expliquant la relation entre le cannabis et l'activité physique, et les différences entre les sexes dans cette relation.

Parmi le peu d'études trouvées sur l'association entre l'activité physique et la consommation de cannabis, seulement deux études, dont une étude transversale [23] et une étude longitudinale [27], se sont penchées plus particulièrement sur l'usage régulier de cannabis. L'association entre la trajectoire *increasers* et la trajectoire *persistently high* que nous avons observée chez les hommes et, dans une moindre mesure, chez les femmes concorde avec les résultats de l'étude longitudinale de Henchoz et collab. [27] (n = 4748 hommes suisses; âge moyen (écart-type) au début de l'étude = 20,0 (1,20) ans) et ceux de l'étude transversale de Ong et collab. [23] (n = 2092 Américains; âge moyen (écart-type) [étendue] = 40,3 (11,1) [20-59] ans; proportion de femmes = 58%). En effet, Henchoz et collab. [27] ont notamment trouvé une association positive modérée entre l'activité physique non reliée au sport et à l'exercice (p. ex. activité physique occupationnelle) auto-rapportée au début de l'étude et l'usage régulier de cannabis (défini par les auteurs comme une consommation de cannabis au moins deux fois par semaine) auto-rapporté 15 mois plus tard, tandis que Ong et collab. [23] ont observé, après ajustement pour divers facteurs de confusion, que ceux qui avaient déclaré avoir utilisé régulièrement du cannabis dans les 30 derniers jours (c.-à-d. plus de 20 fois)

consacraient plus de temps par jour à l'APMV mesurée objectivement par accélérométrie, comparativement à ceux qui avaient déclaré ne pas avoir consommé de cannabis au cours des 30 derniers jours.

7.2 Forces et limites de l'étude

Dans les prochaines sous-sections, une discussion sur les forces et sur les limites de notre étude est proposée. Les points forts et les points faibles de la modélisation des trajectoires effectuée sont d'abord présentés, suivis de l'influence potentielle des biais de sélection et d'information et celle de la confusion. La dernière partie discute de la généralisabilité des résultats observés. Il est à noter que certaines de nos critiques à l'égard des études présentées dans le chapitre 2 (section 2.3.2) s'appliquent également à la présente étude.

7.2.1 Modélisation des trajectoires : forces et limites

Selon la littérature scientifique, la pratique d'activité physique et la consommation de cannabis évoluent, au cours de l'âge adulte, de manière hétérogène dans la population [15, 38, 104-110]. La méthode fondée sur le groupement [40, 41], qui est utilisée dans ce mémoire pour identifier des groupes distincts de trajectoires, est idéale pour mettre en lumière cette hétérogénéité – au lieu de la camoufler, comme le ferait une trajectoire moyenne unique. De plus, la présente analyse est bonifiée par l'estimation de modèles de mélange de croissance qui, contrairement aux modèles fondés sur le groupement, permettent d'inclure des effets aléatoires [40, 100, 114, 116]. Bien que cette source additionnelle de variabilité puisse servir à améliorer l'ajustement des modèles, elle rend cependant ces derniers plus sujets aux problèmes de convergence en raison des paramètres supplémentaires à estimer (c.-à-d. les paramètres mesurant la variabilité intra-groupe) [40, 100, 116, 122].

En outre, la démarche élaborée pour modéliser les trajectoires d'APMV et d'usage régulier de cannabis inclut des étapes supplémentaires souvent omises qui augmentent néanmoins la robustesse des résultats [100, 120]. En effet, lors de l'estimation des paramètres de chaque modèle selon la méthode du maximum de vraisemblance, l'espace des paramètres a été exploré exhaustivement (c.-à-d. à partir de 100 ensembles de valeurs initiales générées aléatoirement), ce qui a permis de s'assurer que chaque modèle avait convergé vers le maximum global du logarithme de la fonction de vraisemblance, et non vers un maximum local [115, 120, 121]. De plus, alors

qu’habituellement les formes des trajectoires sont définies en utilisant seulement des polynômes, nous avons également modélisé les trajectoires en employant une forme fonctionnelle dotée d’une plus grande flexibilité (splines cubiques naturelles), afin de vérifier si celle-ci permettait aux modèles de mieux s’ajuster aux données [40, 120]. De surcroît, l’adéquation des modèles sélectionnés a été évaluée en utilisant plus d’un critère (moyennes des probabilités postérieures, entropie relative et *mismatch*), tel que recommandé par certains auteurs [100, 122]. Par ailleurs, la plupart des recommandations figurant dans la check-list GRoLTS [120] ont été suivies pour s’assurer de la complétude, de la transparence, de la comparabilité et de la reproductibilité des résultats de notre analyse (voir l’Annexe 5 pour le contenu de la check-list GRoLTS).

Enfin, bien que les diverses probabilités conjointes et conditionnelles estimées permettent d’obtenir une description riche et nuancée des liens entre les trajectoires d’APMV et d’usage régulier de cannabis, l’approche utilisée dans ce mémoire pour les calculer (c.-à-d. à partir d’un tableau croisé mettant en relation les effectifs des groupes de trajectoires des deux comportements) peut produire des estimations biaisées de ces probabilités [40]. En outre, l’importance du biais dépend des erreurs de classification, telles que reflétées par les probabilités postérieures : plus la classification est inexacte, plus le biais peut être considérable [40]. Puisque les modèles que nous avons sélectionnés sont en général performants dans la classification des individus (c.-à-d. que la moyenne des probabilités postérieures est égale à au moins 70% pour chaque groupe), le biais est probablement négligeable.

7.2.2 Biais de sélection

Le biais de sélection résulte des erreurs systématiques dans le recrutement ou dans la rétention des participants qui font en sorte que la mesure représentant l’association entre l’exposition et l’évènement de santé étudiés est faussée [102, 202]. Dans le contexte d’une étude longitudinale, le biais de sélection survient lorsqu’il y a des pertes au suivi différentielles (c.-à-d. lorsque la fréquence des pertes au suivi est liée à la fois à l’exposition et à l’évènement de santé), ce qui tend à vicier l’estimation de la mesure d’association [202].

Bien que, l’exposition et l’évènement de santé ne soient pas définis dans la présente analyse longitudinale, celle-ci décrit, en termes probabilistes (c.-à-d. à l’aide de probabilités conditionnelles), la relation entre deux variables et, pour cette raison, les enjeux relatifs au biais de

sélection sont abordés dans cette sous-section. Dans le manuscrit (chapitre 5), les caractéristiques (mesurées au début de l'étude) des personnes incluses dans l'échantillon analytique (c.-à-d. les personnes contribuant à au moins trois cycles de collecte de données) et des personnes qui en sont exclues sont comparées. Dans les prochaines lignes, nous tentons de déterminer si les participants et les non-participants diffèrent selon des caractéristiques qui pourraient être liées à la fois à l'usage régulier de cannabis et à la pratique d'activité physique, pour évaluer la présence d'un biais de sélection.

Parmi les caractéristiques mesurées, la consommation hebdomadaire d'alcool (1 à 7 jours par semaine) et le niveau d'éducation atteint sont les seuls facteurs (mis à part les niveaux d'activité physique) qui diffèrent sensiblement entre les participants et les non-participants. La consommation hebdomadaire d'alcool est un facteur qui pourrait être associé à la fois à la pratique d'activité physique et à l'usage régulier de cannabis. En effet, plusieurs études indiquent qu'il existe une association positive entre la consommation d'alcool et la pratique d'activité physique chez les adultes [203-207]. D'autre part, l'alcool est une substance très couramment consommée en combinaison avec le cannabis, et la littérature scientifique met en évidence une relation positive entre l'usage de cannabis et la consommation d'alcool [208-210]. Toutefois, dans la présente étude, bien que la proportion de consommateurs hebdomadaires d'alcool soit plus importante chez les participants que chez les non-participants (38,3% c. 29,0%), les consommateurs réguliers de cannabis sont proportionnellement aussi nombreux chez les participants que chez les non-participants (respectivement 18,6% et 20,3%). En outre, le niveau de scolarité est un autre facteur qui pourrait être associé à la fois à l'usage régulier de cannabis et à la pratique d'activité physique. Effectivement, certaines études indiquent que plus le plus haut niveau de scolarité atteint est élevé chez les adultes, plus les niveaux d'activité physique augmentent [211, 212]. Également, Fergusson et collab. [213] ont observé que l'usage accru de cannabis à l'adolescence était associé à une plus grande probabilité de ne pas compléter le secondaire. Nos résultats démontrent que les participants sont plus éduqués que les non-participants¹ : la proportion d'individus n'ayant pas complété le secondaire est plus élevée chez les non-participants que chez les participants (18,1% c. 7,3%), et

¹ Par souci de concision, le tableau 1 du manuscrit inclut seulement deux catégories pour le niveau de scolarité (études secondaires terminées, études postsecondaires partielles ou complétées). Les résultats présentés dans cette section ont été obtenus en créant quatre catégories de niveau de scolarité : études secondaires partielles; études secondaires terminées; études partielles ou terminées dans un cégep, un collège communautaire ou un collège technique; études universitaires partielles ou terminées.

la proportion d'individus dont le plus haut niveau de scolarité atteint correspond à des études partielles ou terminées dans un cégep, un collège communautaire ou un collège technique est plus grande chez les participants que chez les non-participants (57,8% c. 45,7%). Ces différences ne se reflètent cependant pas dans la proportion de consommateurs réguliers de cannabis, qui, tel que mentionné précédemment, est similaire chez les participants et chez les non-participants. Sur la seule base de ces caractéristiques mesurées au début de l'étude, il ne semble donc pas y avoir un biais de sélection.

Par ailleurs il est possible qu'après le début de la période de suivi, les participants et les non-participants diffèrent par rapport à des caractéristiques liées à la fois à l'activité physique et à l'usage régulier de cannabis. D'autre part, les résultats indiquent que les non-participants sont moins actifs que les participants au début de l'étude, mais nous ne pouvons pas déterminer si la fréquence des pertes d'individus moins actifs est associée à la fois aux trajectoires d'APMV et aux trajectoires d'usage régulier de cannabis. De plus, les participants et les non-participants diffèrent peut-être selon des caractéristiques non mesurées qui sont liées à la fois à l'usage régulier de cannabis et à l'activité physique. Toutes ces éventualités font en sorte que nous n'excluons pas la possibilité qu'un biais de sélection soit présent.

7.2.2.1 Biais de sélection dans une situation fictive

Les probabilités conditionnelles sont des mesures d'association non conventionnelles, et la notion de biais de sélection appliquée aux probabilités conditionnelles pourrait être abstraite pour le lecteur. Nous avons donc décidé de fournir un exemple concret permettant d'illustrer l'impact que pourraient avoir des pertes au suivi différentielles sur des probabilités conditionnelles utilisées comme des mesures d'association dans une analyse de trajectoires. Pour ce faire, nous avons créé une situation fictive (à partir de nos données) dans laquelle les pertes au suivi sont liées à la fois à un groupe spécifique de trajectoires d'APMV et à un groupe spécifique de trajectoires d'usage régulier de cannabis, afin d'évaluer subjectivement l'impact de l'attrition différentielle sur les probabilités conditionnelles estimées. Bien que, pour des raisons pratiques, nous ayons utilisé nos propres données pour effectuer cette analyse, le but de celle-ci n'est pas d'analyser l'effet des pertes au suivi survenues dans la présente étude. L'objectif visé consiste à décrire, à partir d'une situation fictive, comment des probabilités conditionnelles peuvent se comporter en présence de pertes au suivi différentielles.

Dans la situation fictive présentée à l'Annexe 26, uniquement des individus appartenant à la fois à la trajectoire *persistently high* et à la trajectoire *low maintainers* sont perdus de vue durant le suivi. Ce choix est purement hypothétique, et ne doit pas être considéré comme un reflet de la réalité. Les résultats dans le tableau 1 à l'Annexe 26 servent de référence (scénario hypothétique sans pertes au suivi) pour comparer les résultats présentés dans les tableaux 2 à 4. Nous avons utilisé – pour des raisons pratiques – les probabilités conditionnelles estimées chez les hommes dans notre étude pour construire le tableau 1. Dans les tableaux 2 à 4, 5%, 25% et 50% respectivement des individus appartenant à la fois à la trajectoire *persistently high* et à la trajectoire *low maintainers* sont perdus de vue, tandis que les effectifs des autres combinaisons de trajectoires demeurent inchangés.

Les résultats dans la partie B des tableaux 2 à 4 indiquent que plus la proportion de perdus au suivi (correspondant exclusivement à des personnes appartenant à la fois à la trajectoire *persistently high* et à la trajectoire *low maintainers*) augmente, plus la relation entre la trajectoire *persistently high* et la trajectoire *increasers* est évidente. En effet, dans le scénario de référence, les membres de la trajectoire *persistently high* ont une plus grande probabilité d'appartenir au groupe *increasers*, comparativement aux membres de la trajectoire *persistently low* (+10,0 points de pourcentage), et l'écart est de plus en plus marqué en augmentant les pertes au suivi : +10,7 points de pourcentage dans le scénario avec 5% de pertes au suivi (tableau 2B), +13,6 points de pourcentage dans le scénario avec 25% de pertes au suivi (tableau 3B) et +18,8 points de pourcentage dans le scénario avec 50% de pertes au suivi (tableau 4B). Il en est de même pour la relation entre la trajectoire *persistently high* et la trajectoire *low maintainers*. Dans le scénario de référence, les membres de la trajectoire *persistently high* ont une plus petite probabilité d'appartenir au groupe *low maintainers*, comparativement aux membres du groupe *persistently low* (-7,2 points de pourcentage), et l'écart est de plus en plus important en augmentant les pertes au suivi : -8,6 points de pourcentage dans le scénario avec 5% de pertes au suivi (tableau 2B), -14,0 points de pourcentage dans le scénario avec 25% de pertes au suivi (tableau 3B) et -23,8 points de pourcentage dans le scénario avec 50% de pertes au suivi (tableau 4B).

Les résultats dans la partie C des tableaux 2 à 4 démontrent pour leur part que le lien entre la trajectoire *persistently high* et la trajectoire *increasers* n'est pas affecté par les pertes au suivi différentielles simulées. En revanche, dans le scénario le plus extrême (c.-à-d. 50% de perdus au

suivi; tableau 4C) un lien, qui n'est pas présent dans le scénario de référence (tableau 1C), apparaît entre la trajectoire *persistently high* et la trajectoire *low maintainers*. En effet, alors que, dans le scénario de référence, les membres du groupe *from increasers to decreasers*, les membres du groupe *low maintainers* et les membres du groupe *decreasers* ont environ la même probabilité d'appartenir au groupe *persistently high*, dans le scénario le plus extrême, les membres du groupe *low maintainers* ont une probabilité plus faible d'appartenir au groupe *persistently high*, comparativement aux membres des deux autres groupes (-8,0 points de pourcentage par rapport au groupe *from increasers to decreasers* et -11,1 points de pourcentage par rapport au groupe *decreasers*). En somme, les résultats de cette analyse indiquent qu'à l'instar des mesures d'association classiques (p. ex. rapport de cotes), les probabilités conditionnelles peuvent être biaisées en présence de pertes au suivi différentielles.

7.2.3 Biais d'information

Le biais d'information provient essentiellement des erreurs dans les procédures de collecte des données et des définitions imparfaites des variables étudiées [202]. Tel que mentionné précédemment, l'exposition et l'évènement de santé ne sont pas définis dans la présente analyse, mais celle-ci décrit, à l'aide de probabilités conditionnelles, la relation entre deux variables (APMV et usage régulier de cannabis) et, de ce fait, les enjeux relatifs au biais d'information sont considérés.

Ce mémoire utilise des mesures autodéclarées de la fréquence de consommation de cannabis et du nombre hebdomadaire de minutes d'APMV recueillies à l'aide de questionnaires. La question destinée à mesurer la fréquence de consommation de cannabis n'a pas été validée antérieurement, et ne mesure donc peut-être pas adéquatement cette variable. De plus, bien que l'activité physique soit pour sa part mesurée à l'aide d'un questionnaire validé dans plusieurs études [101], les mesures autodéclarées sont reconnues pour être moins fiables que celles obtenues objectivement [72, 214] (voir le chapitre 2 du mémoire pour une discussion sur les forces et sur les limites des différents types de mesure de l'activité physique et de la consommation de cannabis). Par ailleurs, l'utilisation d'une variable ordinale sur la fréquence de consommation de cannabis avec cinq catégories (« Jamais », « Moins d'une fois par mois », « 1 à 3 fois par mois », « 1 à 6 fois par semaine », « Tous les jours »), plutôt que d'une variable binaire sur l'usage régulier de cannabis, aurait permis d'obtenir une description plus fine des trajectoires de consommation de cannabis. Compte tenu de

notre décision de nous concentrer sur l'usage régulier de cannabis, l'utilisation d'une variable binaire est néanmoins justifiable.

En outre, il y a possiblement des erreurs de classification de la fréquence de consommation de cannabis, et il est difficile d'établir avec certitude si celles-ci sont différentielles ou non. En effet, il est possible que les individus plus physiquement actifs – et potentiellement plus soucieux de leur santé – aient davantage tendance à sous-déclarer leur consommation de cannabis (particulièrement avant la légalisation de la drogue), en raison de la stigmatisation entourant l'usage de cannabis. Comme nous ne pouvons pas déterminer quelle(s) combinaison(s) de trajectoires d'APMV et d'usage régulier de cannabis seraient affectées par cette sous-déclaration, l'impact de celle-ci sur les probabilités conditionnelles – utilisées pour mesurer les associations entre les trajectoires – est imprévisible. Nous pensons néanmoins que cette éventuelle sous-déclaration aurait pour effet d'atténuer l'association observée entre la trajectoire croissante d'APMV et la trajectoire d'usage régulier persistant. D'un autre côté, la sous-déclaration pourrait ne pas varier en fonction du niveau d'activité physique des individus. Les erreurs de classification non différentielles d'une variable dichotomique font généralement en sorte que l'association est atténuée [102, 202]. Par ailleurs, puisque, dans les cycles 23 et 24, seulement la plus haute des deux fréquences autorapportées (c.-à-d. la fréquence de consommation de cannabis mélangé avec du tabac ou la fréquence de consommation de cannabis sans tabac) est retenue pour les analyses, la fréquence pourrait être légèrement sous-estimée dans ces deux cycles, tout comme la proportion de consommateurs réguliers de cannabis.

En ce qui concerne les erreurs de mesure de l'APMV, ces dernières sont possiblement différentielles, c'est-à-dire qu'elles pourraient dépendre de la fréquence de consommation de cannabis. Effectivement, la littérature scientifique indique que la consommation de cannabis peut altérer le fonctionnement de la mémoire, et ces altérations dépendent de plusieurs facteurs, tels que la durée, la fréquence et l'âge d'initiation de la consommation de cannabis, et la teneur en THC et en CBD [10, 11, 215, 216]. Il est donc plausible que les consommateurs réguliers de cannabis soient plus susceptibles, comparativement aux autres, de moins bien se souvenir de leur pratique d'activité physique dans la dernière semaine, ce qui correspondrait à un biais de rappel [102]. Puisqu'on ne sait pas s'il pourrait y avoir une tendance dans ces erreurs attribuables à la défaillance de la mémoire (c.-à-d. une tendance à la surestimation ou à la sous-estimation du nombre de

minutes d'APMV par semaine), on ne peut pas déterminer si le biais de rappel pourrait renforcer ou, au contraire, atténuer la relation observée.

Par ailleurs, en raison de la nature des phénomènes étudiés, notre étude est vulnérable au biais de désirabilité sociale. Ce dernier survient lorsque les participants ont tendance à délibérément sous-déclarer les comportements socialement mal perçus (comme la consommation de drogues) et, au contraire, à surdéclarer ceux qui sont valorisés (comme la pratique d'activité physique) [69, 214]. Il est incertain si l'éventuelle sous-déclaration de la consommation de cannabis serait non différentielle ou différentielle, tel qu'expliqué précédemment, et il en est de même pour la surdéclaration de l'activité physique. Il est possible que les personnes qui consomment peu ou pas de drogues – et qui sont potentiellement plus soucieuses de leur santé – soient plus susceptibles de surdéclarer les habitudes de vie qu'elles estiment les plus valorisées socialement, telles que l'activité physique. Étant donné que nous ne pouvons pas déterminer quelle(s) combinaison(s) de trajectoires d'APMV et d'usage régulier de cannabis seraient affectées par cette surdéclaration, l'impact de celle-ci sur les probabilités conditionnelles est imprévisible. Nous pensons toutefois que cette éventuelle surdéclaration aurait pour effet d'atténuer l'association observée entre la trajectoire croissante d'APMV et la trajectoire d'usage régulier persistant. D'autre part, la surdéclaration de la quantité d'APMV pourrait ne pas varier selon la fréquence de consommation de cannabis, et l'impact de ce biais non différentiel sur l'association est imprévisible.

7.2.4 Confusion

L'approche utilisée dans ce mémoire pour analyser la relation entre les trajectoires d'APMV et d'usage régulier de cannabis ne permet pas de tenir compte de facteurs de confusion. Le modèle à trajectoire conjointe – que nous n'avons pas utilisé, mais qui est présenté à la section 2.4.2.1 du chapitre 2 – ne permet par ailleurs pas non plus de prendre en considération des facteurs de confusion, car il ne permet pas l'incorporation de covariables [124]. Il est donc possible que l'association observée soit due, en partie ou en totalité, à l'effet d'une ou de plusieurs autres variables non considérées dans l'analyse [202]. Les résultats devraient donc être interprétés avec précaution, ces derniers ne permettant pas de statuer quant aux liens de causalité entre l'APMV et l'usage régulier de cannabis. Ce mémoire parvient néanmoins à produire une description détaillée de la relation entre les trajectoires des deux comportements étudiés, ce qui constitue un premier pas vers une meilleure compréhension de l'association entre le cannabis et l'activité physique.

7.2.5 Généralisabilité des résultats

L'échantillon au début de l'étude NDIT en 1999-2000, qui était composé de 1267 élèves en première année du secondaire provenant de 10 écoles montréalaises, a été formé en utilisant une méthode d'échantillonnage non probabiliste (échantillonnage de convenance) et, de ce fait, les participants n'étaient possiblement pas représentatifs de la population d'élèves en première année du secondaire dans la région de Montréal [102, 221]. De surcroît, au fil des années de suivi, NDIT a subi des pertes substantielles de participants (inhérentes aux études longitudinales), ce qui fait en sorte que le degré de représentativité de l'échantillon résiduel est probablement moindre que celui de l'échantillon initial. Compte tenu de ces facteurs, les prévalences estimées dans des analyses secondaires effectuées à partir de l'échantillon de NDIT doivent être interprétées avec circonspection, car leur généralisabilité peut être compromise. La population cible de la présente analyse secondaire de NDIT correspond à la population adulte de 20 à 35 ans vivant dans la région de Montréal. En raison des enjeux de représentativité susmentionnés, les résultats relatifs aux formes des trajectoires et aux tailles des groupes de trajectoires ne sont possiblement pas généralisables à la population cible.

Il est à noter qu'au début de l'étude (cycle 21, 2007-2009; âge moyen (écart-type) [étendue] = 20,3 (0,7) [18,4-24,4] ans), 78,7% des participants sont blancs et 93,9% des participants sont nés au Canada. Au Québec en 2006, 89,4% des 15-24 ans n'appartiennent pas à une minorité visible [222], et 90,7% des 15-24 ans sont nés au Canada [223]. De plus, au début de l'étude (durant la période pré-légalisation du cannabis), la proportion d'individus ayant déclaré avoir consommé du cannabis 1 à 7 jours par semaine au cours des 12 derniers mois est de 18,6%, tandis que celle-ci s'élève à 36,9% chez les 18 à 24 ans dans un échantillon provincial représentatif provenant de l'Enquête québécoise sur le cannabis de 2018, qui porte sur la période pré-légalisation du cannabis [224].

D'autre part, ce mémoire décrit la relation entre les trajectoires d'APMV et d'usage régulier de cannabis, selon le sexe, à partir de probabilités conditionnelles estimées [40, 124]. Selon certains auteurs, la représentativité de l'échantillon ne constitue pas nécessairement un prérequis pour pouvoir généraliser une association observée dans une étude – ce qui importe le plus est la compréhension approfondie des mécanismes sous-tendant l'association [102, 225]. Ainsi, la représentativité de notre échantillon peut être considérée non cruciale pour la généralisabilité des

probabilités conditionnelles estimées. Cependant, la généralisabilité de ces résultats est limitée par le fait que les mécanismes sous-tendant la relation entre l'usage régulier de cannabis et l'APMV ne sont pas encore bien compris.

7.3 Contribution du mémoire et orientations futures

Les trois objectifs visés par ce mémoire (voir le chapitre 3 pour un rappel des objectifs) sont d'une grande pertinence pour la recherche sur le cannabis et sur l'activité physique et pour la santé publique. En effet, la prévalence et l'acceptabilité sociale de la consommation de cannabis ont connu une hausse marquée depuis la légalisation de l'usage non médical du cannabis en 2018 [1, 3, 226]. Cette tendance est préoccupante pour la santé publique, car, depuis quelques années, les études mettant en évidence des associations notables entre l'usage de cannabis et différents problèmes de santé (p. ex. la dépendance au cannabis et des troubles mentaux comme l'anxiété et la dépression) se multiplient [8-10]. Toutefois, peu d'études à ce jour se sont intéressées à la relation entre la consommation de cannabis et la pratique d'activité physique, cette dernière étant pourtant reconnue comme un déterminant essentiel de la santé jouant un rôle crucial dans la prévention et dans le traitement des maladies chroniques (p. ex. diabète et cancer) [19, 71]. De surcroît, l'inactivité physique figure parmi les principales causes de décès dans le monde, et représente un fardeau économique considérable pour les systèmes de santé nationaux.

En outre, les données probantes sur la relation entre l'usage de cannabis et la pratique d'activité physique sont contradictoires. Bien que certaines études semblent indiquer que les deux comportements pourraient être reliés, celles-ci ne parviennent pas à déterminer, d'une part, si l'activité physique pourrait être un facteur de protection contre la consommation de cannabis ou, au contraire, un facteur favorisant la consommation de cannabis et, d'autre part, si la consommation de cannabis pourrait être un facteur de protection contre l'inactivité physique ou, au contraire, un facteur favorisant l'inactivité physique [20-28]. Une meilleure compréhension de l'association entre la consommation de cannabis et la pratique d'activité physique pourrait permettre non seulement de mieux cibler la prévention des problèmes de santé associés à la consommation de cannabis et la prévention des maladies chroniques via l'activité physique, mais également d'aider la population à faire des choix éclairés en matière de consommation de cannabis. Le présent mémoire permet d'éclaircir en partie la relation entre les deux phénomènes comportementaux, en dressant le portrait détaillé de leur évolution durant une période de l'âge adulte (20 à 35 ans) peu

étudiée, mais cruciale dans la vie d'un individu, en raison des changements majeurs qui la caractérise, tels que le fait d'entrer sur le marché du travail ou de devenir parent.

En ce qui concerne l'objectif 1 du mémoire, peu d'études sur les trajectoires de consommation de cannabis des adultes se sont penchées plus particulièrement sur l'usage régulier de cannabis, celui-ci étant pourtant un des prédicteurs les plus forts des divers problèmes de santé liés à la consommation de cannabis [5, 49, 139, 149-151, 227]. En outre, les résultats indiquent que, tant chez les hommes que chez les femmes, une minorité non négligeable d'individus demeurent, de 20 à 35 ans, très susceptibles d'utiliser régulièrement du cannabis. Il est important que les autorités de santé publique soient au courant de l'existence de ce groupe, car celui-ci est à risque de développer des problèmes de santé liés à l'usage de cannabis et, de ce fait, il serait pertinent de le cibler avec des campagnes de sensibilisation et de prévention en matière de consommation de cannabis.

Les résultats relatifs à l'objectif 2 du mémoire fournissent pour leur part une meilleure compréhension des trajectoires d'APMV qui peut être utile pour guider le développement de politiques et de programmes visant à augmenter les niveaux d'activité physique et à diminuer le fardeau associé aux maladies chroniques. En effet, nos analyses permettent de mettre en lumière la diversité des patrons d'évolution de l'activité physique, et d'identifier les périodes clés du début de l'âge adulte pour promouvoir l'activité physique auprès des sous-populations à risque. De plus, l'hétérogénéité dans les trajectoires d'activité physique laisse supposer que les programmes visant à promouvoir l'activité physique pourraient être plus efficaces en étant adaptés à chaque sous-groupe, plutôt qu'en étant génériques.

D'autre part, les résultats relatifs à l'objectif 3 du mémoire apportent une nouvelle perspective sur la relation entre l'activité physique et la consommation de cannabis. En effet, au lieu d'utiliser une mesure d'association sommaire unique, qui pourrait masquer les différences entre les sous-populations quant à l'ampleur de l'association, les liens entre les trajectoires des deux comportements étudiés sont plutôt décrits à l'aide de probabilités conditionnelles, ce qui, à notre connaissance, constitue une première dans la recherche sur la relation entre le cannabis et l'activité physique [40, 124]. Nos résultats mettent en lumière un lien évident entre la trajectoire croissante d'APMV et la trajectoire d'usage régulier de cannabis persistant, chez les hommes et, dans une moindre mesure, chez les femmes. Il est, selon nous, trop tôt pour tirer des conclusions définitives et pour émettre des recommandations en matière de santé publique sur la base de ces résultats –

davantage d'études sur l'association entre le cannabis et l'activité physique seraient nécessaires pour ces fins. Nous nous permettons toutefois de suggérer qu'il pourrait être important de cibler les jeunes adultes, et plus particulièrement les hommes, qui sont plus physiquement actifs, dans le cadre de programmes visant la prévention et la réduction des risques et des méfaits liés à l'usage du cannabis. En effet, puisque nous avons observé que, pour certains, la consommation régulière de cannabis existait en tandem avec l'activité physique, des efforts de prévention et de sensibilisation du public pourraient être justifiables. Par ailleurs, la croyance populaire selon laquelle les consommateurs de cannabis mènent un mode de vie inactif [26] n'est pas corroborée par nos résultats empiriques. Nous pensons donc que, dans le contexte où la consommation de cannabis devient de plus en plus répandue, l'éventuel impact de celle-ci sur l'activité physique – un des déterminants clés de la santé – ne devrait pas nécessairement être une préoccupation prioritaire pour la santé publique actuellement, faute de résultats probants. Cette conclusion devra cependant être réévaluée à mesure que la recherche en la matière progresse. En outre, bien que la consommation de cannabis et l'activité physique soient deux comportements d'intérêt pour la santé publique, il n'y a possiblement pas intérêt à les aborder conjointement en prévention et en promotion de la santé. On pourrait par ailleurs considérer qu'il serait plus pertinent pour la santé publique de concentrer ses efforts sur la modification d'habitudes de vie autres que l'activité physique chez les consommateurs de cannabis, comme la consommation d'alcool et de cigarettes qui est fortement et positivement associée à la consommation de cannabis [228, 229].

De futures études pourront s'appuyer sur les résultats de ce mémoire pour tenter d'élucider les mécanismes sous-tendant l'association entre l'usage régulier de cannabis et la pratique d'activité physique, et pour analyser les prédicteurs de l'appartenance aux différents groupes de trajectoires. D'autre part, de futurs travaux de recherche pourraient examiner les trajectoires d'APMV et d'usage régulier à partir d'échantillons plus grands et plus diversifiés sur le plan ethnique, et modéliser les trajectoires en utilisant plus de mesures répétées sur une période plus longue pour obtenir un portrait plus complet de l'histoire naturelle des comportements étudiés. Il serait aussi pertinent de tenir compte de la teneur en THC des produits de cannabis (bien que celle-ci soit difficilement mesurable), car la consommation de doses élevées de THC constitue un fort prédicteur des différents problèmes de santé liés à l'usage du cannabis [10, 61, 68, 139, 227]. De futures études pourraient également utiliser des mesures objectives de l'activité physique (p. ex. accélérométrie) pour éviter certains biais inhérents aux mesures auto-déclarées (p. ex. biais de

rappel). Par ailleurs, dans le but d'uniformiser la manière dont les résultats sont rapportés dans les publications, les chercheurs qui utilisent des modèles fondés sur le groupement ou des modèles de mélange de croissance pour analyser les trajectoires devraient suivre les recommandations de la check-list GRoLTS [120].

Chapitre 8 – Conclusion

Ce mémoire contribue à l'avancement des connaissances sur la consommation de cannabis et sur l'activité physique, car, d'une part, il met en lumière les différentes trajectoires d'APMV et d'usage régulier de cannabis des adultes de 20 à 35 ans et, d'autre part, il brosse le portrait des liens entre les trajectoires des deux comportements. En outre, en utilisant la méthode fondée sur le groupement, nous avons identifié quatre trajectoires d'APMV (*increasers, decreasers, low maintainers, from increasers to decreasers*) et deux trajectoires d'usage régulier de cannabis (*persistently high, persistently low*) à la fois chez les hommes et chez les femmes. Nos résultats indiquent cependant que, d'une part, les hommes suivant une trajectoire croissante d'APMV possèdent des niveaux d'APMV sensiblement plus élevés que les femmes suivant une trajectoire similaire et, d'autre part, les hommes suivant une trajectoire d'usage régulier de cannabis persistant sont proportionnellement plus nombreux que les femmes suivant une trajectoire similaire. Ces résultats sont cohérents avec la littérature scientifique qui met en évidence des écarts entre les hommes et les femmes en matière d'activité physique et de consommation de cannabis. De plus, bien que la relation entre les trajectoires d'APMV et d'usage régulier de cannabis semble complexe, il ressort – surtout chez les hommes – une association évidente entre la trajectoire croissante d'APMV et la trajectoire d'usage régulier de cannabis persistant. Ces résultats concordent avec ceux de quelques études ayant identifié une association positive entre l'activité physique et la consommation régulière de cannabis. Même si quelques études suggèrent des hypothèses pour tenter d'expliquer ce phénomène (p. ex. l'hypothèse selon laquelle le cannabis est consommé pour augmenter la performance sportive), davantage d'études sont nécessaires pour élucider les mécanismes impliqués dans la relation entre le cannabis et l'activité physique. Par ailleurs, bien que nous mettions en garde le lecteur contre le risque de conclusions hâtives tirées sur la base de nos résultats, nous suggérons qu'il pourrait être pertinent que des interventions préventives et sensibilisatrices en matière de consommation de cannabis ciblent les jeunes adultes, particulièrement les hommes, qui sont plus physiquement actifs. En outre, nos résultats ne confirment pas le stéréotype du consommateur de cannabis inactif. Dans un contexte où les autorités de santé publique et les chercheurs se penchent de plus en plus sur les risques et les conséquences sur la santé de la consommation de cannabis – en réponse à la popularité grandissante de cette drogue à présent légale –, l'effet de la consommation de cannabis sur l'activité physique

ne devrait possiblement pas figurer parmi les préoccupations prioritaires pour la santé publique en ce moment.

Bibliographie

1. Conus, F., Gonzalez-Sicilia, D. et Camirand, H. (2022). *Enquête québécoise sur le cannabis 2021. La consommation de cannabis et les perceptions des Québécois. Portrait et évolution de 2018 à 2021.* Institut de la statistique du Québec. <https://statistique.quebec.ca/fr/fichier/enquete-quebecoise-cannabis-consommation-perceptions-evolution-2018-2021.pdf>
2. United Nations Office on Drugs and Crime. (2021). *World Drug Report 2021. 2 Global overview of drug demand and drug supply.* www.unodc.org/res/wdr2021/field/WDR21_Booklet_2.pdf
3. Statistique Canada. (2021). Consommation d'alcool et de drogues au Canada, 2019. *Le Quotidien*, 6 p. <https://www150.statcan.gc.ca/n1/fr/daily-quotidien/211220/dq211220c-fra.pdf?st=v0vBMBI4>
4. Institut de la statistique du Québec. (2023). *Enquête québécoise sur le cannabis 2023.* <https://statistique.quebec.ca/fr/document/enquete-quebecoise-sur-le-cannabis-2023>
5. Conus, F. et Dupont, K. (2023). *Enquête québécoise sur le cannabis 2022 - La consommation de cannabis et les perceptions des Québécois. État des lieux quatre ans après la légalisation.* Institut de la statistique du Québec. <https://statistique.quebec.ca/fr/fichier/enquete-quebecoise-cannabis-2022-consommation-perceptions.pdf>
6. Ministère de la Santé et des Services sociaux. (2022). *Coronavirus (COVID-19).* <https://www.msss.gouv.qc.ca/professionnels/maladies-infectieuses/coronavirus-2019-ncov/#:~:text=C'est%20en%20d%C3%A9cembre%202019,19%20%C3%A9tait%20devenue%20une%20pand%C3%A9mie.>
7. Sylvestre, M. P., Dinkou, G. D. T., Naja, M., Ringlea, T., Pelekanakis, A., Bélanger, M., Maximova, K., Mowat, D., Paradis, G. et O'Loughlin, J. (2022, Apr). A longitudinal study of change in substance use from before to during the COVID-19 pandemic in young adults. *Lancet Reg Health Am*, 8, 100168. <https://doi.org/10.1016/j.lana.2021.100168>
8. Santé Canada. (2022). *Effets du cannabis sur la santé.* <https://www.canada.ca/fr/sante-canada/services/drogues-medicaments/cannabis/effets-sante/effets.html>
9. Centers for Disease Control and Prevention. (2021). *Health Effects of Marijuana.* <https://www.cdc.gov/marijuana/health-effects/index.html>

10. Institut national de santé publique du Québec. (2016). *Effets sur la santé de la consommation du cannabis*. <https://www.inspq.qc.ca/cannabis/effets-potentiels-sur-la-sante>
11. Santé Canada. (2021). *Le cannabis et votre santé*. <https://www.canada.ca/fr/services/sante/campagnes/cannabis/effets-sante.html>
12. Santé Montréal. (2022). *Lumière sur le cannabis*. Ministère de la Santé et des Services sociaux. <https://santemontreal.qc.ca/population/lumiere-sur-le-cannabis/faits-et-effets-du-cannabis/>
13. Caldeira, K. M., O'Grady, K. E., Vincent, K. B. et Arria, A. M. (2012, Oct 1). Marijuana use trajectories during the post-college transition: health outcomes in young adulthood. *Drug & Alcohol Dependence*, 125(3), 267-275. <https://doi.org/10.1016/j.drugalcdep.2012.02.022>
14. Boden, J. M., Dhakal, B., Foulds, J. A. et Horwood, L. J. (2020, 02). Life-course trajectories of cannabis use: a latent class analysis of a New Zealand birth cohort [Research Support, Non-U.S. Gov't]. *Addiction*, 115(2), 279-290. <https://doi.org/https://dx.doi.org/10.1111/add.14814>
15. Bechtold, J., Simpson, T., White, H. R. et Pardini, D. (2015, Sep). Chronic adolescent marijuana use as a risk factor for physical and mental health problems in young adult men. *Psychology of Addictive Behaviors*, 29(3), 552-563. <https://doi.org/10.1037/adb0000103>
16. Gouvernement du Québec. (2021). *Le cannabis. Risques de la consommation de cannabis pour la santé*. <https://encadrementcannabis.gouv.qc.ca/le-cannabis/consequences-negatives-possibles-sur-la-sante-de-la-consommation-reguliere-de-cannabis/>
17. Santé Canada. (2023). *Le cannabis et la santé mentale*. <https://www.canada.ca/fr/sante-canada/services/drogues-medicaments/cannabis/effets-sante/sante-mental.html>
18. Santé Canada. (2018). *La consommation de cannabis est-elle sécuritaire? Les faits pour les jeunes adultes de 18 à 25 ans*. <https://www.canada.ca/content/dam/hc-sc/documents/services/publications/drugs-health-products/is-cannabis-safe-use-facts-young-adults/resource-brief-young-18-25-fra.pdf>
19. Organisation mondiale de la santé. (2022). *Activité physique*. <https://www.who.int/fr/news-room/fact-sheets/detail/physical-activity#:~:text=Les%20recommandations%20mondiales%20pr%C3%A9conisent%20au,d'intensit%C3%A9%20soutenue%20par%20semaine.>
20. Vidot, D. C., Bispo, J. B., Hlaing, W. M., Prado, G. et Messiah, S. E. (2017, 2017/09/01). Moderate and vigorous physical activity patterns among marijuana users: Results from the

- 2007–2014 National Health and Nutrition Examination Surveys. *Drug and Alcohol Dependence*, 178, 43-48. <https://doi.org/10.1016/j.drugalcdep.2017.05.004>
21. Peretti-Watel, P., Guagliardo, V., Verger, P., Pruvost, J., Mignon, P. et Obadia, Y. (2003, Sep). Sporting activity and drug use: Alcohol, cigarette and cannabis use among elite student athletes. *Addiction*, 98(9), 1249-1256. <https://doi.org/10.1046/j.1360-0443.2003.00490.x>
 22. Smith, L., Sherratt, F., Barnett, Y., Cao, C., Tully, M. A., Koyanagi, A., Jacob, L., Soysal, P., López Sánchez, G. F., Shin, J. I. et Yang, L. (2021, Apr). Physical activity, sedentary behaviour and cannabis use in 15,822 US adults: cross-sectional analyses from NHANES. *Public Health*, 193, 76-82. <https://doi.org/10.1016/j.puhe.2021.01.018>
 23. Ong, L. Q., Bellettiere, J., Alvarado, C., Chavez, P. et Berardi, V. (2021, Apr 29). Cannabis use, sedentary behavior, and physical activity in a nationally representative sample of US adults. *Harm Reduct J*, 18(1), 48. <https://doi.org/10.1186/s12954-021-00496-2>
 24. Murray, R. M., Sabiston, C. M., Doré, I., Bélanger, M. et O'Loughlin, J. L. (2021, May). Longitudinal associations between team sport participation and substance use in adolescents and young adults. *Addictive Behaviors*, 116, 106798. <https://doi.org/10.1016/j.addbeh.2020.106798>
 25. Dinger, M. K., Brittain, D. R. et Hutchinson, S. R. (2014, 2014/01/02). Associations Between Physical Activity and Health-Related Factors in a National Sample of College Students. *Journal of American College Health*, 62(1), 67-74. <https://doi.org/10.1080/07448481.2013.849710>
 26. French, M. T., Mortensen, K. et Kovalski, M. A. (2021, Jun). The relationships between marijuana use and exercise among young and middle-aged adults. *Preventive Medicine*, 147, 106518. <https://doi.org/10.1016/j.ypmed.2021.106518>
 27. Henchoz, Y., Dupuis, M., Deline, S., Studer, J., Baggio, S., N'Goran, A. A., Daeppen, J. B. et Gmel, G. (2014, Jul). Associations of physical activity and sport and exercise with at-risk substance use in young men: a longitudinal study. *Preventive Medicine*, 64, 27-31. <https://doi.org/10.1016/j.ypmed.2014.03.022>
 28. Terry-McElrath, Y. M. et O'Malley, P. M. (2011, Oct). Substance use and exercise participation among young adults: parallel trajectories in a national cohort-sequential study. *Addiction*, 106(10), 1855-1865; discussion 1866-1857. <https://doi.org/10.1111/j.1360-0443.2011.03489.x>
 29. Burr, J. F., Cheung, C. P., Kasper, A. M., Gillham, S. H. et Close, G. L. (2021, Sep). Cannabis and Athletic Performance. *Sports Med*, 51(Suppl 1), 75-87. <https://doi.org/10.1007/s40279-021-01505-x>

30. Gillman, A. S., Hutchison, K. E. et Bryan, A. D. (2015, Oct). Cannabis and Exercise Science: A Commentary on Existing Studies and Suggestions for Future Directions. *Sports Med*, 45(10), 1357-1363. <https://doi.org/10.1007/s40279-015-0362-3>
31. Korn, L., Haynie, D. L., Luk, J. W. et Simons-Morton, B. G. (2018, Aug). Prospective associations between cannabis use and negative and positive health and social measures among emerging adults. *Int J Drug Policy*, 58, 55-63. <https://doi.org/10.1016/j.drugpo.2018.05.003>
32. YorkWilliams, S. L., Gust, C. J., Mueller, R., Bidwell, L. C., Hutchison, K. E., Gillman, A. S. et Bryan, A. D. (2019). The New Runner's High? Examining Relationships Between Cannabis Use and Exercise Behavior in States With Legalized Cannabis. *Front Public Health*, 7, 99. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2019.00099>
33. Ogle, W. L., Gold, G. J., Coppen, L. E. et Copriviza, C. (2022, May 18). How and why adults use cannabis during physical activity. *J Cannabis Res*, 4(1), 24. <https://doi.org/10.1186/s42238-022-00134-z>
34. Lisano, J., Stewart, L., Phillips, K., Smith, J. et Barnes, M. (2018). *Patterns and perceptions of cannabis use with physical activity*. <https://doi.org/10.1101/328732>
35. Nguyen, T. (2019, 08). Working out with weed. *Nature*, 572(7771), S14-S15. <https://doi.org/https://dx.doi.org/10.1038/d41586-019-02529-0>
36. Epstein, M., Hill, K. G., Nevell, A. M., Guttmanova, K., Bailey, J. A., Abbott, R. D., Kosterman, R. et Hawkins, J. D. (2015). Trajectories of marijuana use from adolescence into adulthood: Environmental and individual correlates. *Developmental Psychology*, 51(11), 1650-1663. <https://doi.org/10.1037/dev0000054>
37. Terry-McElrath, Y. M., O'Malley, P. M., Johnston, L. D., Bray, B. C., Patrick, M. E. et Schulenberg, J. E. (2017, Feb 1). Longitudinal patterns of marijuana use across ages 18-50 in a US national sample: A descriptive examination of predictors and health correlates of repeated measures latent class membership. *Drug & Alcohol Dependence*, 171, 70-83. <https://doi.org/10.1016/j.drugalcdep.2016.11.021>
38. Lounassalo, I., Salin, K., Kankaanpää, A., Hirvensalo, M., Palomäki, S., Tolvanen, A., Yang, X. et Tammelin, T. H. (2019, 2019/03/06). Distinct trajectories of physical activity and related factors during the life course in the general population: a systematic review. *BMC Public Health*, 19(1), 271. <https://doi.org/10.1186/s12889-019-6513-y>
39. Hallal, P. C., Andersen, L. B., Bull, F. C., Guthold, R., Haskell, W. et Ekelund, U. (2012, 2012/07/21). Global physical activity levels: surveillance progress, pitfalls, and prospects. *The Lancet*, 380(9838), 247-257. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(12\)60646-1](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0140-6736(12)60646-1)

40. Nagin, D. (2005). *Group-Based Modeling of Development*. Harvard University Press.
41. Nagin, D. S. (2014). Group-Based Trajectory Modeling: An Overview. *Annals of Nutrition and Metabolism*, 65(2-3), 205-210. <https://doi.org/10.1159/000360229>
42. O’Loughlin, J., Dugas, E. N., Brunet, J., DiFranza, J., Engert, J. C., Gervais, A., Gray-Donald, K., Karp, I., Low, N. C., Sabiston, C., Sylvestre, M.-P., Tyndale, R. F., Auger, N., Auger, N., Mathieu, B., Tracie, B., Chaiton, M., Chenoweth, M. J., Constantin, E., Contreras, G., Kakinami, L., Labbe, A., Maximova, K., McMillan, E., O’Loughlin, E. K., Pabayo, R., Roy-Gagnon, M.-H., Tremblay, M., Wellman, R. J., Hulst, A. et Paradis, G. (2014). Cohort Profile: The Nicotine Dependence in Teens (NDIT) Study. *International Journal of Epidemiology*, 44(5), 1537-1546. <https://doi.org/10.1093/ije/dyu135>
43. World Health Organization. (s. d.). *Drugs (psychoactive)*. https://www.who.int/health-topics/drugs-psychoactive#tab=tab_1
44. Institut national de santé publique du Québec. (2017). *Cannabis : effets psychoactifs*. <https://www.inspq.qc.ca/cannabis/cannabis-effets-psychoactifs>
45. Ministère de la Santé et des Services sociaux. (2022). *Flash Surveillance : La consommation de substances psychoactives en quelques chiffres*. <https://www.msss.gouv.qc.ca/professionnels/statistiques-donnees-sante-bien-etre/flash-surveillance/substances-psychoactives/>
46. Gouvernement du Québec. (2023). *Formes du cannabis et méthodes de consommation*. <https://encadrementcannabis.gouv.qc.ca/le-cannabis/formes-du-cannabis-et-methodes-de-consommation/>
47. Abramovici, H., Lamour, S.-A. et Mammen, G. (2018). *Renseignements destinés aux professionnels de la santé : Le cannabis (marihuana, marijuana) et les cannabinoïdes*. Direction générale de la légalisation et réglementation du cannabis, Santé Canada. <https://www.canada.ca/content/dam/hc-sc/documents/services/drugs-medication/cannabis/information-medical-practitioners/information-health-care-professionals-cannabis-cannabinoids-fra.pdf>
48. Marchand, A. et Levasseur, M.-E. (2022). *Effets sur la santé de la consommation quotidienne ou quasi quotidienne à long terme de cannabis*. Institut national de santé publique du Québec. <https://www.inspq.qc.ca/sites/default/files/publications/2885-effets-sante-consommation-long-terme-cannabis.pdf>
49. Renard, J. (2020). *Dissiper la fumée entourant le cannabis : Effets du cannabis fumé sur l’appareil respiratoire et cardiovasculaire*. Centre canadien sur les dépendances et l’usage de substances. <https://www.ccsa.ca/sites/default/files/2020-07/CCSA-Respiratory-Cardiovascular-Effects-of-Cannabis-Smoking-Report-2020-fr.pdf>

50. Almogi-Hazan, O. et Or, R. (2020, Jun 23). Cannabis, the Endocannabinoid System and Immunity-the Journey from the Bedside to the Bench and Back. *Int J Mol Sci*, 21(12). <https://doi.org/10.3390/ijms21124448>
51. Capodice, J. L. et Kaplan, S. A. (2021, Jun). The endocannabinoid system, cannabis, and cannabidiol: Implications in urology and men's health. *Curr Urol*, 15(2), 95-100. <https://doi.org/10.1097/cu9.0000000000000023>
52. Piomelli, D., Giuffrida, A., Calignano, A. et Rodríguez de Fonseca, F. (2000, 2000/06/01/). The endocannabinoid system as a target for therapeutic drugs. *Trends in Pharmacological Sciences*, 21(6), 218-224. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0165-6147\(00\)01482-6](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0165-6147(00)01482-6)
53. Matias, I. et Di Marzo, V. (2007, 2007/01/01/). Endocannabinoids and the control of energy balance. *Trends in Endocrinology & Metabolism*, 18(1), 27-37. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.tem.2006.11.006>
54. Walker, O. L. S., Holloway, A. C. et Raha, S. (2019, 2019/01/15). The role of the endocannabinoid system in female reproductive tissues. *Journal of Ovarian Research*, 12(1), 3. <https://doi.org/10.1186/s13048-018-0478-9>
55. Randall, M. D., Harris, D., Kendall, D. A. et Ralevic, V. (2002, 2002/08/01/). Cardiovascular effects of cannabinoids. *Pharmacology & Therapeutics*, 95(2), 191-202. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0163-7258\(02\)00258-9](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0163-7258(02)00258-9)
56. du Plessis, S. S., Agarwal, A. et Syriac, A. (2015, Nov). Marijuana, phytocannabinoids, the endocannabinoid system, and male fertility. *J Assist Reprod Genet*, 32(11), 1575-1588. <https://doi.org/10.1007/s10815-015-0553-8>
57. Rossato, M., Pagano, C. et Vettor, R. (2008, May). The cannabinoid system and male reproductive functions. *J Neuroendocrinol*, 20 Suppl 1, 90-93. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2826.2008.01680.x>
58. Atkinson, D. L. et Abbott, J. K. (2018). Chapter 3 - Cannabinoids and the Brain: The Effects of Endogenous and Exogenous Cannabinoids on Brain Systems and Function. Dans M. T. Compton et M. W. Manseau (dir.), *The Complex Connection Between Cannabis and Schizophrenia* (p. 37-74). Academic Press. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/B978-0-12-804791-0.00003-3>
59. Gouvernement du Manitoba. (s. d.). *Cannabis 101 : Vous avez l'intention d'essayer le cannabis?* <https://www.gov.mb.ca/health/cannabis/effects.fr.html>
60. Gouvernement du Québec. (2023). *Le cannabis : Risques de la consommation de cannabis pour la santé.* <https://encadrementcannabis.gouv.qc.ca/le-cannabis/consequences-negatives-possibles-sur-la-sante-de-la-consommation-reguliere-de-cannabis/>

61. van der Pol, P., Liebrechts, N., de Graaf, R., Korf, D. J., van den Brink, W. et van Laar, M. (2013, Oct). Validation of self-reported cannabis dose and potency: an ecological study. *Addiction*, 108(10), 1801-1808. <https://doi.org/10.1111/add.12226>
62. National Academies of Sciences, E., Medicine, Health, Medicine, D., Board on Population, H., Public Health, P., Committee on the Health Effects of Marijuana: An Evidence, R. et Research, A. (2017). The National Academies Collection: Reports funded by National Institutes of Health. Dans *The Health Effects of Cannabis and Cannabinoids: The Current State of Evidence and Recommendations for Research*. National Academies Press (US). Copyright 2017 by the National Academy of Sciences. All rights reserved. <https://doi.org/10.17226/24625>
63. Freeman, T. P. et Lorenzetti, V. (2020). 'Standard THC units': a proposal to standardize dose across all cannabis products and methods of administration. *Addiction*, 115(7), 1207-1216. <https://doi.org/https://doi.org/10.1111/add.14842>
64. Lorenzetti, V., Hindocha, C., Petrilli, K., Griffiths, P., Brown, J., Castillo-Carniglia, Á., Caulkins, J. P., Englund, A., ElSohly, M. A., Gage, S. H., Groshkova, T., Gual, A., Hammond, D., Lawn, W., López-Pelayo, H., Manthey, J., Mokrysz, C., Pacula, R. L., van Laar, M., Vandrey, R., Wadsworth, E., Winstock, A., Hall, W., Curran, H. V. et Freeman, T. P. (2022, Jun). The International Cannabis Toolkit (iCannToolkit): a multidisciplinary expert consensus on minimum standards for measuring cannabis use. *Addiction*, 117(6), 1510-1517. <https://doi.org/10.1111/add.15702>
65. Skelton, K. R., Donahue, E. et Benjamin-Neelon, S. E. (2022, Apr 21). Validity of self-report measures of cannabis use compared to biological samples among women of reproductive age: a scoping review. *BMC Pregnancy Childbirth*, 22(1), 344. <https://doi.org/10.1186/s12884-022-04677-0>
66. Hartman, R. L., Brown, T. L., Milavetz, G., Spurgin, A., Gorelick, D. A., Gaffney, G. R. et Huestis, M. A. (2016, Feb). Effect of Blood Collection Time on Measured Δ^9 -Tetrahydrocannabinol Concentrations: Implications for Driving Interpretation and Drug Policy. *Clin Chem*, 62(2), 367-377. <https://doi.org/10.1373/clinchem.2015.248492>
67. De Genna, N. M., Goldschmidt, L., Richardson, G. A. et Day, N. L. (2022, 03). Maternal trajectories of cannabis use and young adult cannabis and nicotine dependence [Research Support, N.I.H., Extramural]. *Addictive Behaviors*, 126, 107212. <https://doi.org/https://dx.doi.org/10.1016/j.addbeh.2021.107212>
68. Prince, M. A., Conner, B. T. et Pearson, M. R. (2018, Jun). Quantifying cannabis: A field study of marijuana quantity estimation. *Psychology of Addictive Behaviors*, 32(4), 426-433. <https://doi.org/10.1037/adb0000370>

69. Latkin, C. A., Edwards, C., Davey-Rothwell, M. A. et Tobin, K. E. (2017, Oct). The relationship between social desirability bias and self-reports of health, substance use, and social network factors among urban substance users in Baltimore, Maryland. *Addictive Behaviors*, 73, 133-136. <https://doi.org/10.1016/j.addbeh.2017.05.005>
70. Degenhardt, L., Hall, W. et Lynskey, M. (2001, 2001/11/01/). The relationship between cannabis use and other substance use in the general population. *Drug and Alcohol Dependence*, 64(3), 319-327. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0376-8716\(01\)00130-2](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0376-8716(01)00130-2)
71. Organisation mondiale de la santé. (2022). *Global status report on physical activity 2022*. <https://www.who.int/teams/health-promotion/physical-activity/global-status-report-on-physical-activity-2022>
72. Strath, S. J., Kaminsky, L. A., Ainsworth, B. E., Ekelund, U., Freedson, P. S., Gary, R. A., Richardson, C. R., Smith, D. T. et Swartz, A. M. (2013, Nov 12). Guide to the assessment of physical activity: Clinical and research applications: a scientific statement from the American Heart Association. *Circulation*, 128(20), 2259-2279. <https://doi.org/10.1161/01.cir.0000435708.67487.da>
73. Institut de la statistique du Québec. (2022). *Niveau d'activité physique de loisir et de transport*. <https://statistique.quebec.ca/vitrine/15-29-ans/theme/sante/niveau-activite-physique-loisir-transport>
74. Khan, K. M., Thompson, A. M., Blair, S. N., Sallis, J. F., Powell, K. E., Bull, F. C. et Bauman, A. E. (2012, Jul 7). Sport and exercise as contributors to the health of nations. *Lancet*, 380(9836), 59-64. [https://doi.org/10.1016/s0140-6736\(12\)60865-4](https://doi.org/10.1016/s0140-6736(12)60865-4)
75. Clarke, J., Colley, R., Janssen, I. et Tremblay, M. S. (2019). *L'activité physique modérée à vigoureuse mesurée par accéléromètre chez les adultes canadiens, 2007 à 2017*. Statistique Canada. https://www150.statcan.gc.ca/n1/fr/pub/82-003-x/2019008/article/00001-fra.pdf?st=_XMBZZXC
76. Statistique Canada. (2021). *Enquête canadienne sur les mesures de la santé : Données sur les moniteurs d'activité, 2018-2019*. <https://www150.statcan.gc.ca/n1/fr/daily-quotidien/210901/dq210901c-fra.pdf?st=clK8jcz>
77. Organisation mondiale de la santé. (s. d.). *Physical inactivity*. <https://www.who.int/data/gho/indicator-metadata-registry/imr-details/3416>
78. Tremblay, M. S., Aubert, S., Barnes, J. D., Saunders, T. J., Carson, V., Latimer-Cheung, A. E., Chastin, S. F. M., Altenburg, T. M. et Chinapaw, M. J. M. (2017, Jun 10). Sedentary Behavior Research Network (SBRN) - Terminology Consensus Project process and

- outcome. *Int J Behav Nutr Phys Act*, 14(1), 75. <https://doi.org/10.1186/s12966-017-0525-8>
79. Nagin, D. et Tremblay, R. E. (1999, Sep-Oct). Trajectories of boys' physical aggression, opposition, and hyperactivity on the path to physically violent and nonviolent juvenile delinquency. *Child Dev*, 70(5), 1181-1196. <https://doi.org/10.1111/1467-8624.00086>
80. Centre de surveillance et de recherche appliquée, Agence de la santé publique du Canada. (2023). *Indicateurs de l'activité physique, du comportement sédentaire et du sommeil (APCSS), édition 2023*. Infobase de la santé publique, Agence de la santé publique du Canada. <https://sante-infobase.canada.ca/apcss/outil-de-donnees?index=47>
81. Camirand, H., Conus, F., Davison, A., Dupont, K., Gonzalez-Sicilia, D., Joubert, K. et Niyibizi, J. (2023). *Enquête québécoise sur la santé de la population 2020-2021*. Institut de la statistique du Québec. <https://statistique.quebec.ca/fr/fichier/enquete-quebecoise-sante-population-2020-2021.pdf>
82. Agence de la santé publique du Canada. (2020). *Vieillesse et maladies chroniques : Profil des aînés canadiens*. <https://www.canada.ca/fr/services/sante/publications/maladies-et-affections/vieillesse-maladies-chroniques-profil-aines-canadiens-rapport.html>
83. Agence de la santé publique du Canada. (2016). *Quel est l'état de santé des Canadiens? Analyse des tendances relatives à la santé des canadiens du point de vue des modes de vie sains et des maladies chroniques*. <https://www.canada.ca/content/dam/phac-aspc/documents/services/publications/healthy-living/how-healthy-canadians/pub1-fra.pdf>
84. Organisation mondiale de la santé. (2022). *Maladies non transmissibles*. <https://www.who.int/fr/news-room/fact-sheets/detail/noncommunicable-diseases>
85. Yun, T. (2022, 21 octobre). Physical inactivity costs Canada US\$421 million annually: WHO. *CTV News*. <https://www.ctvnews.ca/health/physical-inactivity-costs-canada-us-421-million-annually-who-1.6119464#:~:text=A%20new%20report%20from%20the,US%24421%20million%20in%20Canada.>
86. Agence QMI. (2022, 21 octobre). L'inactivité physique coûte au Canada 575 millions \$ par an, selon l'OMS. *Journal de Montréal*. <https://www.journaldemontreal.com/2022/10/21/linactivite-physique-coute-au-canada-575-millions--par-an-selon-loms>
87. Sylvia, L. G., Bernstein, E. E., Hubbard, J. L., Keating, L. et Anderson, E. J. (2014, Feb). Practical guide to measuring physical activity. *J Acad Nutr Diet*, 114(2), 199-208. <https://doi.org/10.1016/j.jand.2013.09.018>

88. IPAQ Research Committee. (2005). *Guidelines for Data Processing and Analysis of the International Physical Activity Questionnaire (IPAQ) – Short and Long Forms*. <https://sites.google.com/view/ipaq/score>
89. Lac, A. et Luk, J. W. (2018, Feb). Testing the Amotivational Syndrome: Marijuana Use Longitudinally Predicts Lower Self-Efficacy Even After Controlling for Demographics, Personality, and Alcohol and Cigarette Use. *Prev Sci*, 19(2), 117-126. <https://doi.org/10.1007/s11121-017-0811-3>
90. Andrews, J. A., Tildesley, E., Hops, H. et Li, F. (2002). The influence of peers on young adult substance use. *Health Psychology*, 21, 349-357. <https://doi.org/10.1037/0278-6133.21.4.349>
91. Ter Bogt, T., Schmid, H., Nic Gabhainn, S., Fotiou, A. et Vollebergh, W. (2006). Economic and cultural correlates of cannabis use among mid-adolescents in 31 countries. *Addiction*, 101(2), 241-251. <https://doi.org/https://doi.org/10.1111/j.1360-0443.2006.01309.x>
92. Keyzers, A., Lee, S. K. et Dworkin, J. (2020). Peer Pressure and Substance Use in Emerging Adulthood: A Latent Profile Analysis. *Substance Use & Misuse*, 55(10), 1716-1723. <https://doi.org/10.1080/10826084.2020.1759642>
93. Hawkey, L. C., Thisted, R. A. et Cacioppo, J. T. (2009). Loneliness predicts reduced physical activity: Cross-sectional & longitudinal analyses. *Health Psychology*, 28, 354-363. <https://doi.org/10.1037/a0014400>
94. Pels, F. et Kleinert, J. (2016). Loneliness and physical activity: A systematic review. *International Review of Sport and Exercise Psychology*, 9(1), 231-260.
95. Siebers, M., Biedermann, S. V., Bindila, L., Lutz, B. et Fuss, J. (2021, 2021/04/01). Exercise-induced euphoria and anxiolysis do not depend on endogenous opioids in humans. *Psychoneuroendocrinology*, 126, 105173. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.psyneuen.2021.105173>
96. Carr, D. B., Bullen, B. A., Skrinar, G. S., Arnold, M. A., Rosenblatt, M., Beitins, I. Z., Martin, J. B. et McArthur, J. W. (1981, Sep 3). Physical conditioning facilitates the exercise-induced secretion of beta-endorphin and beta-lipotropin in women. *N Engl J Med*, 305(10), 560-563. <https://doi.org/10.1056/nejm198109033051006>
97. Irons, J. G., Babson, K. A., Bergeria, C. L. et Bonn-Miller, M. O. (2014, Sep-Oct). Physical activity and cannabis cessation. *Am J Addict*, 23(5), 485-492. <https://doi.org/10.1111/j.1521-0391.2014.12135.x>

98. Fuss, J., Steinle, J., Bindila, L., Auer, M. K., Kirchherr, H., Lutz, B. et Gass, P. (2015, Oct 20). A runner's high depends on cannabinoid receptors in mice. *Proc Natl Acad Sci U S A*, *112*(42), 13105-13108. <https://doi.org/10.1073/pnas.1514996112>
99. Watkins, B. A. (2018, Dec). Endocannabinoids, exercise, pain, and a path to health with aging. *Mol Aspects Med*, *64*, 68-78. <https://doi.org/10.1016/j.mam.2018.10.001>
100. Nagin, D. S. et Odgers, C. L. (2010). Group-based trajectory modeling in clinical research. *Annu Rev Clin Psychol*, *6*, 109-138. <https://doi.org/10.1146/annurev.clinpsy.121208.131413>
101. Craig, C. L., Marshall, A. L., Sjöström, M., Bauman, A. E., Booth, M. L., Ainsworth, B. E., Pratt, M., Ekelund, U., Yngve, A., Sallis, J. F. et Oja, P. (2003, Aug). International physical activity questionnaire: 12-country reliability and validity. *Med Sci Sports Exerc*, *35*(8), 1381-1395. <https://doi.org/10.1249/01.Mss.0000078924.61453.Fb>
102. Rothman, K. J., Greenland, S. et Lash, T. L. (2008). Validity in Epidemiologic Studies Dans K. J. Rothman, S. Greenland et T. L. Lash (dir.), *Modern epidemiology* (3^e éd.). Lippincott Williams & Wilkins.
103. Lisha, N. E. et Sussman, S. (2010, May). Relationship of high school and college sports participation with alcohol, tobacco, and illicit drug use: a review. *Addictive Behaviors*, *35*(5), 399-407. <https://doi.org/10.1016/j.addbeh.2009.12.032>
104. Juon, H. S., Fothergill, K. E., Green, K. M., Doherty, E. E. et Ensminger, M. E. (2011, Nov 1). Antecedents and consequences of marijuana use trajectories over the life course in an African American population. *Drug & Alcohol Dependence*, *118*(2-3), 216-223. <https://doi.org/10.1016/j.drugalcdep.2011.03.027>
105. Thompson, K., Merrin, G. J., Ames, M. E. et Leadbeater, B. (2018). Marijuana trajectories in Canadian youth: Associations with substance use and mental health. *Canadian Journal of Behavioural Science / Revue canadienne des sciences du comportement*, *50*(1), 17-28. <https://doi.org/10.1037/cbs0000090>
106. Thompson, K., Leadbeater, B., Ames, M. et Merrin, G. J. (2019, 2019/02/01). Associations Between Marijuana Use Trajectories and Educational and Occupational Success in Young Adulthood. *Prevention Science*, *20*(2), 257-269. <https://doi.org/10.1007/s11121-018-0904-7>
107. Bears Augustyn, M., Loughran, T., Larroulet, P., Fulco, C. J. et Henry, K. L. (2020, Dec). Intergenerational marijuana use: A life course examination of the relationship between parental trajectories of marijuana use and the onset of marijuana use by offspring. *Psychology of Addictive Behaviors*, *34*(8), 818-829. <https://doi.org/https://dx.doi.org/10.1037/adb0000530>

108. Barton, A. W., Brody, G. H., Zapolski, T. C. B., Goings, T. C., Kogan, S. M., Windle, M. et Yu, T. (2018, Aug). Trajectory classes of cannabis use and heavy drinking among rural African American adolescents: multi-level predictors of class membership. *Addiction*, 113(8), 1439-1449. <https://doi.org/10.1111/add.14200>
109. Johnson, E. C., Tillman, R., Aliev, F., Meyers, J. L., Salvatore, J. E., Anokhin, A. P., Dick, D. M., Edenberg, H. J., Kramer, J. R., Kuperman, S., McCutcheon, V. V., Nurnberger, J. I., Jr., Porjesz, B., Schuckit, M. A., Tischfield, J., Bucholz, K. K. et Agrawal, A. (2019, Apr). Exploring the relationship between polygenic risk for cannabis use, peer cannabis use and the longitudinal course of cannabis involvement. *Addiction*, 114(4), 687-697. <https://doi.org/10.1111/add.14512>
110. Pardini, D., Bechtold, J., Loeber, R. et White, H. (2015, Nov 1). Developmental Trajectories of Marijuana Use among Men: Examining Linkages with Criminal Behavior and Psychopathic Features into the Mid-30s. *J Res Crime Delinq*, 52(6), 797-828. <https://doi.org/10.1177/0022427815589816>
111. Rogosa, D., Brandt, D. et Zimowski, M. (1982). A growth curve approach to the measurement of change. *Psychological Bulletin*, 92, 726-748. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.92.3.726>
112. Dupéré, V., Lacourse, E., Vitaro, F. et Tremblay, R. (2007, 07/01). Méthodes d'analyse du changement fondées sur les trajectoires de développement individuelle : Modèles de régression mixtes paramétriques et non paramétriques. *Bulletin de Méthodologie Sociologique*, 95. <https://doi.org/10.1177/075910630709500104>
113. Curran, P. J. et Muthén, B. O. (1999, Aug). The application of latent curve analysis to testing developmental theories in intervention research. *Am J Community Psychol*, 27(4), 567-595. <https://doi.org/10.1023/a:1022137429115>
114. Den Teuling, N. G. P., Pauws, S. C. et van den Heuvel, E. R. (2023, 2023/03/04). A comparison of methods for clustering longitudinal data with slowly changing trends. *Communications in Statistics - Simulation and Computation*, 52(3), 621-648. <https://doi.org/10.1080/03610918.2020.1861464>
115. Hipp, J. R. et Bauer, D. J. (2006). Local solutions in the estimation of growth mixture models. *Psychological Methods*, 11(1), 36-53. <https://doi.org/10.1037/1082-989X.11.1.36>
116. Nguena Nguéfack, H. L., Pagé, M. G., Katz, J., Choinière, M., Vanasse, A., Dorais, M., Samb, O. M. et Lacasse, A. (2020). Trajectory Modelling Techniques Useful to Epidemiological Research: A Comparative Narrative Review of Approaches. *Clin Epidemiol*, 12, 1205-1222. <https://doi.org/10.2147/clep.S265287>
117. Rosner, B. (2016). *Fundamentals of Biostatistics, Eighth Edition*. Cengage Learning.

118. Nagin, D. S., Jones, B. L., Passos, V. L. et Tremblay, R. E. (2018, Jul). Group-based multi-trajectory modeling. *Stat Methods Med Res*, 27(7), 2015-2023. <https://doi.org/10.1177/0962280216673085>
119. McLachlan, G. J., Lee, S. X. et Rathnayake, S. I. (2019). Finite Mixture Models. *Annual Review of Statistics and Its Application*, 6(1), 355-378. <https://doi.org/10.1146/annurev-statistics-031017-100325>
120. van de Schoot, R., Sijbrandij, M., Winter, S. D., Depaoli, S. et Vermunt, J. K. (2017, 2017/05/04). The GRoLTS-Checklist: Guidelines for Reporting on Latent Trajectory Studies. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 24(3), 451-467. <https://doi.org/10.1080/10705511.2016.1247646>
121. Proust-Lima, C., Philipps, V. et Liquet, B. (2015). Estimation of extended mixed models using latent classes and latent processes: the R package lcmm. *arXiv preprint arXiv:1503.00890*.
122. Mésidor, M., Rousseau, M.-C., O'Loughlin, J. et Sylvestre, M.-P. (2022, 2022/07/14). Does group-based trajectory modeling estimate spurious trajectories? *BMC Medical Research Methodology*, 22(1), 194. <https://doi.org/10.1186/s12874-022-01622-9>
123. Vachon, D. D., Krueger, R. F., Irons, D. E., Iacono, W. G. et McGue, M. (2017, Jun). Are Alcohol Trajectories a Useful Way of Identifying At-Risk Youth? A Multiwave Longitudinal-Epidemiologic Study. *J Am Acad Child Adolesc Psychiatry*, 56(6), 498-505. <https://doi.org/10.1016/j.jaac.2017.03.016>
124. Nagin, D. S. et Tremblay, R. E. (2001). Analyzing developmental trajectories of distinct but related behaviors: A group-based method. *Psychological Methods*, 6(1), 18-34. <https://doi.org/10.1037/1082-989X.6.1.18>
125. Xie, H., McHugo, G. J., He, X. et Drake, R. E. (2010). Using the Group-Based Dual Trajectory Model to Analyze Two Related Longitudinal Outcomes. *Journal of Drug Issues*, 40(1), 45-61. <https://doi.org/10.1177/002204261004000104>
126. Brame, B., Nagin, D. S. et Tremblay, R. E. (2001, May). Developmental trajectories of physical aggression from school entry to late adolescence. *J Child Psychol Psychiatry*, 42(4), 503-512.
127. Brook, J. S., Lee, J. Y., Brown, E. N., Finch, S. J. et Brook, D. W. (2011, Apr). Developmental trajectories of marijuana use from adolescence to adulthood: personality and social role outcomes. *Psychol Rep*, 108(2), 339-357. <https://doi.org/10.2466/10.18.Pr0.108.2.339-357>

128. Brook, J. S., Zhang, C. et Brook, D. W. (2011, Nov-Dec). Antisocial behavior at age 37: developmental trajectories of marijuana use extending from adolescence to adulthood. *Am J Addict*, 20(6), 509-515. <https://doi.org/10.1111/j.1521-0391.2011.00179.x>
129. Brook, J. S., Zhang, C. et Brook, D. W. (2011, Jan). Developmental trajectories of marijuana use from adolescence to adulthood: personal predictors. *Arch Pediatr Adolesc Med*, 165(1), 55-60. <https://doi.org/10.1001/archpediatrics.2010.248>
130. Lee, J. Y., Brook, J. S., Finch, S. J. et Brook, D. W. (2018, Jan 2). Trajectories of cannabis use beginning in adolescence associated with symptoms of posttraumatic stress disorder in the mid-thirties. *Substance Abuse*, 39(1), 39-45. <https://doi.org/10.1080/08897077.2017.1363121>
131. Pahl, K., Brook, J. S. et Koppel, J. (2011, Aug). Trajectories of marijuana use and psychological adjustment among urban African American and Puerto Rican women. *Psychol Med*, 41(8), 1775-1783. <https://doi.org/10.1017/s0033291710002345>
132. Zhang, C., Brook, J. S., Leukefeld, C. G. et Brook, D. W. (2016, Apr). Trajectories of marijuana use from adolescence to adulthood as predictors of unemployment status in the early forties. *Am J Addict*, 25(3), 203-209. <https://doi.org/10.1111/ajad.12361>
133. Brook, J. S., Lee, J. Y. et Brook, D. W. (2015). Trajectories of Marijuana Use Beginning in Adolescence Predict Tobacco Dependence in Adulthood. *Substance Abuse*, 36(4), 470-477. <https://doi.org/10.1080/08897077.2014.964901>
134. Brook, J. S., Lee, J. Y., Finch, S. J., Seltzer, N. et Brook, D. W. (2013). Adult work commitment, financial stability, and social environment as related to trajectories of marijuana use beginning in adolescence. *Substance Abuse*, 34(3), 298-305. <https://doi.org/10.1080/08897077.2013.775092>
135. Brook, J. S., Zhang, C., Leukefeld, C. G. et Brook, D. W. (2016, Oct). Marijuana use from adolescence to adulthood: developmental trajectories and their outcomes. *Soc Psychiatry Psychiatr Epidemiol*, 51(10), 1405-1415. <https://doi.org/10.1007/s00127-016-1229-0>
136. Arria, A. M., Caldeira, K. M., Bugbee, B. A., Vincent, K. B. et O'Grady, K. E. (2016, Feb 1). Marijuana use trajectories during college predict health outcomes nine years post-matriculation. *Drug & Alcohol Dependence*, 159, 158-165. <https://doi.org/10.1016/j.drugalcdep.2015.12.009>
137. Epstein, M., Bailey, J. A., Furlong, M., Steeger, C. M. et Hill, K. G. (2020, Dec). An intergenerational investigation of the associations between parental marijuana use trajectories and child functioning. *Psychology of Addictive Behaviors*, 34(8), 830-838. <https://doi.org/https://dx.doi.org/10.1037/adb0000510>

138. Lee, J. Y., Brook, J. S., Finch, S. J. et Brook, D. W. (2015, Aug). Trajectories of marijuana use from adolescence to adulthood predicting unemployment in the mid 30s. *Am J Addict*, 24(5), 452-459. <https://doi.org/10.1111/ajad.12240>
139. Lee, J. O., Lee, W. J., Kritikos, A. F., Jin, H., Leventhal, A. M., Pedersen, E. R., Cho, J., Davis, J. P., Kapteyn, A., Wilson, J. P. et Pacula, R. L. (2023, 2023/06/01/). Regular Cannabis Use During the First Year of the Pandemic: Studying Trajectories Rather Than Prevalence. *American Journal of Preventive Medicine*, 64(6), 888-892. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.amepre.2023.01.035>
140. Barnett, T. A., Gauvin, L., Craig, C. L. et Katzmarzyk, P. T. (2008, 2008/11/07). Distinct trajectories of leisure time physical activity and predictors of trajectory class membership: a 22 year cohort study. *International Journal of Behavioral Nutrition and Physical Activity*, 5(1), 57. <https://doi.org/10.1186/1479-5868-5-57>
141. Dishman, R. K., Vandenberg, R. J., Motl, R. W. et Nigg, C. R. (2010, Oct). Using constructs of the transtheoretical model to predict classes of change in regular physical activity: a multi-ethnic longitudinal cohort study. *Ann Behav Med*, 40(2), 150-163. <https://doi.org/10.1007/s12160-010-9196-2>
142. Kaseva, K., Rosenström, T., Hintsala, T., Pulkki-Råback, L., Tammelin, T., Lipsanen, J., Yang, X., Hintsanen, M., Hakulinen, C., Pahkala, K., Hirvensalo, M., Hutri-Kähönen, N., Raitakari, O. T. et Keltikangas-Järvinen, L. (2016). Trajectories of Physical Activity Predict the Onset of Depressive Symptoms but Not Their Progression: A Prospective Cohort Study. *J Sports Med (Hindawi Publ Corp)*, 2016, 8947375. <https://doi.org/10.1155/2016/8947375>
143. Kim, Y., Kang, M., Tacón, A. M. et Morrow, J. R., Jr. (2016, Dec). Longitudinal trajectories of physical activity in women using latent class growth analysis: The WIN Study. *J Sport Health Sci*, 5(4), 410-416. <https://doi.org/10.1016/j.jshs.2015.04.007>
144. Kiviniemi, A. M., Perkiömäki, N., Auvinen, J., Herrala, S., Hautala, A. J., Ahola, R., Tammelin, T., Tulppo, M. P., Järvelin, M. R., Korpelainen, R. et Huikuri, H. V. (2016, Aug). Lifelong Physical Activity and Cardiovascular Autonomic Function in Midlife. *Med Sci Sports Exerc*, 48(8), 1506-1513. <https://doi.org/10.1249/mss.0000000000000942>
145. Laddu, D. R., Rana, J. S., Murillo, R., Sorel, M. E., Quesenberry, C. P., Jr., Allen, N. B., Gabriel, K. P., Carnethon, M. R., Liu, K., Reis, J. P., Lloyd-Jones, D., Carr, J. J. et Sidney, S. (2017, Nov). 25-Year Physical Activity Trajectories and Development of Subclinical Coronary Artery Disease as Measured by Coronary Artery Calcium: The Coronary Artery Risk Development in Young Adults (CARDIA) Study. *Mayo Clin Proc*, 92(11), 1660-1670. <https://doi.org/10.1016/j.mayocp.2017.07.016>
146. Oura, P., Paananen, M., Niinimäki, J., Tammelin, T., Herrala, S., Auvinen, J., Korpelainen, R., Junno, J. A. et Karppinen, J. (2016, Jun 10). Effects of Leisure-Time Physical Activity

- on Vertebral Dimensions in the Northern Finland Birth Cohort 1966. *Sci Rep*, 6, 27844. <https://doi.org/10.1038/srep27844>
147. Rovio, S. P., Yang, X., Kankaanpää, A., Aalto, V., Hirvensalo, M., Telama, R., Pahkala, K., Hutri-Kähönen, N., Viikari, J. S. A., Raitakari, O. T. et Tammelin, T. H. (2018, Mar). Longitudinal physical activity trajectories from childhood to adulthood and their determinants: The Young Finns Study. *Scand J Med Sci Sports*, 28(3), 1073-1083. <https://doi.org/10.1111/sms.12988>
148. Yang, X., Kukko, T., Kaseva, K., Biddle, S. J. H., Rovio, S. P., Pahkala, K., Kulmala, J., Hakonen, H., Hirvensalo, M., Hutri-Kähönen, N., Raitakari, O. T. et Tammelin, T. H. (2022, Oct). Associations of parental physical activity trajectories with offspring's physical activity patterns from childhood to middle adulthood: The Young Finns Study. *Preventive Medicine*, 163, 107211. <https://doi.org/10.1016/j.ypmed.2022.107211>
149. Hall, W. et Degenhardt, L. (2014, Jan-Feb). The adverse health effects of chronic cannabis use. *Drug Test Anal*, 6(1-2), 39-45. <https://doi.org/10.1002/dta.1506>
150. Lisdahl, K. M., Wright, N. E., Medina-Kirchner, C., Maple, K. E. et Shollenbarger, S. (2014, 2014/06/01). Considering Cannabis: The Effects of Regular Cannabis Use on Neurocognition in Adolescents and Young Adults. *Current Addiction Reports*, 1(2), 144-156. <https://doi.org/10.1007/s40429-014-0019-6>
151. Foster, K. T., Arterberry, B. J., Iacono, W. G., McGue, M. et Hicks, B. M. (2018). Psychosocial functioning among regular cannabis users with and without cannabis use disorder. *Psychological Medicine*, 48(11), 1853-1861. <https://doi.org/10.1017/S0033291717003361>
152. Pacek, L. R., Mauro, P. M. et Martins, S. S. (2015, 2015/04/01/). Perceived risk of regular cannabis use in the United States from 2002 to 2012: Differences by sex, age, and race/ethnicity. *Drug and Alcohol Dependence*, 149, 232-244. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.drugalcdep.2015.02.009>
153. Agence de la santé publique du Canada. (2019). *Recommandations canadiennes pour l'usage du cannabis à moindre risque*. <https://www.canada.ca/fr/sante-canada/services/drogues-medicaments/cannabis/ressources/recommandations-usage-cannabis-moins-risque.html>
154. Paradis, G., Lambert, M., O'Loughlin, J., Lavallée, C., Aubin, J., Berthiaume, P., Ledoux, M., Delvin, E. E., Lévy, E. et Hanley, J. A. (2003, 2003/04//). The Québec Child and Adolescent Health and Social Survey: design and methods of a cardiovascular risk factor survey for youth. *The Canadian journal of cardiology*, 19(5), 523-531. <http://europepmc.org/abstract/MED/12717488>

155. Gouvernement du Québec. (2022). *Mesures prises par décrets et arrêtés ministériels en lien avec la pandémie de la COVID-19*. <https://www.quebec.ca/sante/problemes-de-sante/a-z/coronavirus-2019/mesures-prises-decrets-arretes-ministeriels>
156. Meloche-Holubowski, M. (2022). *2022, l'année d'Omicron et de la fin des mesures sanitaires*. Radio-Canada. <https://ici.radio-canada.ca/nouvelle/1942898/pandemie-2022-covid-coronavirus-hospitalisations-deces-omicron>
157. Dyrstad, S. M., Hansen, B. H., Holme, I. M. et Anderssen, S. A. (2014). Comparison of Self-reported versus Accelerometer-Measured Physical Activity. *Medicine & Science in Sports & Exercise*, 46(1), 99-106. <https://doi.org/10.1249/MSS.0b013e3182a0595f>
158. O'Loughlin, E. K., Sabiston, C. M., O'Rourke, R. H., Bélanger, M., Sylvestre, M. P. et O'Loughlin, J. L. (2023, May 22). The Change in Exergaming From Before to During the COVID-19 Pandemic Among Young Adults: Longitudinal Study. *JMIR Serious Games*, 11, e41553. <https://doi.org/10.2196/41553>
159. Forde, C. (2018). *Scoring the International Physical Activity Questionnaire (IPAQ)*. Trinity College Dublin. https://ugc.futurelearn.com/uploads/files/bc/c5/bcc53b14-ec1e-4d90-88e3-1568682f32ae/IPAQ_PDF.pdf
160. Proust-Lima, C., Philipps, V., Diakite, A. et Liquet, B. (2023). lcmm: Extended Mixed Models Using Latent Classes and Latent Processes (version 2.0.2). <https://cran.r-project.org/package=lcmm>
161. Proust-Lima, C., Philipps, V., Diakite, A. et Liquet, B. (2023). *Package 'lcmm'*. <https://cran.r-project.org/web/packages/lcmm/lcmm.pdf>
162. Jones, B. L., Nagin, D. S. et Roeder, K. (2001). A SAS Procedure Based on Mixture Models for Estimating Developmental Trajectories. *Sociological Methods & Research*, 29(3), 374-393. <https://doi.org/10.1177/0049124101029003005>
163. Jones, B. L. (2023). *Traj - Group-Based Modeling of Longitudinal Data*. <https://www.andrew.cmu.edu/user/bjones/index.htm>
164. Lévêque, E., Lacourt, A., Philipps, V., Luce, D., Guénel, P., Stücker, I., Proust-Lima, C. et Leffondré, K. (2020). A new trajectory approach for investigating the association between an environmental or occupational exposure over lifetime and the risk of chronic disease: Application to smoking, asbestos, and lung cancer. *PLoS One*, 15(8), e0236736. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0236736>
165. Proust-Lima, C., Amieva, H. et Jacqmin-Gadda, H. (2013). Analysis of multivariate mixed longitudinal data: A flexible latent process approach. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, 66(3), 470-487. <https://doi.org/https://doi.org/10.1111/bmsp.12000>

166. Perperoglou, A., Sauerbrei, W., Abrahamowicz, M. et Schmid, M. (2019, 2019/03/06). A review of spline function procedures in R. *BMC Medical Research Methodology*, 19(1), 46. <https://doi.org/10.1186/s12874-019-0666-3>
167. Yao, F. et Lee, T. C. M. (2008, 2008/09/01/). On knot placement for penalized spline regression. *Journal of the Korean Statistical Society*, 37(3), 259-267. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jkss.2008.01.003>
168. Lévêque, E. (2018). *Modélisation statistique de l'intensité des expositions prolongées en étiologie du cancer : application au tabac, à l'amiante, au cancer du poumon, et au mésothéliome pleural* [Université de Bordeaux]. <https://theses.hal.science/tel-02046179/document>
169. Gauthier, J., Wu, Q. V. et Gooley, T. A. (2020, 2020/04/01). Cubic splines to model relationships between continuous variables and outcomes: a guide for clinicians. *Bone Marrow Transplantation*, 55(4), 675-680. <https://doi.org/10.1038/s41409-019-0679-x>
170. Burnham, K. P. et Anderson, D. R. (2004). Multimodel Inference: Understanding AIC and BIC in Model Selection. *Sociological Methods & Research*, 33(2), 261-304. <https://doi.org/10.1177/0049124104268644>
171. Sampson, R. J., Laub, J. H. et Eggleston, E. P. (2004). On the Robustness and Validity of Groups. *Journal of Quantitative Criminology*, 20(1), 37-42. <http://www.jstor.org/stable/23366819>
172. D'Unger, A. V., Land, K. C., McCall, P. L. et Nagin, D. S. (1998). How Many Latent Classes of Delinquent/ Criminal Careers? Results from Mixed Poisson Regression Analyses. *American Journal of Sociology*, 103(6), 1593-1630. <https://doi.org/10.1086/231402>
173. Lennon, H., Kelly, S., Sperrin, M., Buchan, I., Cross, A. J., Leitzmann, M., Cook, M. B. et Renehan, A. G. (2018). Framework to construct and interpret latent class trajectory modelling. *BMJ Open*, 8(7), e020683. <https://doi.org/10.1136/bmjopen-2017-020683>
174. Herle, M., Micali, N., Abdulkadir, M., Loos, R., Bryant-Waugh, R., Hübel, C., Bulik, C. M. et De Stavola, B. L. (2020, Mar). Identifying typical trajectories in longitudinal data: modelling strategies and interpretations. *Eur J Epidemiol*, 35(3), 205-222. <https://doi.org/10.1007/s10654-020-00615-6>
175. Nylund-Gibson, K. et Choi, A. Y. (2018). Ten frequently asked questions about latent class analysis. *Translational Issues in Psychological Science*, 4(4), 440-461. <https://doi.org/10.1037/tps0000176>

176. Qureshi, I. et Fang, Y. (2011). Socialization in Open Source Software Projects: A Growth Mixture Modeling Approach. *Organizational Research Methods*, 14(1), 208-238. <https://doi.org/10.1177/1094428110375002>
177. Lennon, H. et Watson, C. (2019). *LCTMtools: Latent Class Trajectory Modelling tools: An R Package*. <https://rpubs.com/hlennon/LCTMtoolsvignette>
178. Erosheva, E. A., Matsueda, R. L. et Telesca, D. (2014). Breaking Bad: Two Decades of Life-Course Data Analysis in Criminology, Developmental Psychology, and Beyond. *Annual Review of Statistics and Its Application*, 1(1), 301-332. <https://doi.org/10.1146/annurev-statistics-022513-115701>
179. Ford, C. (2015). *Understanding QQ Plots*. University of Virginia Library. <https://library.virginia.edu/data/articles/understanding-q-q-plots>
180. Santé Canada. (2002). *Vieillesse en santé : L'activité physique chez les personnes âgées*. <https://publications.gc.ca/Collection/H39-612-2002-4F.pdf>
181. The Lancet Public, H. (2019). Time to tackle the physical activity gender gap. *The Lancet Public Health*, 4(8), e360. [https://doi.org/10.1016/S2468-2667\(19\)30135-5](https://doi.org/10.1016/S2468-2667(19)30135-5)
182. Azevedo, M. R., Araújo, C. L., Reichert, F. F., Siqueira, F. V., da Silva, M. C. et Hallal, P. C. (2007). Gender differences in leisure-time physical activity. *Int J Public Health*, 52(1), 8-15. <https://doi.org/10.1007/s00038-006-5062-1>
183. Lefrançois, C. et Julien, M. (2022). *Femmes et sport: constats et enjeux*. Conseil du statut de la femme, Gouvernement du Québec. <https://csf.gouv.qc.ca/wp-content/uploads/Etude-Femmes-et-sport.pdf>
184. Gouvernement du Québec. (2023). *Définition des stéréotypes*. <https://www.quebec.ca/famille-et-soutien-aux-personnes/enfance/developpement-des-enfants/consequences-stereotypes-developpement/definition-stereotypes>
185. Bellows-Riecken, K. H. et Rhodes, R. E. (2008, Feb). A birth of inactivity? A review of physical activity and parenthood. *Preventive Medicine*, 46(2), 99-110. <https://doi.org/10.1016/j.ypmed.2007.08.003>
186. Gaston, A., Edwards, S. A., Doelman, A. et Tober, J. A. (2014, 2014/11/03). The impact of parenthood on Canadians' objectively measured physical activity: an examination of cross-sectional population-based data. *BMC Public Health*, 14(1), 1127. <https://doi.org/10.1186/1471-2458-14-1127>

187. Jacobs, D. R., Jr., Hahn, L. P., Haskell, W. L., Pirie, P. et Sidney, S. (1989, Nov). Validity and Reliability of Short Physical Activity History: Cardia and the Minnesota Heart Health Program. *J Cardiopulm Rehabil*, 9(11), 448-459. <https://doi.org/10.1097/00008483-198911000-00003>
188. Pereira, M. A., FitzerGerald, S. J., Gregg, E. W., Joswiak, M. L., Ryan, W. J., Suminski, R. R., Utter, A. C. et Zmuda, J. M. (1997, Jun). A collection of Physical Activity Questionnaires for health-related research. *Med Sci Sports Exerc*, 29(6 Suppl), S1-205.
189. Centers for Disease Control and Prevention. (2022). *Adult Physical Inactivity Prevalence Maps by Race/Ethnicity*. <https://www.cdc.gov/physicalactivity/data/inactivity-prevalence-maps/index.html#Race-Ethnicity>
190. Saffer, H., Dave, D., Grossman, M. et Leung, L. A. (2013, Winter). Racial, Ethnic, and Gender Differences in Physical Activity. *J Hum Cap*, 7(4), 378-410. <https://doi.org/10.1086/671200>
191. Wilson-Frederick, S. M., Thorpe, R. J., Jr., Bell, C. N., Bleich, S. N., Ford, J. G. et LaVeist, T. A. (2014, Summer). Examination of race disparities in physical inactivity among adults of similar social context. *Ethn Dis*, 24(3), 363-369.
192. Armstrong, S., Wong, C. A., Perrin, E., Page, S., Sibley, L. et Skinner, A. (2018). Association of Physical Activity With Income, Race/Ethnicity, and Sex Among Adolescents and Young Adults in the United States: Findings From the National Health and Nutrition Examination Survey, 2007-2016. *JAMA Pediatrics*, 172(8), 732-740. <https://doi.org/10.1001/jamapediatrics.2018.1273>
193. Dogra, S., Meisner, B. A. et Ardern, C. I. (2010, 2010/10/14). Variation in mode of physical activity by ethnicity and time since immigration: a cross-sectional analysis. *International Journal of Behavioral Nutrition and Physical Activity*, 7(1), 75. <https://doi.org/10.1186/1479-5868-7-75>
194. Brownson, R. C., Boehmer, T. K. et Luke, D. A. (2005). Declining rates of physical activity in the United States: what are the contributors? *Annu Rev Public Health*, 26, 421-443. <https://doi.org/10.1146/annurev.publhealth.26.021304.144437>
195. Taylor, H. L., Jacobs, D. R., Schucker, B., Knudsen, J., Leon, A. S. et Debacker, G. (1978, 1978/01/01/). A questionnaire for the assessment of leisure time physical activities. *Journal of Chronic Diseases*, 31(12), 741-755. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0021-9681\(78\)90058-9](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0021-9681(78)90058-9)
196. Craig, C. L., Russell, S. J. et Cameron, C. (2002, Sep). Reliability and validity of Canada's Physical Activity Monitor for assessing trends. *Med Sci Sports Exerc*, 34(9), 1462-1467. <https://doi.org/10.1097/00005768-200209000-00010>

197. Cuttler, C., Mischley, L. K. et Sexton, M. (2016). Sex Differences in Cannabis Use and Effects: A Cross-Sectional Survey of Cannabis Users. *Cannabis Cannabinoid Res*, 1(1), 166-175. <https://doi.org/10.1089/can.2016.0010>
198. Okaneku, J., Vearrier, D., McKeever, R. G., LaSala, G. S. et Greenberg, M. I. (2015, Mar). Change in perceived risk associated with marijuana use in the United States from 2002 to 2012. *Clin Toxicol (Phila)*, 53(3), 151-155. <https://doi.org/10.3109/15563650.2015.1004581>
199. Vanderbruggen, N., Matthys, F., Van Laere, S., Zeeuws, D., Santermans, L., Van den Aemele, S. et Crunelle, C. L. (2020). Self-Reported Alcohol, Tobacco, and Cannabis Use during COVID-19 Lockdown Measures: Results from a Web-Based Survey. *Eur Addict Res*, 26(6), 309-315. <https://doi.org/10.1159/000510822>
200. van Laar, M. W., Oomen, P. E., van Miltenburg, C. J. A., Vercoulen, E., Freeman, T. P. et Hall, W. D. (2020, 2020-December-21). Cannabis and COVID-19: Reasons for Concern [Brief Research Report]. *Frontiers in Psychiatry*, 11. <https://doi.org/10.3389/fpsy.2020.601653>
201. Ford, J. A. (2007, May-Jun). Substance use among college athletes: a comparison based on sport/team affiliation. *J Am Coll Health*, 55(6), 367-373. <https://doi.org/10.3200/jach.55.6.367-373>
202. Szklo, M. et Nieto, J. (2018). *Epidemiology: Beyond the Basics* (4^e éd.). Jones & Bartlett Learning.
203. Heredia, N. I., Nguyen, N., Martinez, B. A., Obasi, E. M. et McNeill, L. H. (2021, Sep). The positive association between physical activity and alcohol use in African American adults. *Prev Med Rep*, 23, 101487. <https://doi.org/10.1016/j.pmedr.2021.101487>
204. Dodge, T., Clarke, P. et Dwan, R. (2017, Mar). The Relationship Between Physical Activity and Alcohol Use Among Adults in the United States. *Am J Health Promot*, 31(2), 97-108. <https://doi.org/10.1177/0890117116664710>
205. French, M. T., Popovici, I. et Maclean, J. C. (2009, Sep-Oct). Do alcohol consumers exercise more? Findings from a national survey. *Am J Health Promot*, 24(1), 2-10. <https://doi.org/10.4278/ajhp.0801104>
206. Piazza-Gardner, A. K. et Barry, A. E. (2012, Jan-Feb). Examining physical activity levels and alcohol consumption: are people who drink more active? *Am J Health Promot*, 26(3), e95-104. <https://doi.org/10.4278/ajhp.100929-LIT-328>
207. Werneck, A. O., Oyeyemi, A. L., Szwarcwald, C. L. et Silva, D. R. (2018). Association between physical activity and alcohol consumption: sociodemographic and behavioral

- patterns in Brazilian adults. *Journal of Public Health*, 41(4), 781-787. <https://doi.org/10.1093/pubmed/fdy202>
208. Coelho, S. G., Hendershot, C. S., Rueda, S. et Wardell, J. D. (2023, Apr 20). Daily associations between cannabis use and alcohol use among people who use cannabis for both medicinal and nonmedicinal reasons: Substitution or complementarity? *Psychology of Addictive Behaviors*. <https://doi.org/10.1037/adb0000930>
209. Santé Canada. (2023). *Enquête canadienne sur l'alcool et les drogues (ECAD) : sommaire des résultats pour 2019*. <https://www.canada.ca/fr/sante-canada/services/enquete-canadienne-alcool-drogues/sommaire-2019.html>
210. Metrik, J., Gunn, R. L., Jackson, K. M., Sokolovsky, A. W. et Borsari, B. (2018, Jun). Daily Patterns of Marijuana and Alcohol Co-Use Among Individuals with Alcohol and Cannabis Use Disorders. *Alcoholism: Clinical & Experimental Research*, 42(6), 1096-1104. <https://doi.org/10.1111/acer.13639>
211. Kari, J. T., Viinikainen, J., Böckerman, P., Tammelin, T. H., Pitkänen, N., Lehtimäki, T., Pahkala, K., Hirvensalo, M., Raitakari, O. T. et Pehkonen, J. (2020). Education leads to a more physically active lifestyle: Evidence based on Mendelian randomization. *Scandinavian Journal of Medicine & Science in Sports*, 30(7), 1194-1204. <https://doi.org/https://doi.org/10.1111/sms.13653>
212. Scholes, S. et Bann, D. (2018, 2018/07/28). Education-related disparities in reported physical activity during leisure-time, active transportation, and work among US adults: repeated cross-sectional analysis from the National Health and Nutrition Examination Surveys, 2007 to 2016. *BMC Public Health*, 18(1), 926. <https://doi.org/10.1186/s12889-018-5857-z>
213. Fergusson, D. M., Horwood, L. J. et Beautrais, A. L. (2003, Dec). Cannabis and educational achievement. *Addiction*, 98(12), 1681-1692. <https://doi.org/10.1111/j.1360-0443.2003.00573.x>
214. Althubaiti, A. (2016). Information bias in health research: definition, pitfalls, and adjustment methods. *J Multidiscip Healthc*, 9, 211-217. <https://doi.org/10.2147/jmdh.S104807>
215. Schoeler, T. et Bhattacharyya, S. (2013). The effect of cannabis use on memory function: an update. *Subst Abuse Rehabil*, 4, 11-27. <https://doi.org/10.2147/sar.S25869>
216. Gabrys, R. et Porath, A. (2019). *Dissiper la fumée entourant le cannabis : Usage régulier et fonctionnement cognitif*. Centre canadien sur les dépendances et l'usage de substances. <https://www.ccsa.ca/sites/default/files/2019-04/CCSA-Cannabis-Use-Cognitive-Effects-Report-2019-fr.pdf>

217. Leszczensky, L. et Wolbring, T. (2022). How to Deal With Reverse Causality Using Panel Data? Recommendations for Researchers Based on a Simulation Study. *Sociological Methods & Research*, 51(2), 837-865. <https://doi.org/10.1177/0049124119882473>
218. Porta, M. et Last, J. M. (2018). *A Dictionary of Public Health* (2^e éd.). Oxford University Press. <https://doi.org/10.1093/acref/9780191844386.001.0001>
219. Koterov, A. N., Ushenkova, L. N. et Biryukov, A. P. (2020, 2020/12/01). Hill's Temporality Criterion: Reverse Causation and Its Radiation Aspect. *Biology Bulletin*, 47(12), 1577-1609. <https://doi.org/10.1134/S1062359020120031>
220. Strain, T., Wijndaele, K., Sharp, S. J., Dempsey, P. C., Wareham, N. et Brage, S. (2020, Feb 1). Impact of follow-up time and analytical approaches to account for reverse causality on the association between physical activity and health outcomes in UK Biobank. *Int J Epidemiol*, 49(1), 162-172. <https://doi.org/10.1093/ije/dyz212>
221. Santé Canada. (2021). *Échantillonnage probabiliste*. <https://www150.statcan.gc.ca/n1/edu/power-pouvoir/ch13/prob/5214899-fra.htm>
222. Institut de la statistique du Québec. (2023). *Minorités visibles*. <https://statistique.quebec.ca/vitrine/15-29-ans/theme/demographie/minorites-visibles>
223. Institut de la statistique du Québec. (2023). *Statut de génération*. <https://statistique.quebec.ca/vitrine/15-29-ans/theme/demographie/statut-generation>
224. Conus, F., Street, M. C. et Bordeleau, M. (2019). *Enquête québécoise sur le cannabis 2018. La consommation de cannabis et les perceptions des Québécois: un portrait prélégalisation*. Institut de la statistique du Québec. <https://statistique.quebec.ca/fr/fichier/enquete-quebecoise-sur-le-cannabis-2018-la-consommation-de-cannabis-et-les-perceptions-des-quebecois-un-portrait-prelegalisation.pdf>
225. Rothman, K. J., Gallacher, J. E. et Hatch, E. E. (2013). Why representativeness should be avoided. *International Journal of Epidemiology*, 42(4), 1012-1014. <https://doi.org/10.1093/ije/dys223>
226. Rotermann, M. (2020). *Qu'est-ce qui a changé depuis la légalisation du cannabis?* Statistique Canada. <https://www150.statcan.gc.ca/n1/fr/pub/82-003-x/2020002/article/00002-fra.pdf?st=OTJWOiuT>
227. Santé Canada. (2020). *Recommandations canadiennes pour l'usage du cannabis à moindre risque*. <https://www.canada.ca/fr/sante-canada/services/drogues-medicaments/cannabis/ressources/recommandations-usage-cannabis-moindre-risque.html>

228. Yurasek, A. M., Aston, E. R. et Metrik, J. (2017, Jun). Co-use of Alcohol and Cannabis: A Review. *Curr Addict Rep*, 4(2), 184-193. <https://doi.org/10.1007/s40429-017-0149-8>
229. Hindocha, C., Shaban, N. D., Freeman, T. P., Das, R. K., Gale, G., Schafer, G., Falconer, C. J., Morgan, C. J. et Curran, H. V. (2015, Mar 1). Associations between cigarette smoking and cannabis dependence: a longitudinal study of young cannabis users in the United Kingdom. *Drug & Alcohol Dependence*, 148, 165-171. <https://doi.org/10.1016/j.drugalcdep.2015.01.004>

Annexes

Annexe 1 : Formulaire de consentement parental de NDIIT



November 18, 1999

MCGILL UNIVERSITY STUDY ON NICOTINE DEPENDENCE IN TEENS

Investigators: J. O'Loughlin, PhD., G. Paradis, MD, P. Clarke, PhD., J. Hanley, PhD, R. Tyndale, PhD., J. DiFranza, MD

Dear Parent/Guardian:

The Public Health Directorate of Montréal-Centre in collaboration with McGill University, and the Universities of Toronto and Massachusetts, is undertaking a 3-year study among Secondary I students in 12-15 Montreal high schools to study how smoking becomes an established habit in certain adolescents. All Secondary I students in your child's school have been asked to participate because we need to study children who smoke, as well as children who do not smoke. The ultimate purpose of this research is to help us develop more effective strategies to prevent the onset of smoking in children, as well as to help youth who want to quit smoking. In addition, this study will examine the relationship between smoking, weight, and blood pressure during adolescence. The study has 2 parts:

Part I - In the next few weeks, our research team will visit your child's classroom. Two interviewers will administer a 45-minute in-class questionnaire to all students about their smoking experiences. The interviewers will visit your child's class again 3-4 months later and every 3-4 months after that for the next 3 years (in Secondary I, II and III) to re-administer the questionnaire in order to collect updated information on the students' smoking experiences. Trained technicians will measure your child's height, weight, skinfold thickness, waist circumference and blood pressure once a year. All data will be stored in locked storage areas at the Public Health Directorate.

Part II - An important aspect of this study is to investigate if genetic factors are involved in smoking uptake. To explore this possibility, we will collect a blood sample from each student for genetic analysis. During data collection in March 2002, a nurse will draw 10 ml of blood (2 teaspoons) for genetic analysis. The samples will be analyzed and stored at the University of Toronto, which specializes in this type of genetic analysis. The blood samples will be labeled only by number and the results of the genetic test will remain completely confidential. A master list linking the child and the identification number will be stored securely at the Public Health Directorate. Only the principal investigator and the project coordinator will have access to the list. This list will be destroyed at the end of the study. It will be impossible to provide any individual results of the genetic testing to anyone because they will never be linked to a particular name. After the list is destroyed, all blood samples will be completely anonymous. The samples will be stored for a maximum of ten (10) years for future genetic analysis exclusively related to smoking.

Request for your consent - We are now asking for your and your child's consent for Part I of the study (the in-class questionnaire and the anthropometric measures). In February or March 2002, we will ask you separately and specifically for a consent for the blood sample. Both your school board and school principal fully support this project and have agreed that your child's class can participate. However your child's participation is completely voluntary, and it is entirely up to you and your child whether or not he/she participates. Your child can decide not to participate in the blood sample portion of the study and participate only in the questionnaires and anthropometric measures. Also, your child can withdraw from the study at any time and/or ask that his/her blood sample be destroyed before the end of the study by contacting the Project Coordinator (telephone number shown below). If you decide not to allow his/her participation, or if he/she withdraws from the study before it is completed, there will be no prejudice against your child.

Please complete the attached form to indicate whether or not your child will participate in Part I of the study, and return it to your child's teacher in the next 3 days. If you have any questions, please contact the Project Coordinator, Mrs. Elizabeth MacMillan-Davey at 528-2400 local 3976. We thank you and your child for your help in this important project.

Jennifer O'Loughlin, Ph.D.
Principal Investigator

Gilles Paradis, M.D.
Co-Investigator

Santé physique
1301, rue Sherbrooke Est
Montréal (Québec) H2L 1M3
Téléphone: (514) 528-2400
Télécopieur: (514) 528-2512
<http://www.santepub-mtl.qc.ca>



Hôpital général de Montréal
mandataire





RÉGIE RÉGIONALE
DE LA SANTÉ ET DES
SERVICES SOCIAUX
DE MONTRÉAL-CENTRE

MCGILL UNIVERSITY STUDY ON NICOTINE DEPENDENCE IN TEENS

Investigators: J. O'Loughlin, PhD., G. Paradis, MD, P. Clarke, PhD., J. Hanley, PhD, R. Tyndale, PhD., J. DiFranza, MD

CONSENT FORM - PART I

(In-class questionnaire and anthropometric measures)

Please complete and return this form to your child's teacher within 3 days.

Child's name:		
_____	_____	
First name (please print clearly)	Last name (please print clearly)	
<input type="checkbox"/> Yes, my child will participate in Part I of this study (i.e. the classroom questionnaire and the measurement of height, weight, skinfold thickness, waist circumference and blood pressure).		
<input type="checkbox"/> No, my child will not participate in this study.		
<p>PLEASE NOTE: You are <u>not</u> consenting to the blood sample at this time. You will receive a separate consent form to sign for Part II (blood sample) in February or March 2002, just before the blood sample will be taken.</p>		
Signatures		
_____	_____	_____
Parent's name (please print)	Parent's signature	Date
_____	_____	_____
Child's name (please print)	Child's signature	Date

Santé physique
1301, rue Sherbrooke Est
Montréal (Québec) H2L 1M3
Téléphone: (514) 528-2400
Télécopieur: (514) 528-2512
<http://www.santepub-mtl.qc.ca>



Hôpital général de Montréal
mandataire



Annexe 2 : Approbation éthique de NDIT

RÉGIE RÉGIONALE DE LA SANTÉ ET DES SERVICES SOCIAUX
DE MONTRÉAL-CENTRE

APPROBATION DU PROJET PAR LE COMITÉ D'ÉTHIQUE

Le Comité d'éthique de santé publique de la Régie régionale de Montréal-Centre a examiné le projet de recherche :

A prospective study on the natural history of nicotine dependence

Soumis par: *Madame Jennifer O'Loughlin*

Le comité d'éthique a conclu que la recherche proposée respecte les règles éthiques en santé publique définies par la Régie régionale de Montréal-Centre.

Membres du comité:

<i>M. Denis Allard</i>	<i>Agent de recherche</i>
<i>Dr. Robert Allard</i>	<i>Médecin</i>
<i>Mme Lorraine Bernier</i>	<i>Agente de recherche sociosanitaire</i>
<i>Dr. Nicole-Hébert-Croteau</i>	<i>Médecin-conseil</i>
<i>M. Alain Gauthier</i>	<i>Secrétaire général, C.S. Marguerite Bourgeois</i>
<i>Mme Marie Hirtle</i>	<i>Avocate</i>
<i>Mme Marcelle Monette</i>	<i>Conseillère à la recherche et au développement professionnel</i>
<i>Mme Francine Tardif</i>	<i>Sociologue consultante</i>
<i>M. Claudio Zanchettin</i>	<i>Professeur en philosophie</i>
<i>Dr. Bernard Heneman</i>	<i>Médecin-conseil et président du comité</i>



Président du comité

99-04-07

Date

Note: Le présent certificat n'est valide que si une preuve d'acceptation du protocole pour son évaluation scientifique a été déposée auprès du comité d'éthique de la santé publique.



McGill

Faculty of Medicine
3655 Promenade Sir William Osler
Montreal, QC H3G 1Y6

Faculté de médecine
3655, Promenade Sir William Osler
Montréal, QC, H3G 1Y6

Fax/Télécopieur: (514) 398-3595

28 August 2006.

Dr. Jennifer O'Loughlin
Department of Epidemiology & Biostatistics
Purvis Hall
1020 Pine Avenue West
Montreal Quebec H3A 1A2

RE: IRB Study Number A05-B21-06B

Dear Dr. O'Loughlin,

Thank you for responding to the Initial Review Board's correspondence dated 31 May 2006 in reference to the study entitled, *Long-term follow-up of the Nicotine Dependence in Teens (NDIT) Cohort*. This study received full Board review on May 29, 2006.

The submitted revisions are acceptable and final ethics approval is provided on August 28, 2006 for the following:

- Study Protocol (IRB dated May 2006);
- Appendix 8: Consent form for Self-Administered Questionnaire dated May 2006;
- Revised Appendix 9: Consent form for DNA Sample Collection dated June 2006;
- Appendix 10: Data/DNA User's Manuel;
- Appendix 12: Self-Administered Questionnaire (May 2006).

Please ensure that an IRB acceptable French translation of the approved consent forms are available to subjects during the consent process.

The ethics approval for this study is valid until **May 2007**. The Certificate of Ethical Acceptability is enclosed.

All research involving human subjects is required to undergo an annual review in accordance with the date of initial approval. It is the responsibility of the investigator to submit a completed application form for Continuing Review to the IRB prior to the date of expiration of ethics approval. A copy of the Continuing Review Form is available on the IRB website at: <http://www.medicine.mcgill.ca/research/irb/>.

Any modifications or unanticipated developments that may occur to the study prior to the annual review must be reported to the IRB promptly. Regulation does not permit the initiation of a study modification prior to IRB review and approval of the change.

Sincerely, _

Serge Gauthier, MD
Chair
Institutional Review Board

Cc: A05-B21-06B



CENTRE DE RECHERCHE

Comités d'évaluation scientifique et d'éthique de la recherche
Édifice Cooper
3981, boulevard St-Laurent, Mezz 2
Montréal (Québec) H2W 1Y5

Téléphone : 514 - 890-8000 - Poste 14485
Télécopieur : 514 - 412-7394
Courriel : ghislaine.otis.chum@ssss.gouv.qc.ca

Le 21 février 2007

Dr Jennifer O'Loughlin
Épidémiologie
A/S Mme Erika Dugas
Édifice St-Urbain
3875, rue Saint-Urbain - 1^e étage
Montréal (Québec) H2W 1T9

Objet : ND06.087 - Approbation finale CÉR

L'étude de la dépendance à la nicotine

Docteur,

J'accuse réception, en date du 21 février 2007, de votre lettre ainsi que des documents suivants en vue de l'approbation finale de l'étude décrite en rubrique :

- Formulaire de consentement - Questionnaire - Version française - 8 février 2007
- Formulaire de consentement - Questionnaire - Version anglaise - 8 février 2007
- Formulaire de consentement - Échantillon d'ADN - Version française - 8 février 2007
- Formulaire de consentement - Échantillon d'ADN - Version anglaise - 8 février 2007

Le tout est jugé satisfaisant. Je vous retourne sous pli une copie de chacun des formulaires portant l'estampille d'approbation du comité. Seuls ces formulaires devront être utilisés pour signature par les sujets.

La présente constitue l'approbation finale, **valide pour un an à compter du 27 novembre 2006**, date de l'approbation initiale. Je vous rappelle que toute modification au protocole et/ou au formulaire de consentement en cours d'étude, doit être soumise pour approbation du comité d'éthique.

Le comité suit les règles de constitution et de fonctionnement de l'Énoncé de Politique des trois Conseils et des Bonnes pratiques cliniques de la CIH.

Vous souhaitant la meilleure des chances dans la poursuite de vos travaux, je vous prie d'accepter, Docteur, mes salutations distinguées.

Brigitte St-Pierre, conseillère en éthique
Vice-présidente
Comité d'éthique de la recherche
Équipe Hôpital Notre-Dame du CHUM

BSTP/go

P. j. : Formulaires de consentement approuvés et estampillés

CENTRE HOSPITALIER DE L'UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

HÔTEL-DIEU (Siège social)
3840, rue Saint-Urbain
Montréal (Québec)
H2W 1T8

HÔPITAL NOTRE-DAME
1560, rue Sherbrooke Est
Montréal (Québec)
H2L 4M1

HÔPITAL SAINT-LUC
1058, rue Saint-Denis
Montréal (Québec)
H2X 3J4



Comité d'éthique de la recherche du CHUM
Pavillon S, 850 St-Denis, 2e étage, S02-818
Montréal (Québec) H2C 0A9

Formulaire de demande de renouvellement annuel de l'approbation d'un projet de recherche

Titre du protocole : L'étude de la dépendance à la nicotine

Numéro(s) de projet : 2007-2384, ND 06.087 - MJB

Identifiant Nagano : ND 06.087

Chercheur principal (au CER Éval) : Jennifer O'loughlin

Date d'approbation du projet par le CER : 2007-02-21

Formulaire : F9H-108487

Date de dépôt initial du formulaire : 2023-11-04

Date de dépôt final du formulaire : 2023-11-04

Statut du formulaire : Formulaire approuvé

Suivi du BCER

1. **Statut de la demande:**

Demande approuvée

2. **La demande a été traitée par :**

Brigitte St-Pierre

date de traitement:

2023-11-06

3. **Renouvellement accordé**

du 27 novembre 2023 au 27 novembre 2024

Déviations en cas de retard de renouvellement

1. **Vous devez cliquer sur la case ci-dessous afin de confirmer que vous avez bien lu cette information.**

Vous devez noter qu'il est obligatoire de soumettre un formulaire F16 (Formulaire de déviation éthique/retard rapport annuel (F9)), lorsque votre demande de renouvellement est déposée après l'expiration de l'approbation/réapprobation annuelle de votre projet.

J'ai lu l'information

Renseignements généraux

1. **Indiquez, en français, le titre complet du projet de recherche**

L'étude de la dépendance à la nicotine

2. **Indiquez, le cas échéant, le titre en anglais du projet de recherche**

Study on the Natural History of Nicotine Dependence: long term follow-up on the nicotine dependence in teens (NDIT) cohort

3. **Indiquez le nom du chercheur responsable local "HORS-CHUM" (à votre site respectif)**

4. **Vous devez confirmer si la présente étude est un essai clinique relevant de Santé Canada pour lequel le recrutement est toujours en cours dans au moins 1 site participant au Québec.**

Non

5. **Est-ce que le formulaire et/ou documents soumis au CER doivent être vus en réunion plénière (Full Board) selon les exigences des organismes subventionnaires (NIH, RTOG, NCIC, etc.)**

Non

Informations site du CÉRÉ

NAGANO
www.semiesb.ca

F9H-108487: Formulaire de demande de renouvellement annuel de l'approbation d'un projet de recherche
2007-2384 - ND 06.087
2023-11-16 14:28

1 / 3

Annexe 3 : Description des variables de NDIIT utilisées dans la présente étude, NDIIT, Montréal, Canada, 1999-2023

Variable	Cycle(s) de collecte de données utilisé(s)	Item(s) du questionnaire	Choix de réponse	Recodage pour les analyses
Caractéristiques sociodémographiques				
Âge	1-25	Cycles 1-25 : Quelle est la date d'aujourd'hui? Cycles 1-20 : Quel est le mois de ton anniversaire? Cycles 1-20 : Quel est le jour de ton anniversaire? Cycles 1-20 : En quelle année es-tu né(e)?	(jour) (mois) (année)	Données utilisées pour calculer l'âge en années
Sexe	1	Es-tu un garçon ou une fille?	1- Garçon 2- Fille	
Né(e) au Canada	1	Es-tu né(e)...?	1- Au Canada (précisez la province) 2- À l'extérieur du Canada (précisez le pays)	Oui (né(e) au Canada) = 1 Non = 2
Francophone	1	Quelle langue parles-tu le plus souvent à la maison?	1- Anglais 2- Français 3- Anglais et français 4- Autre	Oui (francophone) = 2 Non = 1, 3, 4
Blanc(che)	21	Les gens qui habitent au Canada ont des origines culturelles et raciales très variées. Êtes-vous...?	1- Blanc(che) 2- Chinois(e) 3- Sud-Asiatique (Indien(ne) de l'Inde, Pakistanais(e), Sri Lankais(e)) 4- Noir(e) 5- Latino-Américain(e)	Oui (Blanc(che)) = 1 Non = 2-9

Variable	Cycle(s) de collecte de données utilisé(s)	Item(s) du questionnaire	Choix de réponse	Recodage pour les analyses
			6- Asiatique du Sud-Est (Cambodgien(ne), Indonésien(ne), Laotien(ne), Vietnamien(ne)) 7- Arabe 8- Asiatique occidental(e) (Afghan(e), Iranien(ne)) 9- Autre	
Plus haut niveau de scolarité atteint	21	Quel est le plus haut niveau de scolarité que vous avez atteint?	1- Études secondaires partielles 2- Études secondaires terminées 3- Études partielles dans un cégep, collège communautaire, collège technique 4- Études terminées dans un cégep, collège communautaire, collège technique 5- Études partielles dans une université ou un établissement de formation des maîtres 6- Études terminées dans une université avec l'obtention d'un baccalauréat 7- Études terminées dans une université avec l'obtention d'une maîtrise 8- Études terminées dans une université avec l'obtention d'un doctorat 9- Autre (spécifiez)	Recodage pour le manuscrit (chapitre 5): Études secondaires terminées = 2; Études postsecondaires partielles ou terminées = 3-8; Recodage pour le mémoire (section 4.3.3, chapitre 4 et section 6.2.2, chapitre 6) : Études secondaires partielles = 1; Études secondaires terminées = 2; Études partielles ou terminées dans un cégep, un collège communautaire ou un collège technique = 3-4; Études universitaires partielles ou terminées = 5-8

Variable	Cycle(s) de collecte de données utilisé(s)	Item(s) du questionnaire	Choix de réponse	Recodage pour les analyses
Revenu annuel du ménage	21	Quelle est votre meilleure estimation du revenu total de votre ménage provenant de toutes sources, avant impôts et autres retenues, dans les 12 derniers mois?	< 20 000 \$; 20 000-29 999 \$; 30 000-39 999 \$; 40 000-49 999 \$; 50 000-59 999 \$; 60 000- 69 999 \$; 70 000-79 999 \$; 80 000-99 999 \$; 100 000-119 999 \$; 120 000-149 999 \$; ≥150 000 \$; Je ne sais pas	Recodage pour le manuscrit (chapitre 5): < 30 000 \$; 30 000 \$ – 99 999 \$; ≥ 100 000 \$ Recodage pour le mémoire (section 6.2.5, chapitre 6) : < 30 000 \$; 30 000 \$ – 59 999 \$; 60 000 \$ – 99 999 \$; ≥ 100 000 \$
Sans-emploi	21	Travaillez-vous présentement dans le cadre d'un emploi (rémunéré ou non) ou dans une entreprise?	1- Oui 2- Non	Oui (sans-emploi) = 2 Non = 1
Activité physique				
Nombre de jours par semaine d'APV	21-25	Au cours des 7 derniers jours, combien de jours avez-vous fait des activités physiques vigoureuses (soulever des objets lourds, creusage, aérobic, vélo rapide) pendant au moins 10 minutes à la fois?	Aucun; (Nombre de jours au cours des derniers 7 jours)	
Nombre de minutes par jour d'APV	21-25	Les jours où vous avez fait des activités physiques vigoureuses, pendant combien de minutes par jours en avez-vous fait habituellement?	(Nombre de minutes par jour)	Si le nombre de min/jour d'APV est supérieur à 180 min/jour, la variable est recodée pour être égale à 180 min/jour, tel que recommandé pour l'analyse de données récoltées à l'aide du questionnaire IPAQ [88, 159].
Nombre de jours par semaine d'APM	21-25	Cycle 21 : Au cours des 7 derniers jours, combien de jours avez-vous fait des activités physiques modérées (transporter des objets légers, vélo à vitesse modérée,	Aucun; (Nombre de jours au cours des derniers 7 jours)	

Variable	Cycle(s) de collecte de données utilisé(s)	Item(s) du questionnaire	Choix de réponse	Recodage pour les analyses
		tennis d'équipe) pendant au moins 10 minutes à la fois? Cycles 22-25 : Au cours des 7 derniers jours, combien de jours avez-vous fait des activités physiques modérées (transporter des objets légers, vélo à vitesse modérée, tennis d'équipe) pendant au moins 10 minutes à la fois? N'incluez pas la marche.		
Nombre de minutes par jour d'APM	21-25	Les jours où vous avez fait des activités physiques modérées, pendant combien de minutes par jours en avez-vous fait habituellement?	(Nombre de minutes par jour)	Si le nombre de min/jour d'APM est supérieur à 180 min/jour, la variable est recodée pour être égale à 180 min/jour, tel que recommandé pour l'analyse de données récoltées à l'aide du questionnaire IPAQ [88, 159].
Nombre de minutes par semaine d'APV	21-25			Nombre de min/semaine d'APV = Nombre de min/jour d'APV * Nombre de jours/semaine d'APV Le nombre maximal de min/semaine d'APV est de 1260 min (180 min/jour * 7 jours).
Nombre de minutes par semaine d'APM	21-25			Nombre de min/semaine d'APM = Nombre de min/jour d'APM * Nombre de jours/semaine d'APM Le nombre maximal de min/semaine d'APM est de 1260 min (180 min/jour * 7 jours).
Nombre de minutes par	21-25			Nombre de min/semaine d'APMV = Nombre de min/jour d'APM * Nombre de jours/semaine d'APM +

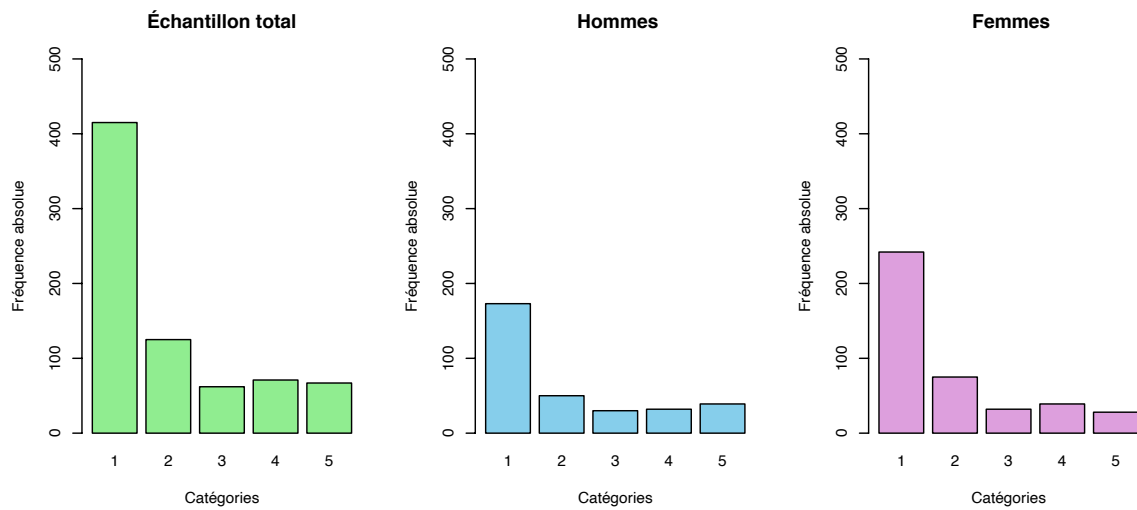
Variable	Cycle(s) de collecte de données utilisé(s)	Item(s) du questionnaire	Choix de réponse	Recodage pour les analyses
semaine d'APMV				Nombre de min/jour d'APV * Nombre de jours/semaine d'APV Le nombre maximal de min/semaine d'APMV est de 2520 min (1260 min d'APV + 1260 min d'APM).
Atteint les recommandations de l'OMS en matière d'APMV [19]	21			Oui si le nombre de min/semaine d'APV \geq 75 min ou le nombre de min/semaine d'APM \geq 150 min ou le nombre total combiné de min/semaine d'APV et d'APM \geq 150 min; Non si ce n'est pas le cas.
Consommation de substances				
Consomme du cannabis 1-7 fois par semaine	21-22	Au cours des 12 derniers mois, à quelle fréquence avez-vous... consommé de la marijuana, du cannabis, du hashish?	1- Jamais 2- Moins d'une fois par mois 3- 1-3 fois par mois 4- 1-6 fois par semaine 5- Tous les jours	Oui (1-7 fois/semaine) = 4-5 Non = 1-3
	23-24	Au cours des 12 derniers mois, à quelle fréquence avez-vous (i) consommé de la marijuana, du cannabis, du hashish sans tabac; (ii) consommé de la marijuana, du cannabis, du hashish avec tabac?	1- Jamais 2- Moins d'une fois par mois 3- 1-3 fois par mois 4- 1-6 fois par semaine 5- Tous les jours	Uniquement la plus haute des deux fréquences rapportées (avec ou sans tabac) est utilisée dans les analyses. Oui (1-7 fois/semaine) = 4-5 Non = 1-3
	25	Veillez penser à votre consommation de cannabis à des fins récréatives ou médicinales. Cochez la case qui vous décrit le mieux.	1- Je n'ai jamais consommé du cannabis de ma vie; 2- J'ai déjà consommé du cannabis, mais pas dans les 12 derniers mois;	Oui (1-7 fois/semaine) = 5-6 Non = 1-4

Variable	Cycle(s) de collecte de données utilisé(s)	Item(s) du questionnaire	Choix de réponse	Recodage pour les analyses
			3- J'ai consommé du cannabis une ou plusieurs fois dans les 12 derniers mois; 4- Je consomme du cannabis une ou plusieurs fois par mois; 5- Je consomme du cannabis une ou plusieurs fois par semaine; 6- Je consomme du cannabis tous les jours.	
Consomme de l'alcool 1-7 fois par semaine	21	Au cours des 12 derniers mois, à quelle fréquence avez-vous consommé des boissons alcoolisées (bière, vin, liqueur)?	1- Jamais 2- Moins d'une fois par mois 3- 1-3 fois par mois 4- 1-6 fois par semaine 5- Tous les jours	Oui (1-7 fois/semaine) = 4-5 Non = 1-3

IPAQ : Questionnaire international sur les activités physiques; OMS : Organisation mondiale de la santé; APMV : Activité physique modérée à vigoureuse; APM : Activité physique modérée; APV : Activité physique vigoureuse

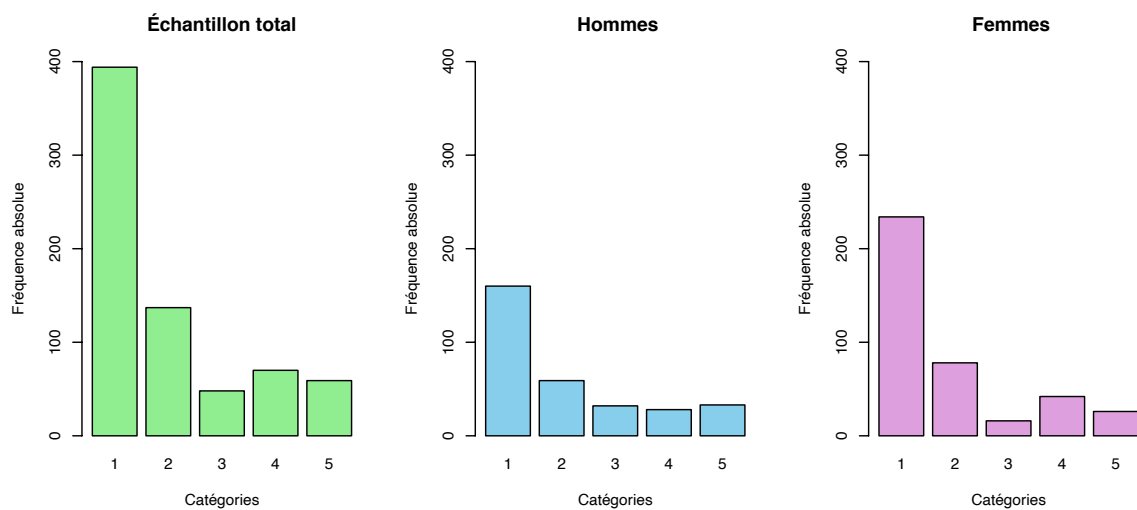
Annexe 4 : Diagrammes à bandes de la fréquence de consommation de cannabis au cours des 12 derniers mois pour l'échantillon total et selon le sexe, NDI, Montréal, Canada, 2007-2023

Cycle 21 :



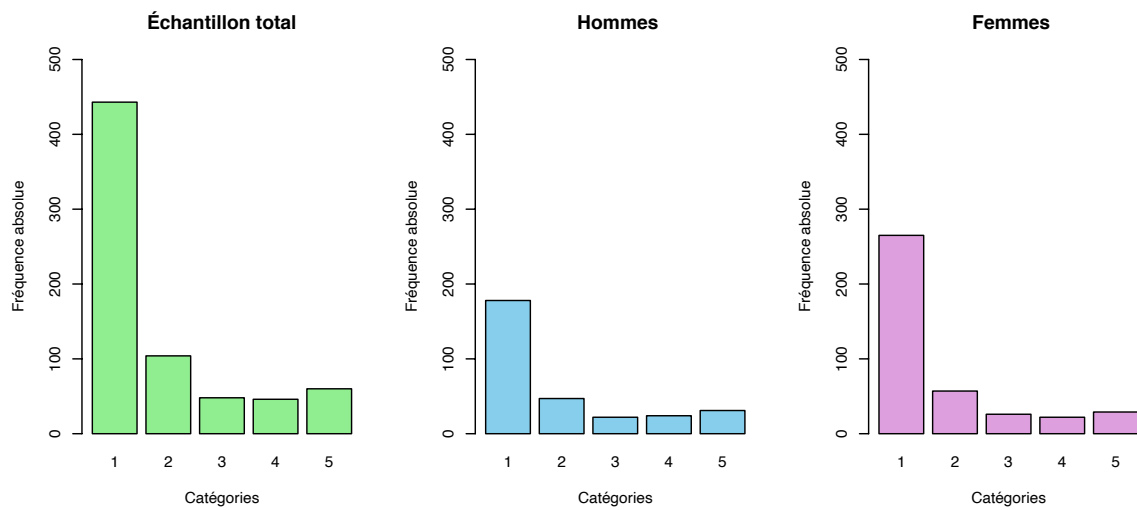
Catégories : 1 = Jamais; 2 = Moins d'une fois par mois; 3 = 1-3 fois par mois; 4 = 1-6 fois par semaine; 5 = Tous les jours

Cycle 22 :



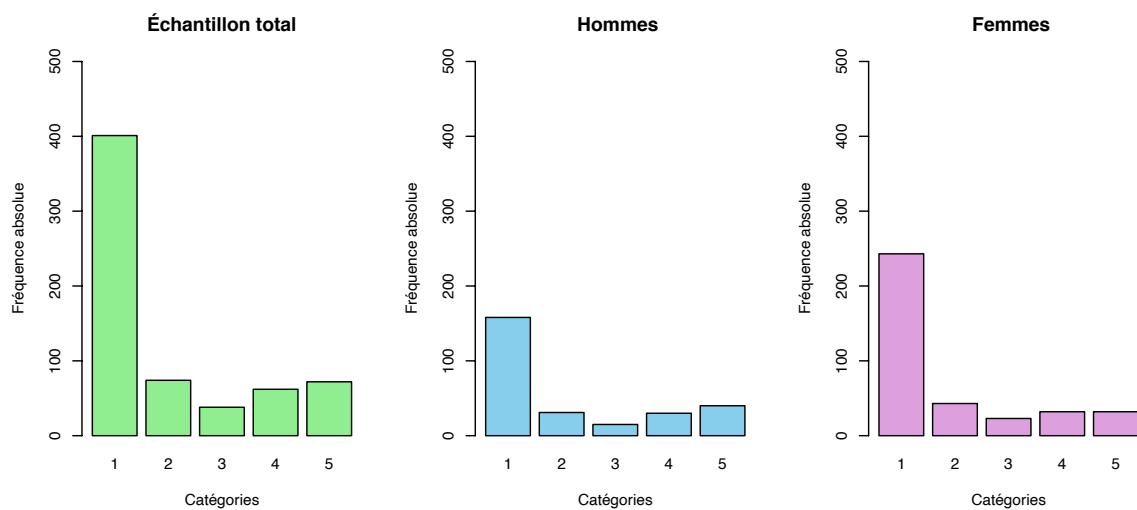
Catégories : 1 = Jamais; 2 = Moins d'une fois par mois; 3 = 1-3 fois par mois; 4 = 1-6 fois par semaine; 5 = Tous les jours

Cycle 23 :



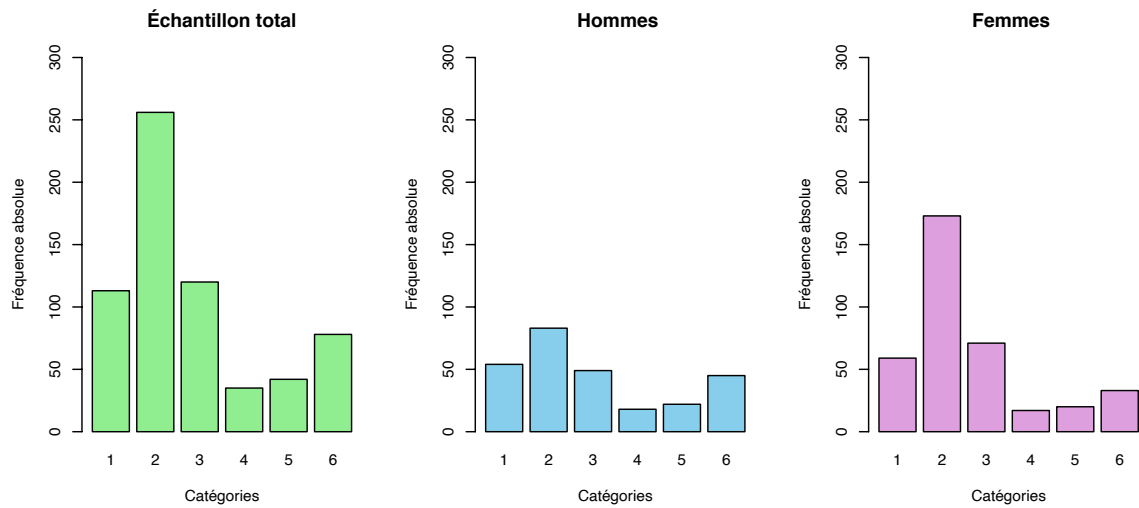
Catégories : 1 = Jamais; 2 = Moins d'une fois par mois; 3 = 1-3 fois par mois; 4 = 1-6 fois par semaine; 5 = Tous les jours

Cycle 24 :



Catégories : 1 = Jamais; 2 = Moins d'une fois par mois; 3 = 1-3 fois par mois; 4 = 1-6 fois par semaine; 5 = Tous les jours

Cycle 25 :



Catégories : 1 = Je n'ai jamais consommé du cannabis de ma vie; 2 = J'ai déjà consommé du cannabis, mais pas dans les 12 derniers mois; 3 = J'ai consommé du cannabis une ou plusieurs fois dans les 12 derniers mois; 4 = Je consomme du cannabis une ou plusieurs fois par mois; 5 = Je consomme du cannabis une ou plusieurs fois par semaine; 6 = Je consomme du cannabis tous les jours

Annexe 5 : Traduction libre des items contenus dans la check-list Guidelines for Reporting on Latent Trajectory Studies (GRoLTS)

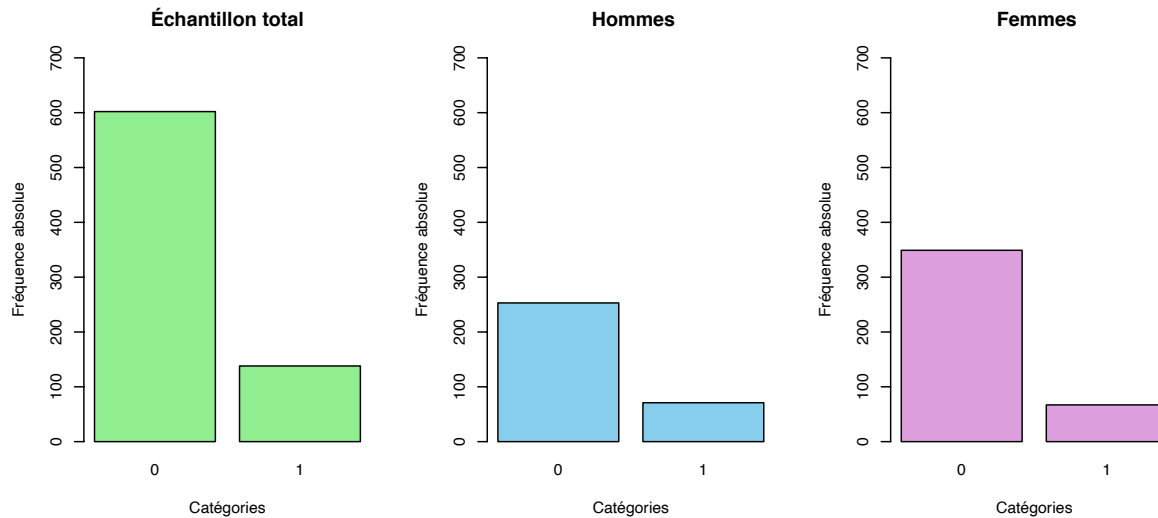
Item dans la check-list GRoLTS [120]	L'item est-il inclus dans le mémoire?		Commentaires
	Oui	Non	
1. La métrique du temps utilisée dans le modèle est-elle spécifiée?	X		Voir la section 4.4.3.1, chapitre 4
2. Des informations au sujet de la moyenne et de la variance du temps à l'intérieur d'un cycle de collecte de données sont-elles fournies?	X		Voir la section 4.1, chapitre 4
3a. Le mécanisme de valeurs manquantes (c.-à-d. <i>missing completely at random</i> (MCAR), <i>missing at random</i> (MAR) ou <i>not missing at random</i> (NMAR)) est-il décrit?		X	
3b. Y a-t-il une description des variables qui sont reliées à l'attrition ou aux valeurs manquantes?	X		Voir le tableau 1, chapitre 5 (manuscrit) et la section 7.2.2, chapitre 7
3c. La manière dont les valeurs manquantes sont prises en compte dans les analyses est-elle décrite?	X		Voir la section 4.4.2, chapitre 4
4. La distribution des variables est-elle décrite?	X		Voir la section 4.4.3.2, chapitre 4 et les Annexes 6 et 7
5. Le logiciel utilisé et sa version sont-ils mentionnés?	X		Voir la section 4.4.1, chapitre 4
6a. Est-ce que différentes spécifications de la variabilité intra-groupe ont été considérées et clairement documentées (modèle fondé sur le groupement c. modèle de mélange de croissance)?	X		Voir la section 4.4.4, chapitre 4 et la section 6.2, chapitre 6
6b. Est-ce que différentes spécifications des différences entre les groupes dans la structure de la matrice des variances-covariances ont été considérées et clairement documentées?		X	

Item dans la check-list GRoLTS [120]	L'item est-il inclus dans le mémoire?		Commentaires
	Oui	Non	
7. Différentes formes fonctionnelles ont-elles été considérées pour définir les formes des trajectoires?	X		Voir la section 4.4.3.4, chapitre 4
8. Si des covariables ont été utilisées, les analyses peuvent-elles être répliquées?			Aucune covariable n'a été utilisée.
9. Des informations au sujet du nombre de valeurs initiales aléatoires et du nombre d'itérations finales sont-elles fournies?	X		Voir la section 4.4.3.3, chapitre 4 pour les valeurs initiales. Le nombre d'itérations finales est disponible sur demande.
10. Les outils statistiques utilisés pour comparer et pour sélectionner les modèles sont-ils décrits?	X		Voir les sections 4.4.3.5 et 4.4.3.5.1, chapitre 4
11. Le nombre total de modèles estimés (incluant le modèle à un groupe) est-il fourni?	X		Voir le chapitre 6. L'information est fournie dans le premier paragraphe de chaque sous-section.
12. Est-ce que la taille de chaque groupe (taille absolue ou proportion) est décrite pour chaque modèle?	X		Voir les tableaux 19-22, chapitre 6 et les Annexes 8-23
13. Si la classification des individus dans les groupes de trajectoires est l'objectif visé (ce qui est typiquement le cas dans les analyses de trajectoires latentes), l'entropie relative est-elle rapportée?	X		Voir les tableaux 19-22, chapitre 6
14a. Un graphique illustrant les trajectoires moyennes estimées dans le modèle final est-il inclus?	X		Voir les figures 1 et 2, chapitre 5 (manuscrit)
14b. Des graphiques illustrant les trajectoires moyennes estimées par chacun des modèles comparés durant le processus de sélection de modèle sont-ils inclus?	X		Voir les Annexes 8-23
14c. Des graphiques illustrant les trajectoires moyennes estimées dans le modèle final combinées aux trajectoires individuelles observées (pour chaque groupe séparément) sont-ils inclus?	X		Voir le chapitre 6 et l'Annexe 25

Item dans la check-list GRoLTS [120]	L'item est-il inclus dans le mémoire?		Commentaires
	Oui	Non	
15. Les caractéristiques du modèle final sont-elles décrites numériquement en incluant, pour chaque paramètre du modèle final, la moyenne estimée, l'écart-type, la valeur p , l'intervalle de confiance, etc.?		X	Ces informations sont disponibles sur demande.
16. Les fichiers de syntaxe sont-ils disponibles (en annexe, dans le matériel supplémentaire ou sur demande)?	X		Les données et les codes R sont disponibles sur demande.

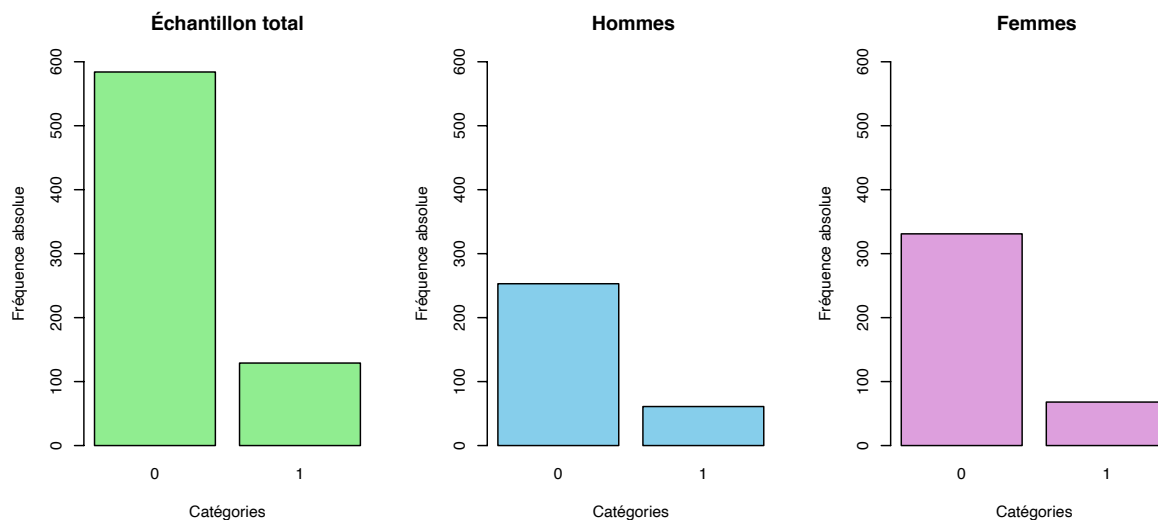
Annexe 6 : Diagrammes à bande de l'usage régulier de cannabis au cours des 12 derniers mois pour l'échantillon total et selon le sexe, NDI, Montréal, Canada, 2007-2023

Cycle 21 :



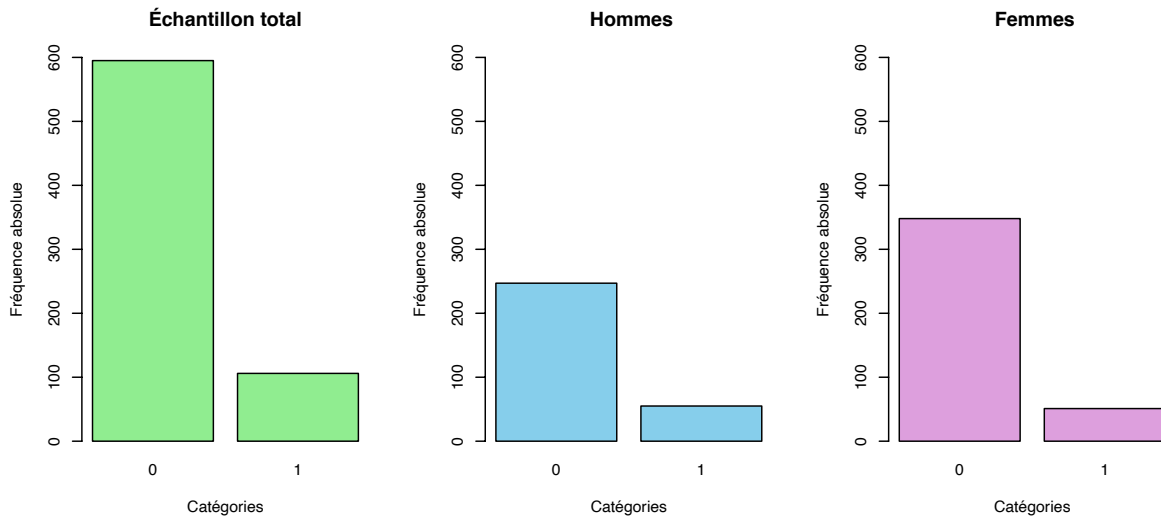
Catégories : 1 = Usage régulier de cannabis (1-7 fois par semaine); 0 = Pas d'usage régulier de cannabis

Cycle 22 :



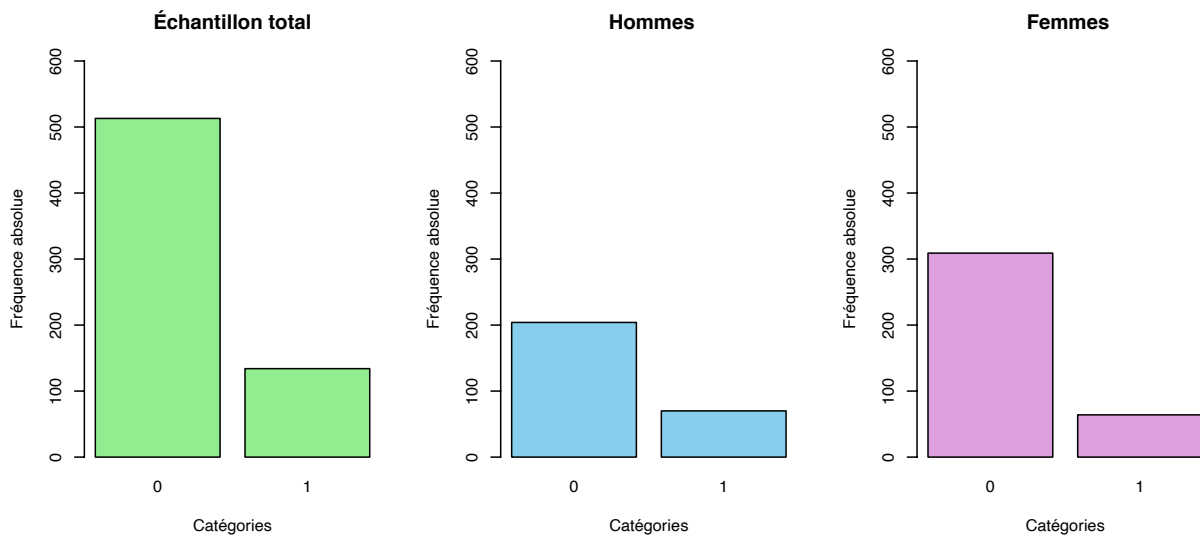
Catégories : 1 = Usage régulier de cannabis (1-7 fois par semaine); 0 = Pas d'usage régulier de cannabis

Cycle 23 :



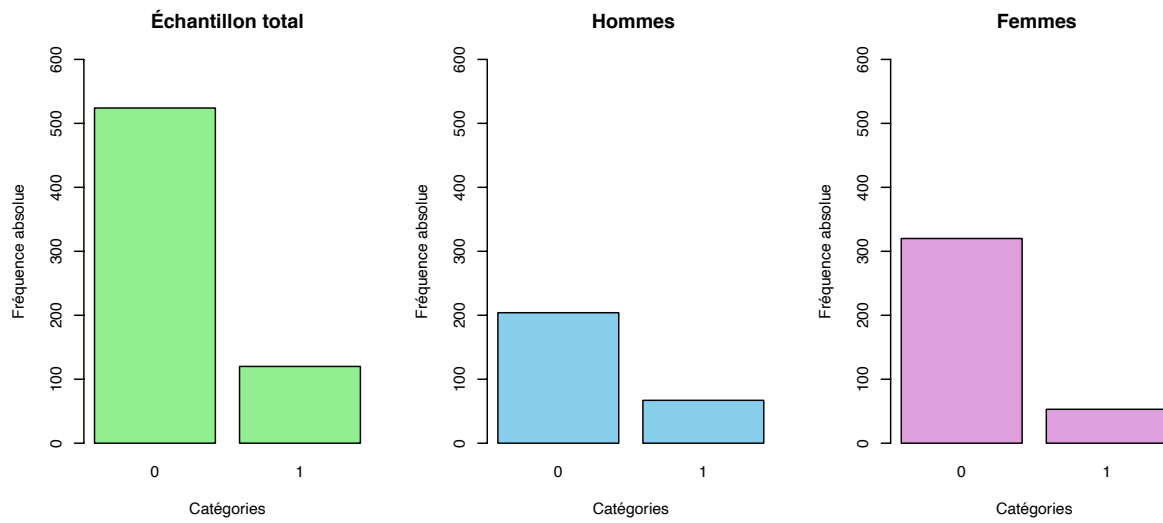
Catégories : 1 = Usage régulier de cannabis (1-7 fois par semaine); 0 = Pas d'usage régulier de cannabis

Cycle 24 :



Catégories : 1 = Usage régulier de cannabis (1-7 fois par semaine); 0 = Pas d'usage régulier de cannabis

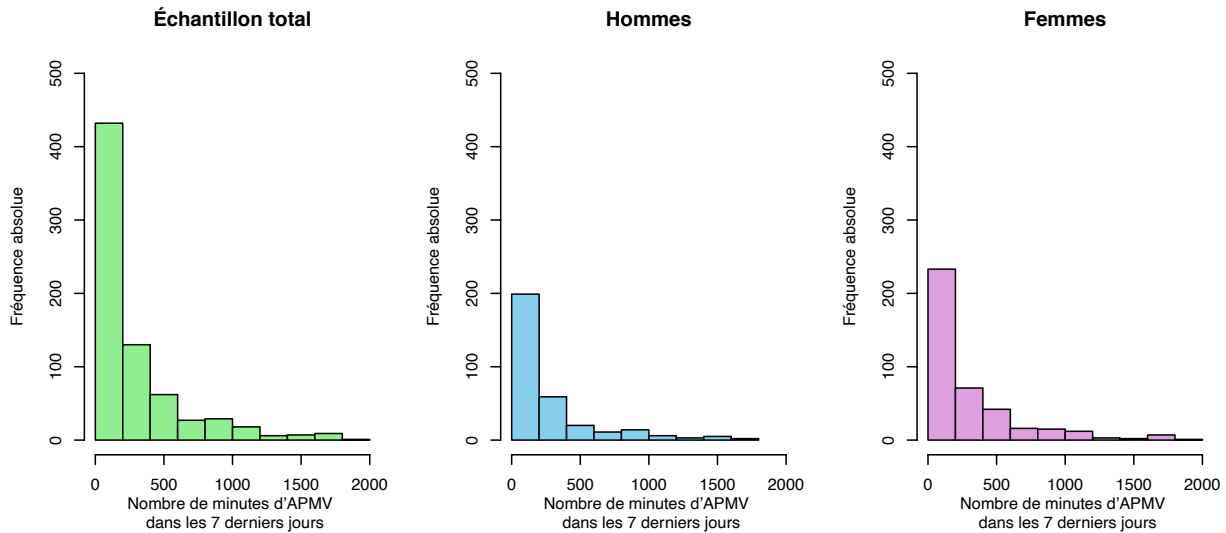
Cycle 25 :



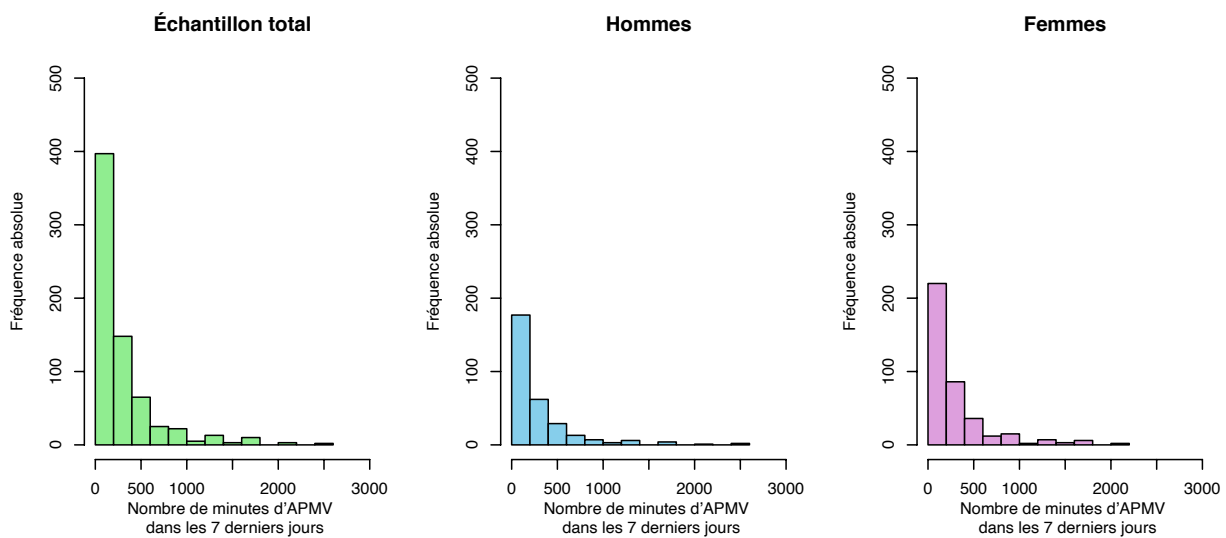
Catégories : 1 = Usage régulier de cannabis (1-7 fois par semaine); 0 = Pas d'usage régulier de cannabis

Annexe 7 : Histogrammes du nombre hebdomadaire de minutes d'APMV pour l'échantillon total et selon le sexe, NDI, Montréal, Canada, 2007-2023

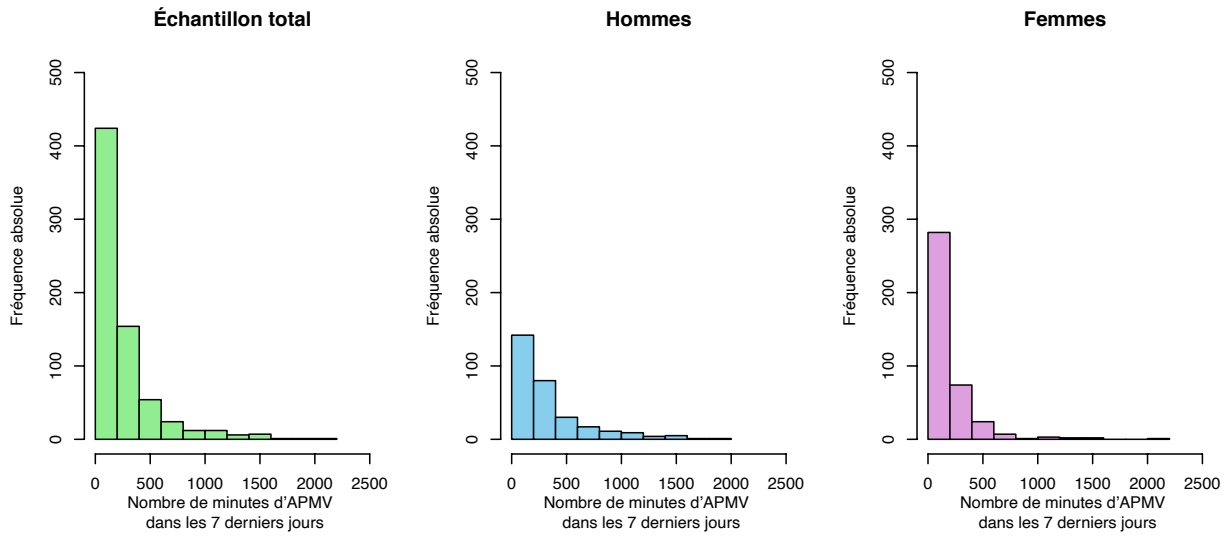
Cycle 21 :



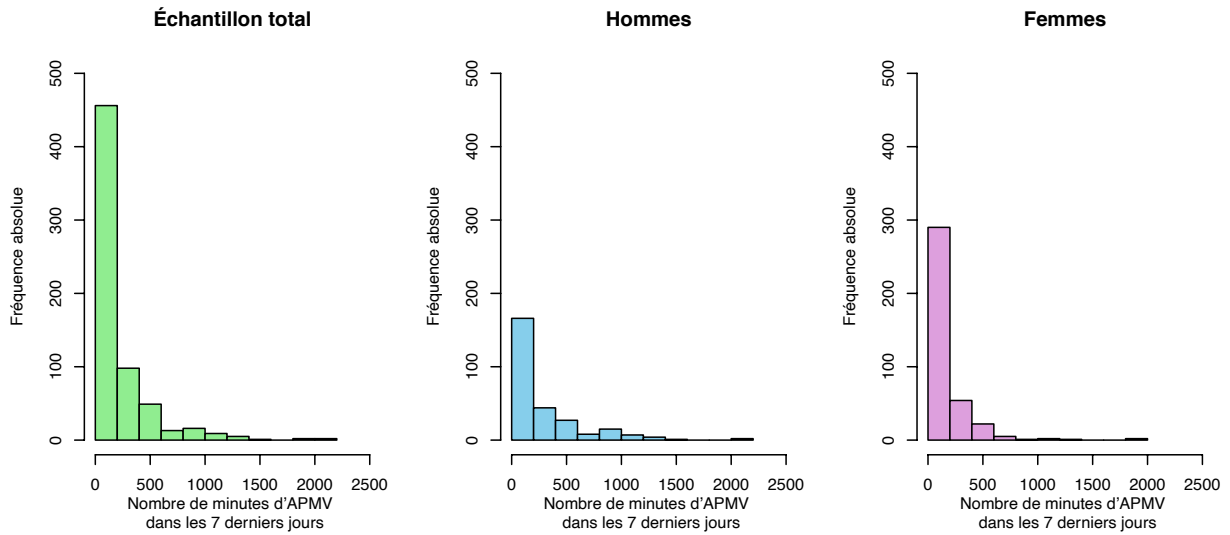
Cycle 22 :



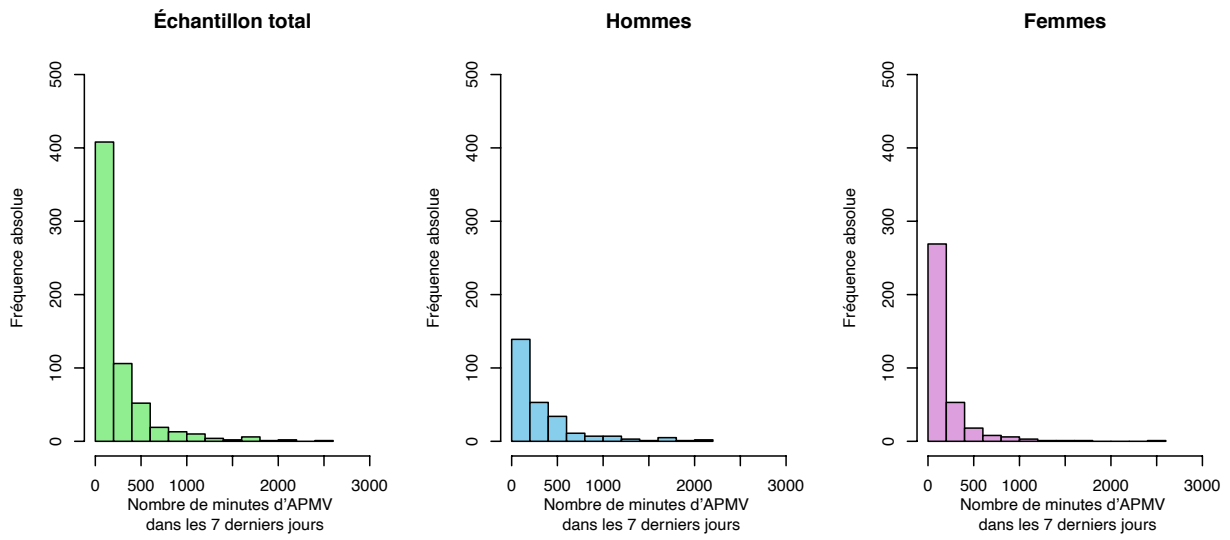
Cycle 23 :



Cycle 24 :

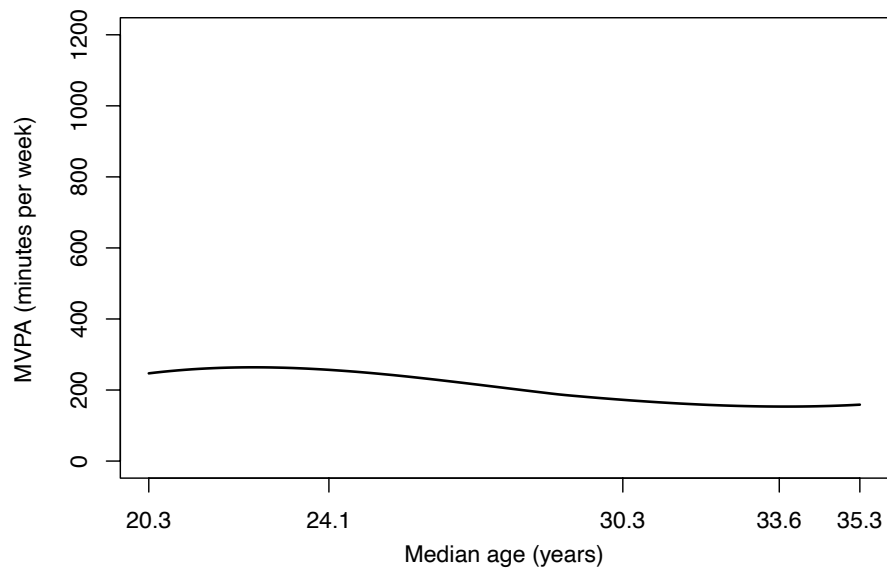


Cycle 25 :

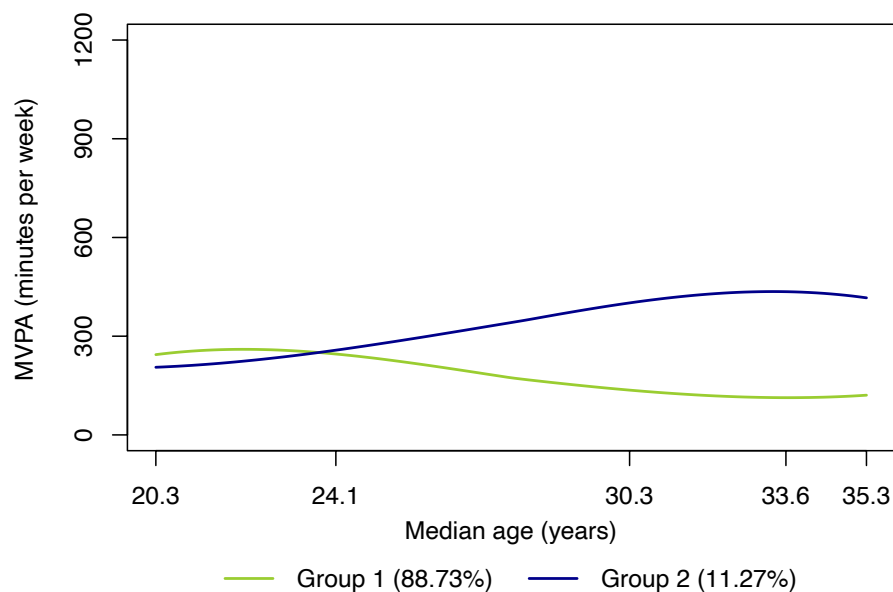


Annexe 8 : Trajectoires d'APMV des femmes prédites par chacun des huit modèles fondés sur le groupement (basés sur des polynômes) estimés pour identifier le nombre optimal de trajectoires

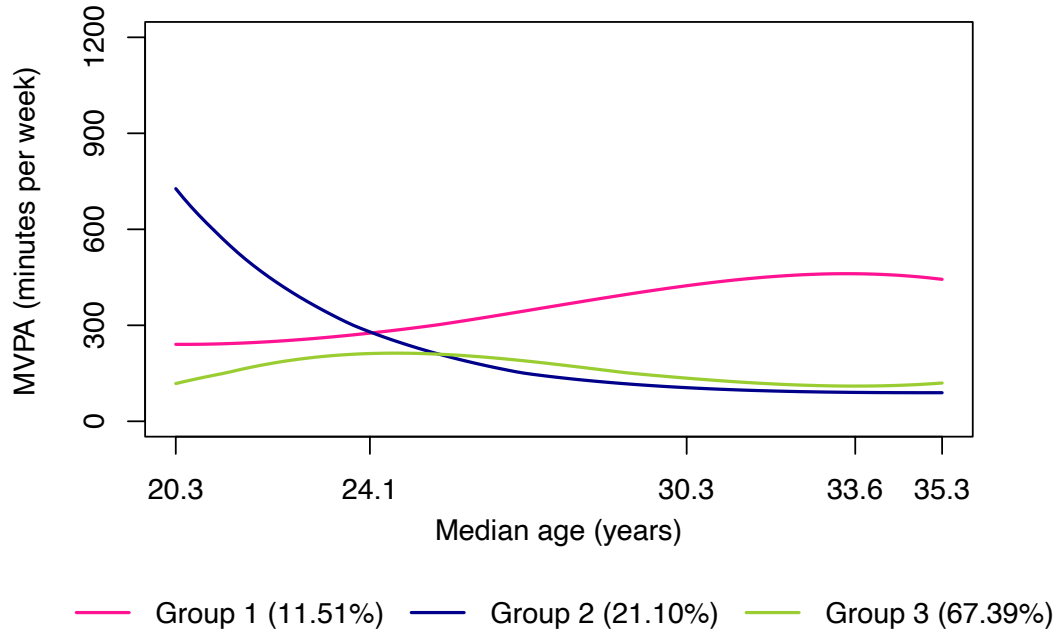
Modèle à un groupe :



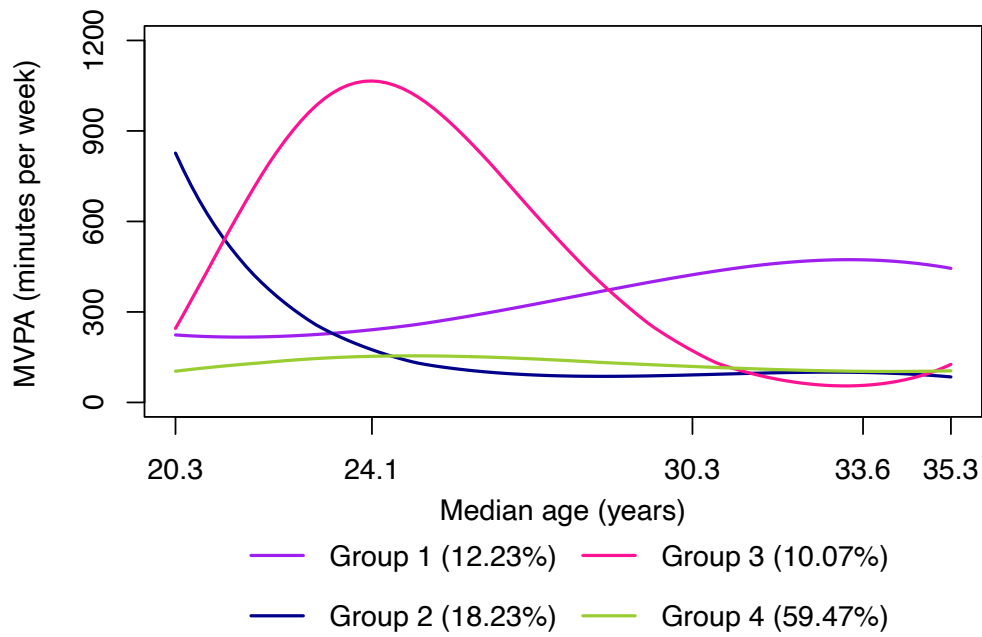
Modèle à deux groupes :



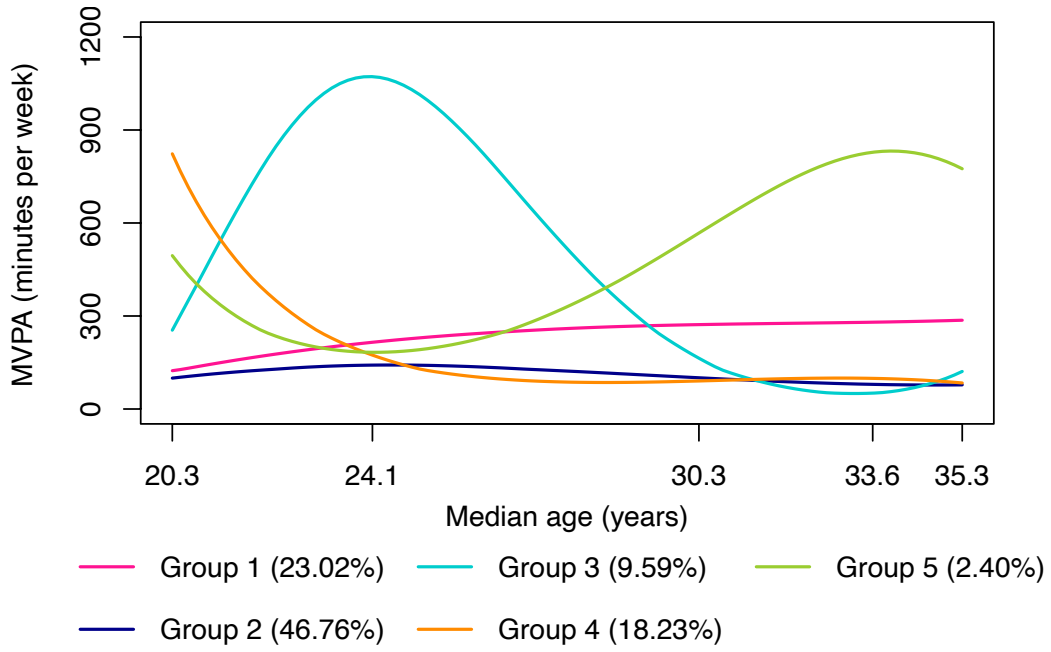
Modèle à trois groupes :



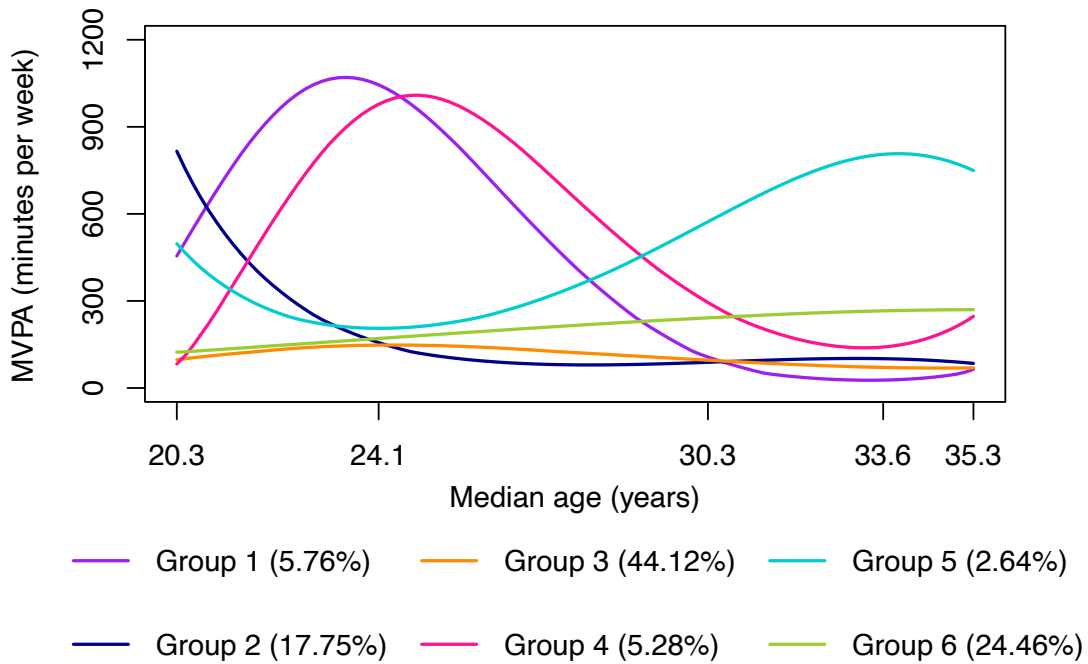
Modèle à quatre groupes :



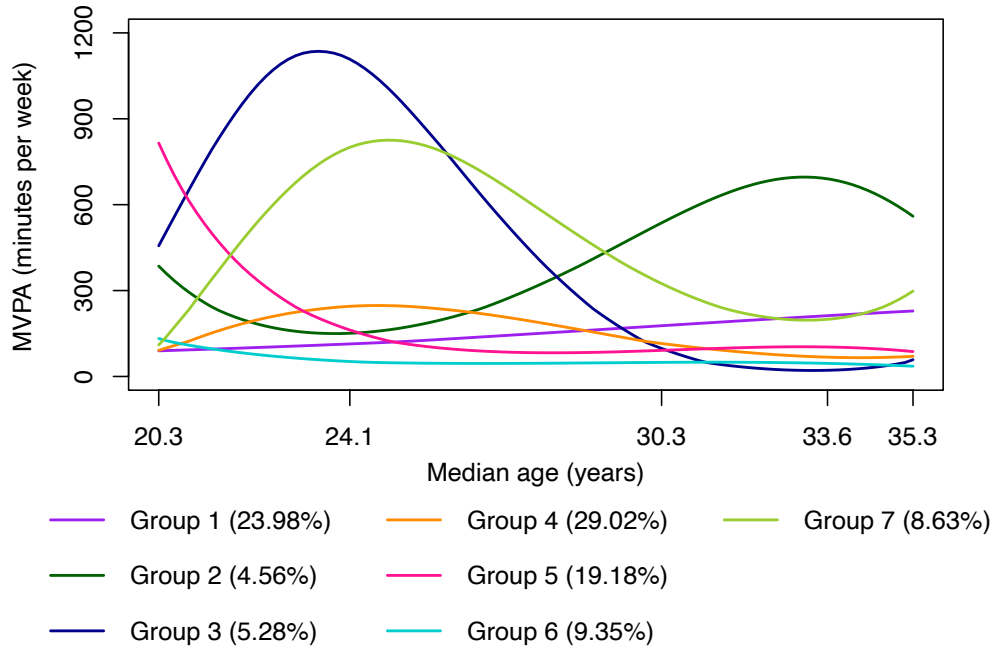
Modèle à cinq groupes :



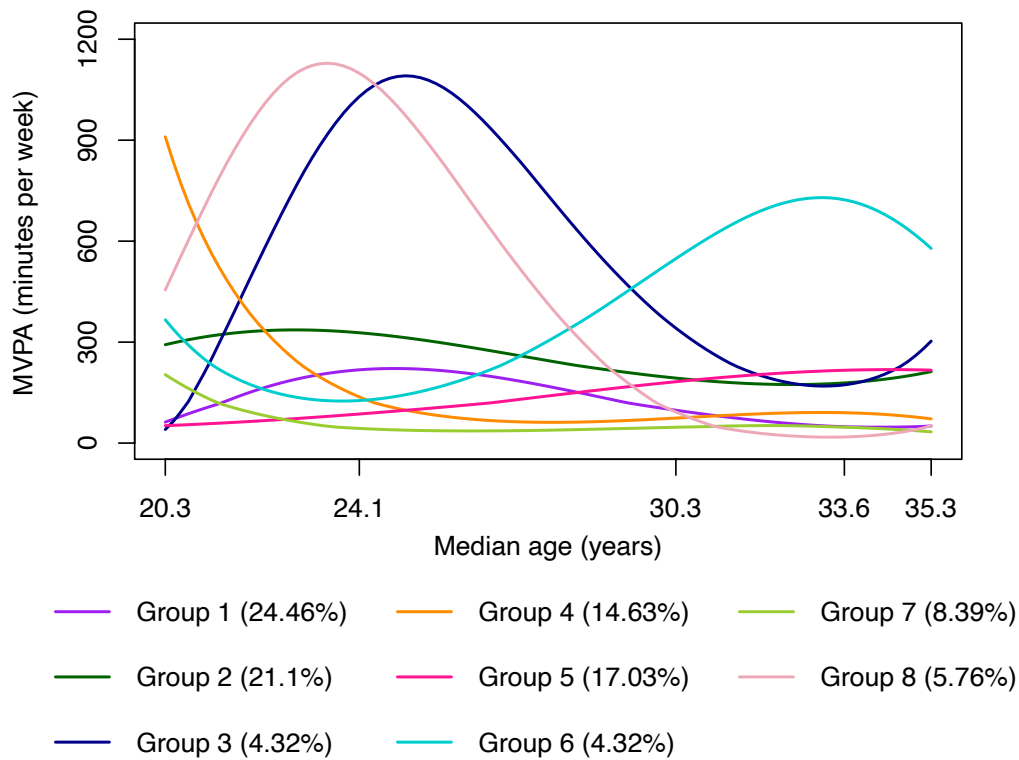
Modèle à six groupes :



Modèle à sept groupes :

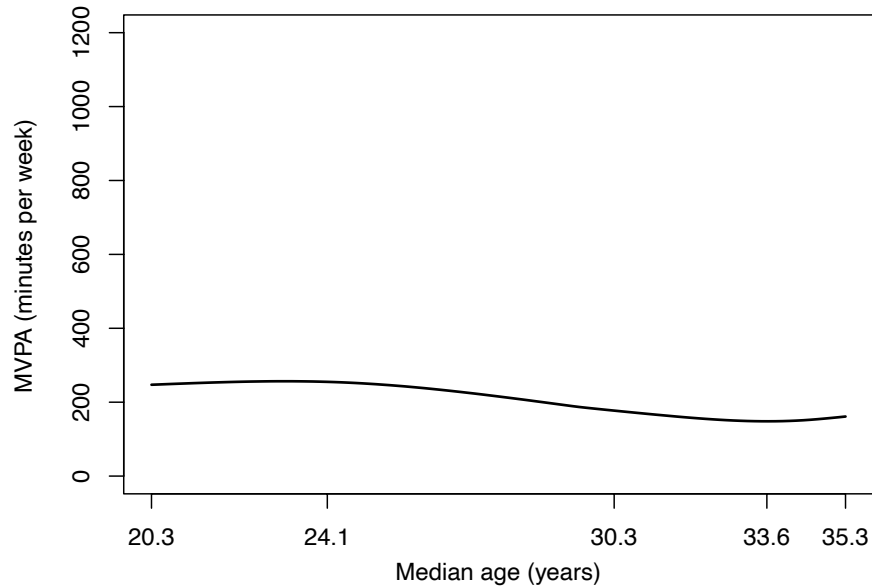


Modèle à huit groupes :

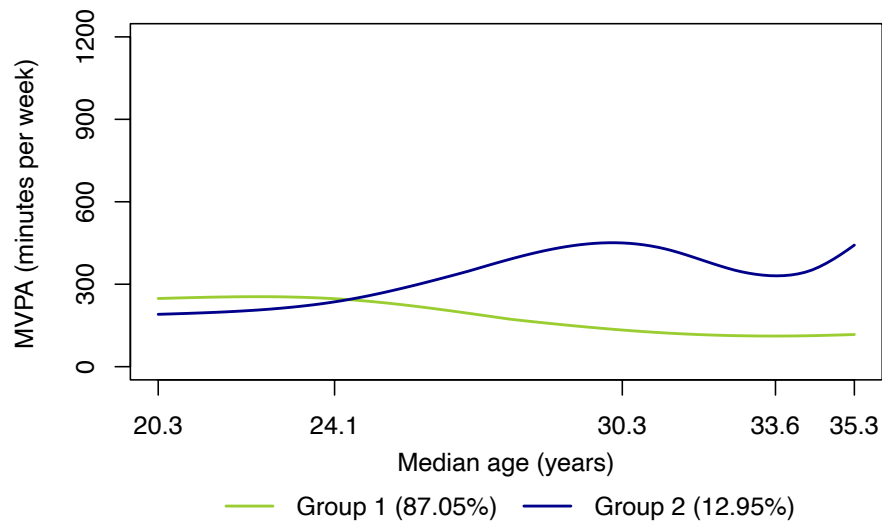


Annexe 9 : Trajectoires d'APMV des femmes prédites par chacun des huit modèles fondés sur le groupement (basés sur des splines cubiques naturelles) estimés pour identifier le nombre optimal de trajectoires

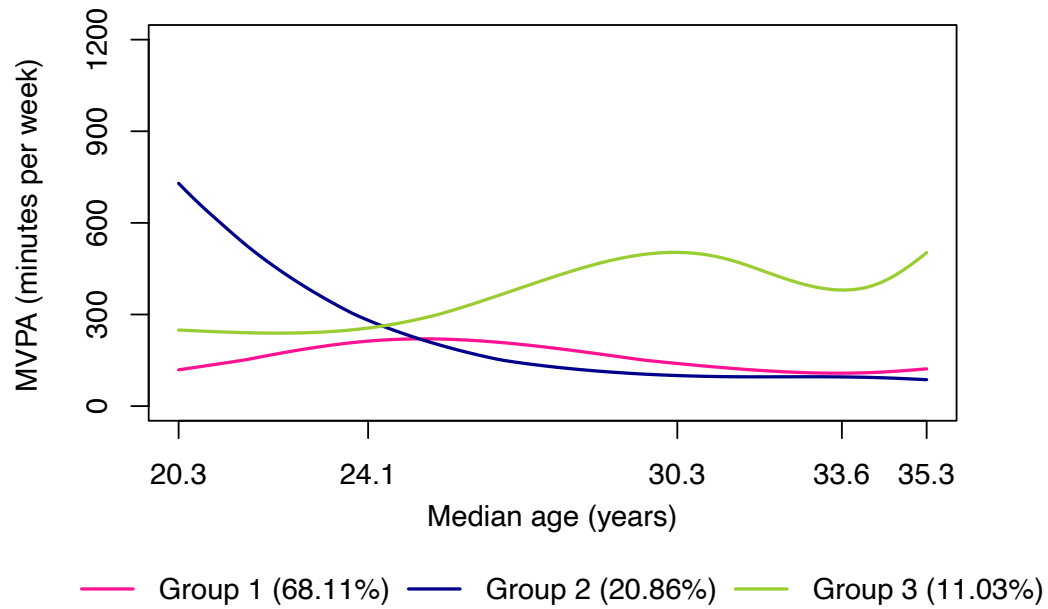
Modèle à un groupe :



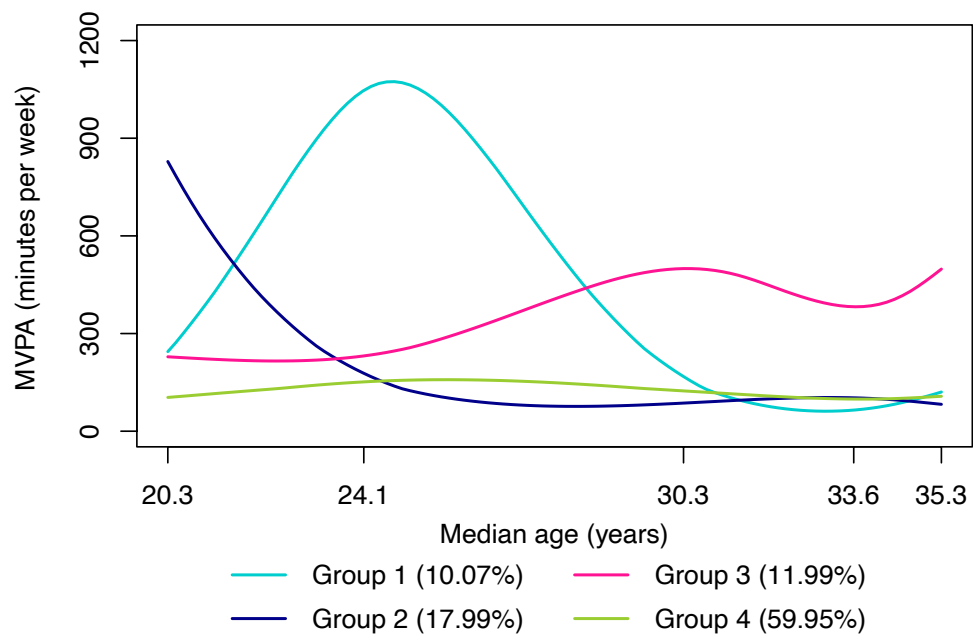
Modèle à deux groupes :



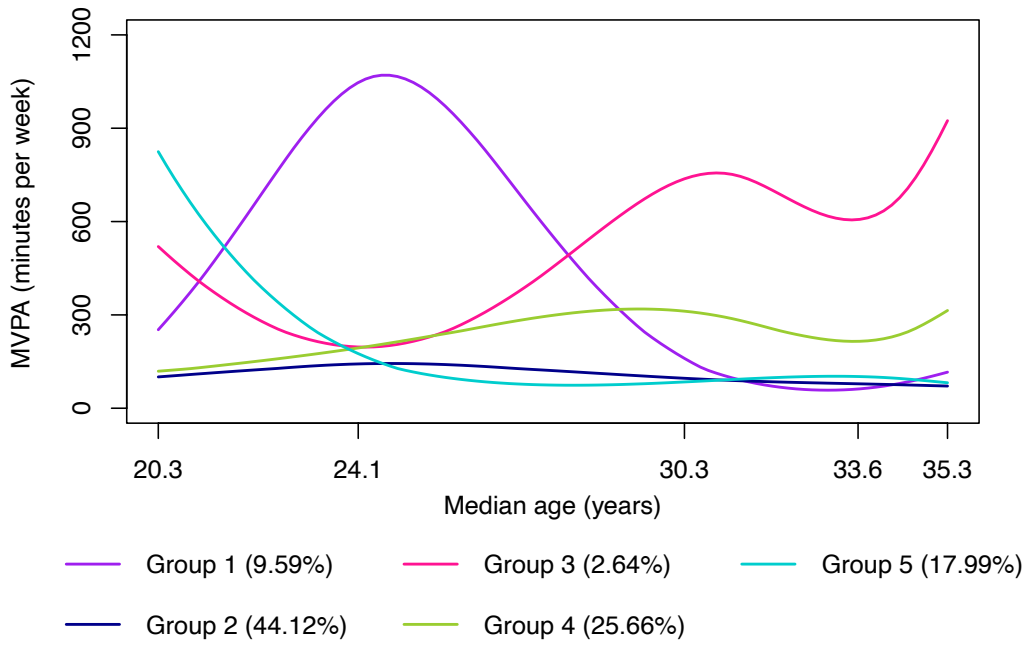
Modèle à trois groupes :



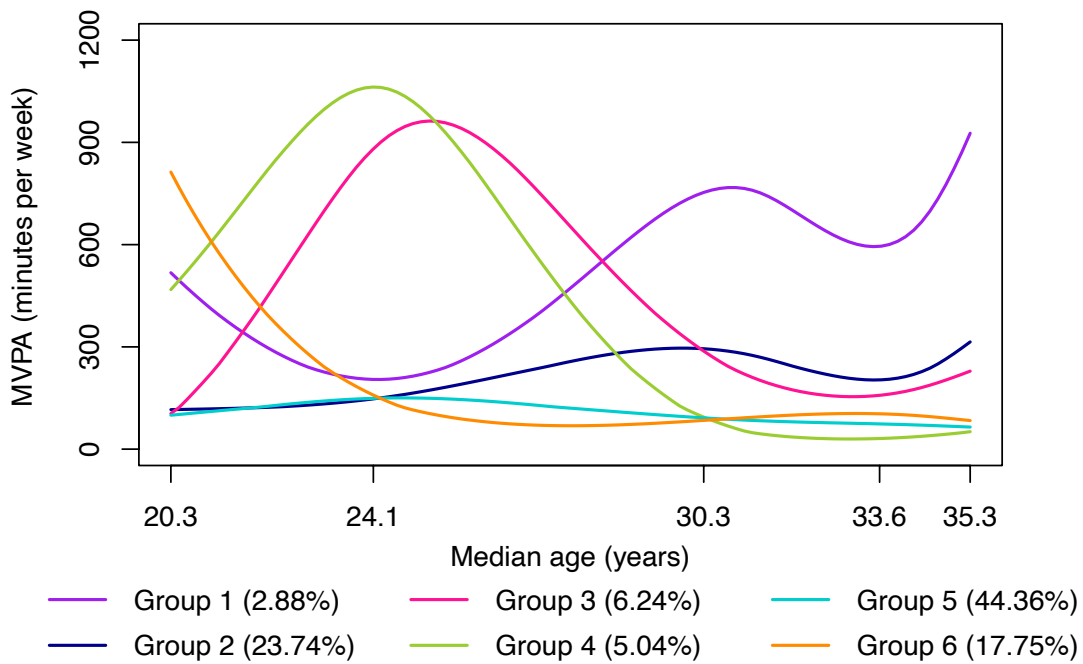
Modèle à quatre groupes :



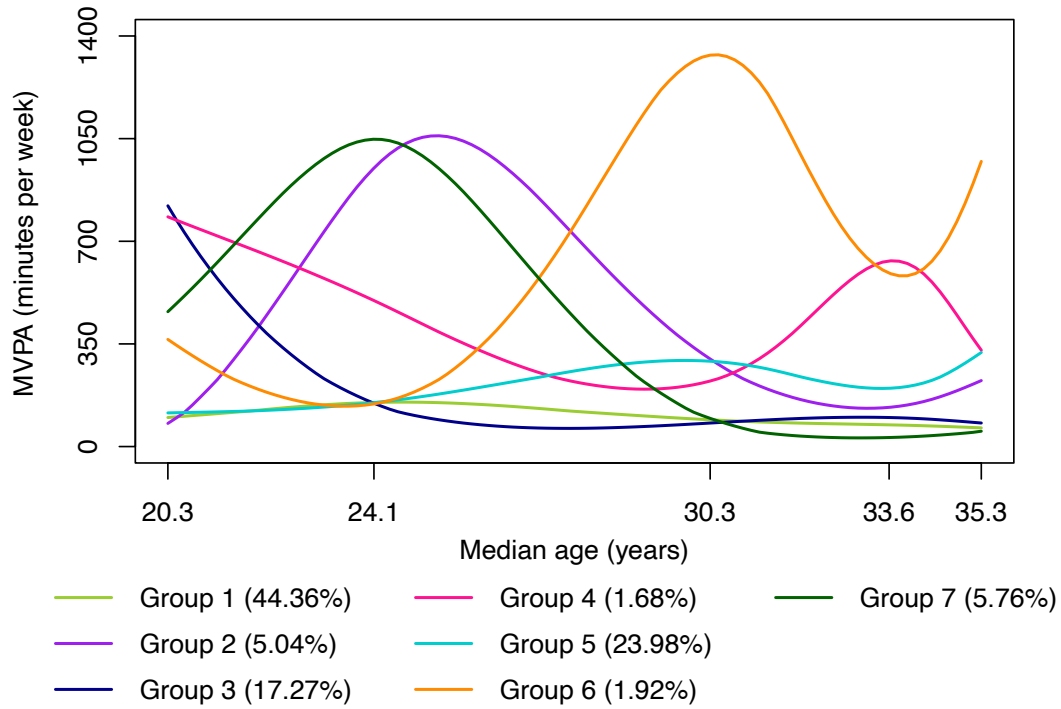
Modèle à cinq groupes :



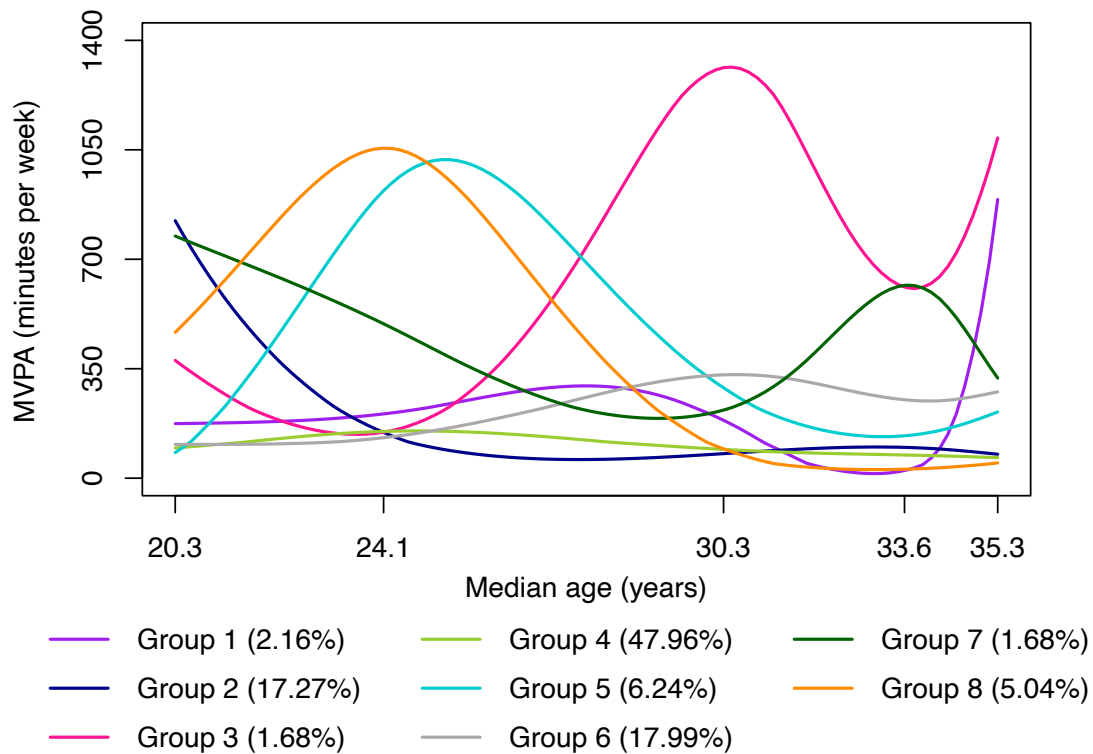
Modèle à six groupes :



Modèle à sept groupes :

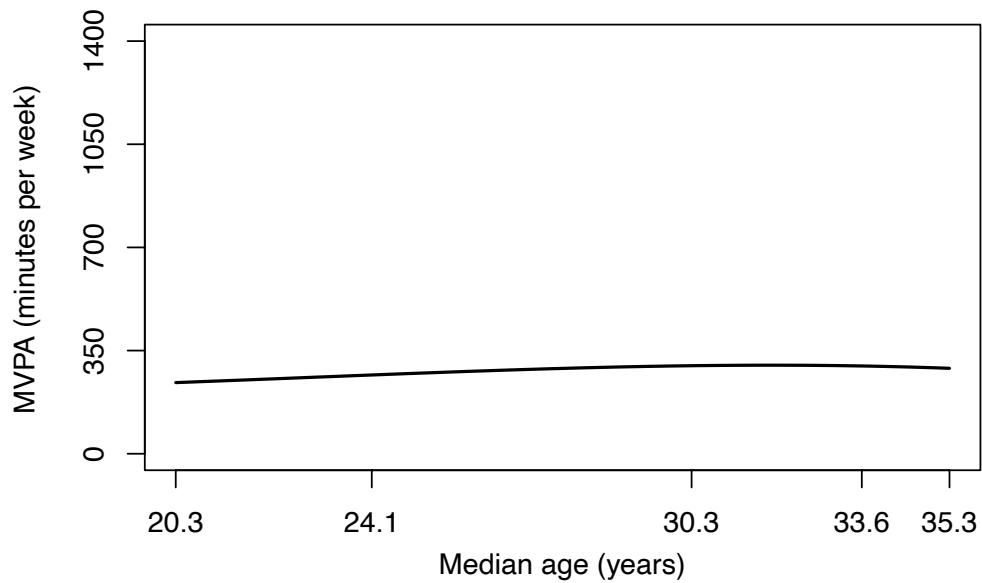


Modèle à huit groupes :

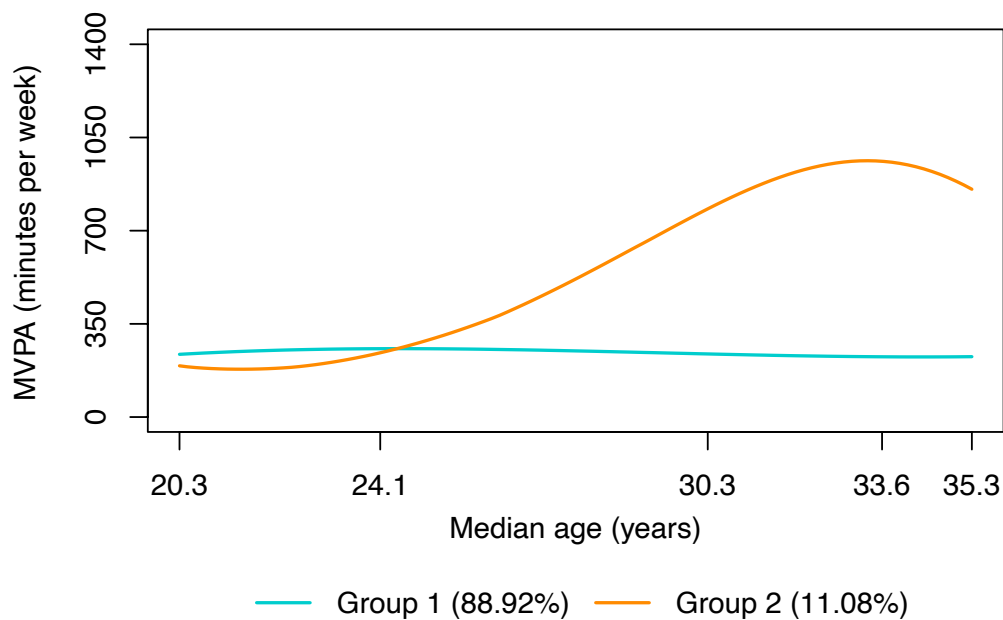


Annexe 10 : Trajectoires d'APMV des hommes prédites par chacun des huit modèles fondés sur le groupement (basés sur des polynômes) estimés pour identifier le nombre optimal de trajectoires

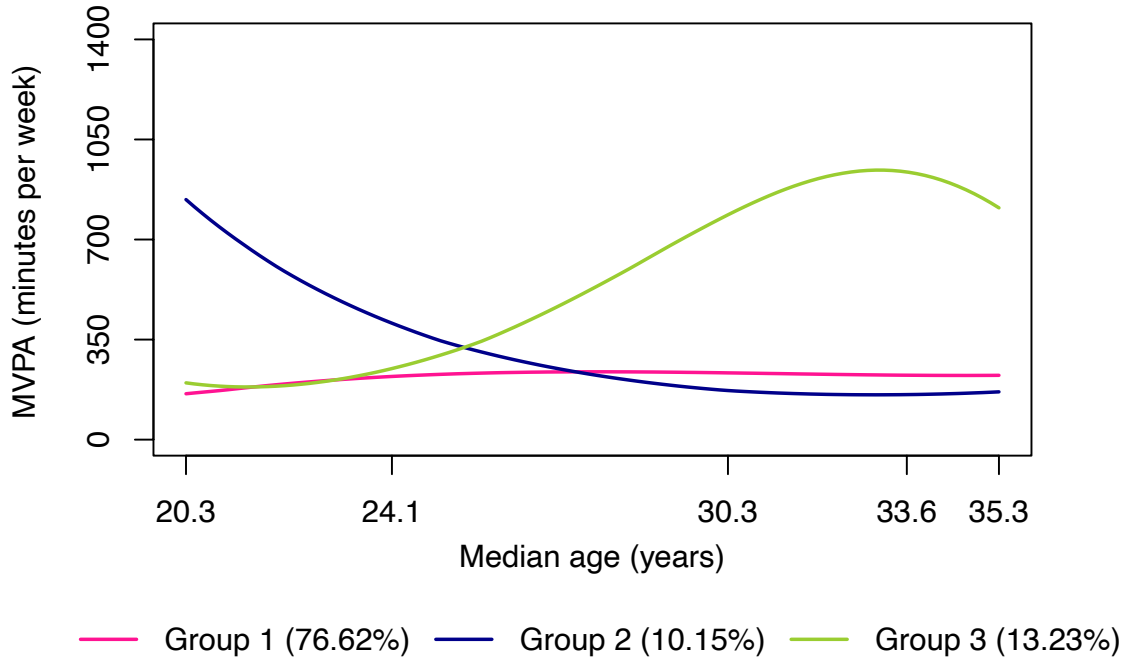
Modèle à un groupe :



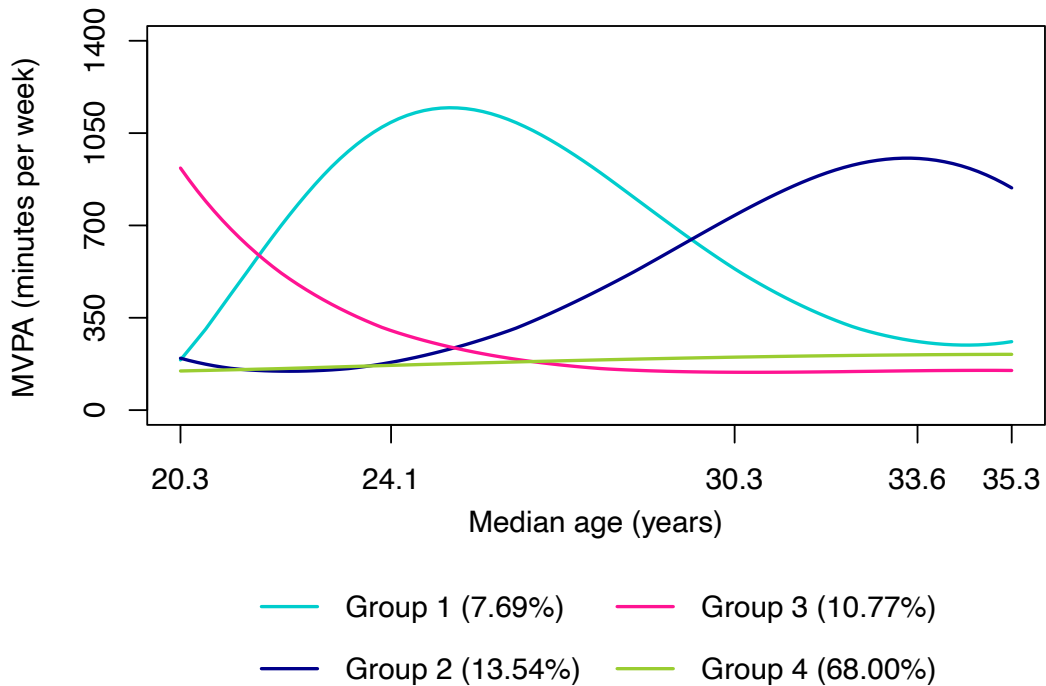
Modèle à deux groupes :



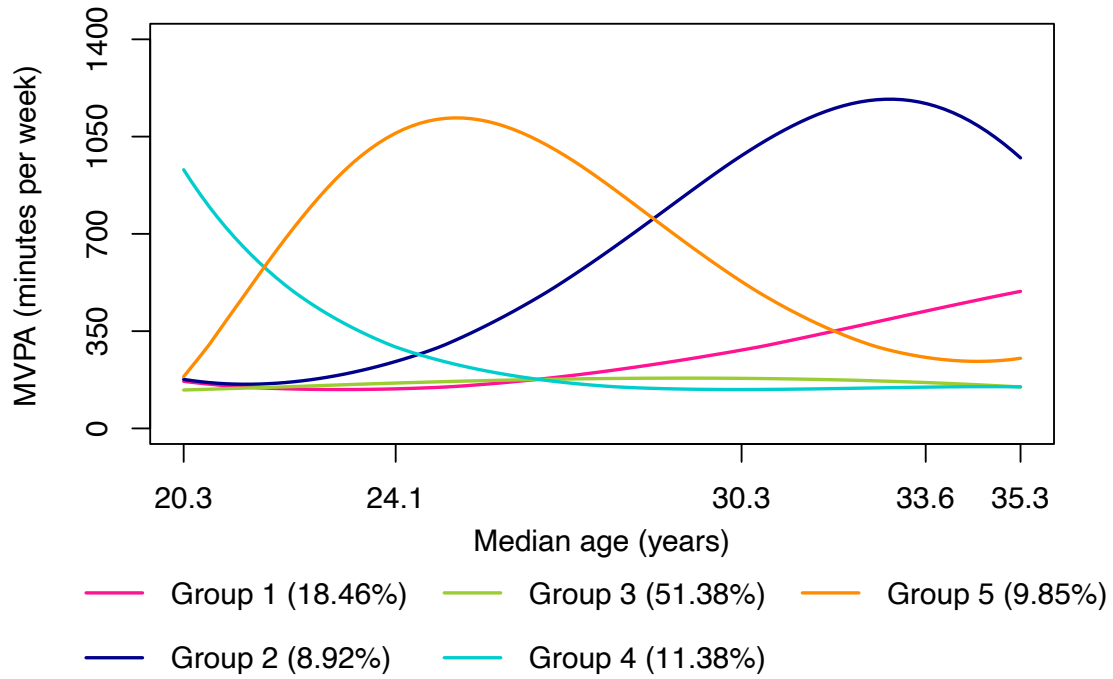
Modèle à trois groupes :



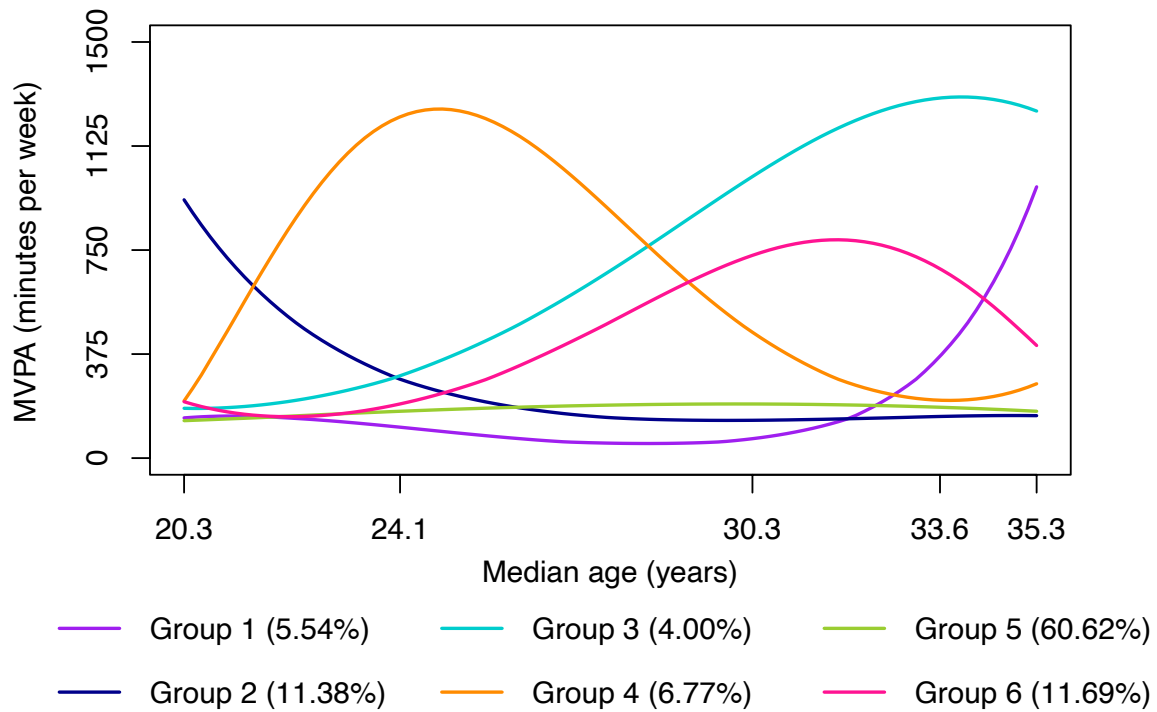
Modèle à quatre groupes :



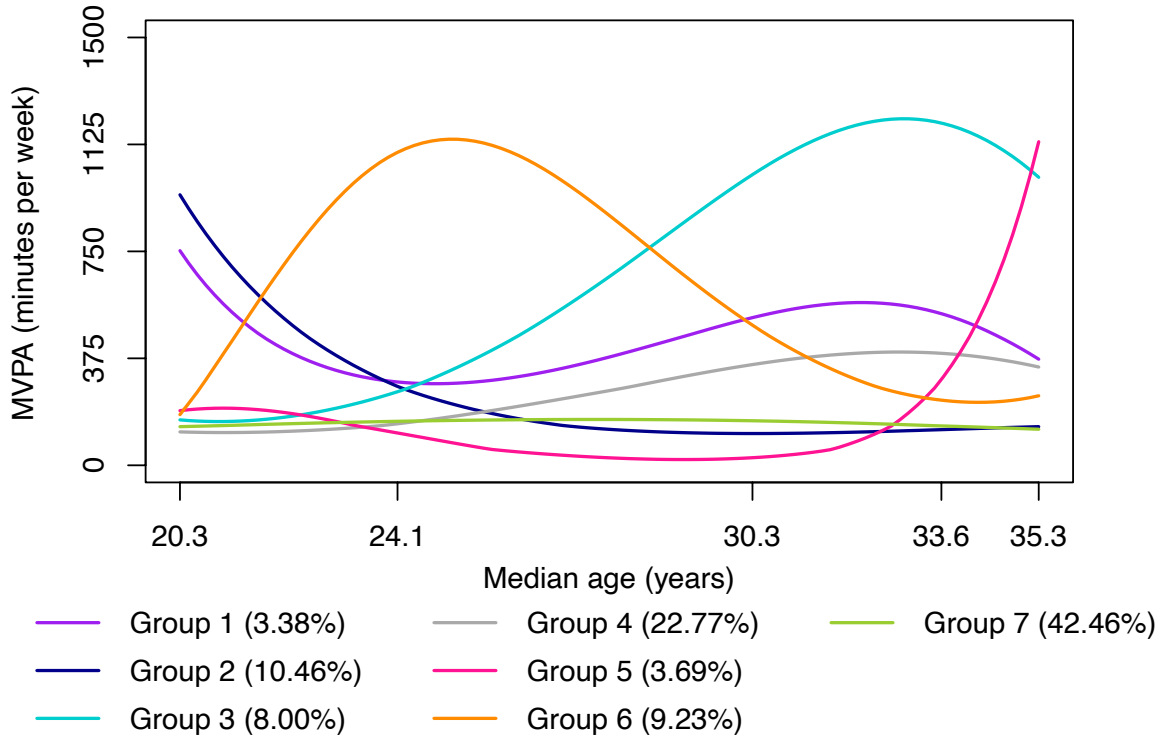
Modèle à cinq groupes :



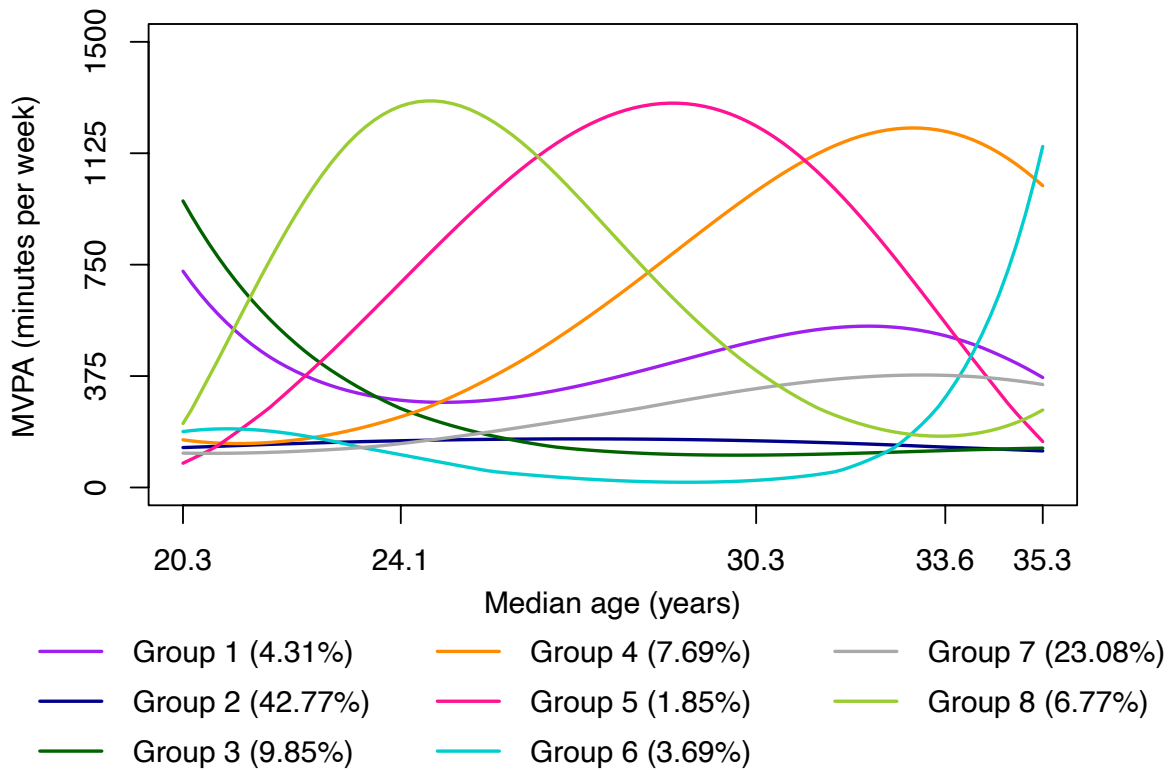
Modèle à six groupes :



Modèle à sept groupes :

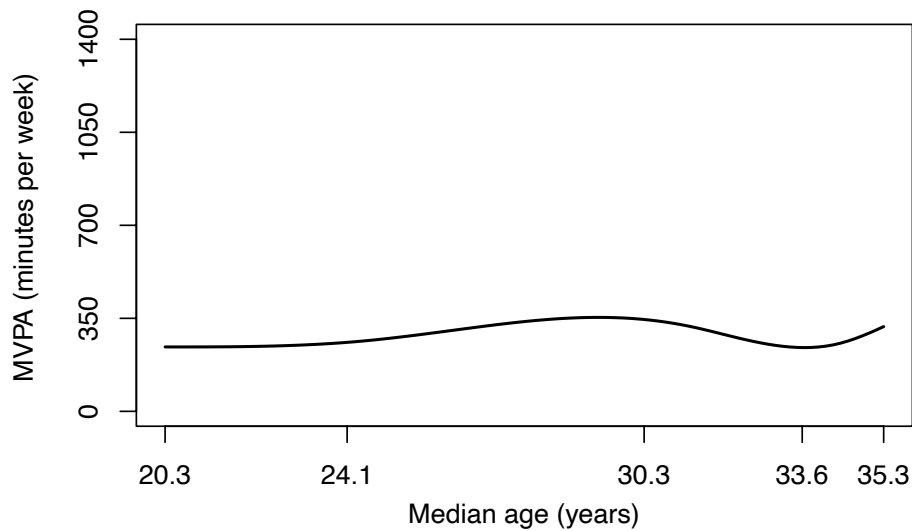


Modèle à huit groupes :

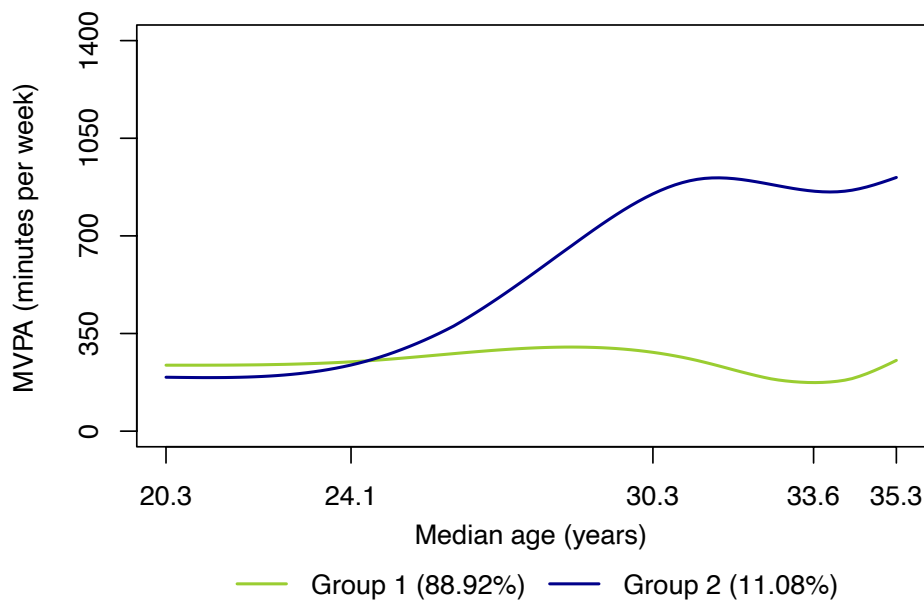


Annexe 11 : Trajectoires d'APMV des hommes prédites par chacun des huit modèles fondés sur le groupement (basés sur des splines cubiques naturelles) estimés pour identifier le nombre optimal de trajectoires

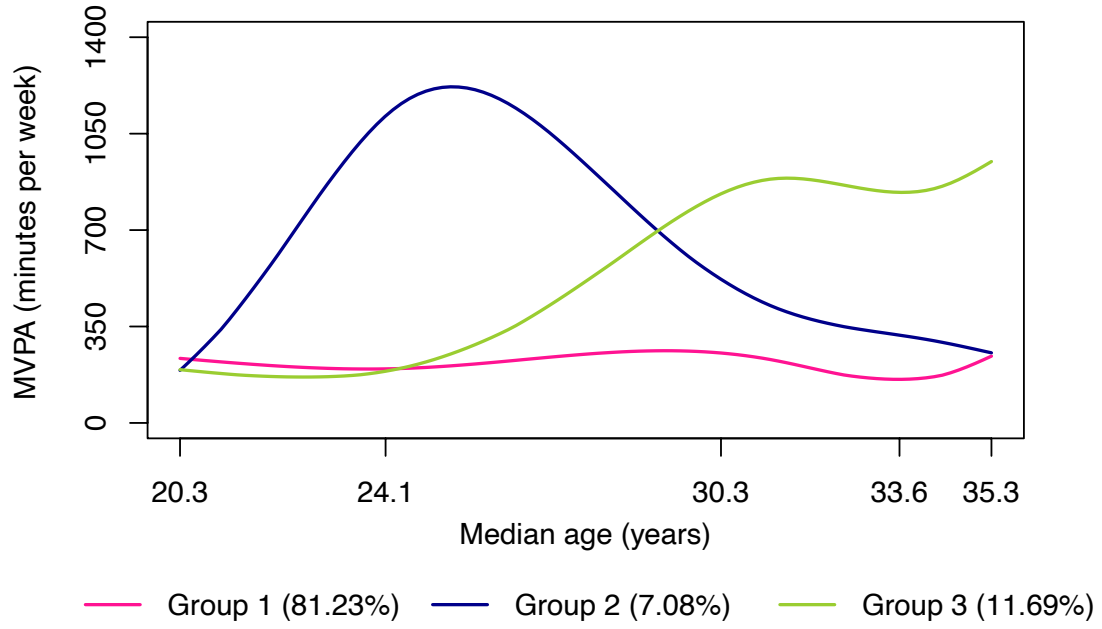
Modèle à un groupe :



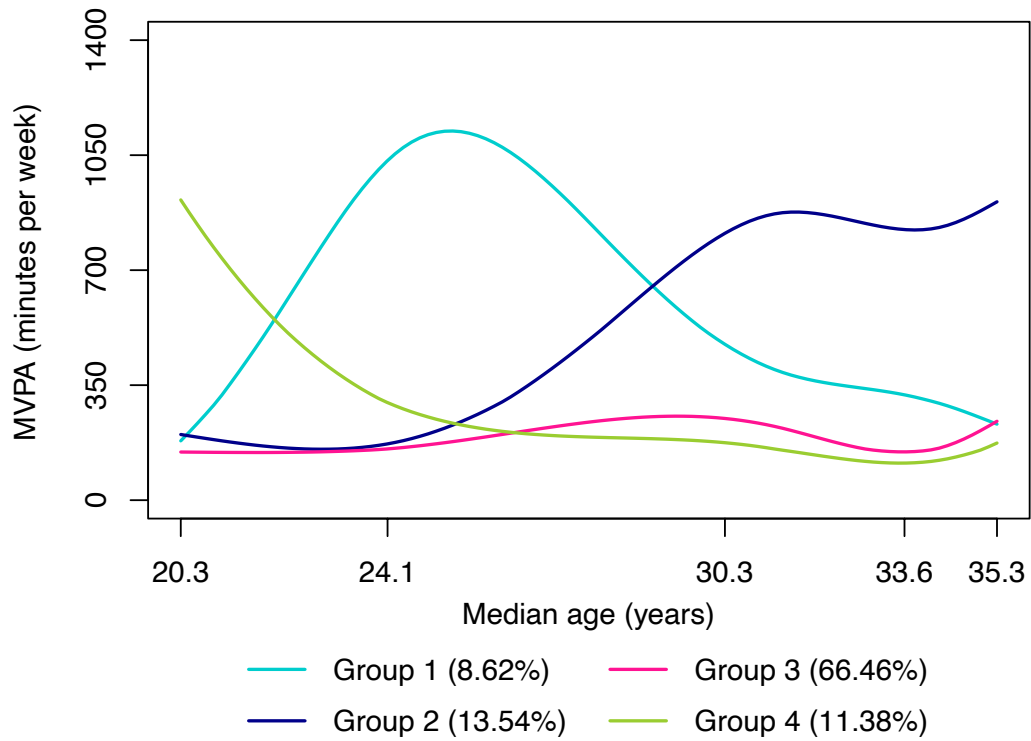
Modèle à deux groupes :



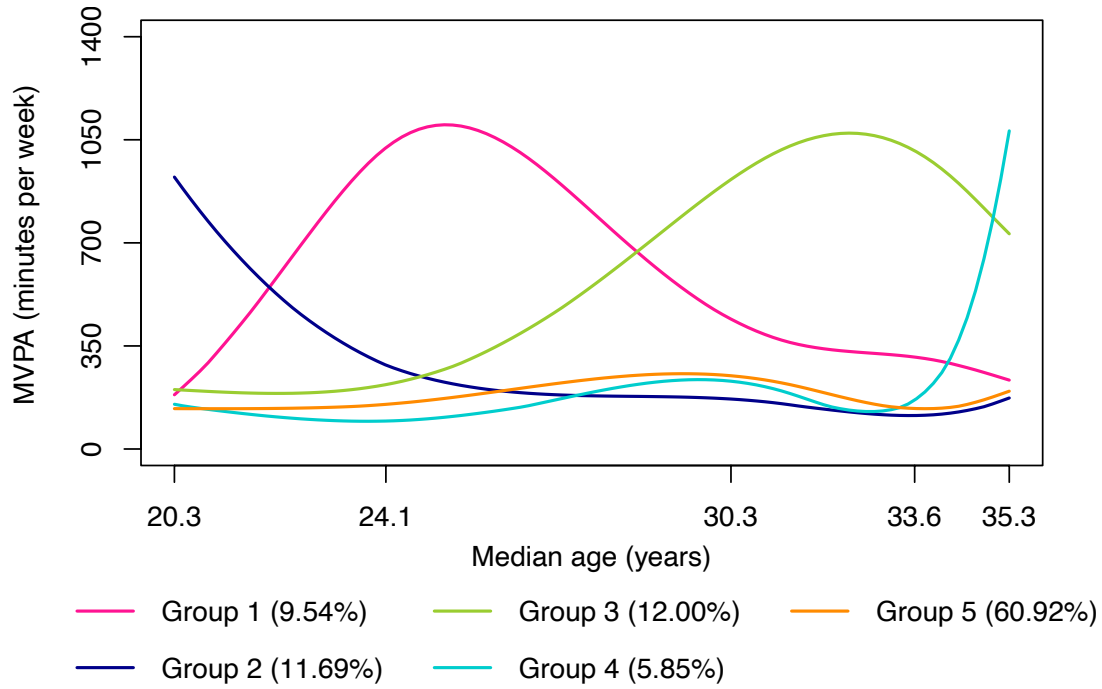
Modèle à trois groupes :



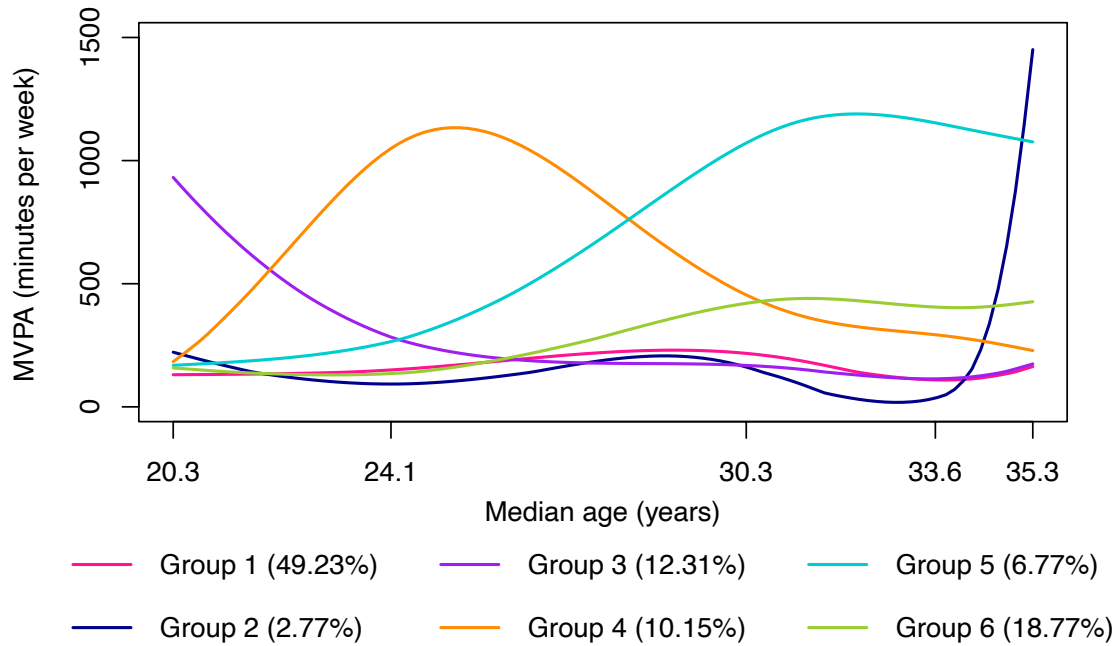
Modèle à quatre groupes :



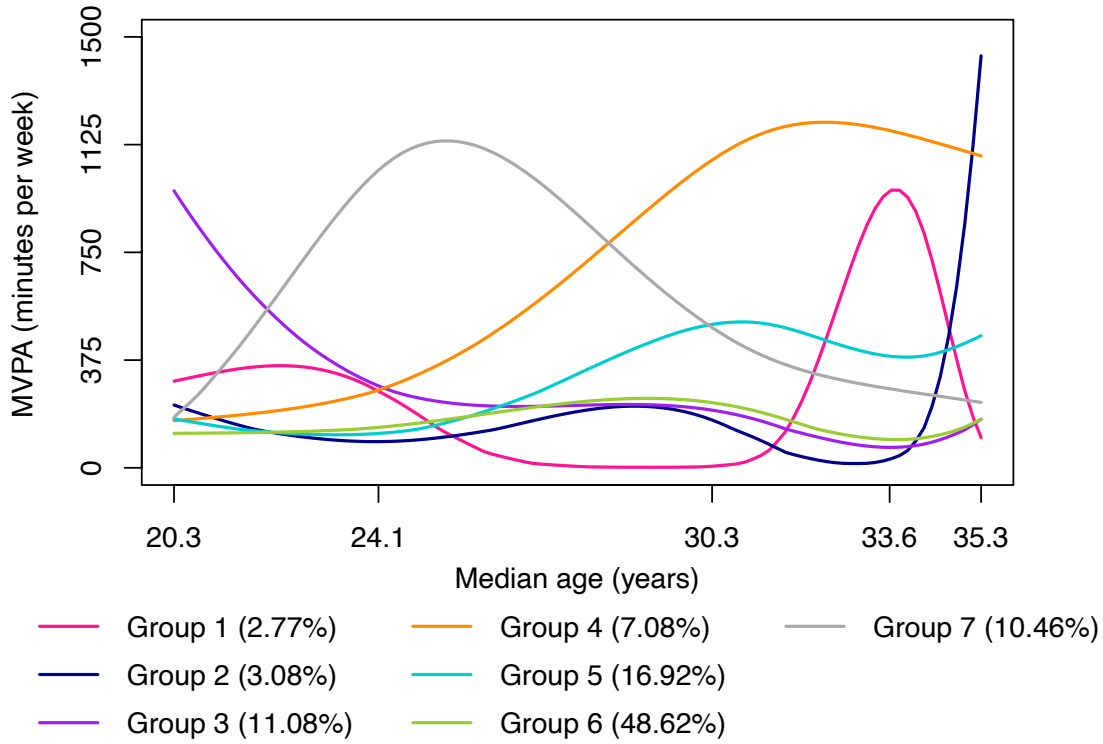
Modèle à cinq groupes :



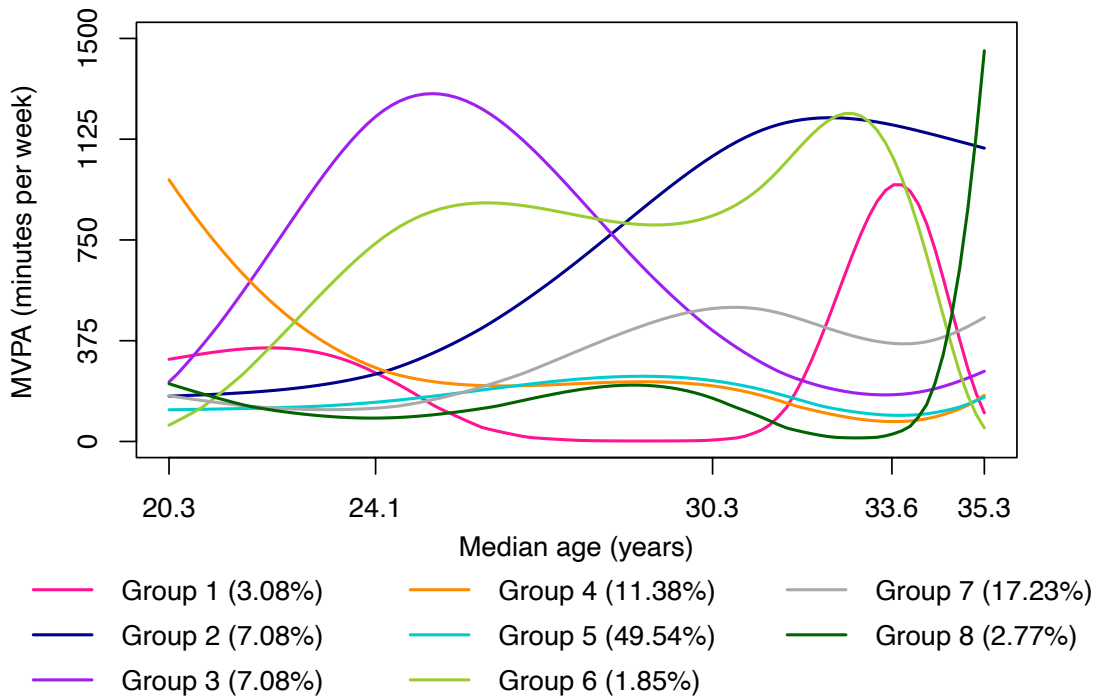
Modèle à six groupes :



Modèle à sept groupes :

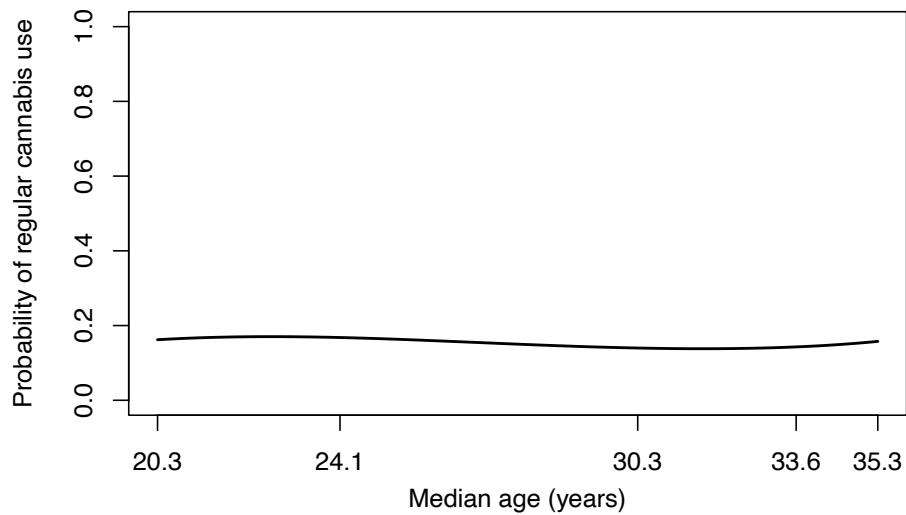


Modèle à huit groupes :

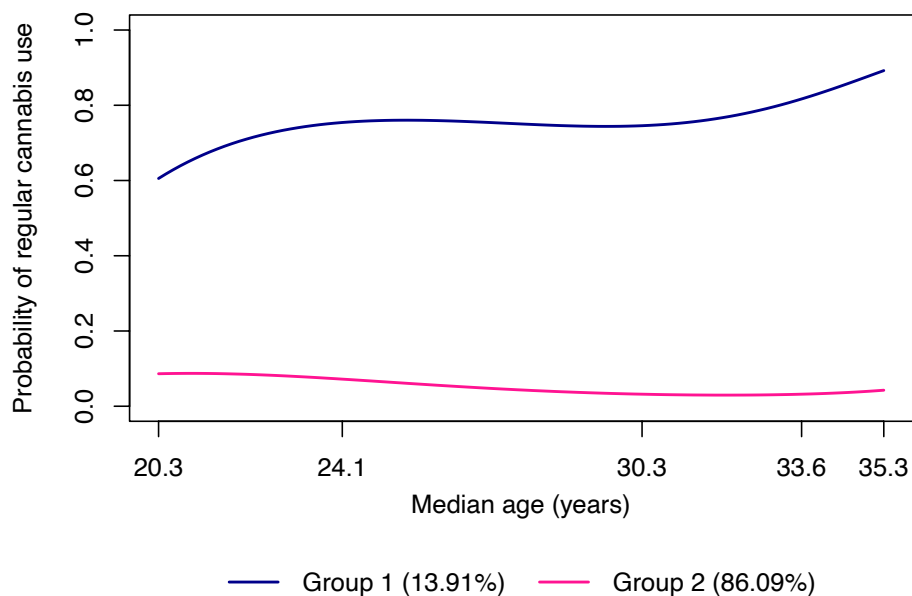


Annexe 12 : Trajectoires d'usage régulier de cannabis des femmes prédites par chacun des cinq modèles fondés sur le groupement (basés sur des polynômes) estimés pour identifier le nombre optimal de trajectoires

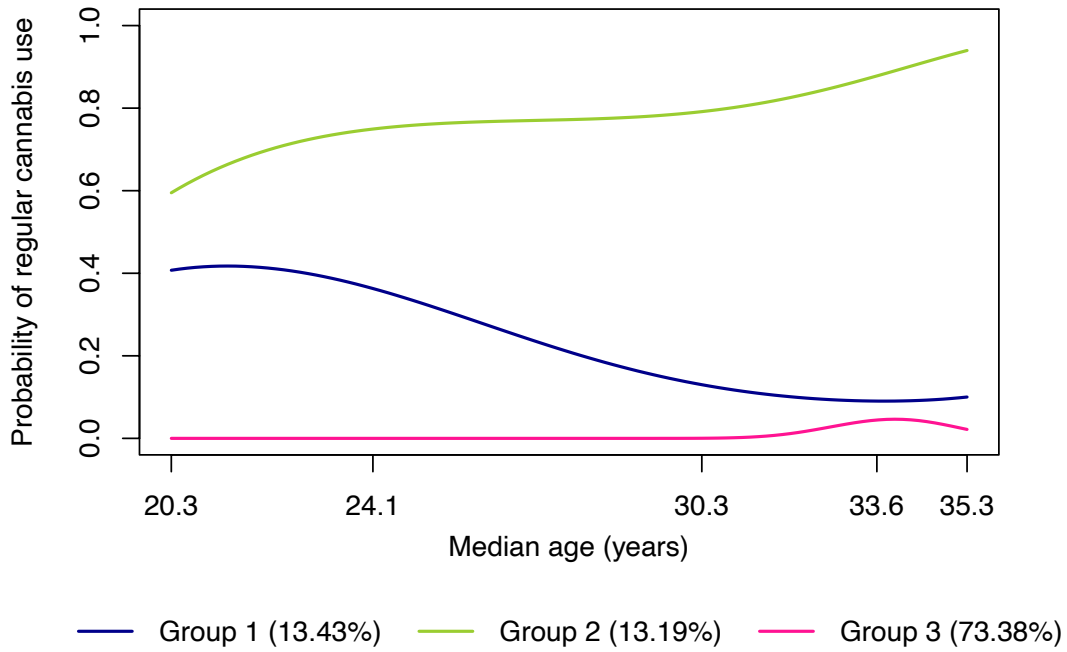
Modèle à un groupe :



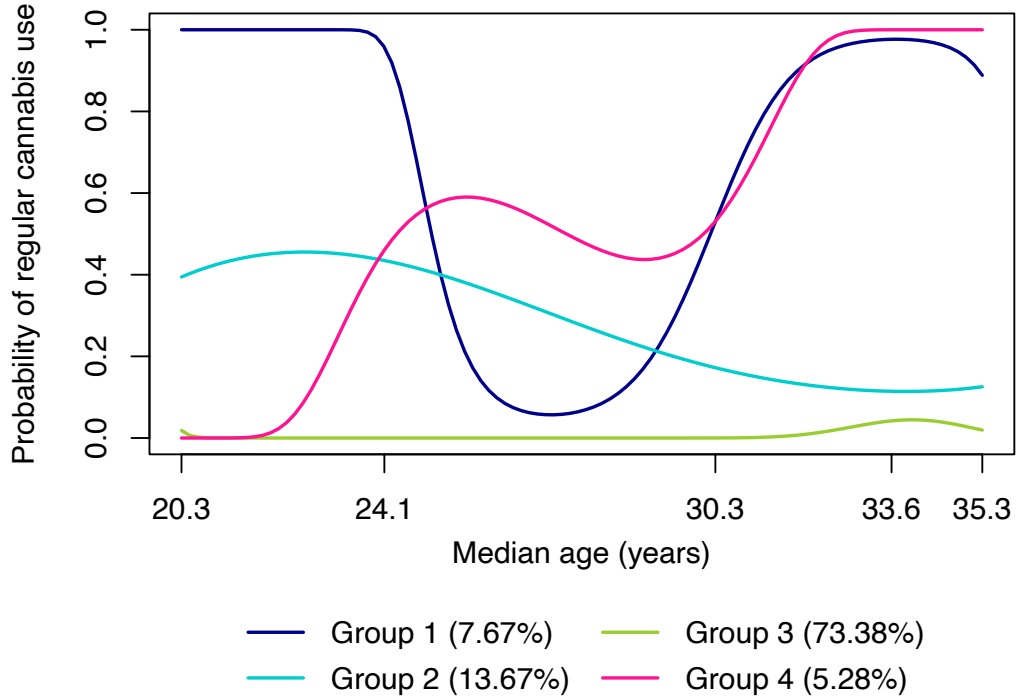
Modèle à deux groupes :



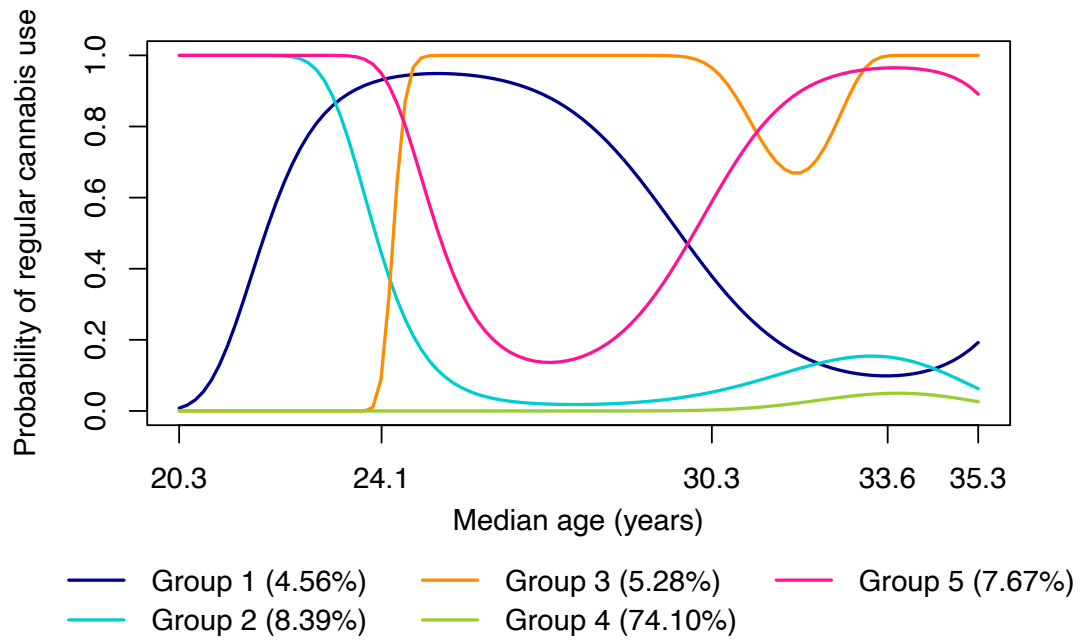
Modèle à trois groupes :



Modèle à quatre groupes :

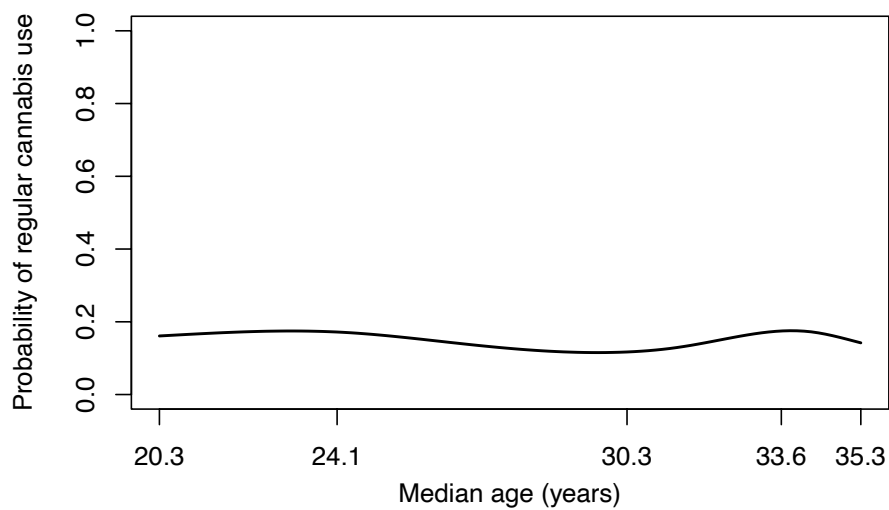


Modèle à cinq groupes :

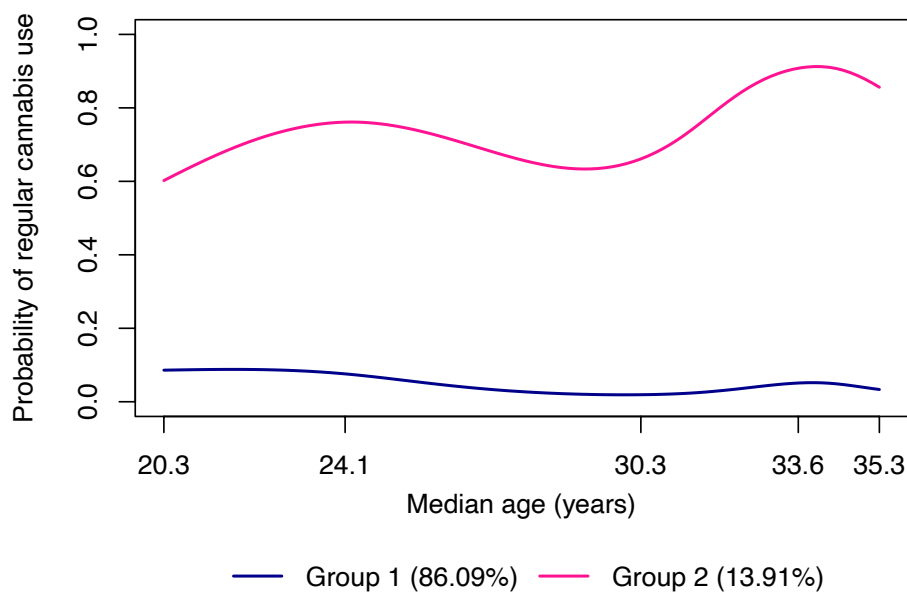


Annexe 13 : Trajectoires d'usage régulier de cannabis des femmes prédites par chacun des cinq modèles fondés sur le groupement (basés sur des splines cubiques naturelles) estimés pour identifier le nombre optimal de trajectoires

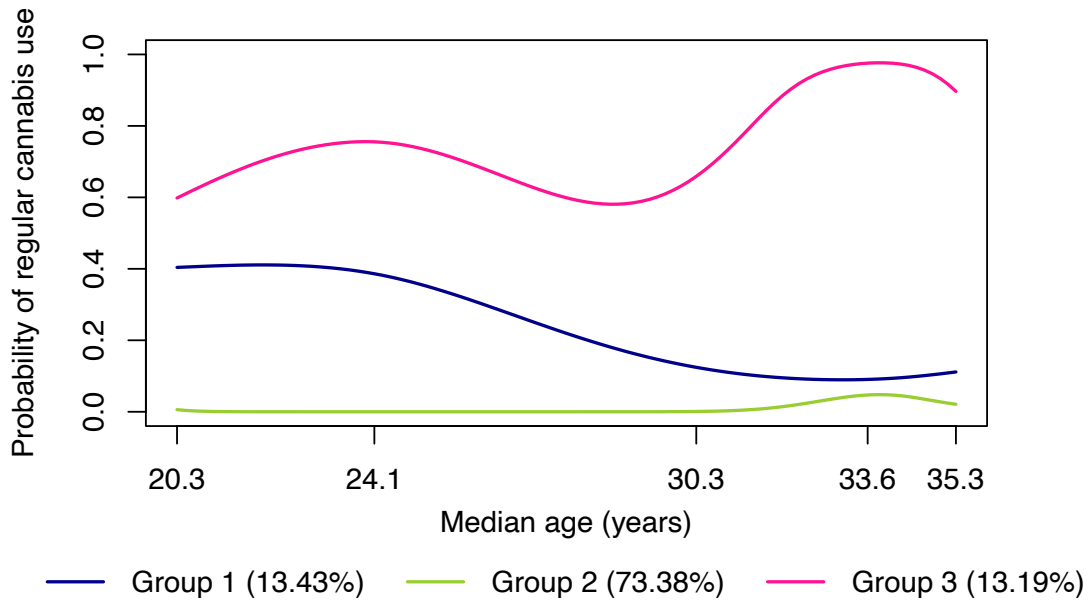
Modèle à un groupe :



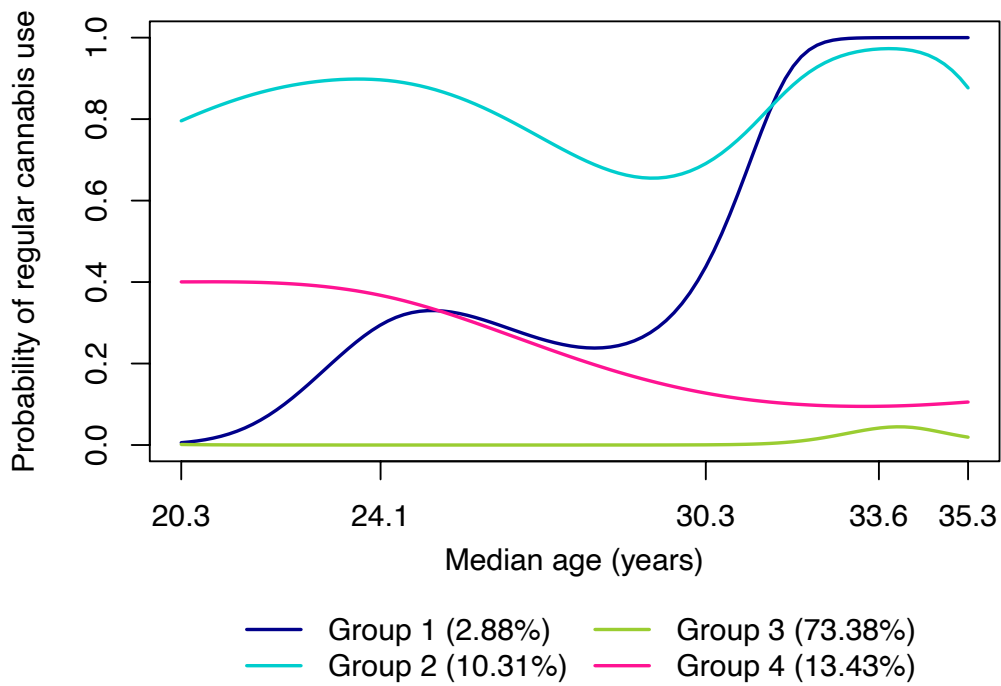
Modèle à deux groupes :



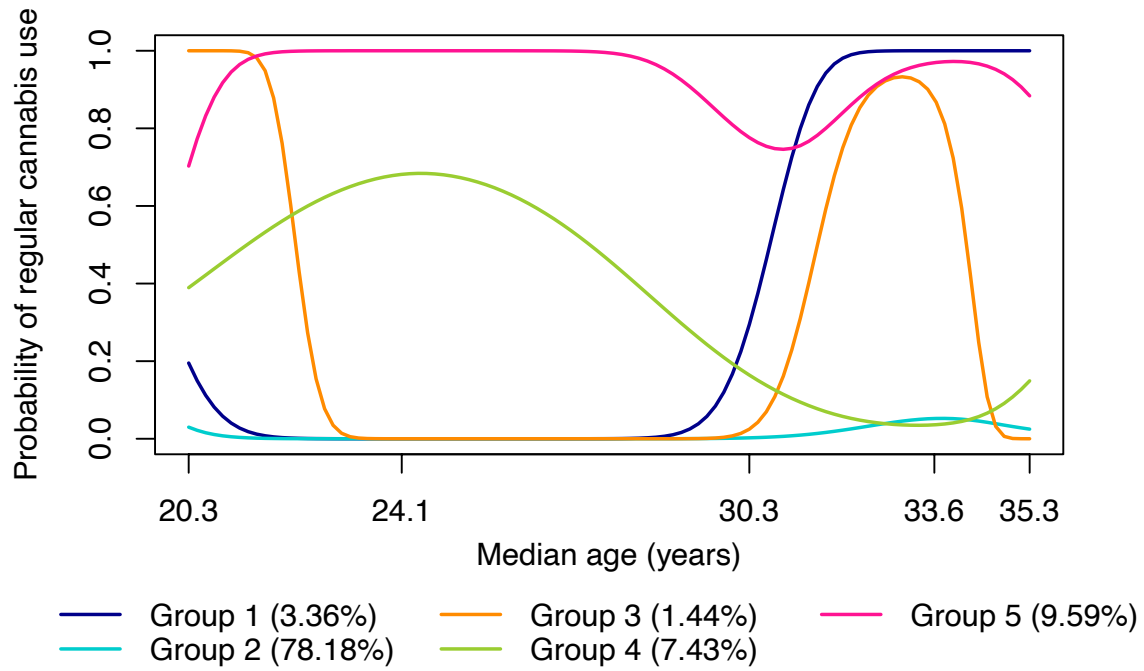
Modèle à trois groupes :



Modèle à quatre groupes :

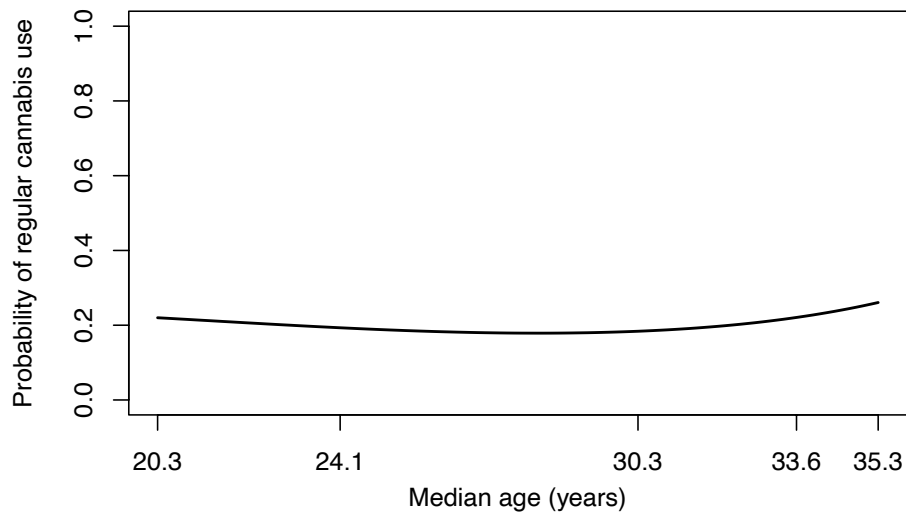


Modèle à cinq groupes :

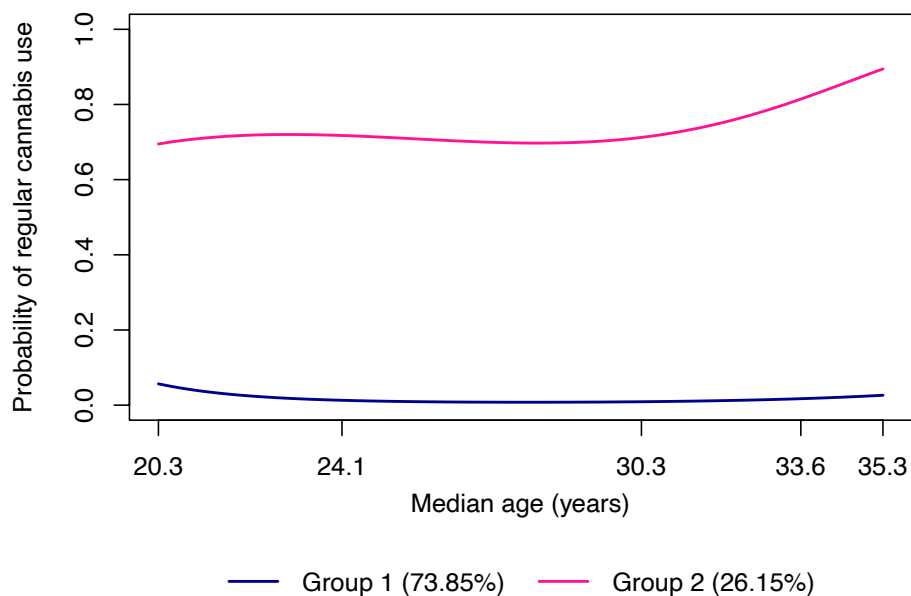


Annexe 14 : Trajectoires d'usage régulier de cannabis des hommes prédites par chacun des cinq modèles fondés sur le groupement (basés sur des polynômes) estimés pour identifier le nombre optimal de trajectoires

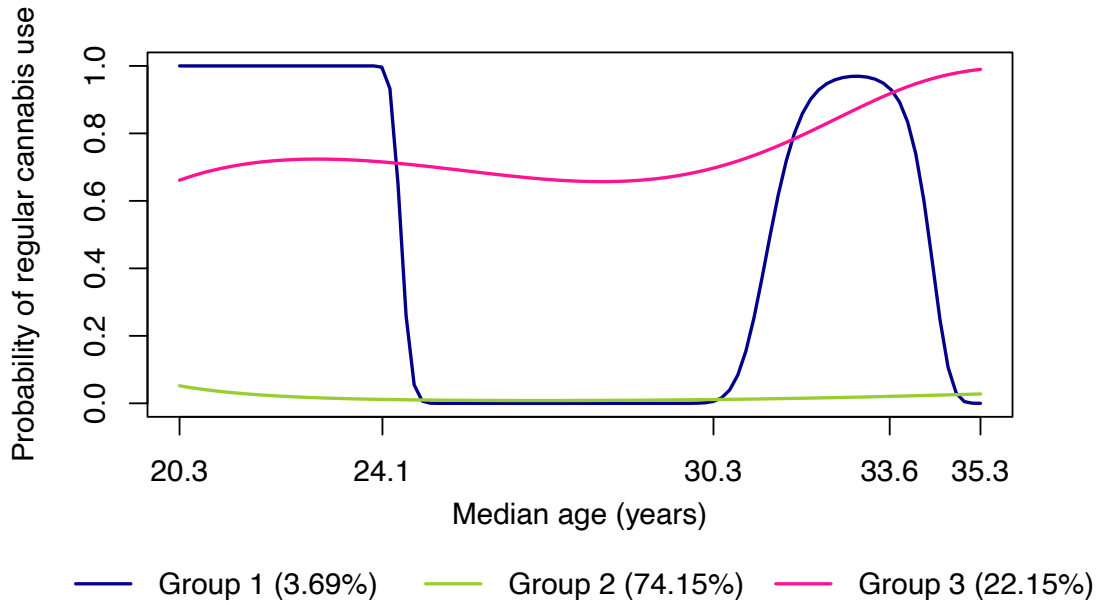
Modèle à un groupe :



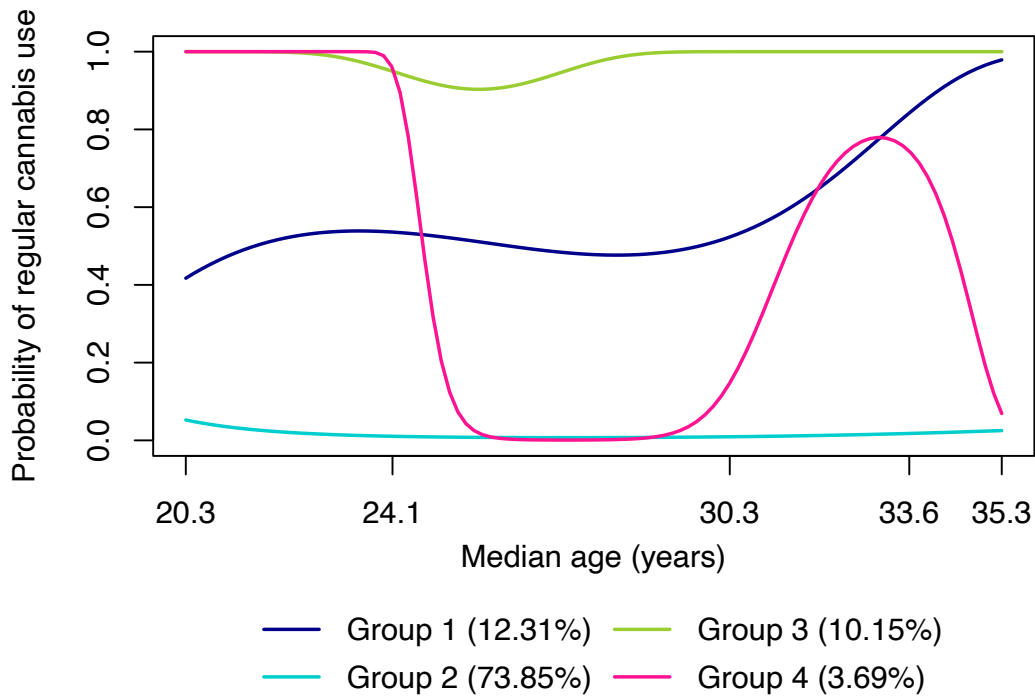
Modèle à deux groupes :



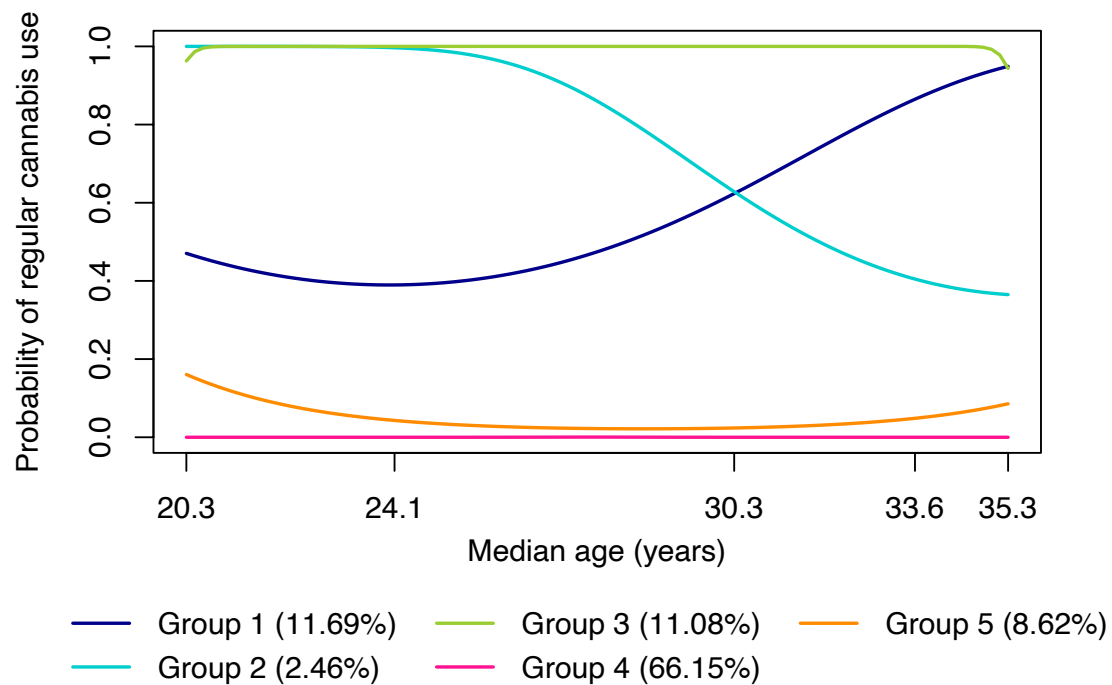
Modèle à trois groupes :



Modèle à quatre groupes :

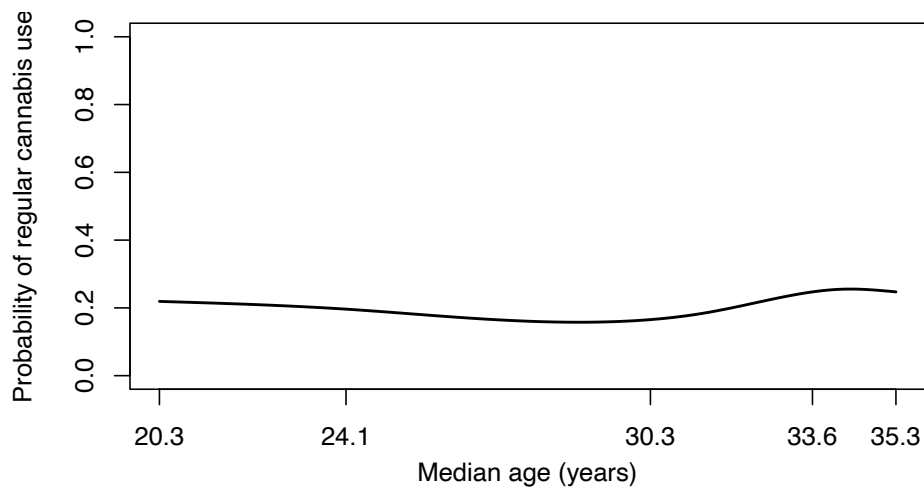


Modèle à cinq groupes :

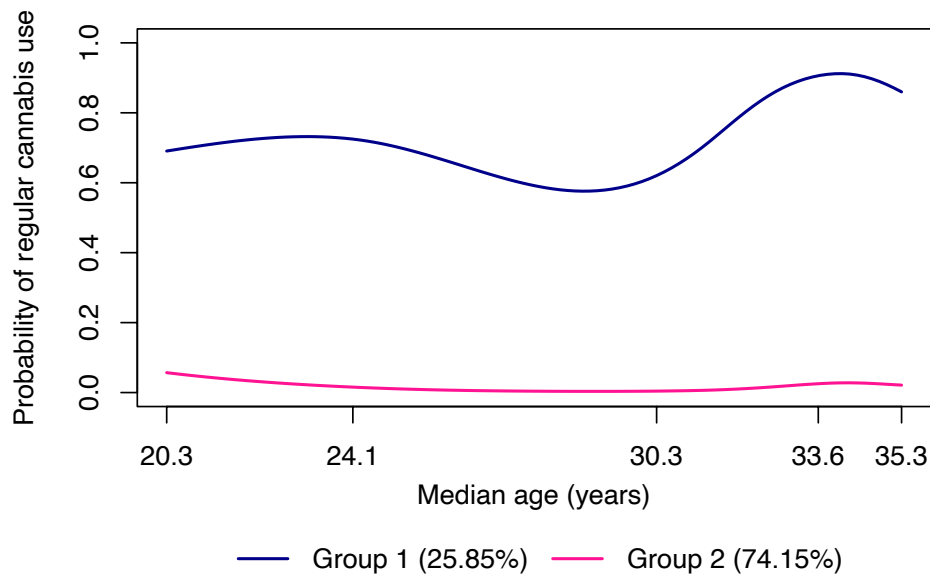


Annexe 15 : Trajectoires d'usage régulier de cannabis des hommes prédites par chacun des quatre modèles fondés sur le groupement (basés sur des splines cubiques naturelles) estimés pour identifier le nombre optimal de trajectoires

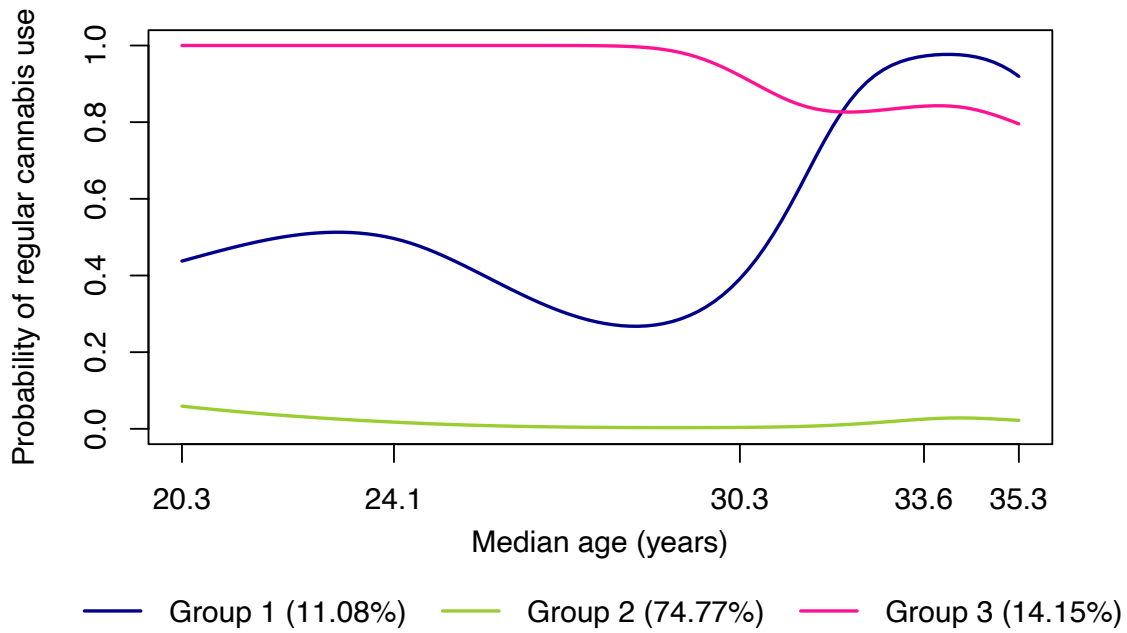
Modèle à un groupe :



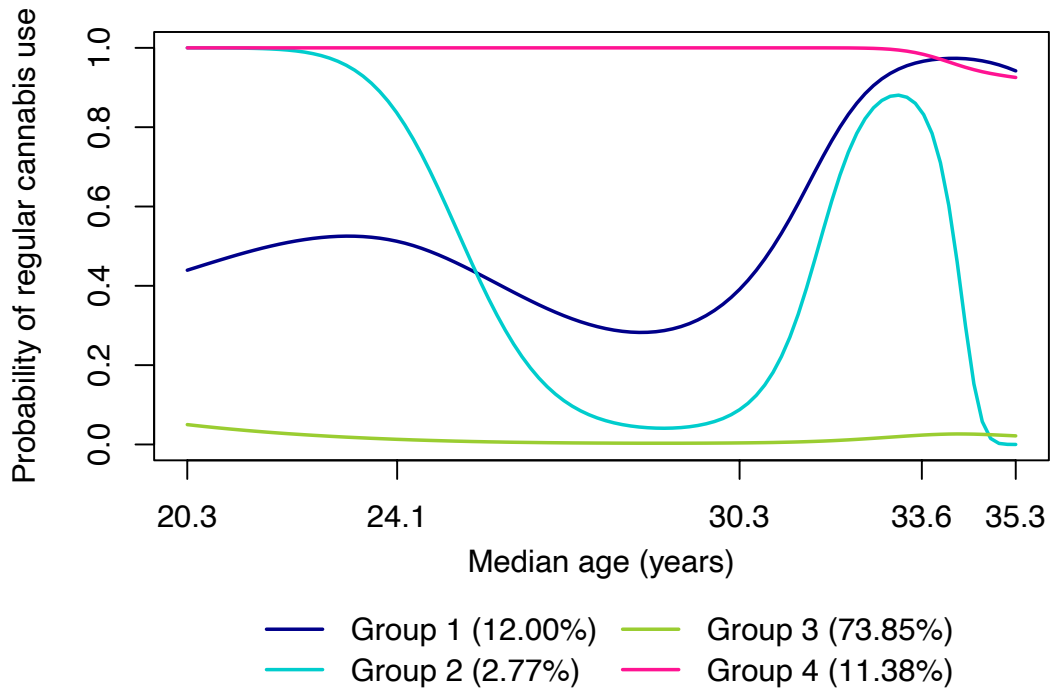
Modèle à deux groupes :



Modèle à trois groupes :

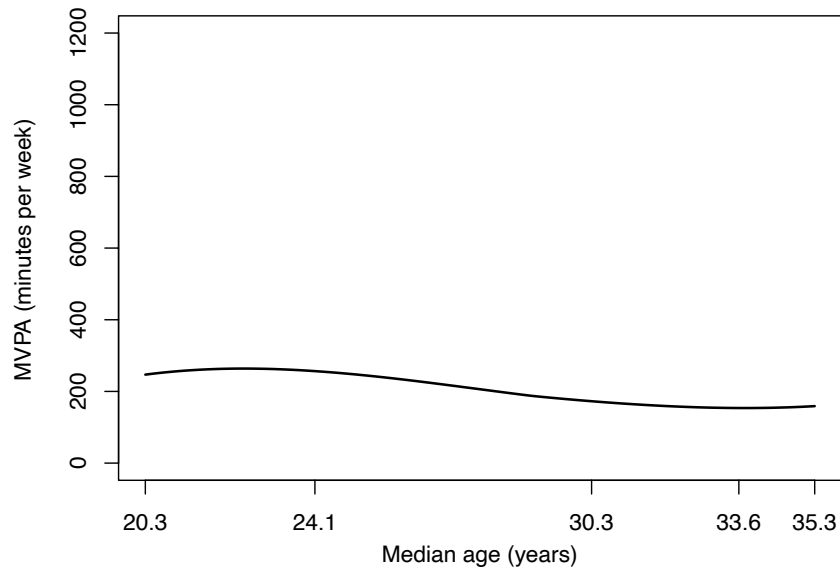


Modèle à quatre groupes :

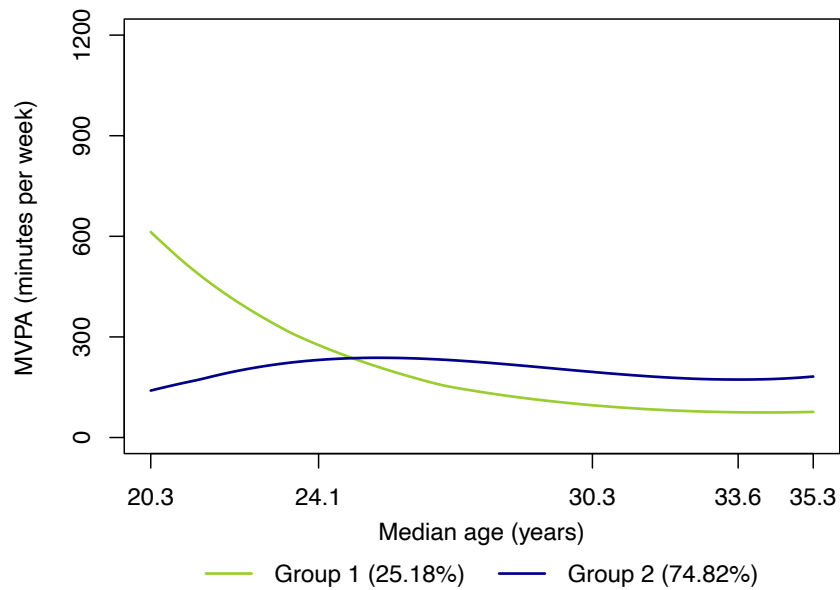


Annexe 16 : Trajectoires d'APMV des femmes prédites par chacun des huit modèles de mélange de croissance (basés sur des polynômes) estimés pour identifier le nombre optimal de trajectoires

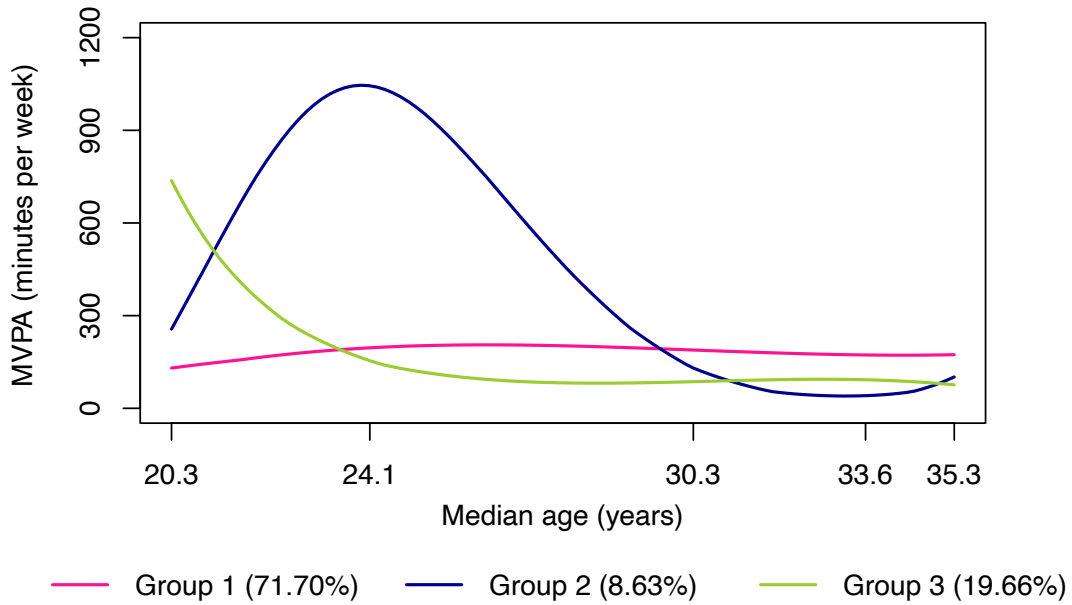
Modèle à un groupe :



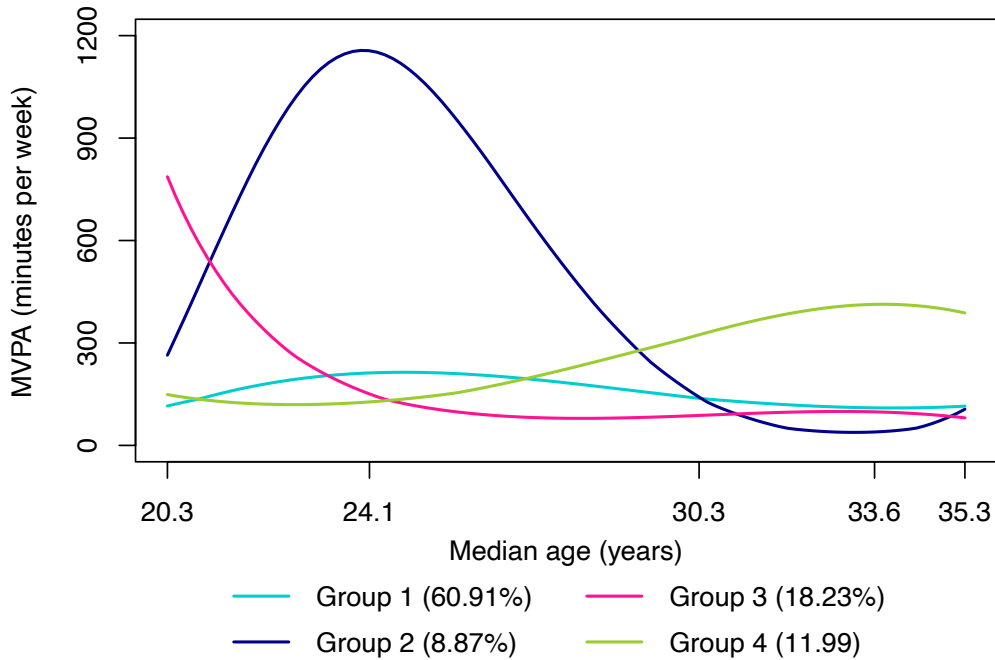
Modèle à deux groupes :



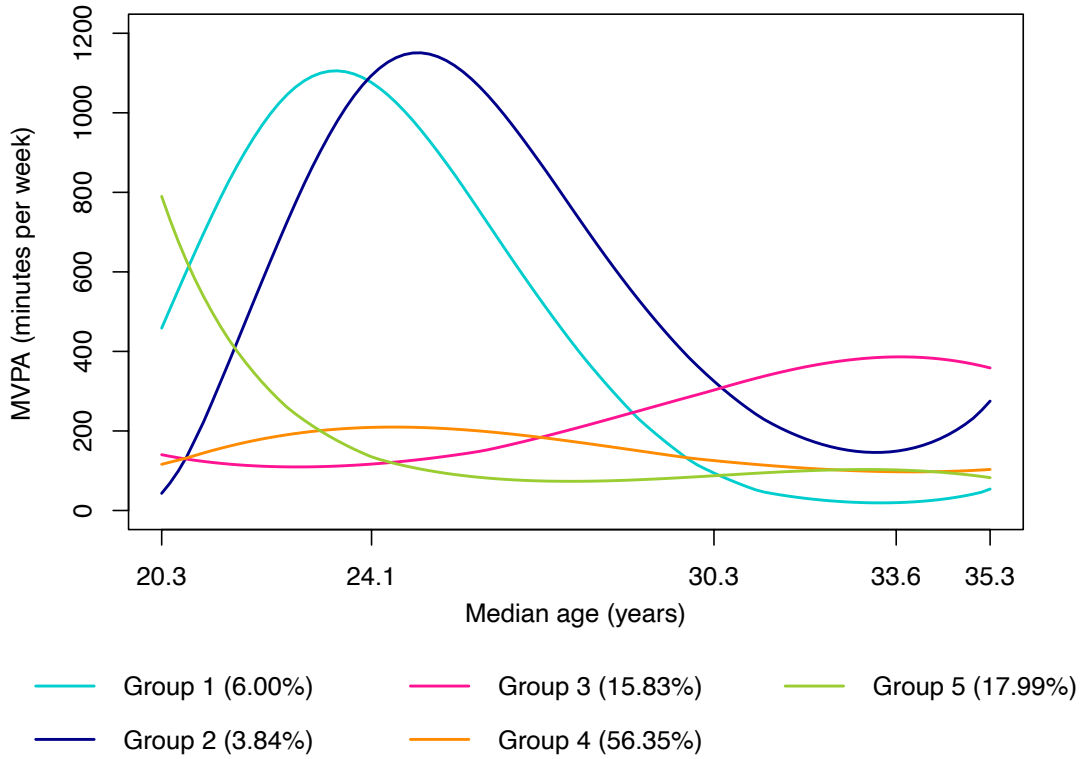
Modèle à trois groupes :



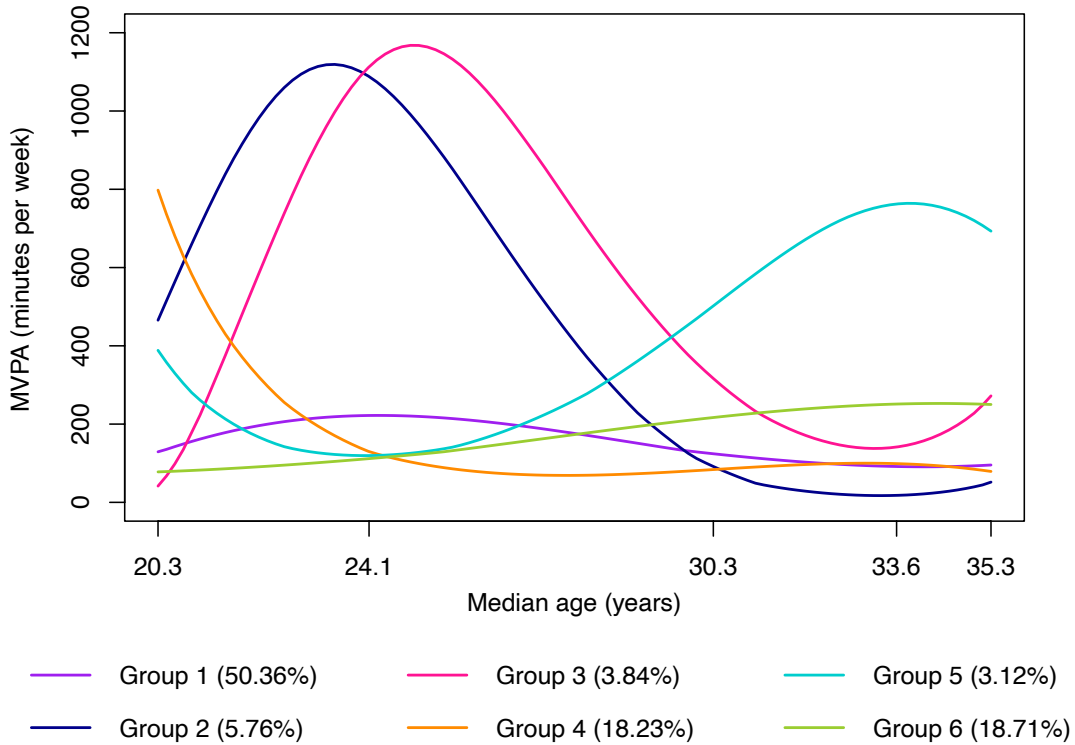
Modèle à quatre groupes :



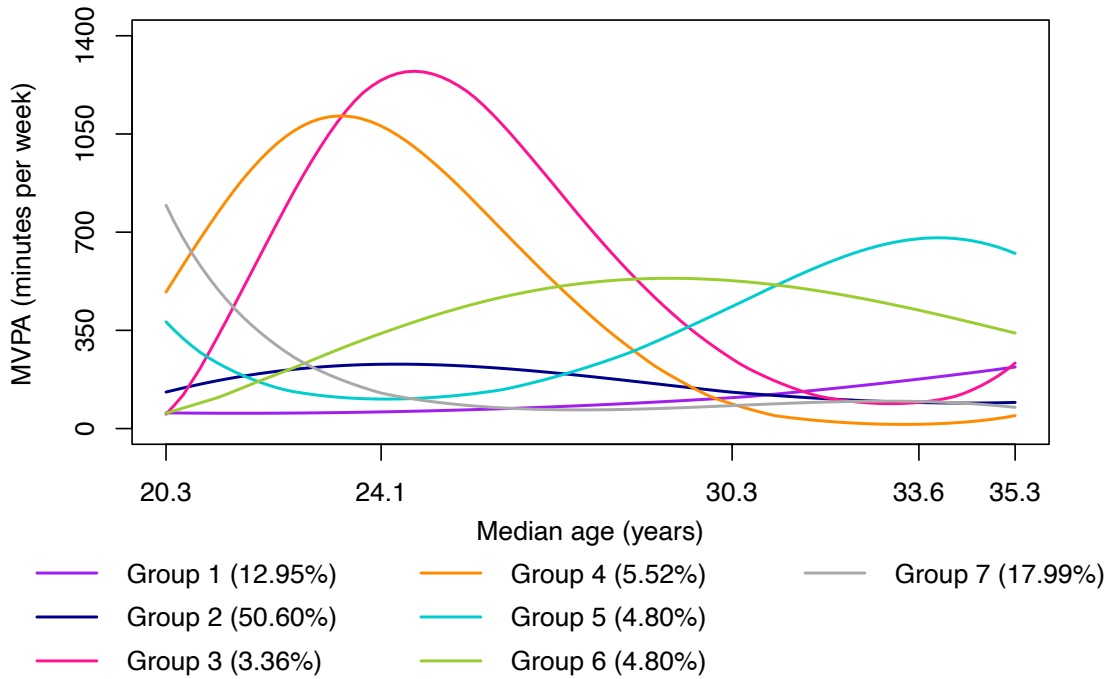
Modèle à cinq groupes :



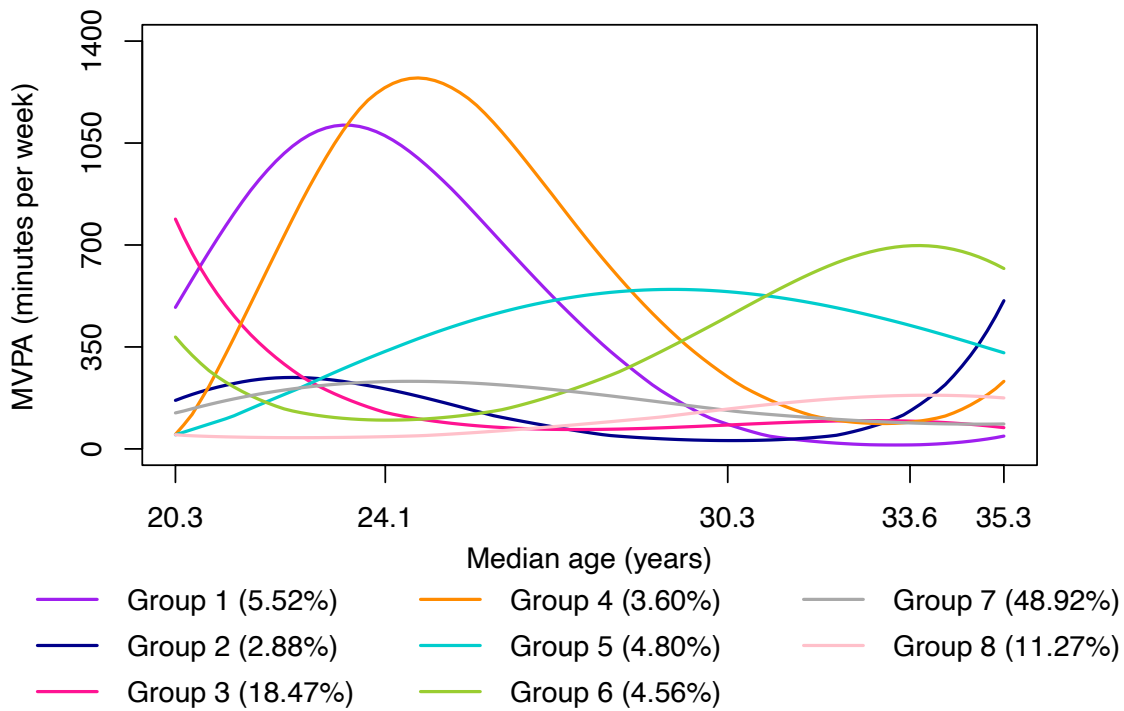
Modèle à six groupes :



Modèle à sept groupes :

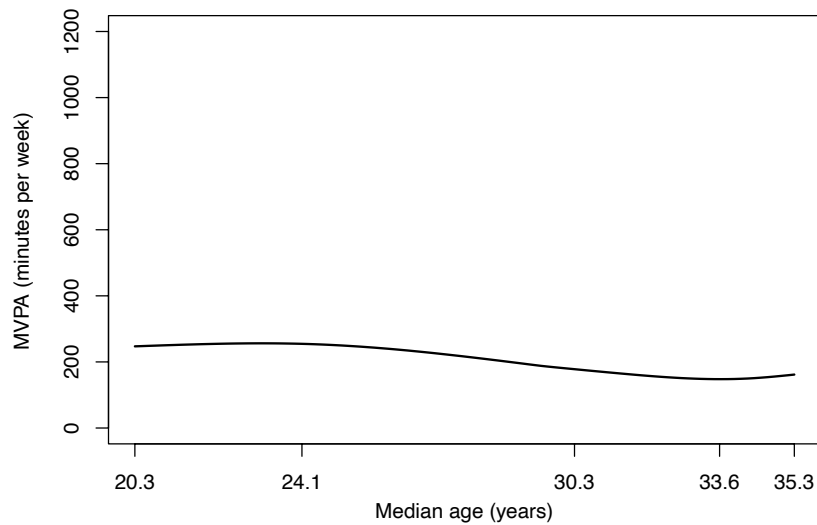


Modèle à huit groupes :

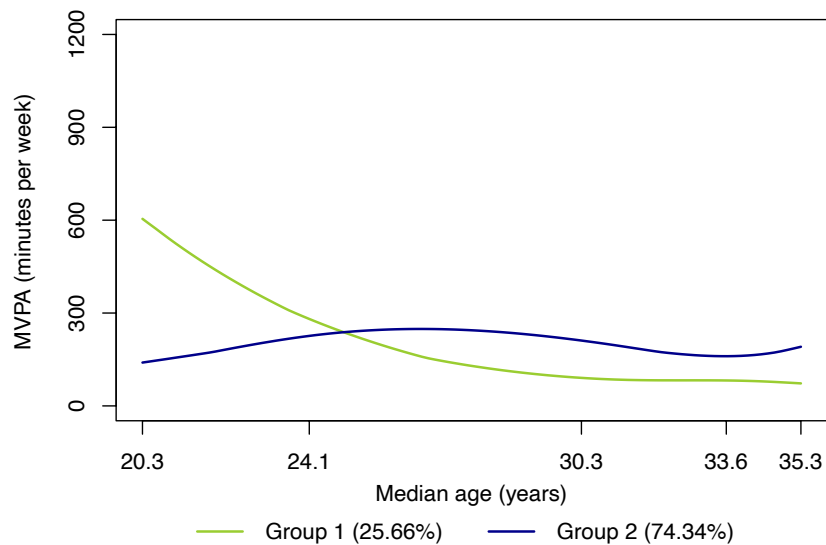


Annexe 17 : Trajectoires d'APMV des femmes prédites par chacun des huit modèles de mélange de croissance (basés sur des splines cubiques naturelles) estimés pour identifier le nombre optimal de trajectoires

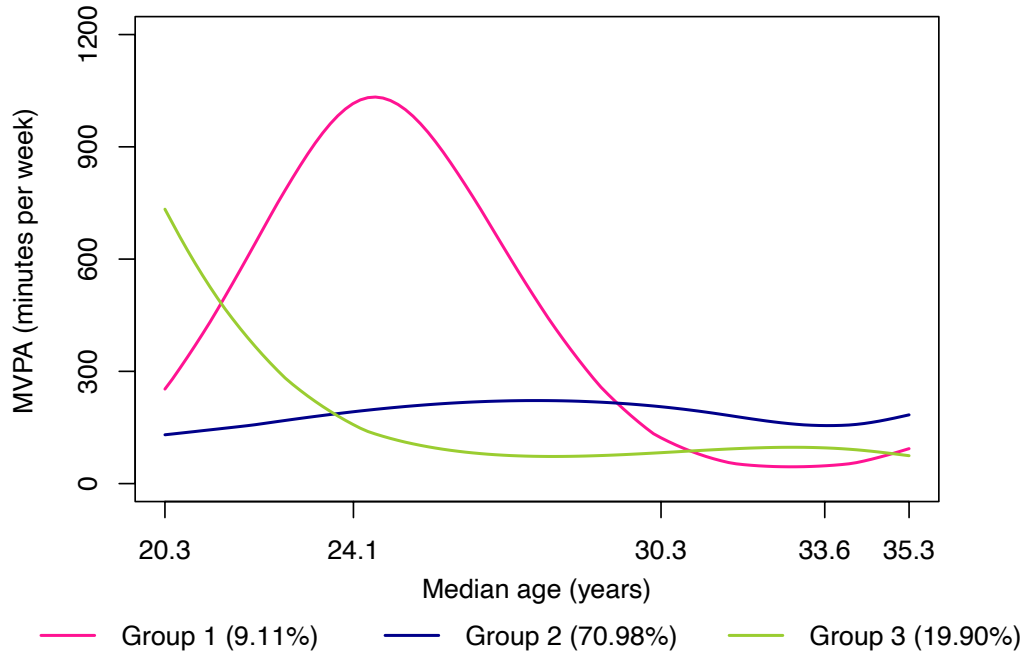
Modèle à un groupe :



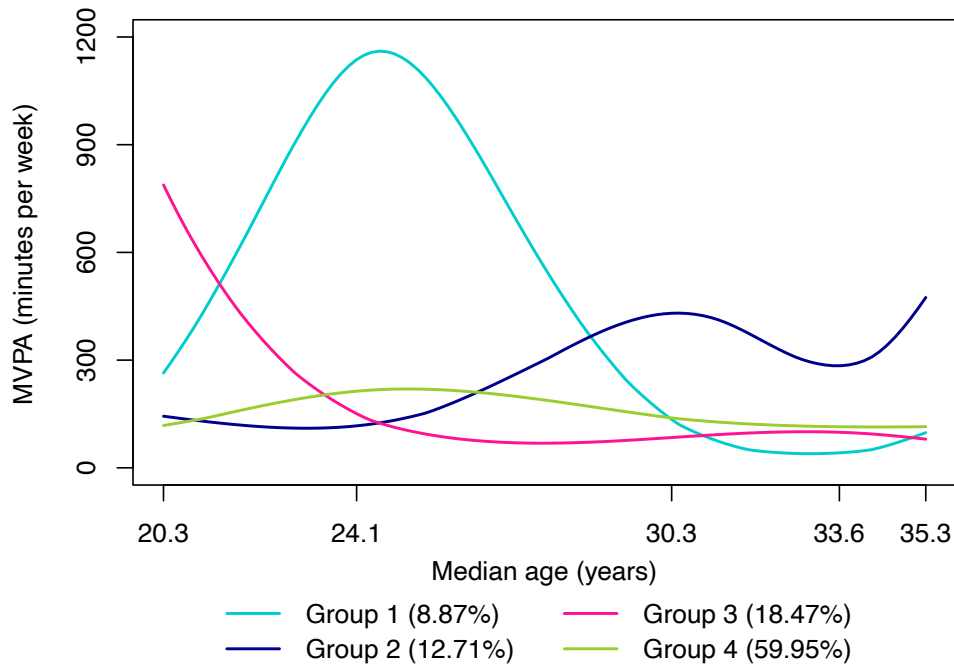
Modèle à deux groupes :



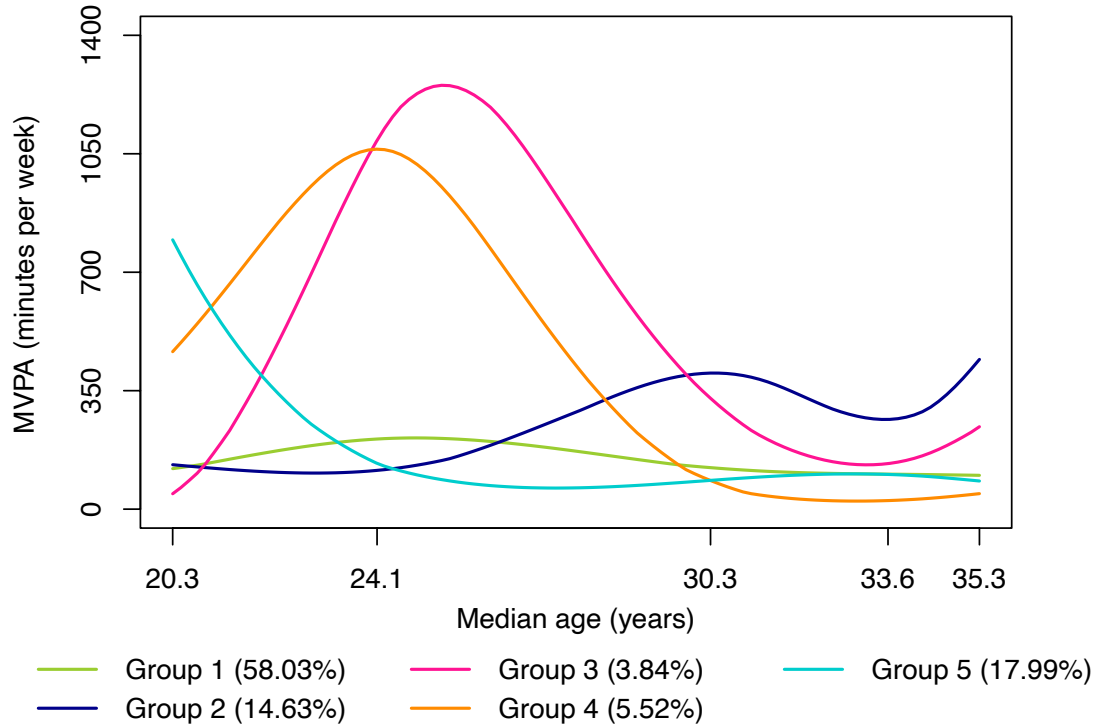
Modèle à trois groupes :



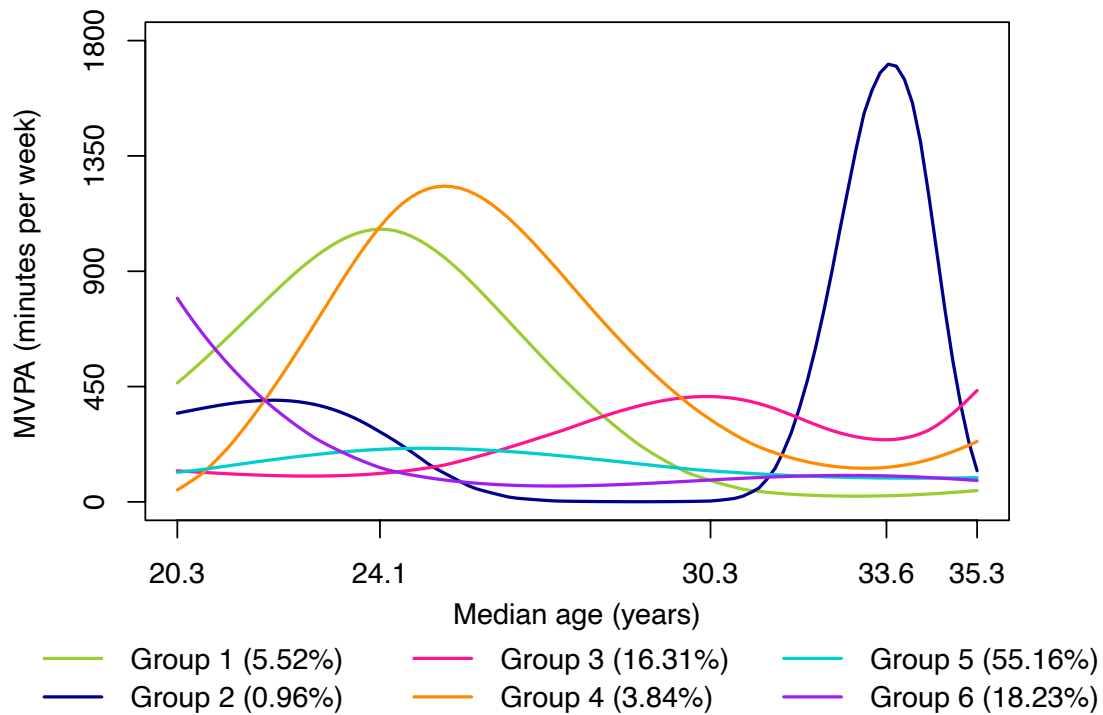
Modèle à quatre groupes :



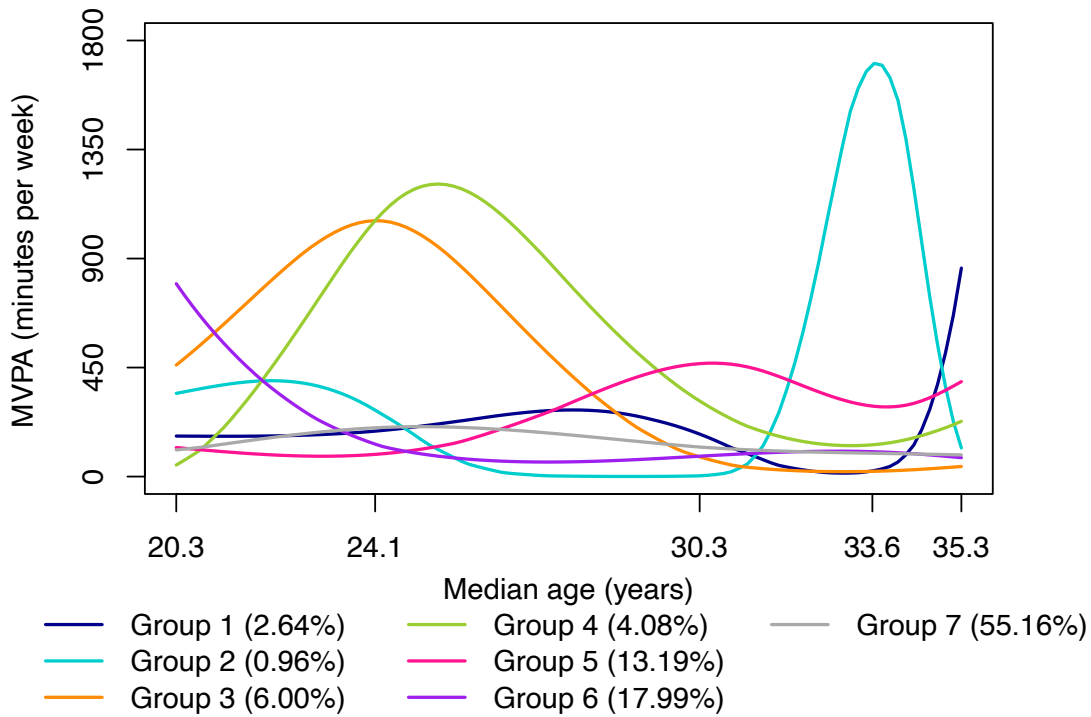
Modèle à cinq groupes :



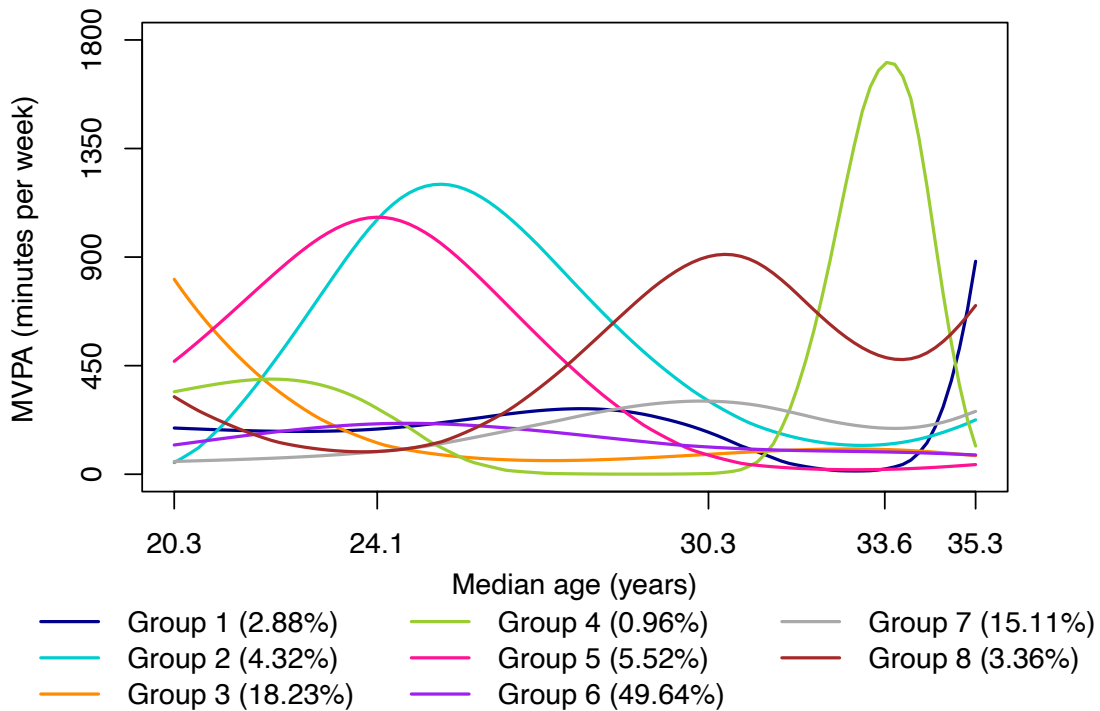
Modèle à six groupes :



Modèle à sept groupes :

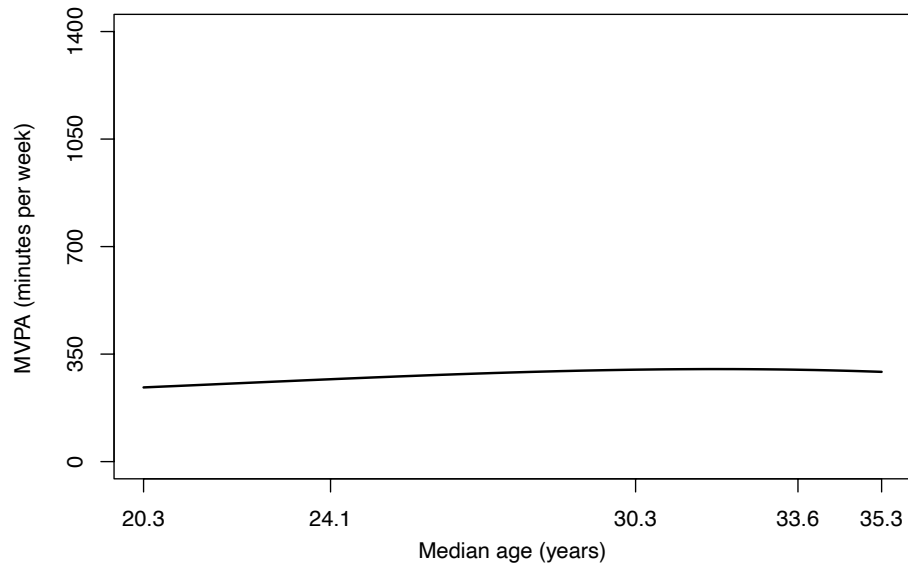


Modèle à huit groupes :

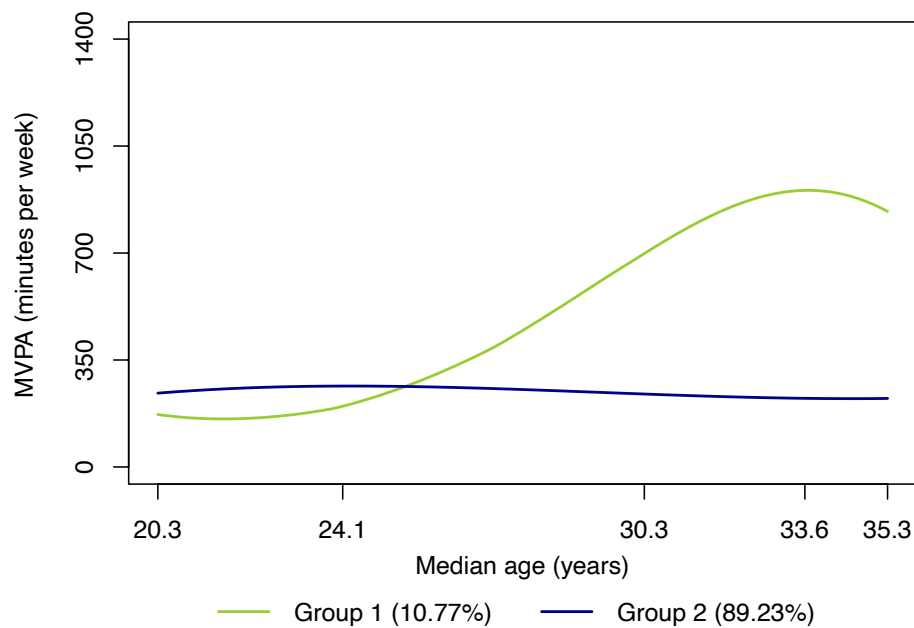


Annexe 18 : Trajectoires d'APMV des hommes prédites par chacun des huit modèles de mélange de croissance (basés sur des polynômes) estimés pour identifier le nombre optimal de trajectoires

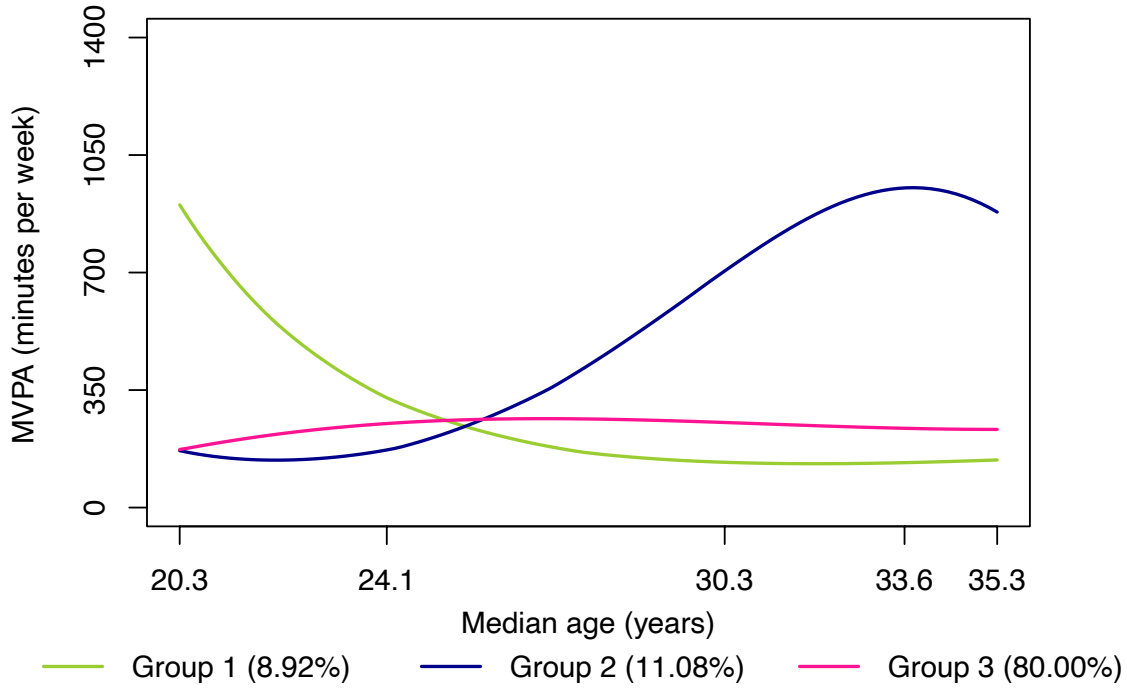
Modèle à un groupe :



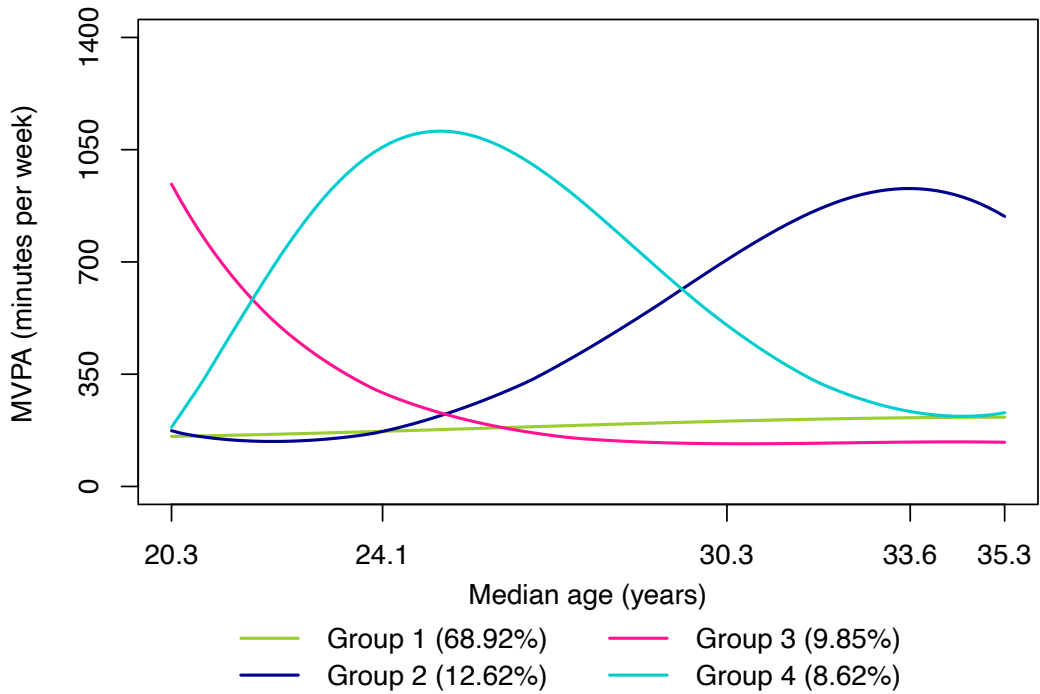
Modèle à deux groupes :



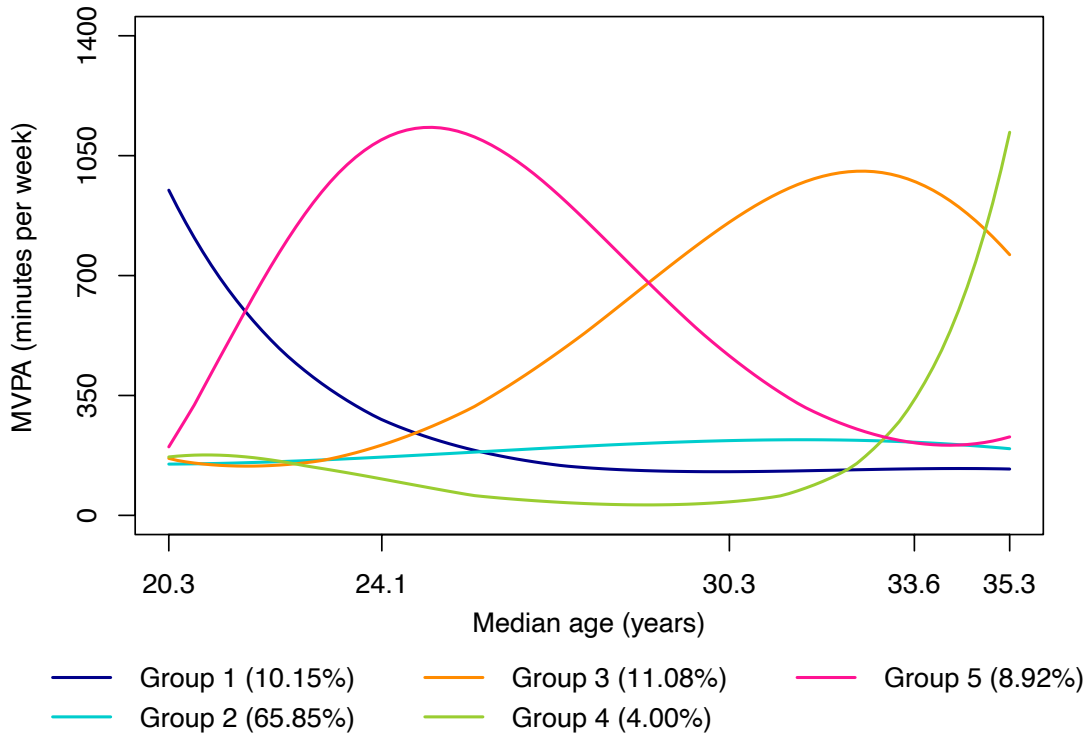
Modèle à trois groupes :



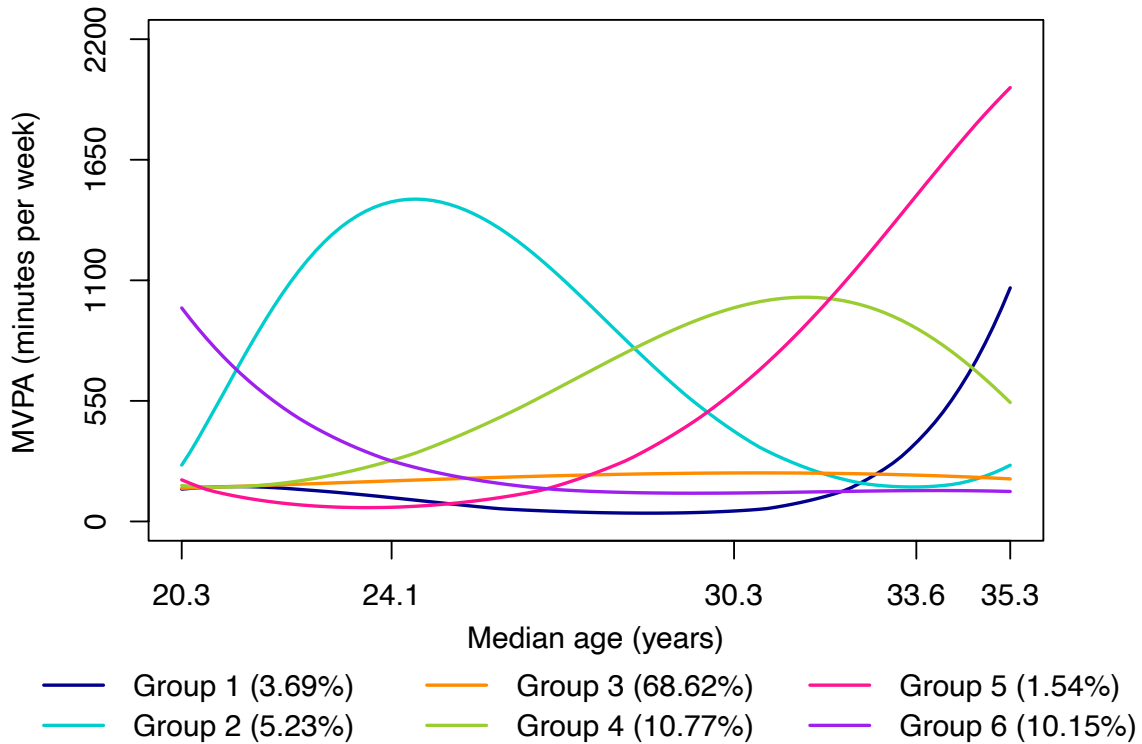
Modèle à quatre groupes :



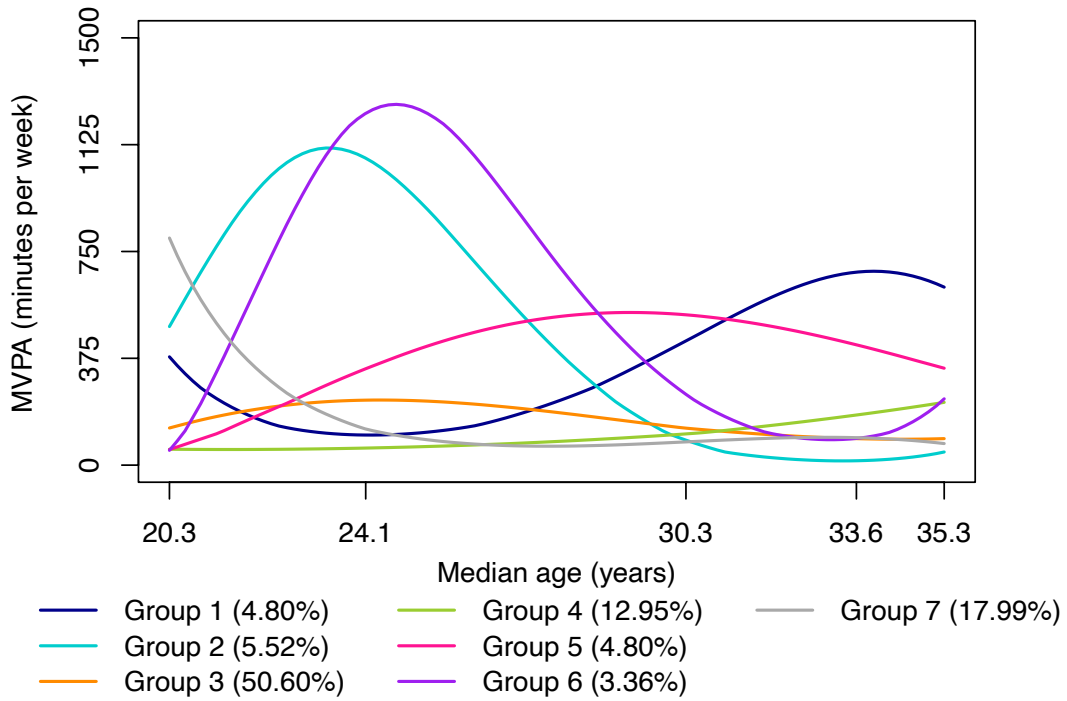
Modèle à cinq groupes :



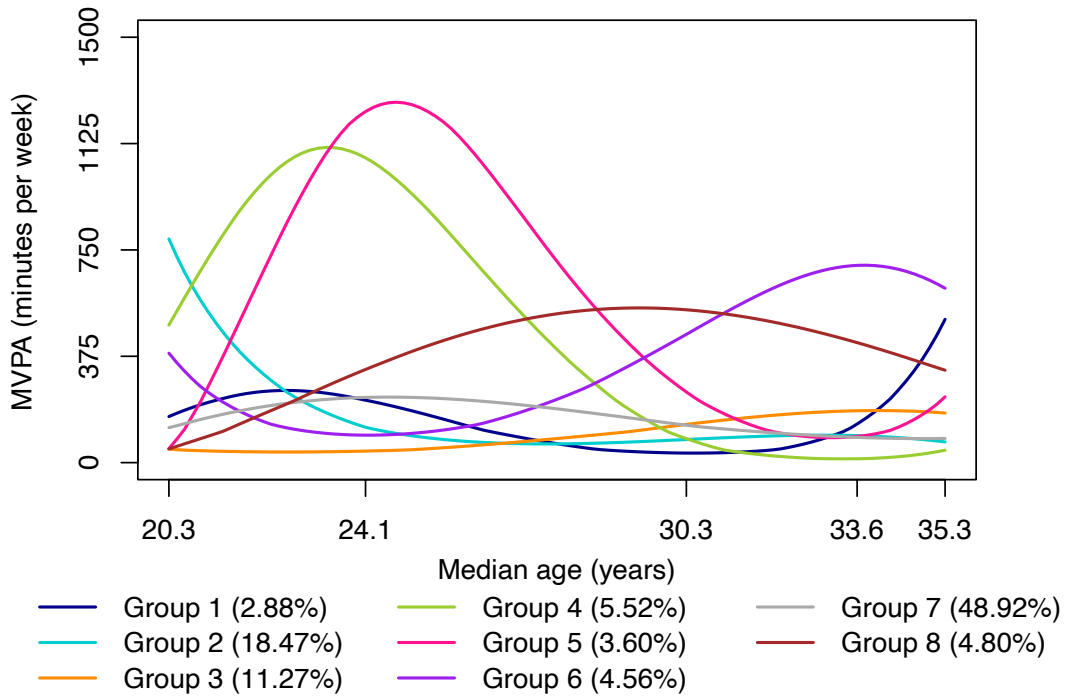
Modèle à six groupes :



Modèle à sept groupes :

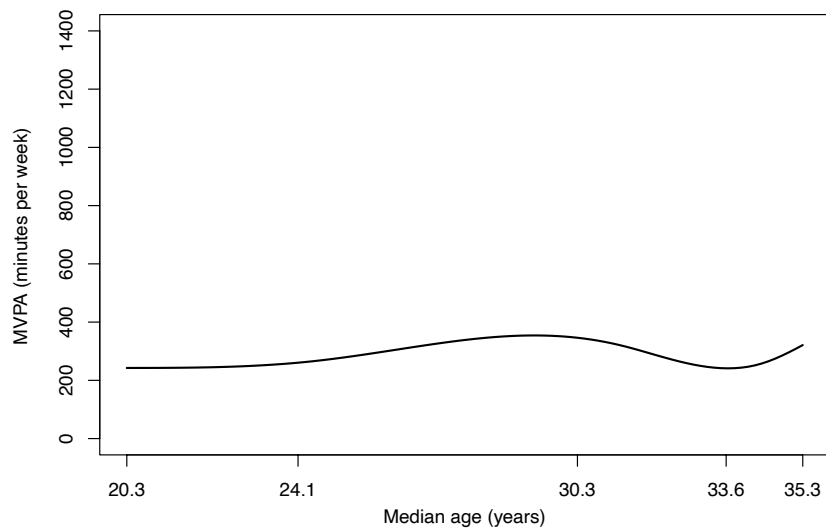


Modèle à huit groupes :

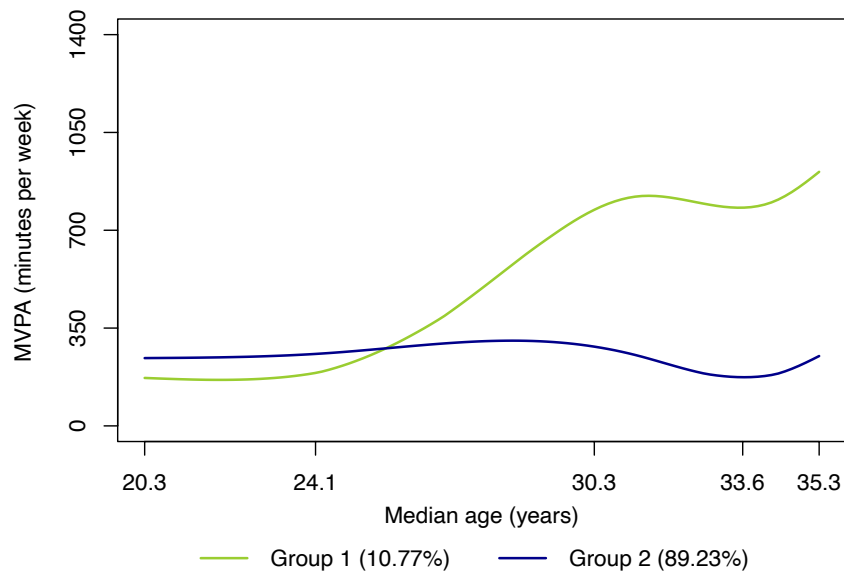


Annexe 19 : Trajectoires d'APMV des hommes prédites par chacun des six modèles de mélange de croissance (basés sur des splines cubiques naturelles) estimés pour identifier le nombre optimal de trajectoires

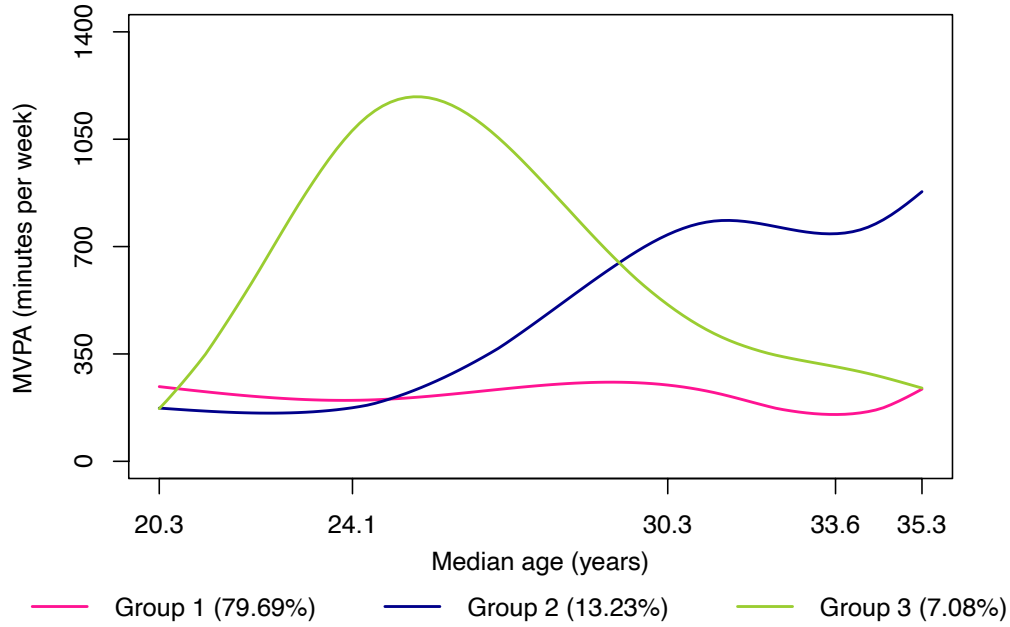
Modèle à un groupe :



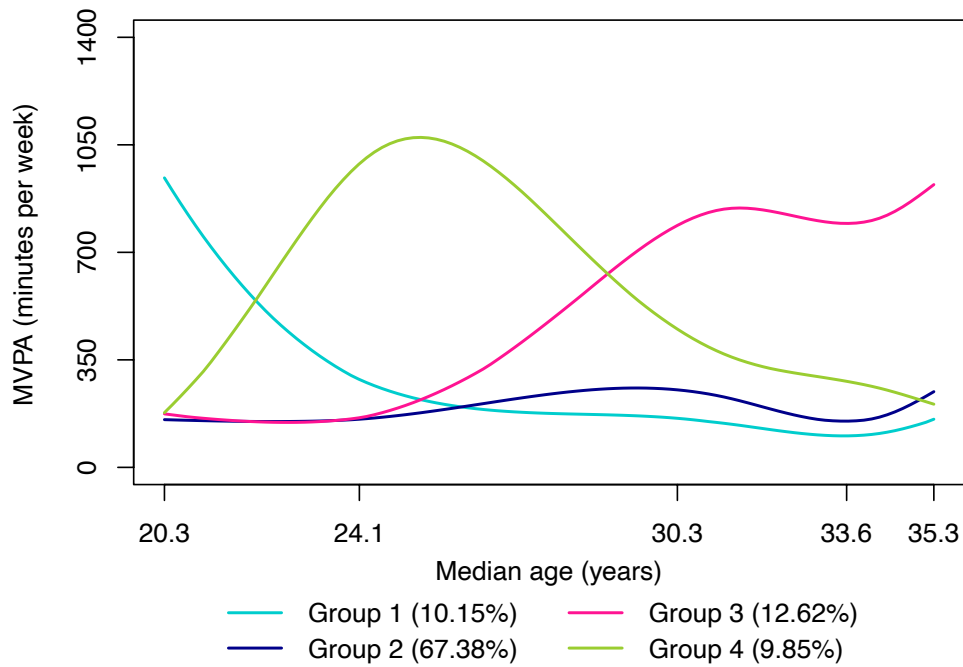
Modèle à deux groupes :



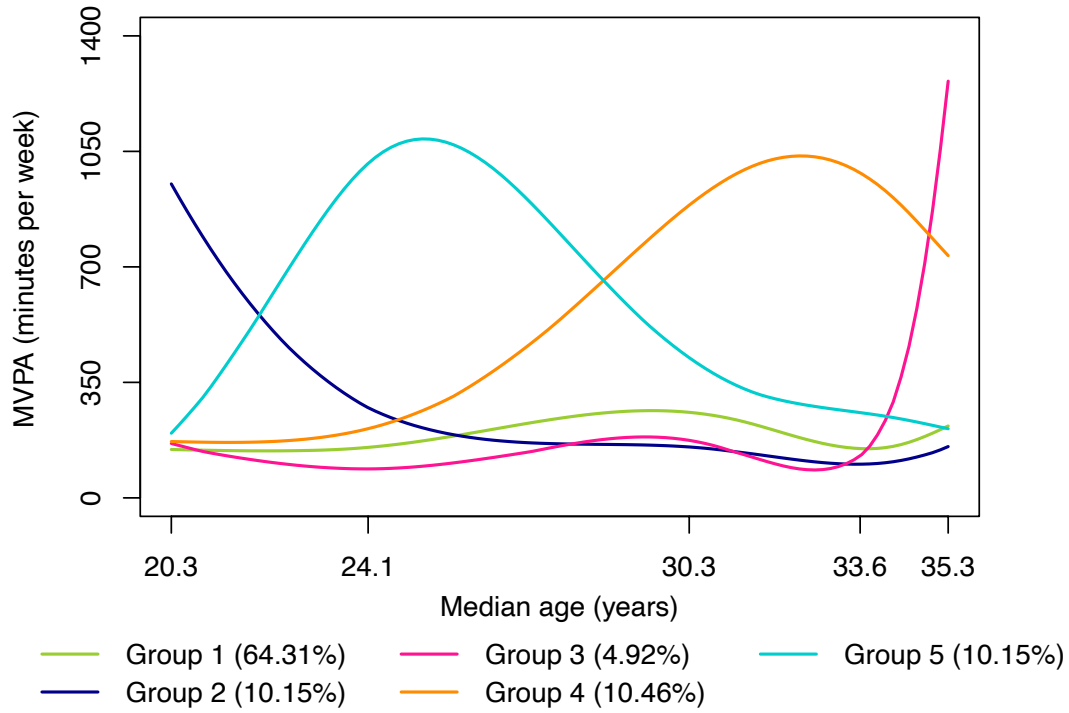
Modèle à trois groupes :



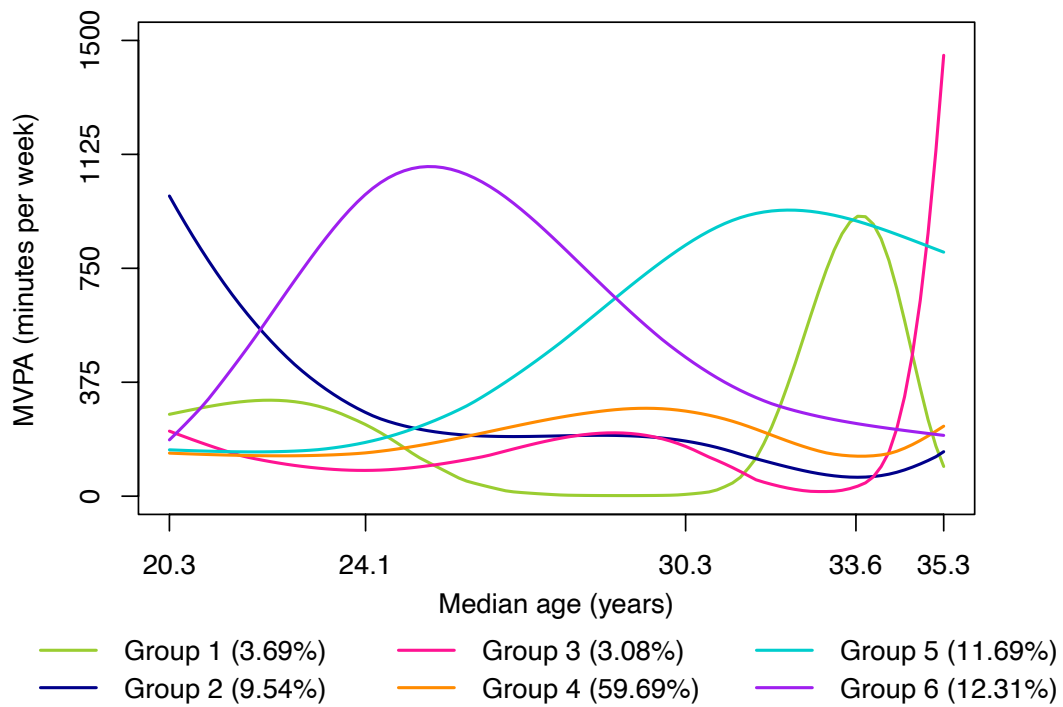
Modèle à quatre groupes :



Modèle à cinq groupes :

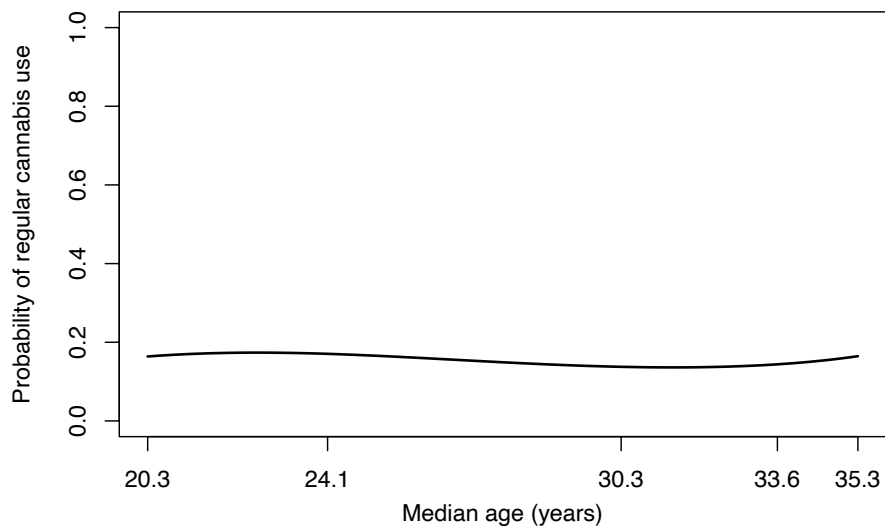


Modèle à six groupes :

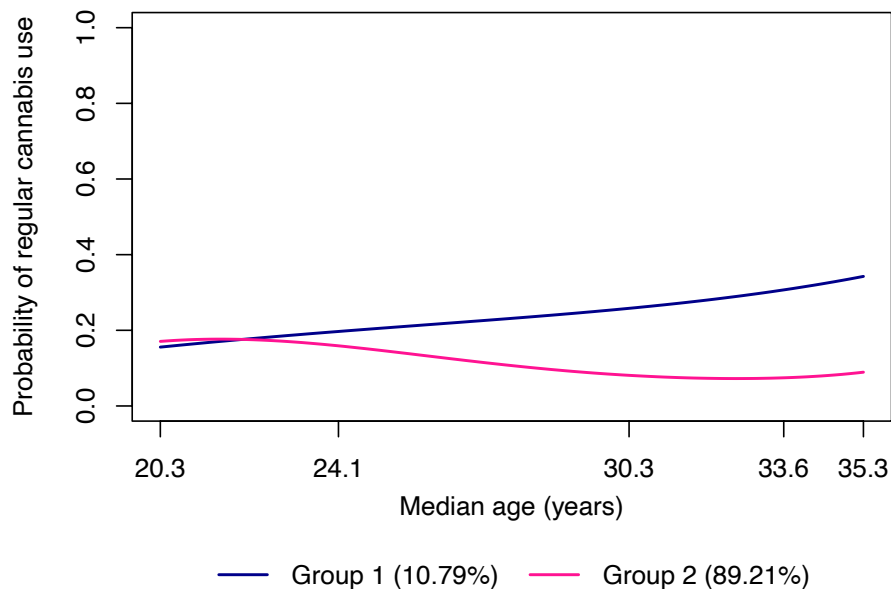


Annexe 20 : Trajectoires d'usage régulier de cannabis des femmes prédites par chacun des trois modèles de mélange de croissance (basés sur des polynômes) estimés pour identifier le nombre optimal de trajectoires

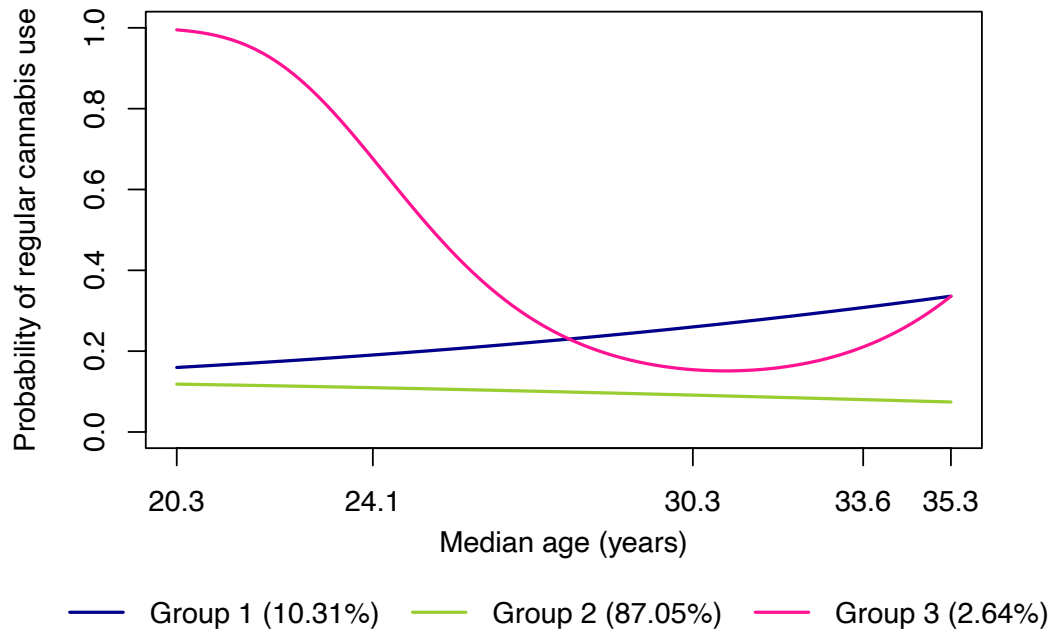
Modèle à un groupe :



Modèle à deux groupes :

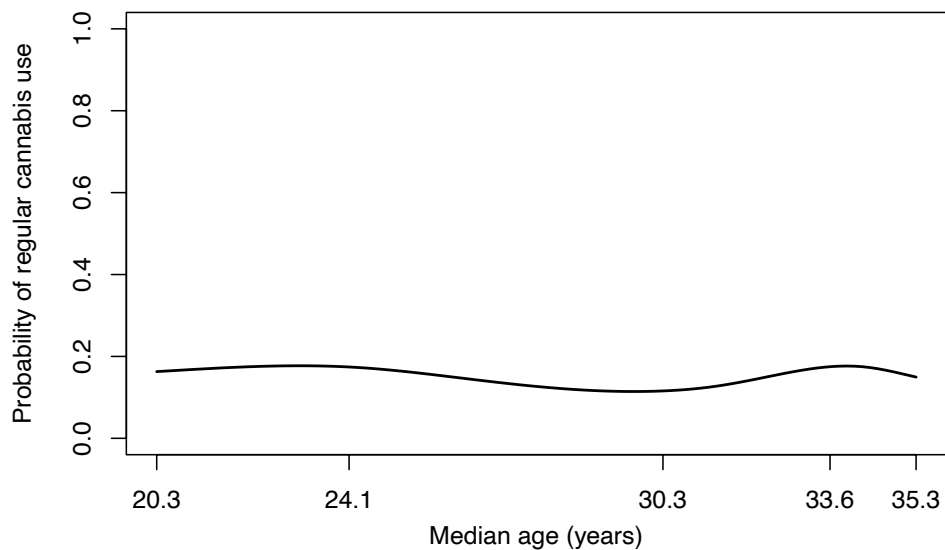


Modèle à trois groupes :

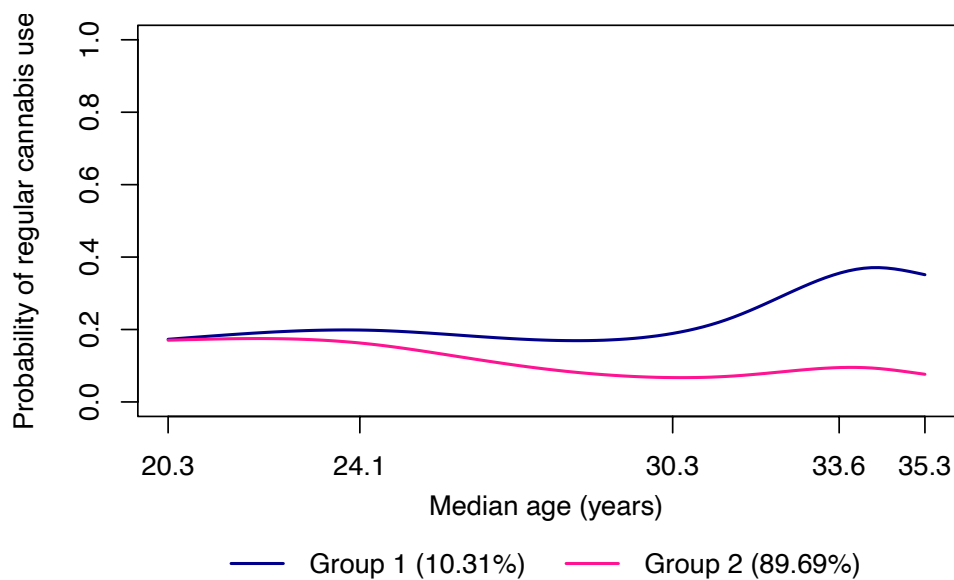


Annexe 21 : Trajectoires d'usage régulier de cannabis des femmes prédites par chacun des trois modèles de mélange de croissance (basés sur des splines cubiques naturelles) estimés pour identifier le nombre optimal de trajectoires

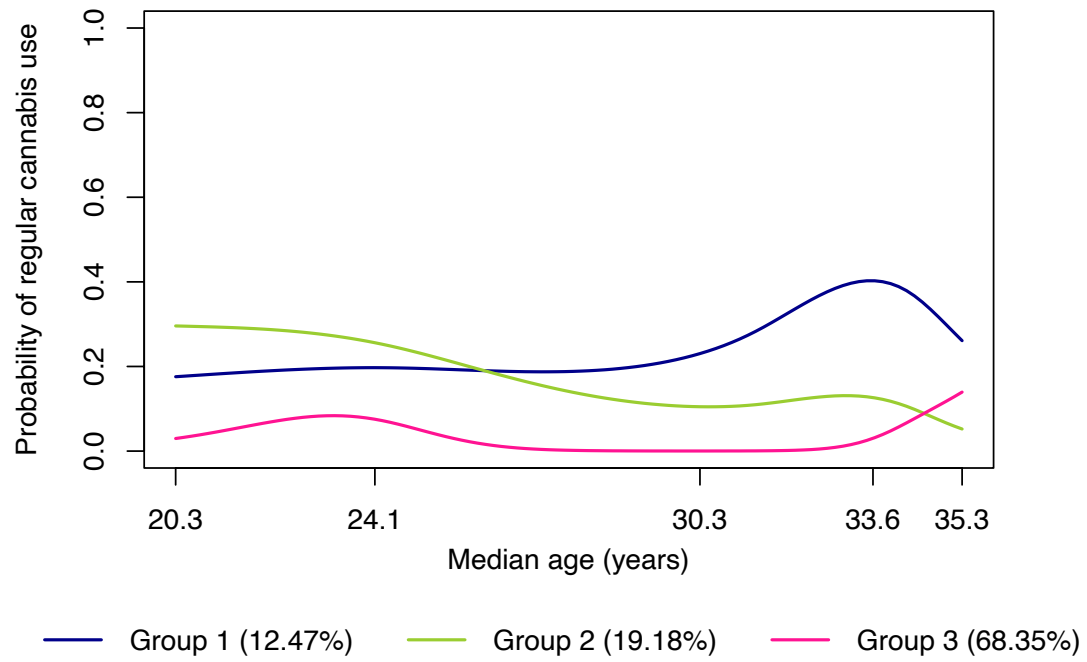
Modèle à un groupe :



Modèle à deux groupes :

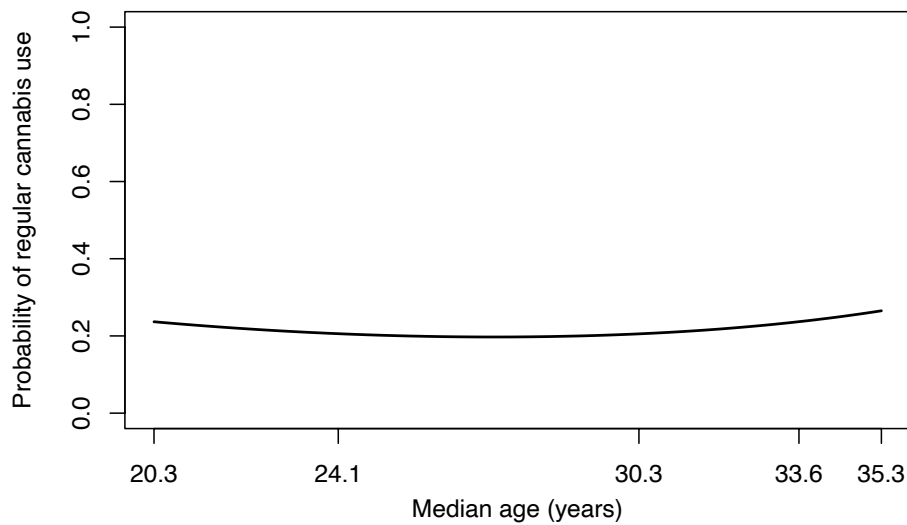


Modèle à trois groupes :

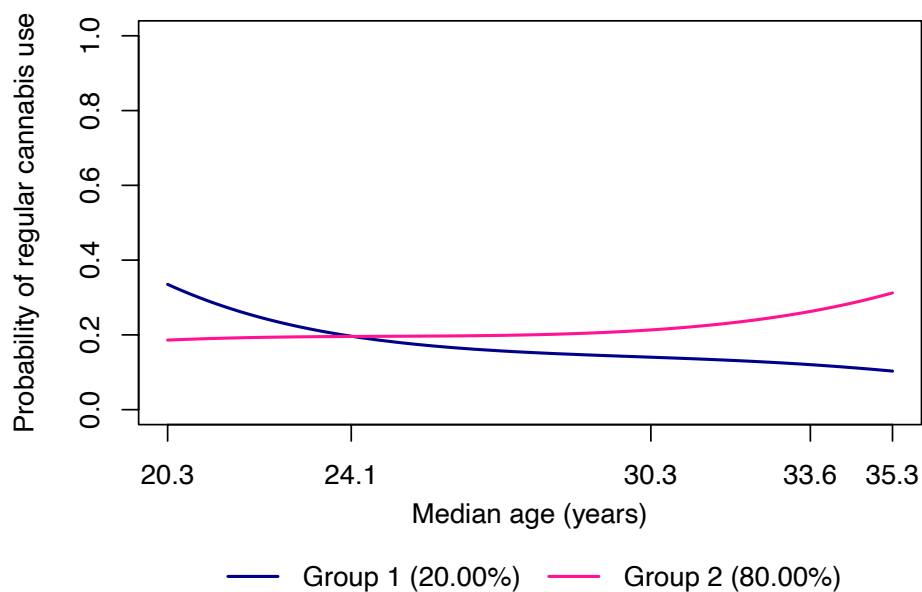


Annexe 22 : Trajectoires d'usage régulier de cannabis des hommes prédites par chacun des trois modèles de mélange de croissance (basés sur des polynômes) estimés pour identifier le nombre optimal de trajectoires

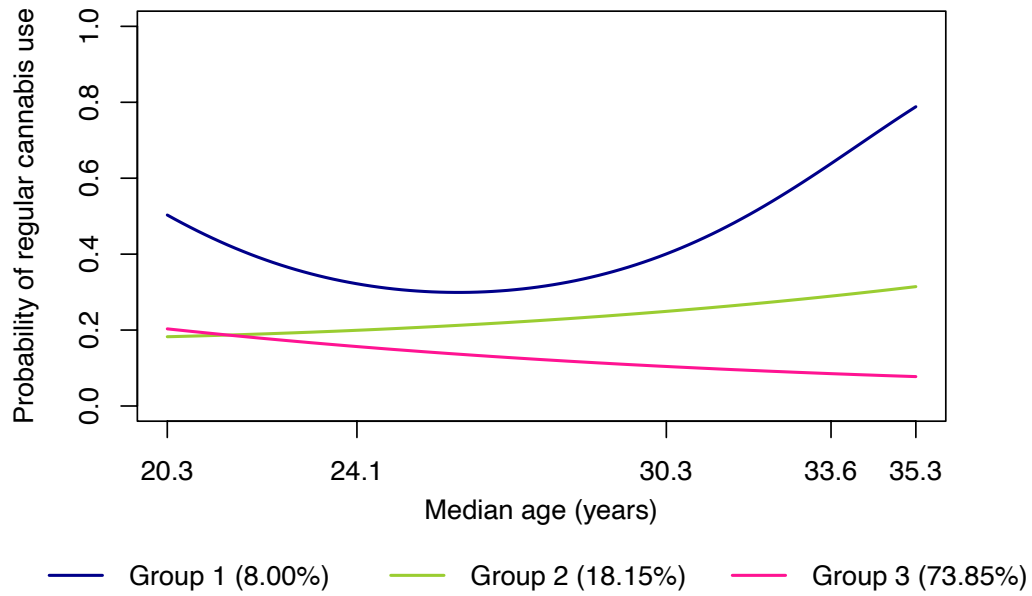
Modèle à un groupe :



Modèle à deux groupes :

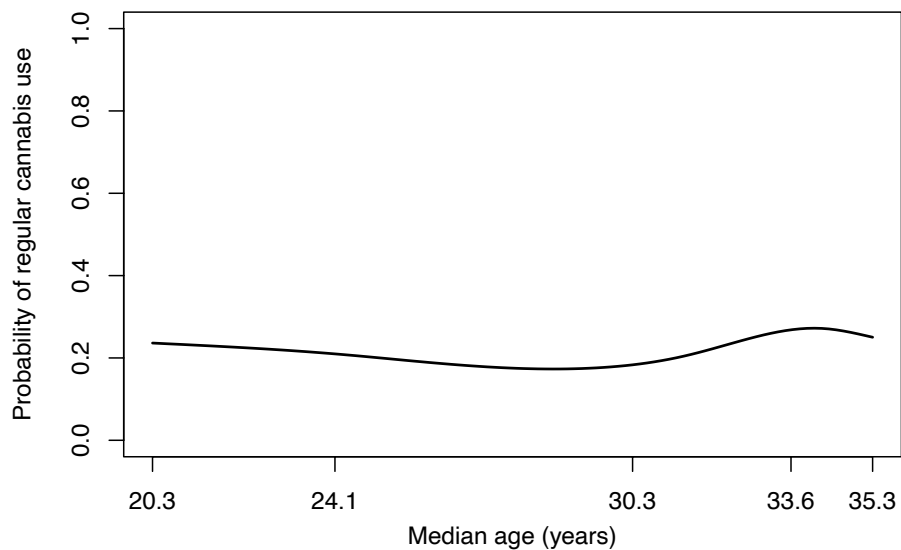


Modèle à trois groupes :

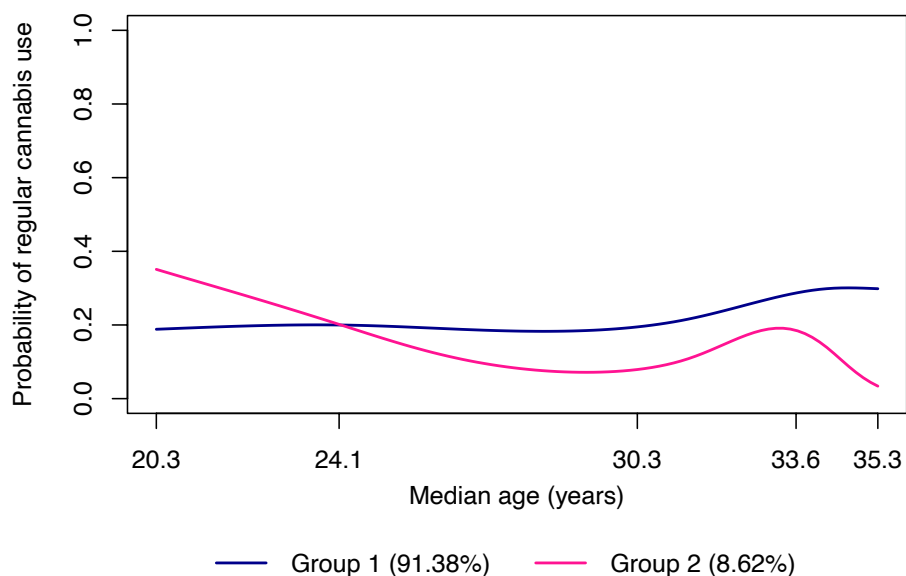


Annexe 23 : Trajectoires d'usage régulier de cannabis des hommes prédites par chacun des trois modèles de mélange de croissance (basés sur des splines cubiques naturelles) estimés pour identifier le nombre optimal de trajectoires

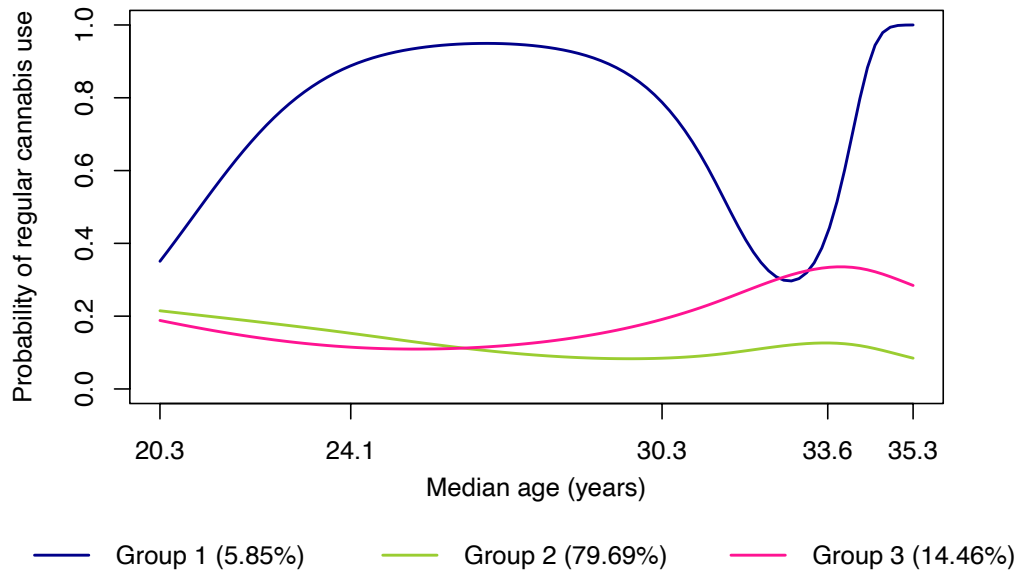
Modèle à un groupe :



Modèle à deux groupes :



Modèle à trois groupes :



Annexe 24 : Résidus des modèles

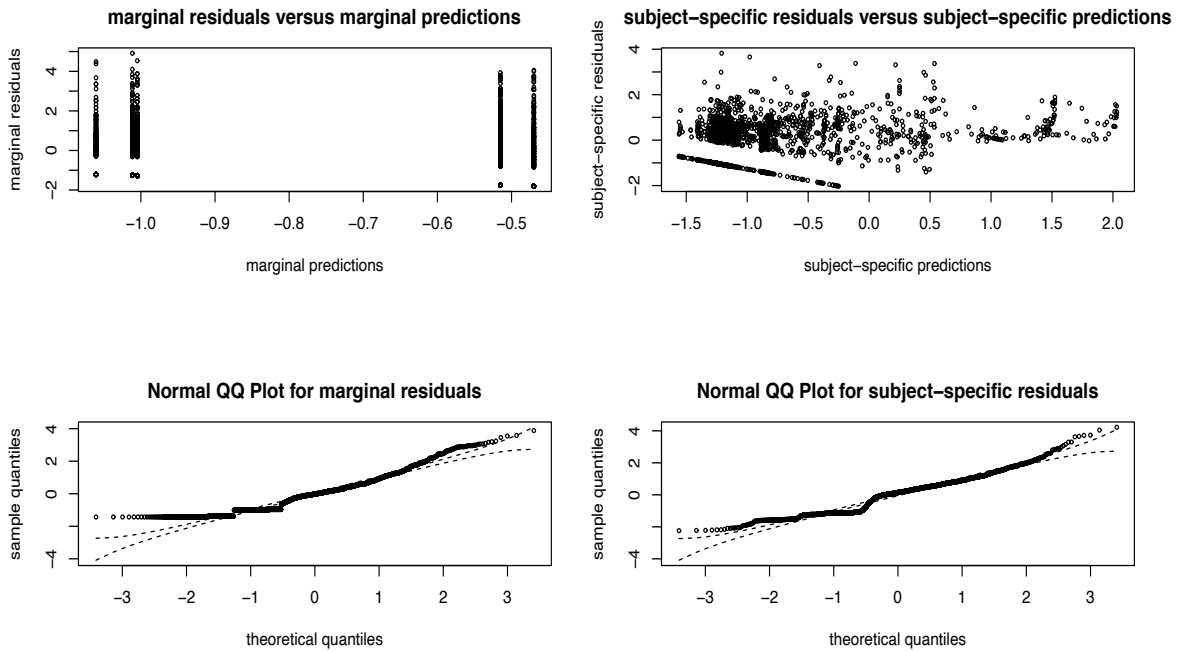


Figure A1. Résidus du modèle fondé sur le groupement (basé sur des polynômes) sélectionné pour les trajectoires d'APMV des femmes

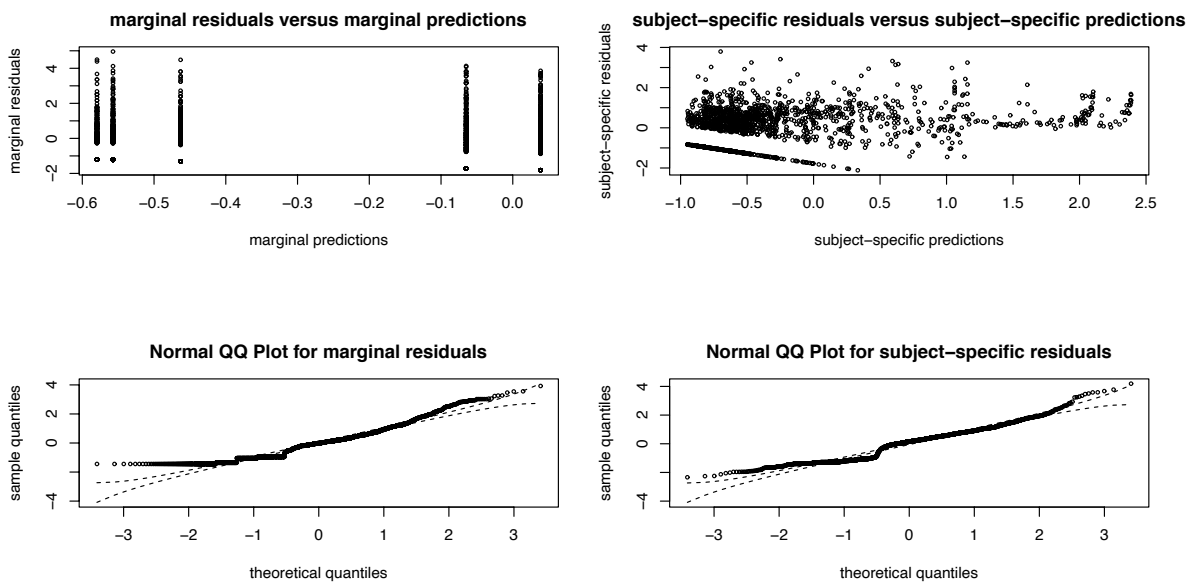


Figure A2. Résidus du modèle fondé sur le groupement (basé sur des splines cubiques naturelles) sélectionné pour les trajectoires d'APMV des femmes

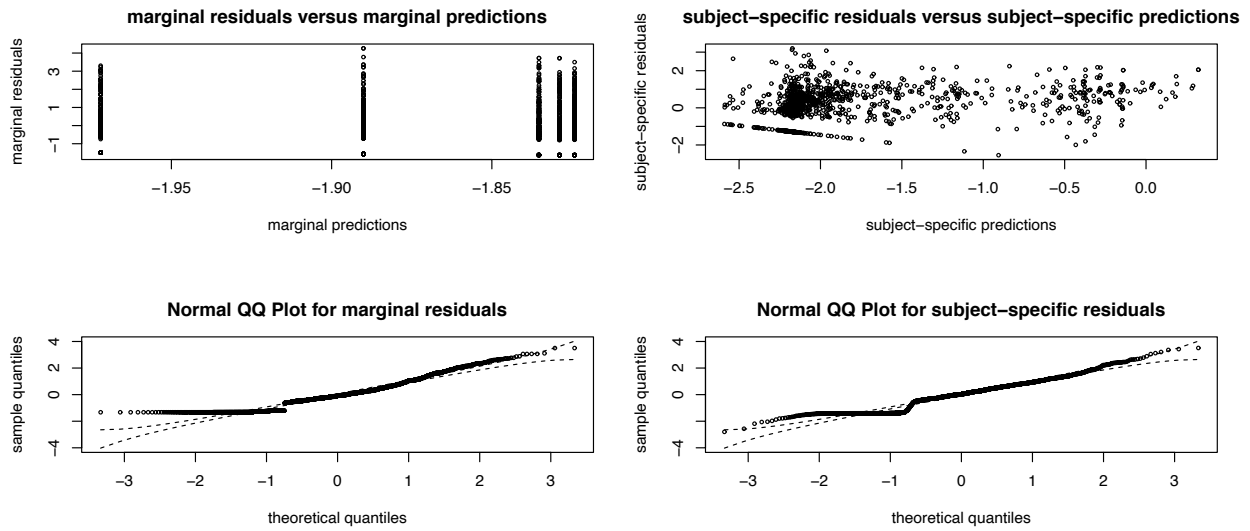


Figure A3. Résidus du modèle fondé sur le groupement (basé sur des polynômes) sélectionné pour les trajectoires d'APMV des hommes

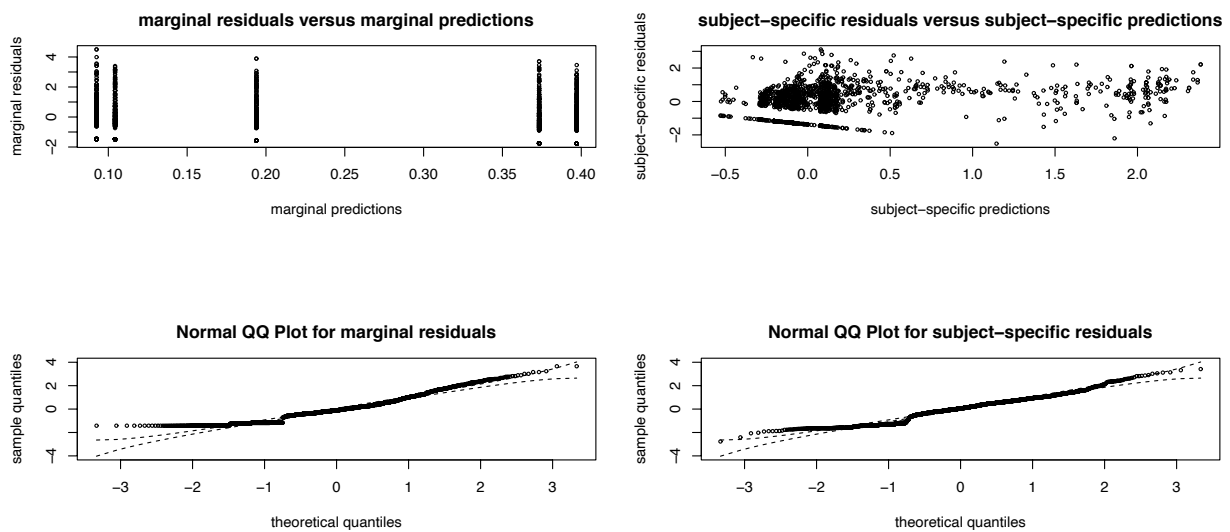


Figure A4. Résidus du modèle fondé sur le groupement (basé sur des splines cubiques naturelles) sélectionné pour les trajectoires d'APMV des hommes

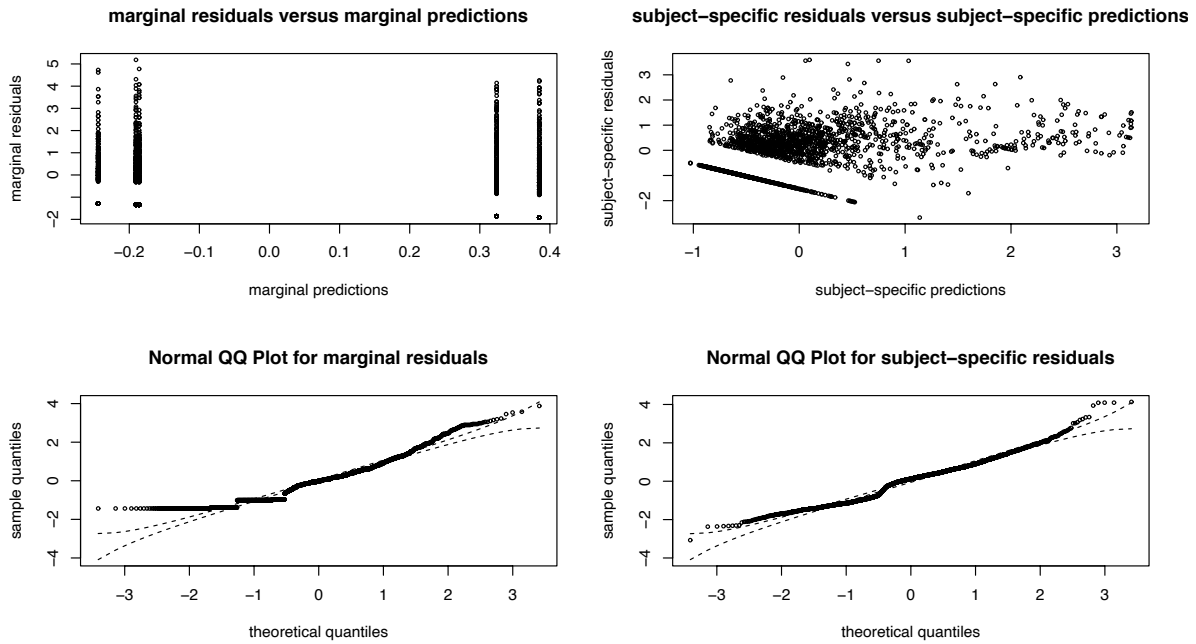


Figure A5. Résidus du modèle de mélange de croissance (basé sur des polynômes) sélectionné pour les trajectoires d'APMV des femmes

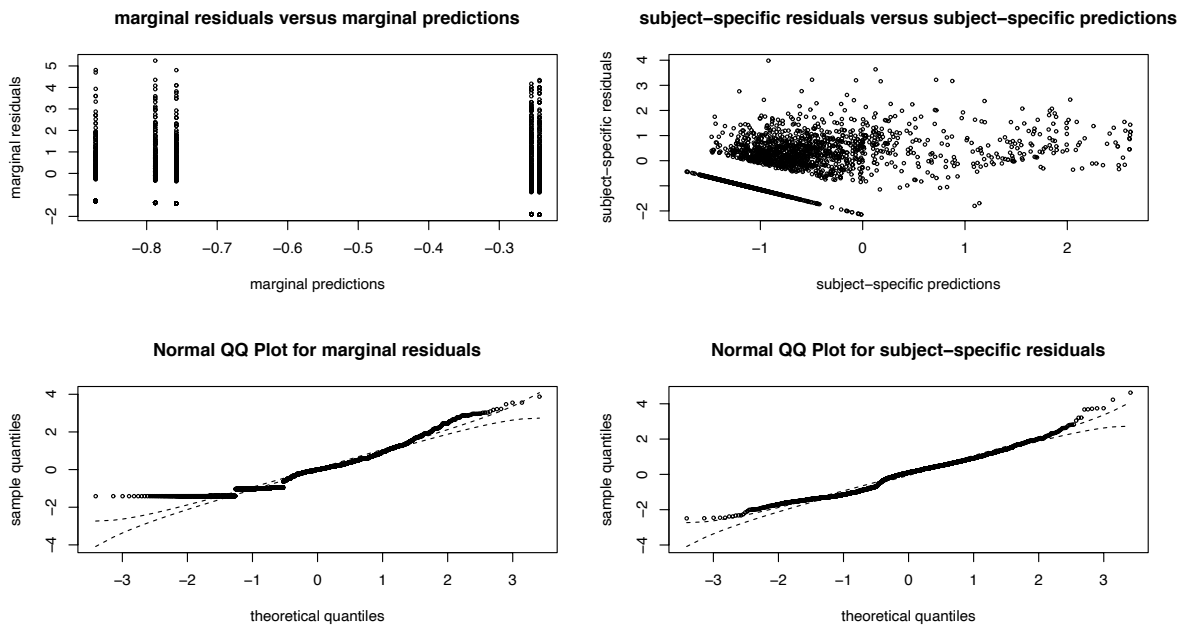


Figure A6. Résidus du modèle de mélange de croissance (basé sur des splines cubiques naturelles) sélectionné pour les trajectoires d'APMV des femmes

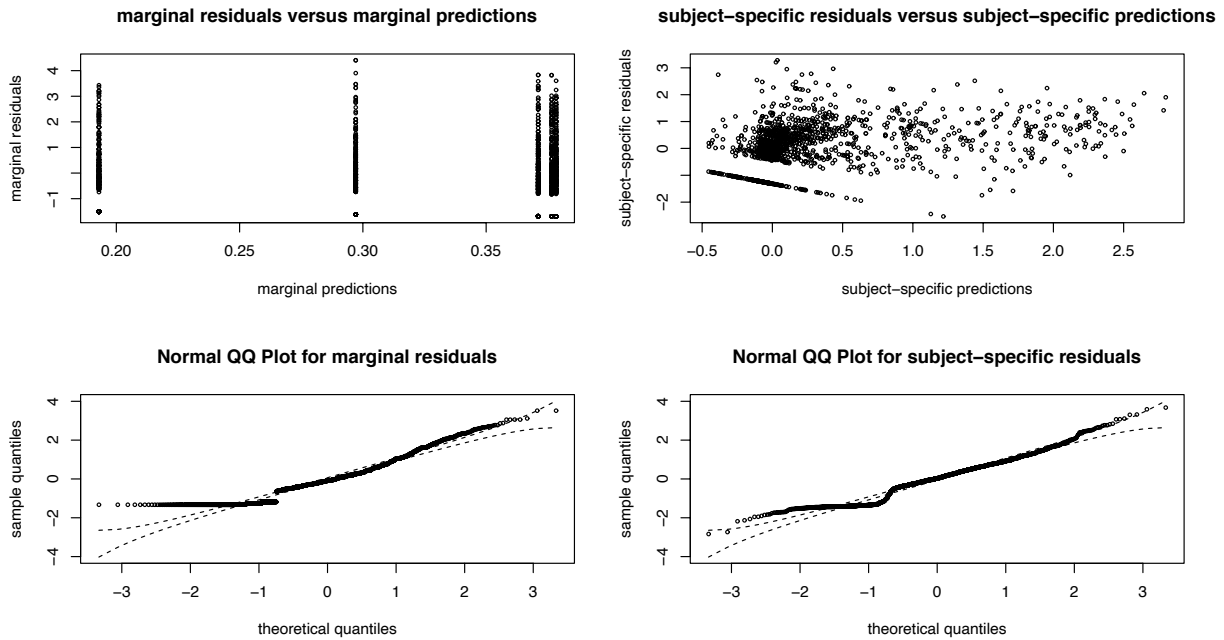


Figure A7. Résidus du modèle de mélange de croissance (basé sur des polynômes) sélectionné pour les trajectoires d'APMV des hommes

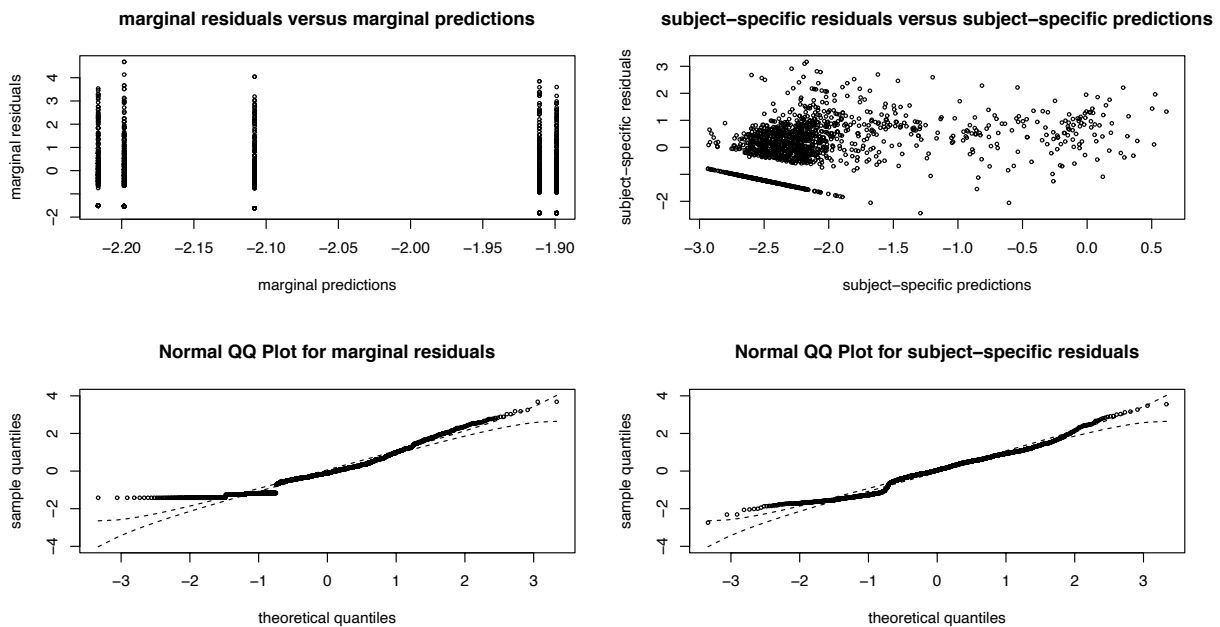


Figure A8. Résidus du modèle de mélange de croissance (basé sur des splines cubiques naturelles) sélectionné pour les trajectoires d'APMV des hommes

Annexe 25 : Graphiques des trajectoires moyennes estimées combinées aux trajectoires individuelles observées (modèles de mélange de croissance)

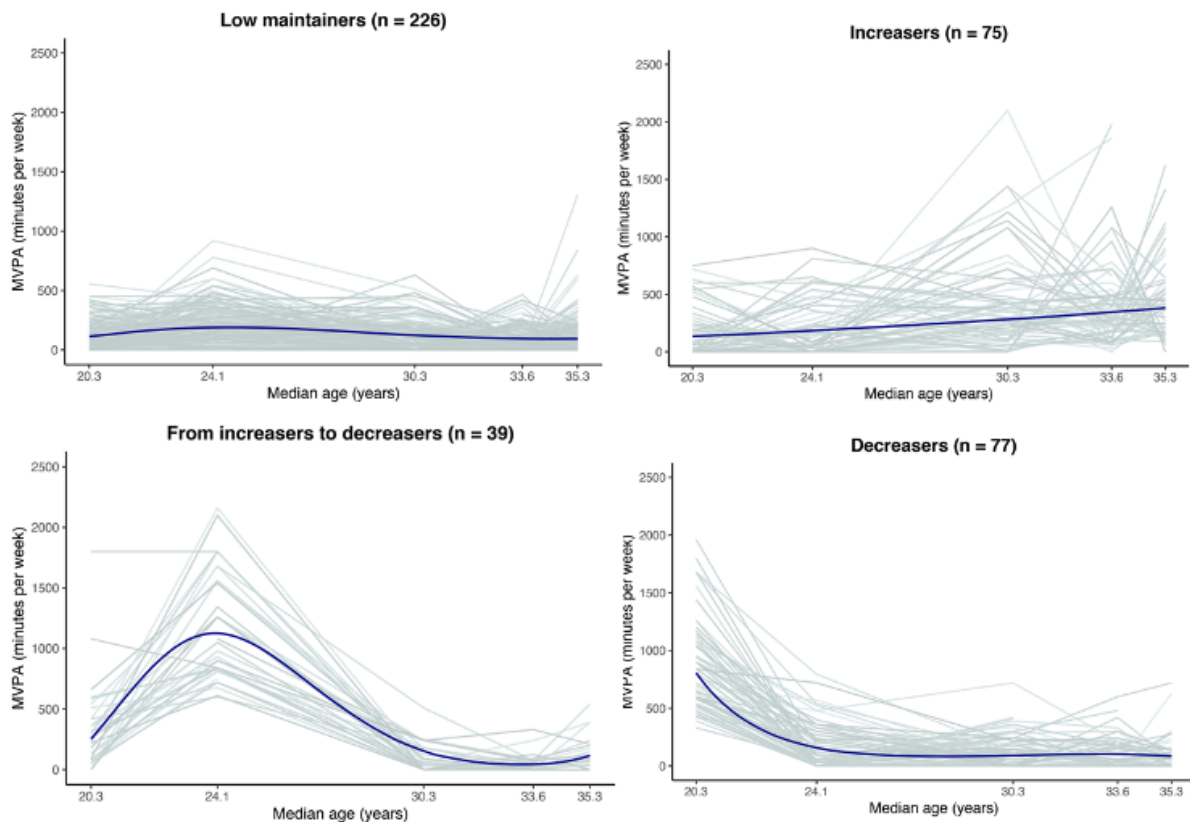


Figure A9. Trajectoires individuelles observées (en gris) et trajectoires moyennes prédites (en bleu) par le modèle basé sur des polynômes sélectionné pour les trajectoires d'activité physique modérée à vigoureuse des femmes. Les individus ont été classés dans les groupes sur la base de leurs probabilités postérieures. MVPA : activité physique modérée à vigoureuse.

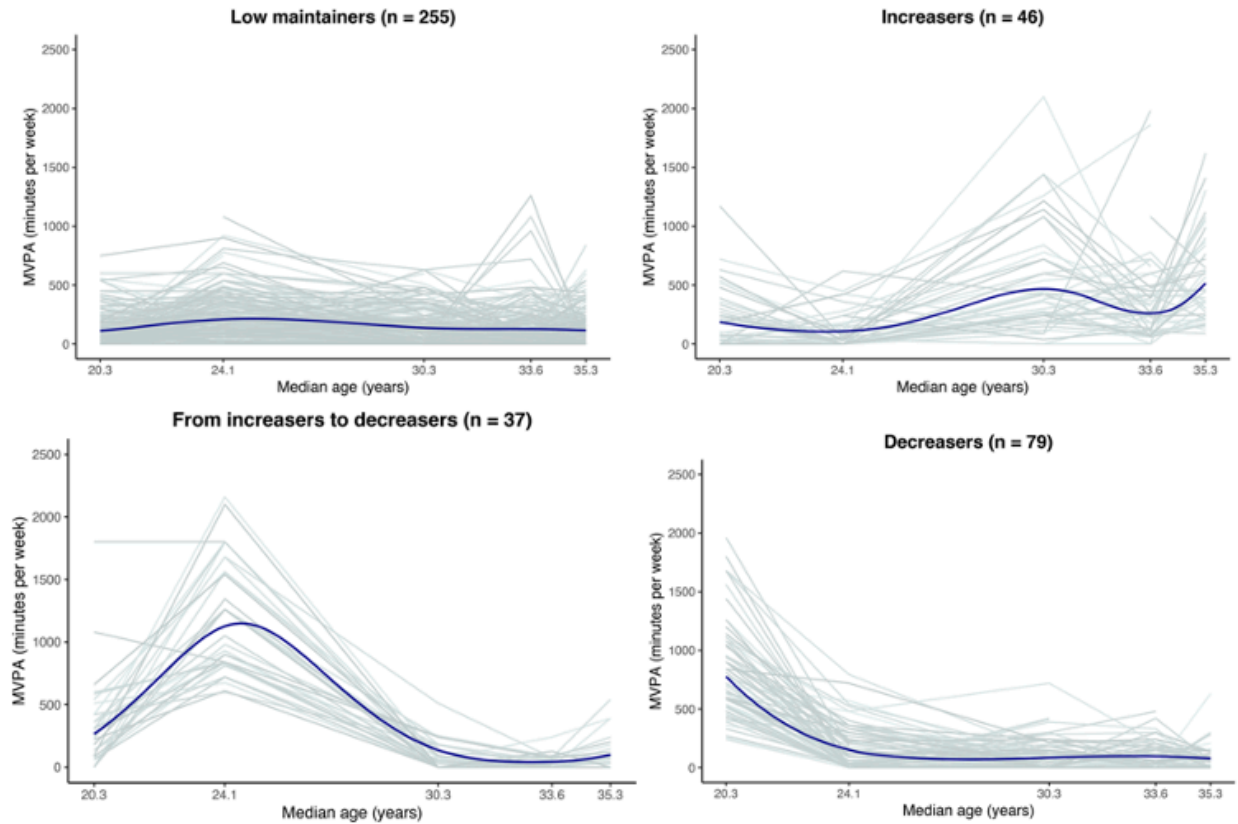


Figure A10. Trajectoires individuelles observées (en gris) et trajectoires moyennes prédites (en bleu) par le modèle basé sur des splines cubiques naturelles sélectionné pour les trajectoires d'activité physique modérée à vigoureuse des femmes. Les individus ont été classés dans les groupes sur la base de leurs probabilités postérieures. MVPA : activité physique modérée à vigoureuse.

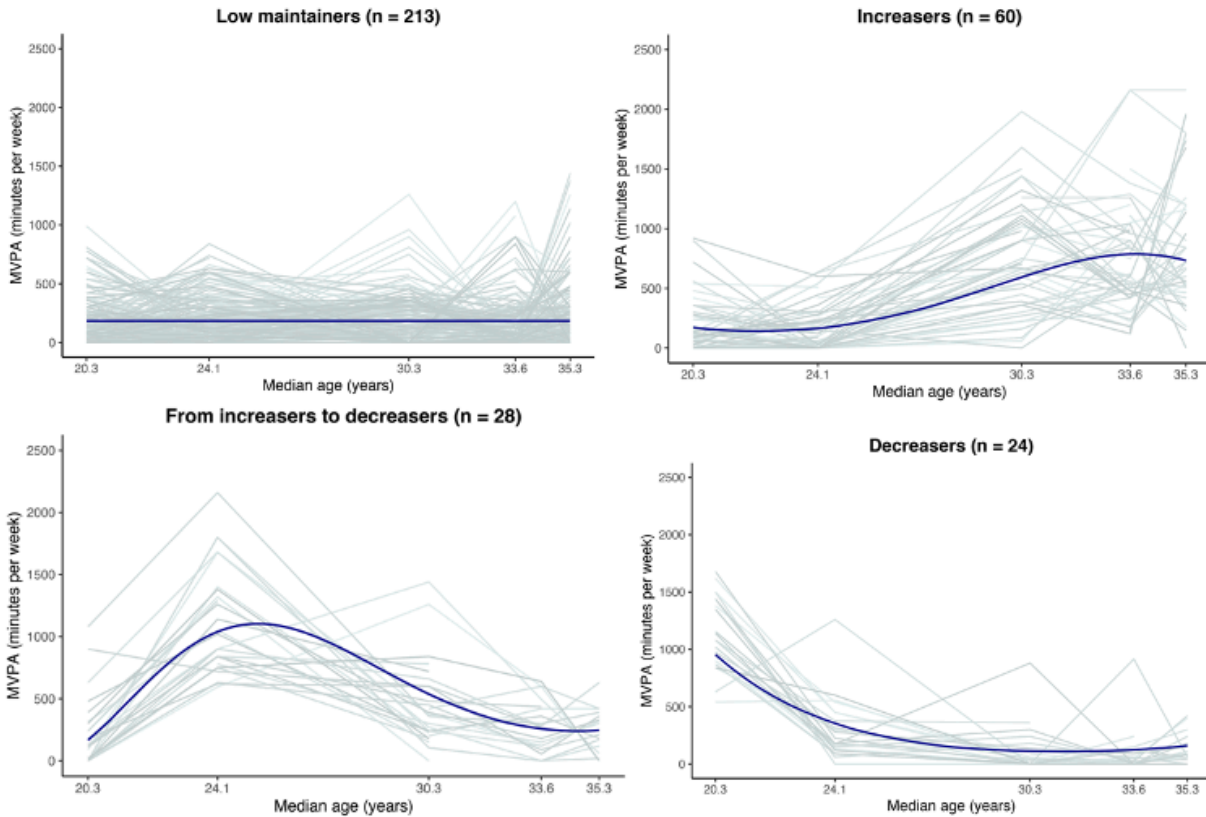


Figure A11. Trajectoires individuelles observées (en gris) et trajectoires moyennes prédites (en bleu) par le modèle basé sur des polynômes sélectionné pour les trajectoires d'activité physique modérée à vigoureuse des hommes. Les individus ont été classés dans les groupes sur la base de leurs probabilités postérieures. MVPA : activité physique modérée à vigoureuse.

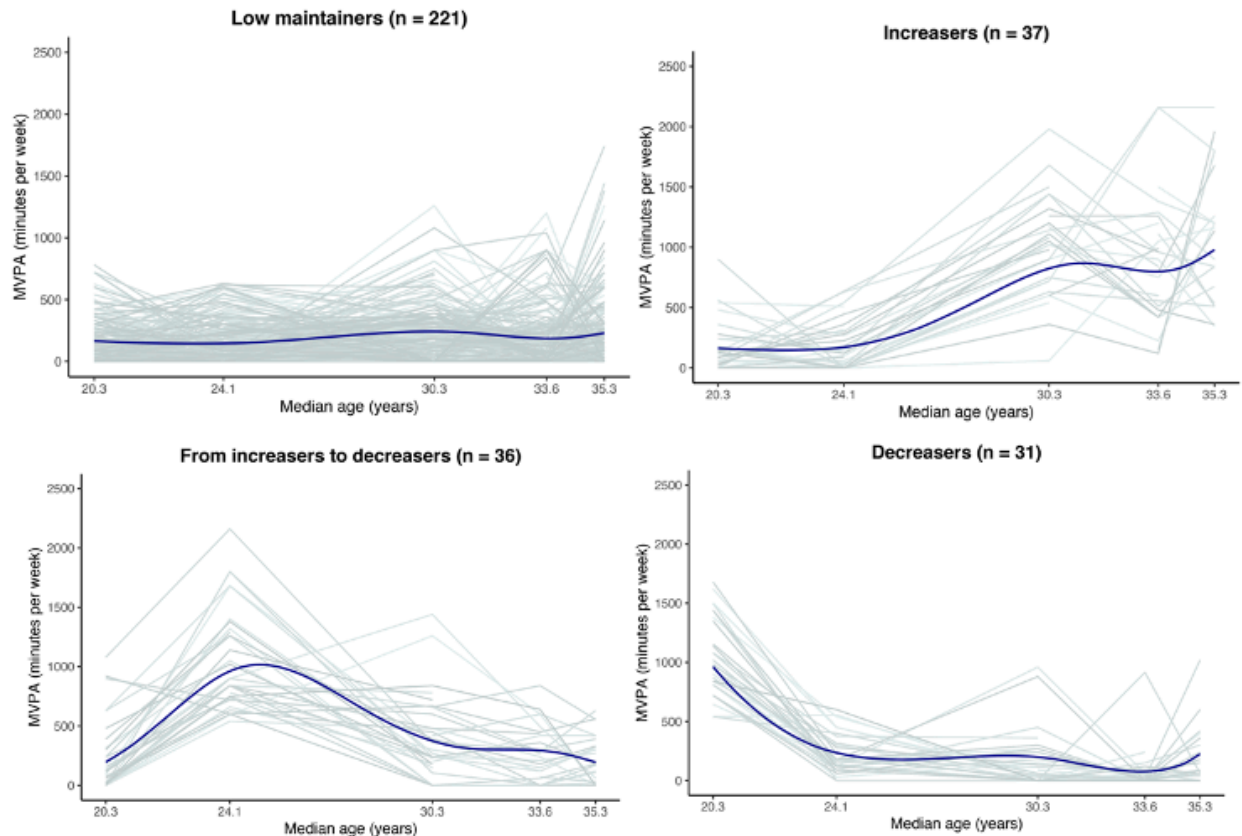


Figure A12. Trajectoires individuelles observées (en gris) et trajectoires moyennes prédites (en bleu) par le modèle basé sur des splines cubiques naturelles sélectionné pour les trajectoires d'activité physique modérée à vigoureuse des hommes. Les individus ont été classés dans les groupes sur la base de leurs probabilités postérieures. MVPA : activité physique modérée à vigoureuse.

Annexe 26 : Biais de sélection dans une situation fictive

Tableau 1. Scénario de référence sans perdus au suivi. A : Effectifs des différentes combinaisons de groupes de trajectoires. B : Probabilité d'appartenir à chacune des trajectoires d'APMV, conditionnellement à l'appartenance à une trajectoire donnée d'usage régulier de cannabis. C : Probabilité d'appartenir à chacune des trajectoires d'usage régulier de cannabis, conditionnellement à l'appartenance à une trajectoire donnée d'APMV. Les probabilités sont exprimées en pourcentage.

A.

Trajectoire d'URC	Trajectoire d'APMV			
	<i>From increasers to decreasers (n = 32)</i>	<i>Increasers (n = 41)</i>	<i>Low maintainers (n = 220)</i>	<i>Decreasers (n = 32)</i>
<i>Persistently low (n = 240)</i>	25	24	167	24
<i>Persistently high (n = 85)</i>	7	17	53	8

B.

Trajectoire d'URC	Trajectoire d'APMV			
	<i>From increasers to decreasers (n = 32)</i>	<i>Increasers (n = 41)</i>	<i>Low maintainers (n = 220)</i>	<i>Decreasers (n = 32)</i>
<i>Persistently low (n = 240)</i>	10,4	10,0	69,6	10,0
<i>Persistently high (n = 85)</i>	8,2	20,0	62,4	9,4

C.

Trajectoire d'APMV	Trajectoire d'URC	
	<i>Persistently low (n = 240)</i>	<i>Persistently high (n = 85)</i>
<i>Low maintainers (n = 220)</i>	75,9	24,1
<i>Decreasers (n = 32)</i>	75,0	25,0
<i>Increasers (n = 41)</i>	58,5	41,5
<i>From increasers to decreasers (n = 32)</i>	78,1	21,9

APMV : Activité physique modérée à vigoureuse, URC : Usage régulier de cannabis

Tableau 2. Scénario avec 5% de perdus au suivi. A : Effectifs des différentes combinaisons de groupes de trajectoires. B : Probabilité d'appartenir à chacune des trajectoires d'APMV, conditionnellement à l'appartenance à une trajectoire donnée d'usage régulier de cannabis. C : Probabilité d'appartenir à chacune des trajectoires d'usage régulier de cannabis, conditionnellement à l'appartenance à une trajectoire donnée d'APMV. Les probabilités sont exprimées en pourcentage.

A.

Trajectoire d'URC	Trajectoire d'APMV			
	<i>From increasers to deceasers</i> (n = 32)	<i>Increasesers</i> (n = 41)	<i>Low maintainers</i> (n = 217)	<i>Decreasers</i> (n = 32)
<i>Persistently low</i> (n = 240)	25	24	167	24
<i>Persistently high</i> (n = 82)	7	17	95% × 53 ≈ 50	8

B.

Trajectoire d'URC	Trajectoire d'APMV			
	<i>From increasers to deceasers</i> (n = 32)	<i>Increasesers</i> (n = 41)	<i>Low maintainers</i> (n = 217)	<i>Decreasers</i> (n = 32)
<i>Persistently low</i> (n = 240)	10,4	10,0	69,6	10,0
<i>Persistently high</i> (n = 82)	8,5	20,7	61,0	9,8

C.

Trajectoire d'APMV	Trajectoire d'URC	
	<i>Persistently low</i> (n = 240)	<i>Persistently high</i> (n = 82)
<i>Low maintainers</i> (n = 217)	77,0	23,0
<i>Decreasers</i> (n = 32)	75,0	25,0
<i>Increasesers</i> (n = 41)	58,5	41,5
<i>From increasers to deceasers</i> (n = 32)	78,1	21,9

APMV : Activité physique modérée à vigoureuse, URC : Usage régulier de cannabis

Tableau 3. Scénario avec 25% de perdus au suivi. A : Effectifs des différentes combinaisons de groupes de trajectoires. B : Probabilité d’appartenir à chacune des trajectoires d’APMV, conditionnellement à l’appartenance à une trajectoire donnée d’usage régulier de cannabis. C : Probabilité d’appartenir à chacune des trajectoires d’usage régulier de cannabis, conditionnellement à l’appartenance à une trajectoire donnée d’APMV. Les probabilités sont exprimées en pourcentage.

A.

Trajectoire d’URC	Trajectoire d’APMV			
	<i>From increasers to deceasers</i> (n = 32)	<i>Increasesers</i> (n = 41)	<i>Low maintainers</i> (n = 207)	<i>Decreasers</i> (n = 32)
<i>Persistently low</i> (n = 240)	25	24	167	24
<i>Persistently high</i> (n = 72)	7	17	75% × 53 ≈ 40	8

B.

Trajectoire d’URC	Trajectoire d’APMV			
	<i>From increasers to deceasers</i> (n = 32)	<i>Increasesers</i> (n = 41)	<i>Low maintainers</i> (n = 207)	<i>Decreasers</i> (n = 32)
<i>Persistently low</i> (n = 240)	10,4	10,0	69,6	10,0
<i>Persistently high</i> (n = 72)	9,7	23,6	55,6	11,1

C.

Trajectoire d’APMV	Trajectoire d’URC	
	<i>Persistently low</i> (n = 240)	<i>Persistently high</i> (n = 72)
<i>Low maintainers</i> (n = 207)	80,7	19,3
<i>Decreasers</i> (n = 32)	75,0	25,0
<i>Increasesers</i> (n = 41)	58,5	41,5
<i>From increasers to deceasers</i> (n = 32)	78,1	21,9

APMV : Activité physique modérée à vigoureuse, URC : Usage régulier de cannabis

Tableau 4. Scénario avec 50% de perdus au suivi. A : Effectifs des différentes combinaisons de groupes de trajectoires. B : Probabilité d’appartenir à chacune des trajectoires d’APMV, conditionnellement à l’appartenance à une trajectoire donnée d’usage régulier de cannabis. C : Probabilité d’appartenir à chacune des trajectoires d’usage régulier de cannabis, conditionnellement à l’appartenance à une trajectoire donnée d’APMV. Les probabilités sont exprimées en pourcentage.

A.

Trajectoire d’URC	Trajectoire d’APMV			
	<i>From increasers to deceasers</i> (n = 32)	<i>Increasesers</i> (n = 41)	<i>Low maintainers</i> (n = 194)	<i>Decreasers</i> (n = 32)
<i>Persistently low</i> (n = 240)	25	24	167	24
<i>Persistently high</i> (n = 59)	7	17	50% × 53 ≈ 27	8

B.

Trajectoire d’URC	Trajectoire d’APMV			
	<i>From increasers to deceasers</i> (n = 32)	<i>Increasesers</i> (n = 41)	<i>Low maintainers</i> (n = 194)	<i>Decreasers</i> (n = 32)
<i>Persistently low</i> (n = 240)	10,4	10,0	69,6	10,0
<i>Persistently high</i> (n = 59)	11,9	28,8	45,8	13,6

C.

Trajectoire d’APMV	Trajectoire d’URC	
	<i>Persistently low</i> (n = 240)	<i>Persistently high</i> (n = 59)
<i>Low maintainers</i> (n = 194)	86,1	13,9
<i>Decreasers</i> (n = 32)	75,0	25,0
<i>Increasesers</i> (n = 41)	58,5	41,5
<i>From increasers to deceasers</i> (n = 32)	78,1	21,9

APMV : Activité physique modérée à vigoureuse, URC : Usage régulier de cannabis