

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

Économie et changement climatique : une
étude de causalité

Mathilda Yared

Sciences économiques

Rapport de recherche présenté en vue de l'obtention
du grade de maîtrise ès science
(M.Sc.)

Janvier 2007

© Mathilda Yared, 2007

Résumé

L'objectif de cette recherche est d'analyser les relations de causalité - au sens de Granger - entre les séries chronologiques d'anomalies de température, de population mondiale, d'émissions globales de CO₂ et de PIB per capita pour la France, le Danemark, la Suède, le Chili, l'Autriche et les Pays-Bas. Nous nous penchons d'abord sur des analyses graphiques et univariées de ces séries temporelles, puis nous utiliserons les modèles choisis pour tester la présence de causalité entre ces séries. Un des buts de ce rapport de recherche est aussi de déterminer si d'éventuelles relations de causalité entre les séries seront différentes selon si notre travail est basé sur les données d'anomalies de température de Mann ou celles de McKitrick. Nos principaux résultats montrent que : (i) un accroissement des émissions globales de CO₂ accroît les anomalies de température de Mann ; (ii) il n'existe aucune causalité entre le changement des émissions globales de CO₂ et les anomalies de température de McKitrick ; (iii) une augmentation du taux de croissance du PIB par habitant a un effet mitigé sur le changement des anomalies de température globale de McKitrick aux Pays-Bas, et aucun effet en France ou au Chili ; (iv) une augmentation du taux de croissance du PIB par habitant a un effet positif sur le changement des anomalies de température globale de Mann au Chili, et aucun effet en France ou aux Pays-Bas ; (v) aucune des deux séries de changement dans les anomalies de température ne 'cause' un changement dans les émissions globales de CO₂ ; (vi) aucune des trois séries de taux de croissance de PIB par habitant n'a d'effet sur les changements des émissions globales de CO₂ ; (vii) une augmentation du taux de croissance de la population globale affecte bizarrement le changement des anomalies de température de McKitrick de façon négative, mais n'a aucune incidence sur le changement des anomalies de température de Mann ou sur le changement des émissions globales de CO₂ ; (viii) un changement positif des anomalies de température de Mann aurait un effet négatif sur le taux de croissance du PIB par habitant de la France, mais aucun effet sur le PIB per capita du Chili ou des Pays-Bas.

Table des matières

1	Introduction	1
2	Données	4
2.1	Données de température	4
2.2	Données d'émissions globales de CO ₂	5
2.3	Données de population	5
2.3.1	Colin Clark (1967) - Population Growth and Land Use	6
2.3.2	John D. Durand (1977) - Historical Estimates of World Population : An Evaluation	6
2.3.3	McEvedy, Colin et Jones, Richard(1979) - Atlas of World Population History	6
2.3.4	Biraben, Jean-Noël (1980) - An Essay Concerning Mankind's Evolution	7
2.3.5	Livi-Bacci, Massimo(2001) - A Concise History of World Population . .	7
2.3.6	ONU - World at Six Billion (1999)	8
2.3.7	ONU - World Population Prospects : The 2004 Revision Population Database	8
2.3.8	US Census Bureau - International Database (IDB) (2005)	8
2.3.9	Haub, Carl (2005) - How Many People Ever Lived on Earth	9
2.4	Données de PIB per capita	9
2.5	Causalité entre le changement climatique et l'activité économique	10
2.6	Effet de feedback	10
3	Modèle théorique et techniques d'inférence	11
4	Analyse univariée	13
4.1	Analyse graphique	13
4.2	Analyse Préliminaire	23
4.2.1	Série des anomalies de température de Mann	23

4.2.2	Série des anomalies de température de McKitrick	24
4.2.3	Émissions globales de CO ₂	25
4.2.4	Population mondiale	26
4.2.5	PIB per capita des six différents pays	26
4.3	Modélisation	28
4.4	Validation des modèles choisis	35
5	Étude de causalité	40
6	Conclusion	59
7	Bibliographie	62
8	ANNEXE A	64
9	ANNEXE B	93

Table des figures

1	Graphiques des séries mann, diff_mann, temp_mckit et diff_mckit	15
2	Graphiques des séries co2m, diff_co2m, log_co2m et diff_log_co2m	15
3	Graphiques des séries pcgdp_dan, diff_dan, log_dan et diff_log_dan	17
4	Graphiques des séries pcgdp_fr, diff_fr, log_fr et diff_log_fr	17
5	Graphiques des séries pcgdp_neth, diff_neth, log_neth et diff_log_neth . . .	19
6	Graphiques des séries pcgdp_swe, diff_swe, log_swe et diff_log_swe	19
7	Graphiques des séries pcgdp_aust, diff_aust, log_aust et diff_log_aust	21
8	Graphiques des séries pcgdp_chile, diff_chile, log_chile et diff_log_chile . . .	21
9	Graphiques des séries pop2, diff_pop2, log_pop2, diff_log_pop2 et diff_diff_log_pop2	22
10	Graphique de la série temp_mckit et de ses prévisions sur toute la période . . .	37
11	Graphique de l'intervalle de confiance des prédictions de la série temp_mckit par un ARMA(1,1)	37
12	Données d'anomalies de température de Mann	94
13	Données d'anomalies de température de Mann	95
14	Données d'anomalies de température de McKitrick	96
15	Sources des données de population mondiale	97
16	Sources des données de population mondiale (suite)	98
17	Autocorrélations et autocorrélations partielles pour la série mann sur période complète	99
18	Autocorrélations et autocorrélations partielles pour la série diff_mann sur pé- riode complète	100
19	Autocorrélations et autocorrélations partielles pour la série diff_mann entre 1752 et 1978	101
20	Autocorrélations et autocorrélations partielles pour la série diff_mann entre 1821 et 1978	102
21	Autocorrélations et autocorrélations partielles pour la série temp_mckit sur la période complète	103

22	Autocorrélations et autocorrélations partielles pour la série diff_mckit sur la période complète	104
23	Autocorrélations et autocorrélations partielles pour la série temp_mckit entre 1752 et 1978	105
24	Autocorrélations et autocorrélations partielles pour la série diff_mckit entre 1752 et 1978	106
25	Autocorrélations et autocorrélations partielles pour la série diff_mckit entre 1821 et 1978	107
26	Autocorrélations et autocorrélations partielles pour la série diff_co2m sur la période complète	108
27	Autocorrélations et autocorrélations partielles pour la série diff_co2m entre 1752 et 1978	109
28	Autocorrélations et autocorrélations partielles pour la série diff_co2m entre 1821 et 2000	110
29	Autocorrélations et autocorrélations partielles pour la série diff_co2m entre 1952 et 2000	111
30	Autocorrélations et autocorrélations partielles pour la série diff_diff_log_pop2 sur la période complète	112
31	Autocorrélations et autocorrélations partielles pour la série diff_log_dan sur la période complète	113
32	Autocorrélations et autocorrélations partielles pour la série diff_log_fr sur la période complète	114
33	Autocorrélations et autocorrélations partielles pour la série diff_log_neth sur la période complète	115
34	Autocorrélations et autocorrélations partielles pour la série diff_log_swe sur la période complète	116
35	Autocorrélations et autocorrélations partielles pour la série diff_log_aust sur la période complète	117
36	Autocorrélations et autocorrélations partielles pour la série diff_log_chile sur la période complète	118

37	Autocorrélations et autocorrélations partielles pour la série <code>diff_log_dan</code> entre 1821 et 1978	119
38	Autocorrélations et autocorrélations partielles pour la série <code>diff_log_fr</code> entre 1821 et 1978	120
39	Autocorrélations et autocorrélations partielles pour la série <code>diff_log_neth</code> entre 1821 et 1978	121
40	Autocorrélations et autocorrélations partielles pour la série <code>diff_log_swe</code> entre 1821 et 1978	122
41	Autocorrélations et autocorrélations partielles pour la série <code>diff_log_aust</code> entre 1821 et 1978	123
42	Autocorrélations et autocorrélations partielles pour la série <code>diff_log_chile</code> entre 1821 et 1978	124
43	Courbes de la série <code>temp_mckit</code> et des valeurs prédites par le modèle ARMA(1,1) entre 1752 et 1980	125
44	Courbes des valeurs prédites de la série <code>temp_mckit</code> par le modèle ARMA(1,1)et de leur intervalle de confiance entre 1752 et 1980	125
45	Courbes de la série <code>diff_mckit</code> et des valeurs prédites par le modèle ARMA(1,1) sur toute la période	126
46	Courbes des valeurs prédites de la série <code>diff_mckit</code> par le modèle ARMA(1,1)et de leur intervalle de confiance sur toute la période	126
47	Courbes de la série <code>diff_mckit</code> et des valeurs prédites par le modèle ARMA(1,2) entre 1752 et 1980	127
48	Courbes des valeurs prédites de la série <code>diff_mckit</code> par le modèle ARMA(1,2)et de leur intervalle de confiance entre 1752 et 1980	127
49	Courbes de la série <code>diff_mckit</code> et des valeurs prédites par le modèle ARMA(1,2) entre 1821 et 1980	128
50	Courbes des valeurs prédites de la série <code>diff_mckit</code> par le modèle ARMA(1,2)et de leur intervalle de confiance entre 1821 et 1980	128
51	Courbes de la série <code>mann</code> et des valeurs prédites par le modèle ARMA(5,3) sur toute la période	129

52	Courbes des valeurs prédites de la série mann par le modèle ARMA(5,3)et de leur intervalle de confiance sur toute la période	129
53	Courbes de la série diff_mann et des valeurs prédites par le modèle ARMA(2,2) sur toute la période	130
54	Courbes des valeurs prédites de la série diff_mann par le modèle ARMA(2,2)et de leur intervalle de confiance sur toute la période	130
55	Courbes de la série diff_mann et des valeurs prédites par le modèle ARMA(2,4) entre 1752 et 1980	131
56	Courbes des valeurs prédites de la série diff_mann par le modèle ARMA(2,4)et de leur intervalle de confiance entre 1752 et 1980	131
57	Courbes de la série diff_mann et des valeurs prédites par le modèle AR(3) entre 1821 et 1980	132
58	Courbes des valeurs prédites de la série diff_mann par le modèle AR(3)et de leur intervalle de confiance entre 1821 et 1980	132
59	Courbes de la série diff_co2m et des valeurs prédites par le modèle AR(1) sur toute la période	133
60	Courbes des valeurs prédites de la série diff_co2m par le modèle AR(1)et de leur intervalle de confiance sur toute la période	133
61	Courbes de la série diff_co2m et des valeurs prédites par le modèle ARMA(1,1) entre 1752 et 1980	134
62	Courbes des valeurs prédites de la série diff_co2m par le modèle ARMA(1,1)et de leur intervalle de confiance entre 1752 et 1980	134
63	Courbes de la série diff_co2m et des valeurs prédites par le modèle ARMA(1,1) entre 1821 et 2000	135
64	Courbes des valeurs prédites de la série diff_co2m par le modèle ARMA(1,1)et de leur intervalle de confiance entre 1821 et 2000	135
65	Courbes de la série diff_co2m et des valeurs prédites par le modèle ARMA(1,1) entre 1952 et 2000	136
66	Courbes des valeurs prédites de la série diff_co2m par le modèle ARMA(1,1)et de leur intervalle de confiance entre 1952 et 2000	136

67	Courbes de la série <code>diff_diff_log_pop2</code> et des valeurs prédites par le modèle <code>AR(2)</code> sur toute la période	137
68	Courbes des valeurs prédites de la série <code>diff_diff_log_pop2</code> par le modèle <code>AR(2)</code> et de leur intervalle de confiance sur toute la période	137
69	Courbes de la série <code>diff_log_fr</code> et des valeurs prédites par le modèle <code>ARMA(1,1)</code> sur toute la période	138
70	Courbes des valeurs prédites de la série <code>diff_log_fr</code> par le modèle <code>ARMA(1,1)</code> et de leur intervalle de confiance sur toute la période	138
71	Courbes de la série <code>diff_log_neth</code> et des valeurs prédites par le modèle <code>ARMA(1,1)</code> sur toute la période	139
72	Courbes des valeurs prédites de la série <code>diff_log_neth</code> par le modèle <code>ARMA(1,1)</code> et de leur intervalle de confiance sur toute la période	139
73	Courbes de la série <code>diff_log_fr</code> et des valeurs prédites par le modèle <code>ARMA(1,1)</code> entre 1821 et 1980	140
74	Courbes des valeurs prédites de la série <code>diff_log_fr</code> par le modèle <code>ARMA(1,1)</code> et de leur intervalle de confiance entre 1821 et 1980	140
75	Courbes de la série <code>diff_log_neth</code> et des valeurs prédites par le modèle <code>AR(1)</code> entre 1821 et 1980	141
76	Courbes des valeurs prédites de la série <code>diff_log_neth</code> par le modèle <code>AR(1)</code> et de leur intervalle de confiance entre 1821 et 1980	141

Liste des tableaux

1	Modélisation ARMA(1,1) pour la série temp_mckit sur toute sa période	28
2	Modélisation ARMA(1,1) pour la série temp_mckit entre 1752 et 1978	29
3	Modélisation ARMA(1,1) pour la série diff_mckit sur toute sa période	29
4	Modélisation ARMA(1,2) pour la série diff_mckit entre 1752 et 1978	29
5	Modélisation ARMA(1,2) pour la série diff_mckit entre 1821 et 1978	30
6	Modélisation ARMA(5,3) pour la série mann sur toute sa période	31
7	Modélisation ARMA(2,2) pour la série diff_mann sur toute sa période	31
8	Modélisation ARMA(2,4) pour la série diff_mann entre 1752 et 1978	32
9	Modélisation AR(3) pour la série diff_mann entre 1821 et 1978	33
10	Modélisation AR(1) pour la série diff_co2m	33
11	Modélisation ARMA(1,1) pour la série diff_co2m entre 1752 et 1978	33
12	Modélisation ARMA(1,1) pour la série diff_co2m entre 1821 et 2000	33
13	Modélisation ARMA(1,1) pour la série diff_co2m entre 1952 et 2000	34
14	Modélisation ARMA(1,1) pour la série diff_log_fr	34
15	Modélisation ARMA(1,1) pour la série diff_log_neth	34
16	Modélisation ARMA(1,1) pour la série diff_log_fr entre 1821 et 1978	34
17	Modélisation AR(1) pour la série diff_log_neth entre 1821 et 1978	34
18	Modélisation AR(2) pour la série diff_diff_log_pop2	35
19	Causalité entre diff_mann et les 7 premiers retards de diff_co2m pour la sous-période 1752-1978	41
20	Causalité entre diff_mckit et les 4 premiers retards de diff_co2m pour la sous-période 1752-1978	42
21	Causalité entre diff_mckit et le premier retard de diff_log_chile pour la sous-période 1821-1978	44
22	Causalité entre diff_mckit et le premier retard de diff_log_fr pour la sous-période 1821-1978	45

23	Causalité entre diff_mckit et les deux premiers retards de diff_log_neth pour la sous-période 1821-1978	45
24	Causalité entre diff_mckit et les trois premiers retards de diff_log_neth pour la sous-période 1821-1978	46
25	Causalité entre diff_mckit et les 9 premiers retards de diff_diff_log_pop2 pour la sous-période 1952-1978	46
26	Causalité entre diff_mann et les 7 premiers retards de diff_log_chile pour la sous-période 1821-1978	47
27	Causalité entre diff_mann et les 8 premiers retards de diff_log_chile pour la sous-période 1821-1978	48
28	Causalité entre diff_mann et les 7 premiers retards de diff_log_fr pour la sous-période 1821-1978	49
29	Causalité entre diff_mann et les quatre premiers retards de diff_log_neth pour la sous-période 1821-1978	49
30	Causalité entre diff_mann et les 10 premiers retards de diff_diff_log_pop2 pour la sous-période 1952-1978	50
31	Causalité entre diff_c02m et les sept premiers retards de diff_mann pour la sous-période 1752-1978 (avec constante structurelle)	51
32	Causalité entre diff_c02m et les sept premiers retards de diff_mann pour la sous-période 1752-1978 (sans constante structurelle)	51
33	Causalité entre diff_c02m et les quatre premiers retards de diff_mckit pour la sous-période 1752-1978 (avec constante structurelle)	52
34	Causalité entre diff_c02m et les quatre premiers retards de diff_mckit pour la sous-période 1752-1978 (sans constante structurelle)	52
35	Causalité entre diff_c02m et les deux premiers retards de diff_diff_log_pop2 pour la sous-période 1952-2000	53
36	Causalité entre diff_c02m et le premier retard de diff_log_fr pour la sous-période 1821-2000 (sans constante structurelle)	54
37	Causalité entre diff_c02m et le premier retard de diff_log_chile pour la sous-période 1821-2000 (sans constante structurelle)	54

38	Causalité entre <code>diff_c02m</code> et le premier retard de <code>diff_log_neth</code> pour la sous-période 1821-2000 (sans constante structurelle)	54
39	Causalité entre <code>diff_log_fr</code> et les sept premiers retards de <code>diff_mann</code> pour la sous-période 1821-1978	56
40	Causalité entre <code>diff_log_fr</code> et le premier retard de <code>diff_mckit</code> pour la sous-période 1821-1978	57
41	Causalité entre <code>diff_log_neth</code> et les quatre premiers retards de <code>diff_mann</code> pour la sous-période 1821-1978	57
42	Causalité entre <code>diff_log_neth</code> et les quatre premiers retards de <code>diff_mckit</code> pour la sous-période 1821-1978	57
43	Causalité entre <code>diff_log_chile</code> et le premier retard de <code>diff_mckit</code> pour la sous-période 1821-1978	58
44	Causalité entre <code>diff_log_chile</code> et les sept premiers retards de <code>diff_mann</code> pour la sous-période 1821-1978	58
45	Relations de causalité	60
46	Test de racine unitaire Dickey-Fuller pour toutes les séries	64
47	Test de racine unitaire Dickey-Fuller pour toutes les séries (suite)	65
48	Test Portmanteau pour la série <code>diff_log_fr</code> sur toute sa période et entre 1821 et 1978	66
49	Test Portmanteau pour la série <code>diff_log_dan</code> sur toute sa période et entre 1821 et 1978	67
50	Test Portmanteau pour la série <code>diff_log_swe</code> sur toute sa période et entre 1821 et 1978	68
51	Test Portmanteau pour la série <code>diff_log_neth</code> sur toute sa période et entre 1821 et 1978	69
52	Test Portmanteau pour la série <code>diff_log_aust</code> sur toute sa période et entre 1821 et 1978	70
53	Test Portmanteau pour la série <code>diff_log_chile</code> sur toute sa période et entre 1821 et 1978	71
54	Modélisation ARMA(2,1) pour la série <code>diff_mckit</code> sur toute sa période	71

55	Modélisation MA(1) pour la série diff_mckit sur toute sa période	72
56	Modélisation ARMA(1,1) pour la série diff_mckit entre 1752 et 1978	72
57	Modélisation MA(1) pour la série diff_mckit entre 1752 et 1978	72
58	Modélisation AR(3) pour la série diff_mckit entre 1752 et 1978	73
59	Modélisation AR(4) pour la série diff_mckit entre 1821 et 1978	73
60	Modélisation AR(2) pour la série diff_mckit entre 1821 et 1978	73
61	Modélisation ARMA(1,1) pour la série diff_mckit entre 1821 et 1978	73
62	Modélisation ARMA(2,1) pour la série diff_mann entre 1821 et 1978	74
63	Modélisation ARMA(2,2) pour la série diff_mann entre 1821 et 1978	74
64	Modélisation AR(2) pour la série diff_mann entre 1752 et 1978	74
65	Modélisation ARMA(2,1) pour la série diff_mann entre 1752 et 1978	75
66	Modélisation ARMA(2,3) pour la série diff_mann entre 1752 et 1978	75
67	Modélisation ARMA(2,2) pour la série diff_mann entre 1752 et 1978	75
68	Modélisation AR(1) pour la série diff_co2m entre 1952 et 2000	76
69	Modélisation AR(1) pour la série diff_co2m entre 1821 et 2000	76
70	Modélisation MA(1) pour la série diff_co2m entre 1821 et 2000	76
71	Modélisation avec constante structurelle MA(1) pour la série diff_co2m entre 1821 et 1978	77
72	Modélisation avec constante structurelle AR(1) pour la série diff_co2m entre 1821 et 1978	77
73	Modélisation avec constante structurelle ARMA(1,1) pour la série diff_co2m entre 1821 et 1978	77
74	Modélisation sans constante structurelle MA(1) pour la série diff_co2m entre 1821 et 1978	77
75	Modélisation sans constante structurelle AR(1) pour la série diff_co2m entre 1821 et 1978	78
76	Modélisation sans constante structurelle ARMA(1,1) pour la série diff_co2m entre 1821 et 1978	78

77	Modélisation AR(1) pour la série diff_co2m entre 1752 et 1978	78
78	Modélisation MA(1) pour la série diff_co2m entre 1752 et 1978	78
79	Modélisation AR(1) pour la série temp_mckit entre 1752 et 1978	79
80	Modélisation AR(2) pour la série temp_mckit entre 1752 et 1978	79
81	Modélisation ARMA(2,1) pour la série diff_diff_log_pop2 sur toute sa période	79
82	Test Portmanteau sur les résidus de la série temp_mckit, telle que modélisée par un ARMA(1,1) sur toute sa période et par un ARMA(1,1) entre 1752 et 1978	80
83	Test Portmanteau sur les résidus de la série diff_mckit, telle que modélisée par un ARMA(1,1) sur toute sa période, par un ARMA(1,1) entre 1752 et 1978, et par un ARMA(1,2) entre 1821-1978	81
84	Test Portmanteau sur les résidus des séries mann et diff_diff_log_pop2 telles que modélisées respectivement par un ARMA(5,3) et un AR(2) sur toute leurs périodes	82
85	Test Portmanteau sur les résidus de la série diff_mann, telle que modélisée par un ARMA(2,2) sur toute sa période, par un ARMA(2,4) entre 1752 et 1978, et par un AR(3) entre 1821-1978	83
86	Test Portmanteau sur les résidus de la série diff_co2m, telle que modélisée par un AR(1) sur toute sa période, par un ARMA(1,1) pour 1752-1978, 1821-2001 et 1952-2001	84
87	Test Portmanteau sur les résidus des séries diff_log_fr, et diff_log_neth, telles que modélisées par un ARMA(1,1) sur toute leur période, et par un ARMA(1,1) et un AR(1), respectivement, entre 1821-1978	85
88	BIC pour diff_mann et diff_co2m entre 1752 et 1978	86
89	BIC pour diff_mann et diff_log_chile entre 1821 et 1978	86
90	BIC pour diff_mann et diff_log_fr entre 1821 et 1978	87
91	BIC pour diff_mann et diff_log_neth entre 1821 et 1978	87
92	BIC pour diff_mann et diff_diff_log_pop2 entre 1952 et 1978	87
93	BIC pour diff_mckit et diff_diff_log_pop2 entre 1952 et 1978	88
94	BIC pour diff_mckit et diff_co2m entre 1752 et 1978	88
95	BIC pour diff_mckit et diff_log_chile entre 1821 et 1978	88

96	BIC pour diff_mckit et diff_log_fr entre 1821 et 1978	89
97	BIC pour diff_mckit et diff_log_neth entre 1821 et 1978	89
98	BIC pour diff_co2m et diff_diff_log_pop2 entre 1952 et 2000	90
99	BIC pour diff_co2m et diff_log_fr entre 1821 et 2000	90
100	BIC pour diff_co2m et diff_log_neth entre 1821 et 2000	91
101	BIC pour diff_co2m et diff_log_chile entre 1821 et 2000	91
102	Causalité entre diff_c02m et le premier retard de diff_log_fr pour la sous- période 1821-2000 (avec constante structurelle)	91
103	Causalité entre diff_c02m et le premier retard de diff_log_chile pour la sous- période 1821-2000 (avec constante structurelle)	92
104	Causalité entre diff_c02m et le premier retard de diff_log_neth pour la sous- période 1821-2000 (avec constante structurelle)	92

1 Introduction

Ces dernières années, le sujet du réchauffement de la planète - ses causes et ses conséquences - est d'actualité et très médiatisé. Certains annoncent des scénarios catastrophes, tandis que d'autres prétendent qu'il ne s'agit là que d'un sujet de propagande. Un grand débat a également lieu quant aux données de température, dites "globales", qui sont utilisées dans plusieurs des analyses : ces données sont-elles statistiquement valides ? Si cela n'est pas le cas, les conclusions des études faites sur les causes et les effets du réchauffement planétaire en sont-elles affectées ?

Les deux principaux acteurs de ce débat sont Michael Mann, professeur spécialisé en climatologie, et Ross McKittrick, économètre.

Un des objectifs de ce rapport de recherche sera ainsi de déterminer si d'éventuelles relations de causalité entre les différentes séries seront différentes selon si notre analyse est basée sur les données de Mann ou celles de McKittrick. Nous appliquerons les différentes méthodes d'analyse et de modélisation à dix séries chronologiques : les anomalies de température de Mann, les anomalies de température de McKittrick, la population mondiale, les émissions globales de CO₂ et les séries de PIB per capita de la France, du Danemark, de la Suède, du Chili, de l'Autriche et des Pays-Bas. Nous nous pencherons sur des analyses graphiques, univariées et multivariées, de ces séries temporelles.

Au travers de l'analyse univariée, notre but sera de modéliser les séries de façon satisfaisante. Les analyses graphiques que nous commencerons par faire nous permettront de tirer des conclusions quant à la présence de tendances, de cycles, de volatilités et de discontinuités dans chacune des séries brutes ou transformées. Puis, pour l'analyse univariée, nous nous attarderons sur les corrélogrammes et corrélogrammes partiels de ces séries, ainsi que les tests d'indépendance et de racine unitaire. Nous présenterons enfin les statistiques de validation et les prévisions pour chaque modèle retenu. Il est important de noter que, pour chaque série, un modèle sera proposé pour chacune des sous-périodes pertinentes.

Concernant l'analyse multivariée de ces séries temporelles, nous nous intéresserons principalement à l'effet de causalité qui pourrait exister entre les séries choisies. Les résultats tirés de l'analyse univariée entrent en jeu ici : grâce aux modèles retenus sur une période donnée pour chacune des séries, nous pourrions déterminer si une série donnée est expliquée par le ou

les retards d'une autre. Nous espérons ainsi pouvoir déterminer quelles sont les relations de causalité entre la température, les émissions de CO₂, l'activité économique et la croissance de la population.

Certains problèmes que nous avons rencontrés lors des premières étapes de notre recherche sont surtout liés à la validité et à la qualité des données avec lesquelles nous travaillons. Étant donné que les relations de causalité sont le mieux déterminées si l'on travaille avec des données couvrant une très longue période, leur exactitude peut être remise en cause. Cependant, ces données sont les seules disponibles et les moins controversées pour de telles périodes.

Bien que les séries utilisées soient les plus fiables que nous ayons trouvées, certains des résultats obtenus à la dernière étape sont intrigants, presque contre-intuitifs. De ceux-là, le fait qu'une augmentation du changement du taux de croissance de la population globale n'affecte pas le changement des émissions globales de CO₂. En d'autres mots, si le taux de croissance de la population mondiale augmente, ceci ne devrait pas avoir comme effet d'augmenter les émissions globales de dioxyde de carbone. Bizarrement, nous obtenons aussi que le changement du taux de croissance de la population globale ne 'cause' pas le changement des anomalies de température de Mann, mais affecte la série transformée de McKitrick de façon négative.

D'autres conclusions intéressantes ont été tirées de l'étude de causalité, soit le fait qu'un accroissement des émissions globales de CO₂ accroît les anomalies de température de Mann, alors qu'il n'existe aucune causalité entre le changement des émissions globales de CO₂ et les anomalies de température de McKitrick. De plus, on trouve qu'aucune des deux séries de changement dans les anomalies de température ne 'cause' un changement dans les émissions globales de CO₂. Ceci contredirait pourtant l'idée de l'effet de feedback dans le cycle du changement climatique, selon laquelle plus les températures sont élevées, plus les émissions de dioxyde de carbone augmentent - à cause du réchauffement des océans par exemple - et plus les températures continuent de s'élever (Torne and Harte, GRL 2006).

Malgré le fait que nous ayons commencé avec le PIB par habitant de six pays différents, nous ne poursuivons la dernière étape de ce rapport qu'avec trois d'entre eux : la France, les Pays-Bas et le Chili. Seuls le taux de croissance du PIB per capita de la France et du Pays-bas avaient pu être modélisés par un ARMA(p,q) lors de l'analyse univariée et les trois autres pays avaient des économies du même type. Nous avons inclus le Chili par souci de faire une analyse tenant compte d'un pays n'étant pas aussi développé que les cinq autres. Nous obtenons ainsi qu'une augmentation du taux de croissance du PIB par habitant a un effet mitigé sur le changement des anomalies de température globale de McKitrick aux Pays-Bas, et aucun effet en France ou au Chili. Par contre, une augmentation du taux de croissance du

PIB par habitant a un effet positif sur le changement des anomalies de température globale de Mann au Chili, et aucun effet en France ou aux Pays-Bas. Ce dernier résultat pourrait être expliqué indirectement par le fait qu'on ait trouvé qu'un accroissement des émissions globales de CO₂ accroît les anomalies de température de Mann : pour qu'un pays comme le Chili puisse accroître la croissance de son économie, il devra nécessairement produire plus de gaz à effet de serre (dont le CO₂). En d'autres mots, si le Chili veut se développer alors qu'il n'a pas les moyens de réduire l'impact de ce développement économique sur son environnement, un changement positif dans les anomalies de température telles que modélisées par Mann devrait s'en suivre. Toutefois, ceci devient un problème car on trouve aussi qu'un changement positif des anomalies de température de Mann aurait un effet négatif sur le taux de croissance du PIB par habitant de la France.

Une autre conclusion à laquelle nous parvenons est le fait qu'aucune des séries de taux de croissance du PIB par habitant, que ce soit pour la France, les Pays-Bas, ou le Chili, n'est affectée de façon significative par un changement dans les émissions globales de dioxyde de carbone. En d'autres mots, si les émissions globales de CO₂ augmentent, cela n'a aucune incidence sur le taux de croissance du PIB per capita de nos pays. Il n'y a pas d'effet des trois séries de taux de croissance de PIB par habitant sur les changements des émissions globales de CO₂ non plus. De même, sauf pour la relation précédemment mentionnée entre le changement des anomalies de température de Mann et le taux de croissance du PIB par habitant de la France, aucune des deux séries transformées d'anomalies de température n'ont d'effet sur les séries du taux de croissance du PIB par habitant au Chili ou aux Pays-Bas.

Tous les calculs ont été faits avec le programme STATA. La section 2 de ce rapport présentera les données et leurs différentes sources. La section 3, le modèle théorique et les techniques d'inférences utilisés. Dans la section 4 nous ferons l'analyse univariée de toutes les séries brutes ou transformées pour toutes les sous-périodes pertinentes. La cinquième section est réservée à l'étude de causalité, et nous concluons dans la section 6.

2 Données

2.1 Données de température

Mann et al. utilisent plusieurs indicateurs pour mesurer le changement climatique global tels que des archives historiques, des bancs de corail, des carottes de glace et des anneaux de croissance d'arbres. La largeur et la densité de ces derniers varient selon les conditions climatiques, l'espèce d'arbre, le type de sol et l'âge de l'arbre : il est donc difficile d'isoler les indicateurs d'un changement climatique. Les carottes de glaces sont formées d'une accumulation de glace et de neige sur plusieurs années ayant préservé des bulles d'air provenant de périodes précédentes. Leur composition peut donc donner une bonne idée des conditions climatiques qui prévalaient en ces temps-là. Les bancs de corail quant à eux permettent de mesurer les températures de la surface des océans. McKitrick affirme que les vingt-huit proxy¹ utilisés par Mann et al. sont mal centrés, ce qui augmenterait la variance associée à certains proxy et mettrait donc une emphase sur les proxy décentralisés pour la reconstruction de température. La controverse par rapport à la méthode de Mann se base surtout sur le fait que les proxy sont centrés sur la moyenne de 1902-1995, plutôt que sur toute la période considérée. L'effet premier de cette décentralisation des proxy produirait donc cette forme de 'Hockey Stick'. Selon le comité ad hoc chargé de vérifier les critiques de McKitrick et McIntyre sur les résultats de Mann et al. , celles-ci seraient justifiées. De plus, les membres de ce comité affirment qu'il n'y a probablement pas eu de sérieux désir de modélisation rigoureuse et moderne de la part de Mann et al. et que leur travail de modélisation est donc inadéquat et simpliste. Ils rajoutent que le fait de décentraliser les proxy et de n'utiliser que la moyenne de 1902-1950 au lieu de celle de 200-1980, invalide leur utilisation de la méthode de composantes principales. Le comité note aussi qu'aucune étude vraiment indépendante n'avait été conduite sur les résultats de Mann et al. En conclusion, le comité ad hoc affirme que la déclaration de Mann disant que les années 90 étaient les plus chaudes du millénaire, et 1998 l'année la plus chaude du siècle, ne peut pas être soutenue par son analyse.

Dans cette étude, les séries d'anomalies de température de Mann et McKitrick sont respectivement `mann` et `temp_mckit` (Tab.12-14). Les premières différences de ces deux séries sont identifiées par `diff_mann` et `diff_mckit`.

¹Une proxy est une variable grâce à laquelle une variable d'intérêt peut être obtenue. La proxy est donc corrélée à la variable inférée

2.2 Données d'émissions globales de CO₂

La série chronologique des émissions globales de CO₂ est tirée de l'article de 2006, 'Global, Regional and National CO₂ Emissions' par Greg Marland et al., et couvre une période allant de 1751 à 2003. Les données sont arrondies au million de tonne de carbone près. Pour notre travail, cette série brute sera `co2_m`. La série transformée des émissions globales en première différence sera identifiée par `diff_co2_m`. Il faut noter que le fait que les données soient arrondies au million près enlève de la précision à nos résultats finaux.

2.3 Données de population

Étant donné que nous voulions travailler avec la série de population mondiale historique la plus fiable et possédant les données les plus fréquentes, nous avons finalement décidé d'utiliser des sources différentes. À partir de 1950, nous travaillerons avec les données du US Census Bureau (2005), celles-ci étant généralement peu controversées et de fréquence annuelle. De 1740 à 1940, ce sont les estimations de l'ONU, telles que présentées dans "The World at Six Billion" (1999), que nous avons sélectionnées car ce sont celles qui étaient les plus fréquentes pour cette période et de source crédible. De plus, en comparant ces chiffres à ceux de Biraben (1980, 2003) ou McEvedy et Jones (1979), on remarque que les différences sont minimales. Enfin, pour les années précédant 1750, nous avons choisi la série chronologique de Biraben (1980). Ce dernier choix est expliqué par trois facteurs : tout d'abord, Biraben est cité comme référence par McEvedy, Jones(1979) et Livi-Bacci, qui seront par la suite utilisés comme sources par d'autres auteurs. Deuxièmement, les données de Biraben sont celles qui semblent être les plus cohérentes avec les faits historiques connus. Troisièmement, les taux de croissance de la population tels qu'inférés par Biraben sont plus réalistes que de simples taux de croissance exponentiels utilisés par d'autres auteurs pour leurs estimations. Enfin, il faut noter que, même si Biraben a révisé ses chiffres en 2003, nous avons gardé les estimations de 1980 puisqu'elles sont plus fréquentes et que les changements ne sont pas assez significatifs. La série brute de population mondiale que nous utiliserons sera nommée `pop2`. La première différence, le logarithme, la première différence du logarithme et la deuxième différence de cette série seront, respectivement, `diff_pop2`, `log_pop2`, `diff_log_pop2` et `diff_diff_log_pop2`.

Voici maintenant un résumé des sources que nous avons trouvées pour la population mondiale historique. Un tableau de toutes ces données source se trouve dans l'Annexe B (Tableaux 15-16) .

2.3.1 Colin Clark (1967) - Population Growth and Land Use

Colin Clark est connu pour avoir révolutionné les mesures macroéconomiques ainsi que pour ses nombreux et significatifs apports à la collecte de données concernant les populations. De nos jours, son travail continue d'être une source importante pour tous ceux qui s'intéressent aux données démographiques. Ainsi, il est cité en exemple par des auteurs modernes tels que Maddison et Durand. Dans son ouvrage intitulé 'Population Growth and Land Use' Clark fournit treize estimations de la population mondiale entre les années 14 et 1800 après J-C. Cependant, ces données chiffrées ont été récemment modifiées et les résultats obtenus pour certaines années sont bien différents de ceux publiés dans des études telles que celle de Biraben (1980, 2003) et celle de l'ONU (2004).

2.3.2 John D. Durand (1977) - Historical Estimates of World Population : An Evaluation

Les estimations de Durand concernant la population mondiale sont relativement pauvres puisqu'il n'en fournit que huit de -8000 à 1970. Selon Biraben, 'les chiffres fournis par Durand ne peuvent être utilisés que pour certains points précis mais en aucun cas à titre de guide ; les données chiffrées sont trop espacées dans le temps les une des autres et permettent seulement de nous donner une idée de la tendance générale mais ne nous donnent aucune indication concernant la croissance ou le déclin d'une population sur une période précise'. Durand concentre son travail sur certaines zones du monde et utilise le travail d'autres chercheurs pour compléter ses recherches. Cependant, il considère lui-même que plusieurs de ses sources ne sont pas entièrement fiables. Son travail, précurseur dans le domaine de la démographie historique, a été plusieurs fois revu et complété dans des publications plus récentes. La source première pour ses estimations est Colin Clark (1968).

2.3.3 McEvedy, Colin et Jones, Richard(1979) - Atlas of World Population History

Dans leur ouvrage les deux auteurs se basent sur les frontières telles qu'établies en 1975. Ils décrivent la croissance de la population globale comme étant plus ou moins exponentielle au travers des âges et utilisent des règles telle que 'si la population double dans la plupart des pays européens dans une certaine période alors on peut supposer qu'elle double également pour le reste des pays européens pour cette même période'. McEvedy et Jones nous fournissent ainsi trente estimations pour la population globale sur la période allant de 10000 avant J-C jusqu'à 1950 après J-C. Leurs sources incluent des auteurs comme Biraben, Durand, Beloch,

l'ONU, Mitchell, Willox et Russell.

2.3.4 Biraben, Jean-Noël (1980) - An Essay Concerning Mankind's Evolution

Dans son article, Biraben affirme que même si plusieurs auteurs décrivent la croissance de la population au travers des âges comme étant plus ou moins exponentielle, des données régionales telles que celles de l'Europe ou de la Chine présentent une évidence contraire à cette hypothèse. De plus, l'auteur dit qu'un parallèle peut être fait entre population régionale et population mondiale : ainsi, une diminution de population dans une partie du monde ne serait pas automatiquement compensée par une augmentation ailleurs, mais bien au contraire - tel que démontré par des statistiques plus fiables des derniers siècles - il y aurait plutôt une tendance vers la co-variation. Ainsi, afin de pouvoir reconstruire des données de population globale, l'auteur a commencé par trouver des données fiables (se basant sur des publications) pour chacun des pays, puis prenant en considération ce qui est connu de l'histoire économique, politique et médicale des pays en question, il a extrapolé les résultats afin de créer des données antérieures. Les résultats de son travail sont 26 estimations de la population globale entre 400 av J-C et 1970, avec seulement deux estimations pour les cents dernières années. Pour la Chine, Biraben se base sur les données fournies par Michel Cartier puis les ajuste afin qu'elles soient représentatives du territoire Chinois actuel. De même, pour l'Europe, les données proviennent essentiellement de l'ouvrage 'Histoire Générale de la Population Mondiale' de Reinhard ainsi que de certaines autres publications spécifiques aux pays en question. À partir des données disponibles pour chaque pays l'auteur fait une régression tout en gardant en tête l'effet historique qui aurait pu affecter la taille de la population telles que les invasions mongoliennes de 1242 - 1243, ou encore la Peste, qui ont eu pour résultat une diminution de 25% de la population sur un siècle. De telles attentions à la cohérence et aux détails historiques font que les estimations présentées sont crédibles. Dans son article, l'auteur cite des publications de Durand, Cartier et Reinhard. En 2003, dans un article intitulé "L'Évolution du nombre des hommes", Biraben révisé dix des estimations de population globale qu'il avait présentées dans son article de 1980, probablement car les données pour la Chine telles que présentées par ses sources principales avaient été révisées (par Michel Cartier et Isabelle Attané).

2.3.5 Livi-Bacci, Massimo(2001) - A Concise History of World Population

Dans son livre l'auteur établit que les données sur la croissance démographique globale sont largement basées sur des conjonctures et inférences tirées d'informations non quantitatives. Se basant principalement sur les hypothèses de Biraben relatives aux évolutions de la croissance de la population, Livi - Bacci présente les motifs de changements de celle-ci ainsi que l'impact des

migrations, guerres, maladies, technologies et cultures. L'auteur se base sur plusieurs sources pour pouvoir construire sa série qui couvre une période allant de 10000 avant J-C jusqu'à 2000 après J-C. En effet, pour les données d'avant 1950 il se base sur l'article de Biraben datant de 1979 et intitulé 'Essai sur l'évolution du nombre des hommes'. Pour les données de 1950 à 2000, il se réfère surtout aux documents de l'ONU 'World Populations Prospects : The 1994 Revision'. Il n'y a que pour l'année 1900 que l'auteur donnera sa propre estimation. Les travaux de Livi-Bacci résultent en une série chronologique de 26 estimations de la population globale dont 13 disponibles pour les années allant de 1340 à 1950.

2.3.6 ONU - World at Six Billion (1999)

Basé principalement sur des publications et des données provenant du 'United Nations Population Division' cet article propose de l'information sur la croissance de la population globale entre les années 0 et 2150. Il utilise surtout plusieurs de ses propres publications comme sources.

2.3.7 ONU - World Population Prospects : The 2004 Revision Population Database

À partir de cette base de données nous avons été en mesure d'extraire des estimations de population mondiale disponibles à des intervalles de 5 ans à partir de 1950. Du fait que des données sur le changement de population par année étaient disponibles pour chacune de ces périodes de 5 ans nous avons pu reconstruire des données de population globale annuelle pour les années 1950 à 2006. Les sources pour cette base de données sont deux publications venant du "Population Division of the Department of Economic and Social Affairs of the UN Secretariat" , "World Population Prospects : The 2004 Revision" et "World Urbanization Prospects : The 2003 Revision".

2.3.8 US Census Bureau - International Database (IDB) (2005)

L'IDB combine des données tirées de sources nationales avec des estimations de l'IPC. Cette base de données est maintenue en réponse aux demandes des sponsors. Cependant, les informations disponibles pour chacun des 227 pays et différentes régions varient, et la période couverte par les données ne concerne que les cinquante dernières années. Les sources pour cette base de données proviennent de différentes publications des Nations Unies et des ses agences spécialisées, telle que UNESCO, WHO et ILP, de différents bureaux statistiques nationaux, et du US Census Bureau.

2.3.9 Haub, Carl (2005) - How Many People Ever Lived on Earth

Dans son article, l'auteur essaye d'estimer le nombre total de personnes qui sont nées sur la Terre depuis l'apparition de l'être humain sur la planète. Afin de pouvoir estimer un tel nombre, Haub admet qu'il n'y avait que deux personnes sur Terre en 50000 avant J-C et assume un taux de croissance constant appliqué à chaque période jusqu'aux temps modernes. Même si il reconnaît que sa méthode n'est pas rigoureuse, et à peine scientifique, l'auteur affirme tout de même qu'elle est aussi fiable que n'importe quelle autre puisqu'il n'y a aucune donnée démographique disponible pour 99% du temps écoulé depuis l'apparition de l'Homme. Finalement, Haub présente onze estimations de la population globale entre 50000 avant J-C à 2002 après J-C. Ces données ont été obtenues simplement à partir de la moyenne des estimations présentées par les Nations Unies ainsi que d'autres sources. Celle-ci inclut "Atlas of World Population History" de Mc Evedy et Jones.

2.4 Données de PIB per capita

Les données de PIB per capita pour le Danemark, la France, la Suède, les Pays-Bas, l'Australie et le Chili ont été prises d'un document produit par Angus Maddison, un Professeur reconnu pour ses études de démographie historique. Ce dernier mesure le PIB per capita de plus de 160 pays différents en \$US de 1990, convertis selon la formule de Geary-Khamis pour tenir compte de la parité du pouvoir d'achat. Les six pays mentionnés plus haut ont été choisis car ils avaient les séries qui remontaient le plus loin. La période couverte par les données est de 1821-2003. Les séries brutes pour le Danemark, la France, la Suède, les Pays-Bas, l'Australie et le Chili seront identifiées par `pcgdp_dan`, `pcgdp_fr`, `pcgdp_swe`, `pcgdp_neth`, `pcgdp_austr` et `pcgdp_chile`. Les séries transformées, pour la France par exemple seront respectivement, `diff_fr` pour la première différence, `log_fr`, pour le logarithme, et `diff_log_fr` pour la première différence du logarithme de la série.

2.5 Causalité entre le changement climatique et l'activité économique

Dans son article "Does Environment link to Economic Growth?", Dinda(2005) essaie de trouver un lien entre le changement climatique global et le niveau d'activité économique. Pour traiter de la question de façon complète et exhaustive, l'auteur examine les relations de causalité entre le revenu et les émissions de CO₂ pour des groupes de pays ayant des caractéristiques similaires. Ainsi, il examine un total de 88 pays, groupés selon leur appartenance à l'OCDE. Les résultats obtenus montrent différentes directions de causalité pour différents groupes de pays. En effet, pour les pays membres de l'OCDE, les émissions de CO₂ causent une croissance dans le revenu, alors que pour les pays non-membres de l'OCDE, le niveau de pollution augmente en même temps que le niveau de revenu. Ainsi, la dégradation de l'environnement devient une contrainte pour les pays de l'OCDE, et sans dégradation environnementale future, générer plus de revenu devient impossible.

2.6 Effet de feedback

Plusieurs études ont montré que le changement climatique global pouvait déclencher des boucles de rétroaction, ou "feedback", positives dans la nature qui amplifieraient les tendances de réchauffement ou de refroidissement. Un effet de feedback est par exemple des océans qui se réchauffent et qui relâchent dans l'atmosphère une grande quantité de CO₂, ou des sols plus chauds qui se décomposent plus vite et émettent donc plus de méthane et de CO₂, ces gaz à leur tour amplifiant l'augmentation de la température globale, et ainsi de suite. Le problème pour les scientifiques jusqu'à maintenant était de pouvoir quantifier cet effet de rétroaction dans la nature. Dans un papier intitulé "Missing feedbacks, asymmetric uncertainties, and the underestimation of future warming", Margaret Torn et John Harte entreprennent de quantifier cet effet de feedback implicitement causé par des augmentations passées de CO₂ naturel et de méthane, en utilisant des carottes de glace de Vostok. Ces deux gaz à effet de serre étaient spécialement intéressants puisqu'ils sont traditionnellement associés avec le réchauffement planétaire. Torn et Harte(2006) calculent donc de combien les accroissements historiques des concentrations de méthane et de CO₂ ont fait augmenter la température globale qui, à son tour, ferait augmenter le taux d'émissions de ces gaz. Les résultats de leur étude montrent qu'à la fin de ce siècle, la température globale sera significativement plus élevée que ce que prédisent les modèles de changement climatiques présents.

3 Modèle théorique et techniques d'inférence

Afin de choisir le modèle adéquat pour chacune des séries stationnaires, nous avons utilisé deux critères. Premièrement, nous choisissons le modèle ARMA qui maximise la vraisemblance, de telle façon que le gain en vraisemblance résultant de l'ajout d'un paramètre soit évident. Deuxièmement, nous voulons minimiser le critère d'information de Schwarz (1978) :

$$BIC(p, q) = \log(\sigma_T^2) + (p + q) \log(T)/T, \quad (3.1)$$

où T est le nombre d'observations de la série chronologique.

Un autre test qui nous est utile dans l'analyse univariée est le test de Ljung-Box. L'hypothèse nulle de ce test est qu'une série donnée est un bruit blanc. En effet, après l'estimation des paramètres du modèle choisi, on s'attend à ce que les résidus soient un bruit blanc (Dufour, 2003). Lors de l'étape de validation pour les modèles univariés, le test de portemanteau nous servira donc de critère de succès de sélection du modèle ARMA(p,q) en déterminant si la série a bien pu être réduite à un bruit blanc. La statistique de ce test est

$$\widehat{Q} = n(n+2) \sum_{j=1}^h \widehat{r}^2 / (n-j) \quad (3.2)$$

et nous ne pouvons pas accepter l'hypothèse nulle lorsque

$$\widehat{Q} > \chi_{1-\alpha}^2(h), \quad (3.3)$$

où $1-\alpha$ est le niveau de la loi de χ^2 avec h degrés de liberté.

Soit deux séries chronologiques X_t et Y_t , et l'ensemble de toute l'information disponible jusqu'au temps t , \bar{A}_t . Alors X cause Y au sens de Granger si et seulement si :

$$\sigma^2(Y_{t+1}|\bar{A}_t) < \sigma^2(Y_{t+1}|\bar{A}_t \setminus X_t) \quad (3.4)$$

pour au moins une valeur de t .

Il est important de remarquer que Granger suppose la stationnarité. Pour tester cette causalité, il nous faudra donc des séries stationnaires. Un des outils que nous utiliserons pour vérifier cette stationnarité est le test de Dickey-Fuller pour les racines unitaires. Nous commencerons donc par une analyse univariée qui nous permettra de déterminer quelles séries sont stationnaires, et comment les modéliser. Ensuite, grâce aux modèles ARMA retenus, nous testerons la causalité. Soit un processus Y_t ayant une représentation autorégressive :

$$Y_t = a_0 + \gamma_t + \sum_{i=1}^n a_i Y_{t-i} + \sum_{j=1}^m \beta_j X_{t-j} + \epsilon_t \quad (3.5)$$

Alors pour tester que X ne cause pas Y , nous testons l'hypothèse nulle

$$H_0 : \beta_j = 0, \quad j = 1, \dots, m \quad (3.6)$$

Il s'agit donc de voir si les coefficients β des retards de la série X sont statistiquement significatifs, i.e. différents de zéro.

4 Analyse univariée

Le but final étant d'étudier les liens de causalité qui existent entre les séries, il est important de commencer par déterminer quelles relations entre quelles séries nous intéressent vraiment. Cet exercice est nécessaire car les données ne sont pas toutes disponibles pour la même période, et qu'un travail rigoureux requiert de tenir compte de la sensibilité du modèle choisi aux sous-périodes données. En théorie, si une série est stationnaire, le modèle choisi pour toute la période est aussi valable pour les périodes sous-jacentes. Par contre, étant donnée la qualité des données et les particularités que des analyses graphiques et préliminaires mettront en évidence, il vaut mieux modéliser les séries pour chacune des sous-périodes clés.

Donc, nous testerons les relations de causalité suivantes :

Anomalies de température de Mann	→	Emissions globales de CO ₂
Anomalies de température de Mann	→	PIB per capita de chacun des six pays
Anomalies de température de McKitrick	→	Emissions globales de CO ₂
Anomalies de température de McKitrick	→	PIB per capita de chacun des six pays
Emissions globales de CO ₂	→	Anomalies de température de Mann
Emissions globales de CO ₂	→	Anomalies de température de McKitrick
PIB per capita de chacun des six pays	→	Anomalies de température de Mann
PIB per capita de chacun des six pays	→	Anomalies de température de McKitrick
PIB per capita de chacun des six pays	→	Emissions globales de CO ₂
Population mondiale	→	Anomalies de température de Mann
Population mondiale	→	Anomalies de température de McKitrick
Population mondiale	→	Emissions globales de CO ₂

Évidemment, nous déterminons à la fin de l'analyse univariée lesquelles des séries brutes ou transformées seront utilisées, et les périodes sous-jacentes.

4.1 Analyse graphique

Débutons l'analyse graphique avec les séries d'anomalies de température de Mann et McKitrick. On ne remarque aucune tendance particulière, ni pour les séries brutes, ni pour les séries transformées. De même, aucune des séries ne pourrait être qualifiée de lisse ou régulière. Cependant, on remarque que les données brutes de Mann semblent être cycliques ; ce sentiment est confirmé lorsque l'observation se fait plus précise. A contrario, en observant simplement les graphiques, il n'est pas aussi évident de déterminer si les séries `diff_mann`, `temp_mckit` et

diff_mckit présentent elles aussi des cycles. On relève aussi pour la courbe des anomalies de températures de Mann une légère baisse dans la moyenne pour la période allant de la moitié du 15e siècle au début du 18e. Par contre, rien de tel n'est notable pour la série transformée diff_man, ni pour les séries temp_mckit et diff_mckit. Enfin, aucune discontinuité dans la volatilité ne se manifeste pour les séries brutes et transformées, et on ne remarque aucune observation atypique dans les données.

Concernant les données d'émissions globales de CO₂, on remarque que seules les séries co2_m et log_co2m ont des courbes qui sont relativement lisses et régulières. De plus, la première présente une tendance exponentielle, alors que la seconde, tel que prévu, a une tendance plutôt linéaire. Les séries transformées diff_co2m et diff_log_co2m ne sont ni lisses, ni régulières, et n'ont aucune tendance particulière. Aucune des séries n'affiche de discontinuité dans la tendance. La volatilité de la série diff_co2_m semble augmenter en 1914, mais on ne peut pas parler de discontinuité, car cette augmentation est progressive. On remarque aussi une légère hausse dans la volatilité pour la série diff_log_co2m entre 1914 et 1950. Quant à la série diff_log_co2_m, plusieurs observations, dont celle de 1830, semblent être à l'écart des autres entre 1750 et 1830. Il est important de remarquer que ces discontinuités et ces sauts sont probablement dus au manque de précision des données brutes, celle-ci étant arrondies au million de tonnes de CO₂ près.

FIG. 1 – Graphiques des séries mann, diff_mann, temp_mckit et diff_mckit

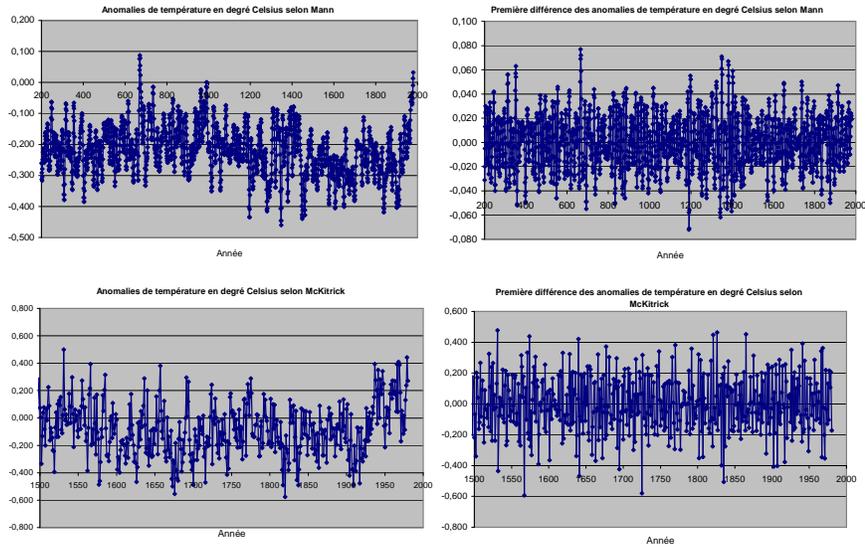
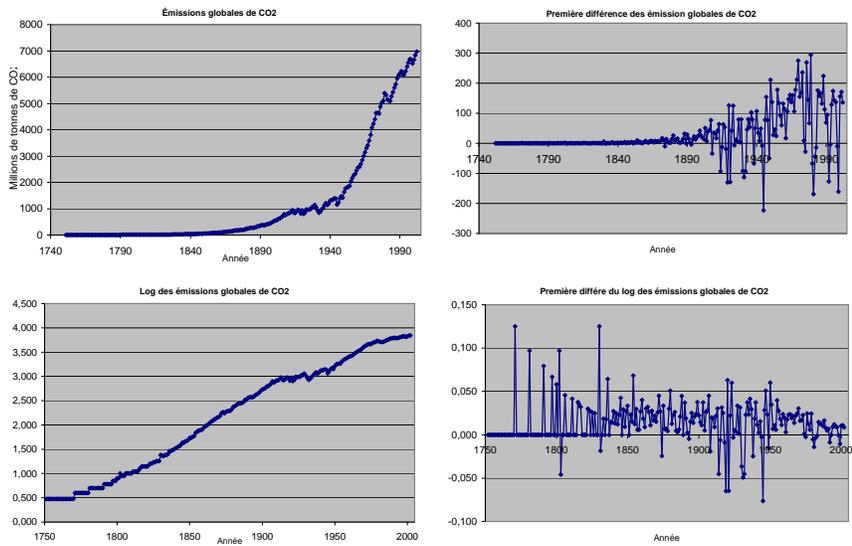


FIG. 2 – Graphiques des séries co2m, diff_co2m, log_co2m et diff_log_co2m



Pour les séries chronologiques de population globale, on voit que les séries `pop2` et `log_pop2` ont des tendances exponentielles, alors que les séries `diff_pop2` et `diff_log_pop2` ont des courbes lisses aux tendances plutôt linéaires. Il y a aussi brisure de tendance pour `diff_pop2` à la fin des années 50, et pour `diff_log_pop2` vers 1990. Pour la courbe de `diff_diff_log_pop2`, qui ne suit aucune tendance et n'est pas lisse, toutes les données entre 1958 et 1964 sont atypiques. On remarque des observations à l'écart des autres pour les mêmes dates dans les graphiques de `diff_pop2` et `diff_log_pop2`.

À première vue, on note que la série brute de PIB par habitant pour le Danemark, `pcgdp_dan`, est à tendance exponentielle et que le logarithme de cette série, `log_dan`, est à tendance linéaire. Les deux autres séries transformées n'ont pas de tendance. On remarque aussi que `pcgdp_dan` et `log_dan` ont des courbes assez lisses. Aucune série chronologique ne semble suivre de cycles particuliers. Pour la série `diff_dan`, on remarque qu'après 1945 la moyenne augmente, qu'après 1915 la volatilité augmente. De même, les observations de 1940, 1941 et 1945 semblent atypiques. Concernant le graphique de la série `diff_log_dan`, on note que ces mêmes observations sont à l'écart, et qu'avant 1915 et après 1946 la volatilité est plus faible qu'à l'intérieur de cette période. Aucune discontinuité dans la moyenne, la tendance ou la volatilité n'est présente pour `pcgdp_dan`. On remarque aussi la présence d'une dépression soudaine dans la moyenne de `log_dan`.

FIG. 3 – Graphiques des séries $pcgdp_dan$, $diff_dan$, log_dan et $diff_log_dan$

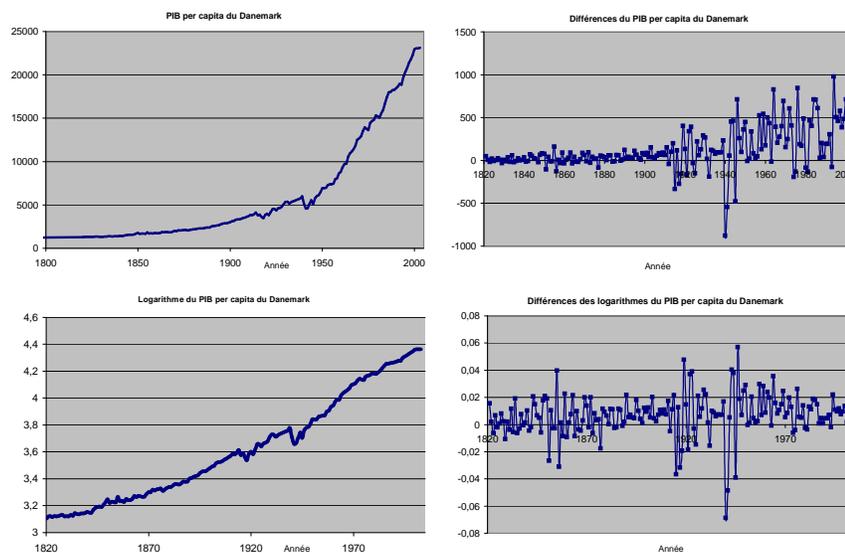
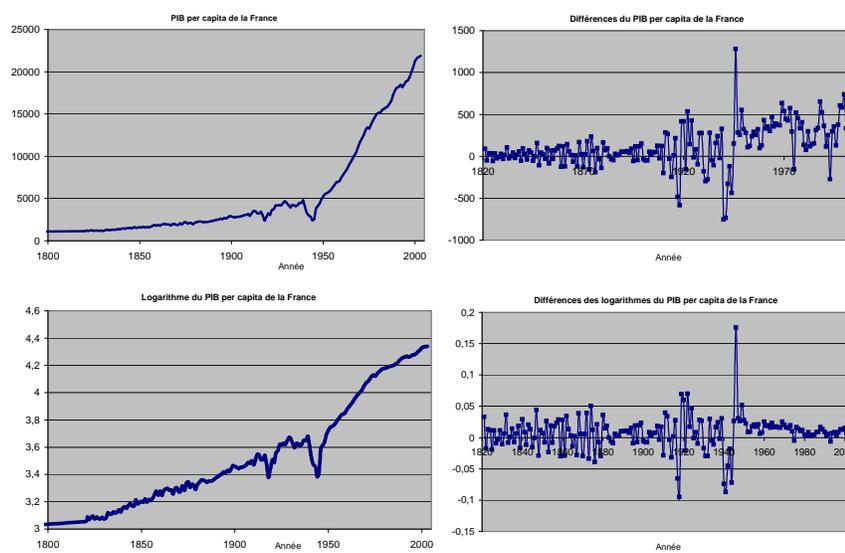


FIG. 4 – Graphiques des séries $pcgdp_fr$, $diff_fr$, log_fr et $diff_log_fr$



Pour la France, les séries `pcgdp_fr` et `log_fr` sont de tendance linéaire avec des courbes assez lisses. Toutefois, seule `pcgdp_fr` semble avoir une discontinuité dans la tendance : la pente augmente subitement entre 1940 et 1945. Graphiquement, il ne semble y avoir de fluctuations saisonnières ou de cycles pour aucune des séries. De plus, la série `diff_fr` semble subir une discontinuité dans la moyenne vers 1945 ou 1946 : on voit que la moyenne augmente et que les données entre 1939 et 1945 sont atypiques. Cette même série, ainsi que `diff_log_fr`, subissent trois discontinuités dans la volatilité : la volatilité diminue en 1882, augmente en 1910 et diminue de nouveau en 1950. Il y a environ 5 observations à l'écart pour la série `diff_log_fr` : 1940, 1941, 1944 et 1918 sont en dessous de la tendance. L'observation de 1946 est bien au-dessus de la tendance. Pour la série `diff_fr`, les observations de 1917, 1918, 1940 et 1941 sont en dessous de la tendance, et celle de 1946 est très élevée par rapport à celle-ci.

La série brute de PIB per capita pour les Pays-Bas semble suivre une tendance exponentielle, et le logarithme de cette série suit naturellement une tendance linéaire. Ces deux séries, `pcgdp_neth` et `log_neth`, sont lisses. Les deux autres séries transformées, `diff_neth` et `diff_log_neth`, ne présentent aucune tendance et aucune des quatre séries ne semble suivre de cycles ou de fluctuations saisonnières. Pour la série `diff_neth` il y a une discontinuité dans la moyenne de la série `diff_neth` vers 1947 et la volatilité augmente subitement vers 1931. De plus, les séries transformées `diff_neth` et `diff_log_neth` ont trois observations atypiques : les observations de 1919 et de 1946 sont au dessus de la tendance, et l'observation de 1944 est en dessous de la moyenne.

FIG. 5 – Graphiques des séries `pcgdp_neth`, `diff_neth`, `log_neth` et `diff_log_neth`

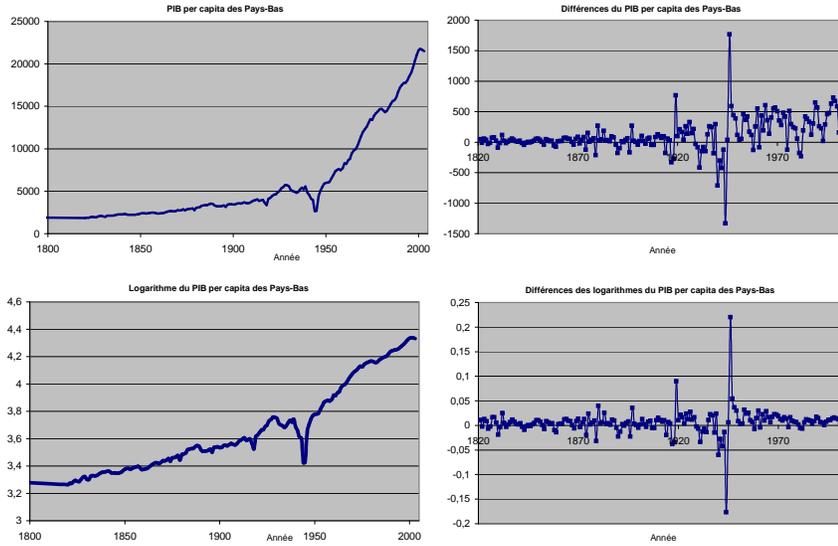
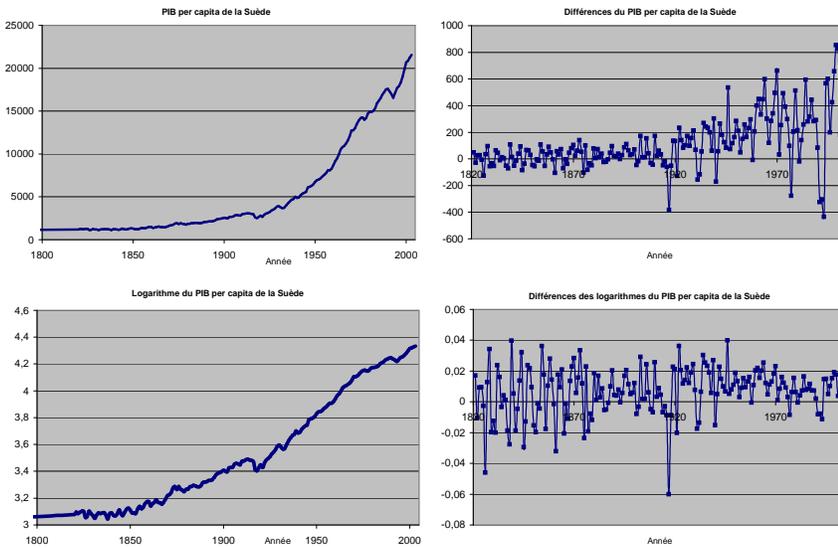


FIG. 6 – Graphiques des séries `pcgdp_swe`, `diff_swe`, `log_swe` et `diff_log_swe`



Pour la Suède, les graphiques des séries nous indiquent que `pcgdp_swe` et `log_swe` ont des tendances respectivement exponentielle et linéaire avec des courbes lisses, alors que les deux autres séries ne suivent aucune tendance et qu'il n'y a aucune régularité dans leurs courbes. Aucune des séries, brutes ou transformées, ne semble suivre de cycles. Il y a une subite hausse dans la moyenne de la série `diff_swe` vers 1945, et la volatilité de cette même série augmente vers 1950. Il ne s'agit peut-être pas d'une discontinuité, car l'augmentation est progressive. Pour la série `diff_log_swe`, la volatilité est très haute aux alentours de 1850, puis diminue vers 1900, remonte jusqu'en 1950, puis devient très faible. Seule la dernière variation de volatilité (celle en 1950) pourrait être qualifiée de discontinue. Quelques observations atypiques sont remarquées pour la série `diff_log_swe`, soit celles de 1917, 1946, 1977, 1991, 1992 et 1993.

La série de PIB par habitant pour l'Australie, `pcgdp_aust`, suit une tendance exponentielle, et la série `log_aust` une tendance linéaire. On note que ces deux séries ont des courbes lisses. Les données des séries brutes ou transformées ne semblent pas suivre de cycles. Il y a une discontinuité dans la moyenne de la série `diff_aust` vers 1950, alors que la moyenne de la série augmente. La volatilité de la série `diff_aust` subit une discontinuité en 1859. Aussi, entre 1924 et 1950, la série subit de grandes fluctuations. Pour la série `diff_log_aust`, il y a une discontinuité de la volatilité en 1859, qui diminue fortement. Par la suite la volatilité ne subit pas de discontinuité, sauf entre 1924 et 1950, où elle subit de grandes variations. Enfin, on voit que pour la série `diff_aust`, plusieurs observations semblent être atypiques, notamment celles de 1892 et 1950.

Les séries chronologiques brutes et transformées du PIB par capita pour le Chili ne présentent graphiquement aucune cassure dans la tendance ou dans la moyenne, et ne suivent aucun cycle. Par contre, il y a une forte hausse dans la volatilité de la série `diff_chile` en 1919, et deux discontinuités dans la volatilité de la série `diff_log_chile` : en 1914 la volatilité augmente, et en 1949 elle diminue. Quant à la présence de tendances, on ne la remarque que pour la série `pcgdp_chile` qui a une tendance exponentielle, et pour la série `log_chile` qui suit une tendance linéaire. Ces deux séries ont aussi des courbes lisses. Finalement, on remarque aussi que les observations de 1982 et de 1975 de la série `diff_chile` sont à l'écart des autres.

Il convient aussi de noter la présence d'outliers pour chacune des séries en première différence du logarithme du PIB per capita car ceux-ci peuvent avoir une incidence sur les résultats des corrélogrammes.

FIG. 7 – Graphiques des séries `pcgdp_aust`, `diff_aust`, `log_aust` et `diff_log_aust`

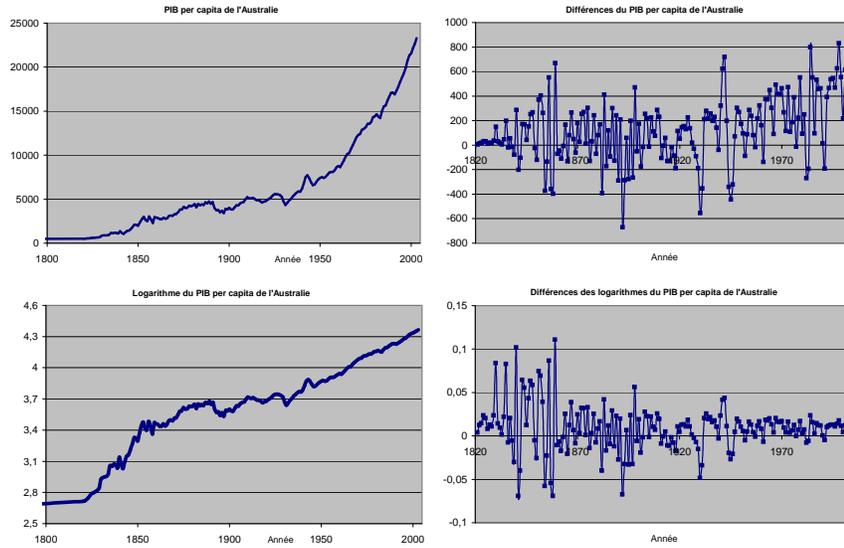


FIG. 8 – Graphiques des séries `pcgdp_chile`, `diff_chile`, `log_chile` et `diff_log_chile`

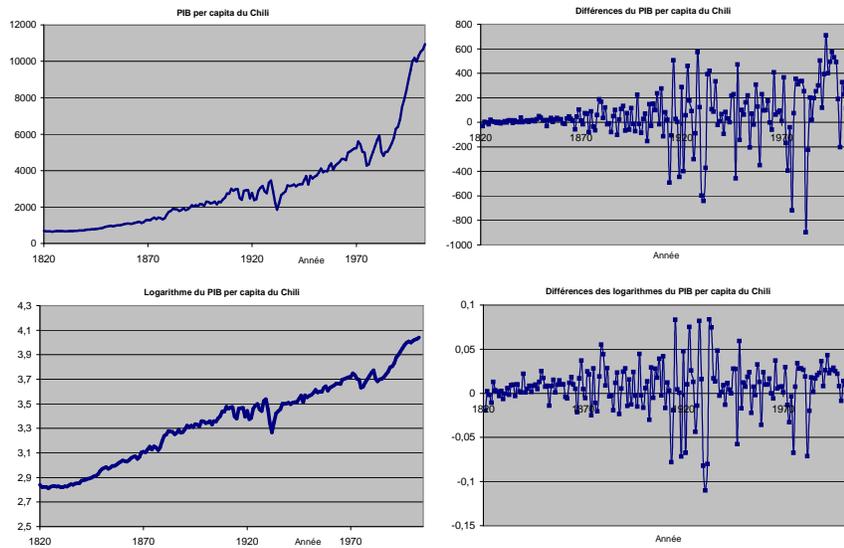
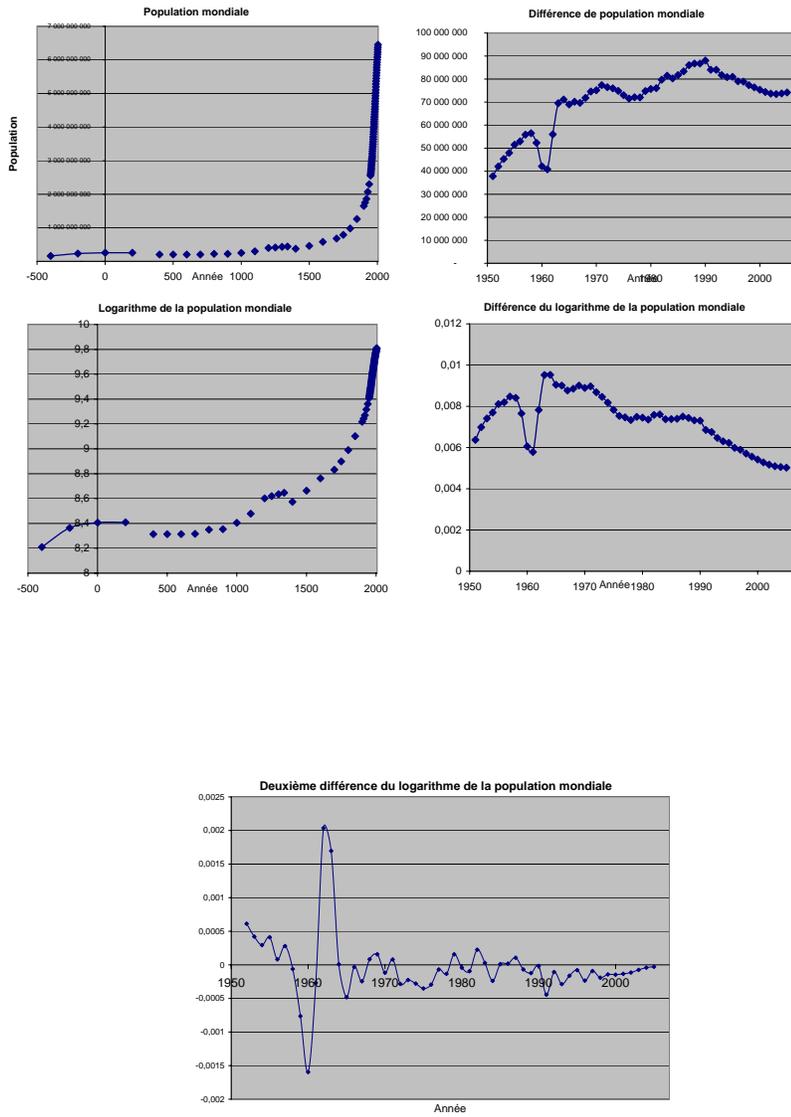


FIG. 9 – Graphiques des séries pop2, diff_pop2, log_pop2, diff_log_pop2 et diff_diff_log_pop2



4.2 Analyse Préliminaire

L'analyse préliminaire ne sera faite que pour les séries stationnaires. Les résultats du test de Dickey-Fuller pour chacune des séries sont dans l'Annexe A (Tableaux 46-47). Dans cette étude nous faisons face à des séries qui présentent des comportements qui ne sont pas usuels en séries temporelles. Au regard des graphiques d'autocorrélations et d'autocorrélations partielles pour chaque série, nous désignerons un modèle ARMA(p,q) qui semble approprié et qui constituera notre point de départ. À partir de ce modèle de départ, nous ferons varier les ordres p et q pour rechercher le meilleur modèle parmi les modèles ARMA(p,q) d'ordre égal ou inférieur à 5. Tous les tableaux d'autocorrélations et d'autocorrélations partielles pertinents sont dans l'Annexe B (Fig.17- 42).

4.2.1 Série des anomalies de température de Mann

De 200 à 1980 – Concernant la série brute des anomalies de température de Mann, le graphique des autocorrélations nous indique la présence d'une partie AR(p). Ceci est justifié par la décroissance exponentielle des autocorrélations. Cependant, étant donné que les valeurs des autocorrélations pour les douze retards sont significatives, l'étude du graphique des autocorrélations partielles s'impose afin de déterminer si cela provient du fait qu'il faut modéliser la série avec une partie MA(q) ou pas. Ainsi, les autocorrélations partielles sont toutes significatives et suggèrent donc la présence d'une partie MA(q) dans la modélisation de la série. Commencer par un modèle ARMA(3,1) est donc raisonnable.

De 201 à 1980 – Pour la série transformée `diff_mann`, la forme des autocorrélations suggère une modélisation qui inclut une partie AR(p), et on s'aperçoit que les autocorrélations sont significatives jusqu'au neuvième retard. Du graphique des autocorrélations partielles, on retient qu'il y a probablement un MA(q). L'hypothèse selon laquelle l'échantillon est i.i.d. est rejetée pour tous les retards sauf le neuvième. Il semblerait qu'un modèle ARMA(2,1) soit un bon point de départ pour commencer.

De 1752 à 1978 – La série brute présentant une racine unitaire (Tableau 46), nous ne nous attarderons que sur l'analyse des autocorrélations et des autocorrélations partielles de la série des anomalies de température de Mann en première différence. La forme des autocorrélations nous pousse à vouloir inclure une partie AR(p) dans notre modélisation, et le graphique des autocorrélations partielles renforce cette hypothèse, tout en suggérant d'y inclure un MA(q). Nous choisissons donc un ARMA(2,2) pour commencer.

De 1821 à 1978 – Comme pour la sous-période précédente, la série brute de Mann entre 1821 et 1978 exhibant une racine unitaire, nous ne nous intéresserons qu'à `diff_mann`. La série

des autocorrélations est une fois de plus de forme sinusoïdale, les retards 1, 2, 5,6,7,8 étant significatifs. Ceci suggère fortement une modélisation $AR(p)$. Les autocorrélations partielles quant à elles semblent indiquer qu'une partie $MA(q)$ pourrait aussi être pertinente. Une fois de plus, ces deux graphiques nous poussent à opter pour un $ARMA(2,1)$ comme point de départ.

De 1952 à 1978 – Les séries brutes et transformées de Mann présentent une racine unitaire pour cette sous-période. Même en considérant la seconde différence de la série brute, nous ne pouvons éliminer cette racine unitaire (Tableau 46).

4.2.2 Série des anomalies de température de McKitrick

De 1400 à 1980 – La série des anomalies de température de McKitrick, `temp_mckit`, présente des autocorrélations significatives jusqu'au douzième retard qui diminuent très lentement jusqu'au septième retard avant de recommencer à augmenter légèrement. Le graphique des autocorrélations partielles nous montre que seuls les 3 premiers retards sont significatifs, surtout le premier. Un modèle $AR(3)$ est donc un bon départ pour notre modélisation.

De 1401 à 1980 – Les autocorrélations de la série `diff_mckit` ne sont significativement différentes de zéro qu'aux premier et troisième retards. Les autocorrélations partielles, quant à elles, semblent indiquer que les 4 premiers retards sont légèrement significatifs. Par contre, les observations de la série sont i.i.d., et ce, quelque soit le nombre de retards considérés. La présence d'outliers pourrait expliquer cette inconsistance. Une modélisation appropriée pour cette série pourrait être un $ARMA(2,1)$.

De 1752 à 1978 – Pour la série brute des anomalies de températures de McKitrick, le graphique des autocorrélations indique que les 10 premiers retards sont significatifs (Fig. 23). Les autocorrélations partielles, quant à elles, sont significatives jusqu'au cinquième retard, le premier l'étant beaucoup plus que les autres. En examinant ces deux graphiques de plus près, nous choisissons de commencer par un $AR(1)$, tout en gardant en tête la possibilité d'inclure une partie $MA(q)$ à notre modèle.

Cette modélisation ne sera pourtant pas notre point de départ pour la série `diff_mckit`. En effet, même si seule l'autocorrélation associée au premier retard est significative, il n'en demeure pas moins que la forme autocorrélation partielle suggère la présence d'un $MA(q)$. Ceci est renforcé par le fait que le graphique nous indique que les autocorrélations partielles des quatre premiers retards sont significatives. Un $MA(1)$ ou un $ARMA(1,1)$ nous semblent, à la limite, plus pertinents.

De 1821 à 1978 – Pour cette période, on voit grâce au Tableau 46 que la série brute des

anomalies de température de McKitrick contient une racine unitaire et n'est donc pas stationnaire. Nous nous concentrons donc sur cette série en première différence. Les autocorrélations de celle-ci présentent un premier retard qui est très significatif, puis un cinquième retard qui l'est très peu. Ceci nous porte à penser qu'un AR(1) serait de mise, mais qu'il est possible qu'un MA(q) soit aussi nécessaire à la modélisation. De plus, les autocorrélations partielles associées aux deux premiers retards sont significatives, et celles associées aux quatrième et neuvième retards le sont aussi légèrement. La forme des autocorrélations et des autocorrélations partielles, ainsi que les graphiques de ces séries confirment donc qu'un ARMA(1,1) serait un bon candidat à la modélisation de la série `diff_mckit` pour cette sous-période.

De 1952 à 1978 – Les séries brutes et transformées de McKitrick ne sont pas stationnaires pour cette sous période. Même en considérant la seconde différence de la série brute, nous ne pouvons éliminer ce problème (Tableau 46).

4.2.3 Émissions globales de CO₂

De 1752 à 2002 – Pour la série en première différence des émissions globales de CO₂, les autocorrélations sont toutes significatives, et on remarque quelques discontinuités au niveau de la courbe. Ceci suggérerait la présence d'un MA(q) dans la modélisation, en plus de la partie AR(p). Commencer par un modèle avec $p = 1$ et $q = 1$ est donc acceptable.

De 1752 à 1978 – Pour cette sous-période, on remarque que les autocorrélations de la série `diff_co2m` sont toutes significatives, surtout celles associées aux sept premiers retards (Fig. 27). La forme des autocorrélations partielles semble aussi indiquer la présence qu'un ARMA(p,q) serait plus pertinent qu'un simple AR(p) dans ce cas-ci. Nous choisissons donc un ARMA(1,1) comme point de départ.

De 1821 à 2000 – Toutes les autocorrélations sont significatives, sauf celles associées aux quatrième et cinquième retards. La forme des autocorrélations indique donc la présence d'une partie autorégressive. Le graphique des autocorrélations partielles montre quant à lui qu'il faut tenir compte d'une partie MA(q), étant donné que plusieurs retards sont significatifs. Nous optons donc pour un ARMA(1,1).

De 1952 à 2000 – Toutes les autocorrélations sont non-significatives, sauf la première, alors que les autocorrélations partielles associées aux premier, quatrième et douzième retards le sont. Comme pour les autres sous-périodes, nous choisissons un ARMA(1,1) comme point de départ à notre modélisation.

4.2.4 Population mondiale

De 1952 à 2005 – Pour la série `diff_diff_log_pop2`, les autocorrélations sont significatives pour le premier et le troisième retards, et on remarque une discontinuité dans leurs variations. Les deux premiers retards des autocorrélations partielles sont fortement significatifs. Ceci mène à penser qu'un modèle ARMA(2,1) serait approprié pour cette série.

4.2.5 PIB per capita des six différents pays

De 1821 à 2003 – Pour la série en première différence du PIB per capita du Danemark, les quatre premiers retards sont significatifs, et les autocorrélations varient de façon assez discontinue. Les autocorrélations partielles quant à elles sont significatives pour les premier et troisième retards. Par contre, le test non-paramétrique d'indépendance nous indique que les observations sont i.i.d. pour tous les retards, ce qui est incohérent avec les résultats précédents, car on ne peut pas modéliser un bruit blanc, et un bruit blanc ne devrait pas avoir d'autocorrélations significatives. Ce manque de cohérence serait peut-être expliqué par la brisure dans la moyenne qui affecte la série ou par la présence de plusieurs outliers, tel que mentionné précédemment. On note aussi que ce problème particulier affecte aussi notre analyse des séries `diff_fr`, `diff_neth`, `diff_aust`, `diff_swe` et `diff_chile`.

Le fait qu'on ne puisse pas utiliser, à cause de ces résultats atypiques, la série `diff_dan`, ou aucune des autres série de PIB per capita en première différence, n'est pas problématique étant donné qu'habituellement on s'intéresse plutôt à la première différence du logarithme d'une série de PIB, plutôt que simplement à la première différence. Puisque ni les autocorrélations, ni les autocorrélations partielles de `diff_log_dan`, ne sont statistiquement significatives, et que les observations sont i.i.d. pour chacun des retards, on peut facilement affirmer que cette série est un bruit blanc, et on essaie donc de voir si un ARMA(0,0) est le meilleur modèle pour cette série. Toutefois, il faut bien se dire qu'il n'est pas usuel que le changement du taux de croissance du PIB per capita soit modélisé par un simple bruit blanc. Ceci impliquerait, par exemple, l'absence de cycles économiques. Une fois de plus, la présence de trop d'outliers pourrait être à blâmer pour ces autocorrélations et autocorrélations partielles qui ne sont pas significatifs. Dans ce cas-ci, il serait donc intéressant d'utiliser un test de portemanteau pour vérifier si chacune des six séries transformées est en effet un simple bruit blanc. La même logique et la même analyse des résultats des autocorrélations et des autocorrélations partielles s'appliquent aussi aux séries `diff_log_fr`, `diff_log_neth`, `diff_log_aust`, `diff_log_swe` et `diff_log_chile`.

De 1821 à 1978 – Étant donné que seules les séries de changement dans le taux de

croissance du PIB per capita sont pertinentes, nous ne ferons pas d'analyse pour les séries `diff_dan`, `diff_fr`, `diff_neth`, `diff_aust`, `diff_swe` et `diff_chile`. De plus, l'analyse des résultats des autocorrélations et autocorrélations partielles nous mènent aux mêmes conclusions que celles obtenues pour les six séries entre 1821 et 2003. Nous commencerons donc par un test portemanteau pour déterminer si les séries sont en effet un bruit blanc ou pas, et ensuite nous essaierons de modéliser ces séries selon les résultats obtenus.

TAB. 1 – Modélisation ARMA(1,1) pour la série temp_mckit sur toute sa période

ARMA(1,1)	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
_cons	-0,030	0.034	-0.88	0.382	-0.097	0.037
AR L1	0.897	0.034	26.74	0.000	0.831	0.963
MA L1	-0.481	0.078	-6.16	0.000	-0.636	-0.328

Log pseudolikelihood = 214.592

Valeur BIC = -1.615

4.3 Modélisation

Concernant la série temp_mckit entre 1400 et 1980, la spécification retenue est celle d'un ARMA(1,1). En effet, commençant par un modèle AR(3), on essaye de voir lequel des modèles AR(3), AR(2), ARMA(1,1) ou ARMA(2,1) est le plus représentatif. Finalement, non seulement le modèle choisi minimise le critère d'information de Schwarz (BIC), mais son log-vraisemblance est plus élevé qu'un modèle avec le même nombre de degrés de liberté, soit un AR(2).

Si nous observons cette même série sur les années 1752 à 1978, et en ayant commencé avec un AR(1) à la suite de l'analyse préliminaire de ces données pour cette sous-période, nous optons quand même pour un ARMA(1,1). En effet, une fois de plus pour la série des anomalies de température de McKitrick, c'est ce modèle qui satisfait le mieux nos deux critères de sélection, même s'il est aussi comparé à un AR(2) (Tableau 80).

Entre 1401 et 1980, la série en première différence des anomalies de température de McKitrick est mieux modélisée par un ARMA(1,1). En effet, on voit du Tableau 3 que ce modèle convient plus à nos critères de sélection que les modèles ARMA(2,1) et MA(1) (Tab.54 et 55).

TAB. 2 – Modélisation ARMA(1,1) pour la série temp_mckit entre 1752 et 1978

ARMA(1,1)	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
_cons	-0.062	0.039	-1.58	0.115	-0.140	0.015
AR L1	0.906	0.049	18.6	0	0.808	0.999
MA L1	-0.601	0.086	-6.99	0	-0.770	-0.433

Log pseudolikelihood = 105.189

Valeur BIC = -1.615

TAB. 3 – Modélisation ARMA(1,1) pour la série diff_mckit sur toute sa période

ARMA(1,1)	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
_cons	-0.0002	0.001	-0.22	0.828	-0.002	0.002
AR L1	0.388	0.071	5.46	0.000	0.249	0.528
MA L1	-0.902	0.049	-18.43	0.000	-0.998	-0.806

Log pseudolikelihood = 218.463

Valeur BIC = -1.549

TAB. 4 – Modélisation ARMA(1,2) pour la série diff_mckit entre 1752 et 1978

ARMA(1,2)	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
_cons	0.001	0.001	0.58	0.561	-0.002	0.003
AR L1	0.804	0.159	5.06	0.000	0.492	1.115
MA L1	-1.566	0.131	-12.00	0.000	-1.82	-1.309
MA L2	0.543	0.148	3.68	0.000	0.254	0.833

Log pseudolikelihood = 104.406

Valeur BIC = -1.602

TAB. 5 – Modélisation ARMA(1,2) pour la série diff_mckit entre 1821 et 1978

ARMA(1,2)	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
_cons	0.002	0.001	2.83	0.005	0.001	0.004
AR L1	0.861	0.079	10.95	0	0.707	1.015
MA L1	-1.562	0.116	-14	0	-1.780	-1.343
MA L2	0.561	0.112	5.03	0	0.343	0.780

Log pseudolikelihood = 69.985

Valeur BIC = -1.569

Pour la sous-période de 1752-1978, nous choisissons un ARMA(1,2) pour diff_mckit (Tab. 4). Un MA(1) aurait pu être pertinent, mais l'ajout de deux paramètres de plus au modèle n'affecte presque pas le critère de sélection de Schwarz, alors qu'il y a un certain apport en vraisemblance (Tableaux 57). Étonnamment, le modèle qui minimise le mieux le BIC est un AR(3) (Tab.58), mais sa vraisemblance est plus petite que les autres modèles. L'ARMA(1,1) qui avait été choisi pour diff_mckit sur sa période entière n'est même plus significatif (Tab. 56).

De même, c'est un ARMA(1,2) qui sera sélectionné pour la sous-période 1821-1978. Les Tableaux 59-61 de l'Annexe A montrent trois autres modélisations possibles mais moins optimales selon nos critères de sélection.

Pour la série brute des anomalies de températures de Mann entre 200 et 1980, nous avons débuté avec un modèle ARMA(3,1) et l'avons comparé à des spécifications ARMA(3,3), ARMA(5,2) et ARMA(5,3). C'est le ARMA(5,3) qui minimise le BIC, mais l'apport en vraisemblance de l'ajout d'un paramètre de plus est minime lorsque comparé au modèle ARMA(5,2). Tous deux ont les log-vraisemblance les plus élevés. Après avoir hésité entre un ARMA(5,3) et un ARMA(5,2) pour cette série chronologique, nous choisissons le modèle ARMA(5,3).

Nos analyses du corrélogramme nous ayant poussés à commencer par un modèle ARMA (2,1) pour la série diff_mann, nous le comparons à des spécifications ARMA(2,2) et AR(2). Des trois, c'est le modèle ARMA(2,2) qui maximise le log-vraisemblance tout en minimisant le BIC. Ce sera donc le modèle retenu pour cette série.

Ce dernier modèle avait aussi été choisi comme point de départ lors de l'analyse préliminaire

TAB. 6 – Modélisation ARMA(5,3) pour la série mann sur toute sa période

ARMA(5,3)	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
struct_mann	-0.0003	0.0004	-0.83	0.409	0.001	0.0004
_cons	-0.219	0.011	-20.87	0.000	-0.240	-0.199
AR L1	4.365	0.014	294.41	0.000	4.336	4.394
AR L2	-7.995	0.054	-147.44	0.000	-8.101	-7.888
AR L3	7.659	0.079	96.53	0.000	7.503	7.814
AR L4	-3.834	0.054	-69.80	0.000	-0.394	-3.726
AR L5	0.803	0.015	52.83	0.000	0.773	0.833
MA L1	-1.541	0.018	-81.59	0.000	-1.578	-1.504
MA L2	1.415	0.018	76.74	0.000	1.379	1.452
MA L3	-0.427	0.020	-20.54	0.000	-0.468	-0.387

Log pseudolikelihood = 9214.042

Valeur BIC = -5.453

TAB. 7 – Modélisation ARMA(2,2) pour la série diff_mann sur toute sa période

ARMA(2,2)	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
_cons	0.0001	0.0004	0.35	0.727	-0.0006	0.0009
AR L1	1.743	0.007	235.56	0.000	1.728	1.757
AR L2	-0.950	0.007	128.63	0.000	-0.965	-0.936
MA L1	0.119	0.038	3.15	0.000	0.045	0.194
MA L2	0.662	0.019	33.99	0.000	0.624	0.700

Log pseudolikelihood = 8607.586

Valeur BIC = -5.369

TAB. 8 – Modélisation ARMA(2,4) pour la série diff_mann entre 1752 et 1978

ARMA(2,4)	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
_cons	0.001	0.001	0.98	0.329	-0.001	0.003
AR L1	1.683	0.019	86.82	0.000	1.645	1.721
AR L2	-0.937	0.019	-48.11	0.000	-0.975	-0.899
MA L1	0.122	0.054	2.25	0.025	0.016	0.228
MA L2	0.709	0.058	12.22	0.000	0.595	0.822
MA L3	0.559	0.059	9.41	0.000	0.443	0.676
MA L4	0.456	0.046	9.89	0.000	0.366	0.547

Log pseudolikelihood = 1138.308

Valeur BIC = -5.362

pour diff_mann de 1752 à 1978. Pourtant, il ne sera même pas significatif sur cette période. Ce sera plutôt un ARMA(2,4) qui satisfera le mieux nos deux critères de sélection, même lorsque comparé à d'autres modèles significatifs, tels AR(2), ARMA(2,1), et ARMA(2,3).

Enfin, toujours pour la série temporelle des anomalies de température de Mann en première différence, nous cherchons un modèle adéquat pour la période de 1821 à 1978. Bien qu'ayant débuté avec un ARMA(2,1), nous trouvons que le modèle AR(3) est le meilleur selon les critères de sélections.

Pour la série des premières différences des émissions globales de CO₂, diff_co2m, nous avons comme point de départ un ARMA(1,1). La spécification retenue sera pourtant celle d'un AR(1), ce qui concorde bien avec le fait que l'hypothèse de l'échantillon i.i.d. avait été rejetée. De plus, ce modèle minimise le critère d'information BIC et maximise comparative-ment le log-vraisemblance.

Lors de l'analyse préliminaire pour la série transformée diff_co2m pour les sous-périodes 1752-1978, 1821-2000 et 1952-2000, les autocorrélations et les autocorrélations partielles nous avaient suggérés un ARMA(1,1) comme point de départ. Cette information s'est révélée exacte puisque c'est ce modèle qui est choisi selon les critères de sélection pour les trois sous-périodes mentionnées précédemment. Évidemment, ce modèle a été comparé à d'autres avant d'être choisi, tel qu'on peut le voir dans les Tableaux 70-77.

TAB. 9 – Modélisation AR(3) pour la série diff_mann entre 1821 et 1978

AR(3)	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
_cons	0.002	0.002	1.17	0.241	-0.001	0.006
AR L1	2.295	0.064	35.69	0.000	2.169	2.421
AR L2	-1.947	0.113	17.14	0.000	-2.169	-1.724
AR L3	0.562	0.0628	8.96	0.000	0.439	0.685

Log pseudolikelihood = 747.628

Valeur BIC = -5.256

TAB. 10 – Modélisation AR(1) pour la série diff_co2m

AR(1)	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
struct1	58.252	15.811	3.68	0.000	27.261	89.242
_cons	6.553	1.523	4.30	0.000	3.567	9.538
AR L1	0.290	0.104	2.79	0.005	0.086	0.495

Log pseudolikelihood = -1375.388

Valeur BIC = 1.338

TAB. 11 – Modélisation ARMA(1,1) pour la série diff_co2m entre 1752 et 1978

ARMA(1,1)	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
struct1	56.230	16.748	3.36	0.001	23.403	89.057
_cons	6.332	1.534	4.13	0.000	3.324	9.339
AR L1	0.024	0.778	0.03	0.976	-1.502	1.550
MA L1	0.298	0.763	0.39	0.696	-1.197	1.793

Log pseudolikelihood = -1215.741

Valeur BIC = 3.439

TAB. 12 – Modélisation ARMA(1,1) pour la série diff_co2m entre 1821 et 2000

ARMA(1,1)	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
struct1	55.205	12.906	4.28	0.000	29.909	80.501
_cons	10.452	2.266	4.61	0.000	6.601	14.895
AR L1	-0.613	0.142	-4.31	0.000	-0.892	-0.033
MA L1	0.899	0.086	10.43	0.000	0.730	1.068

Log pseudolikelihood = -1020.397

Valeur BIC = 3.669

TAB. 13 – Modélisation ARMA(1,1) pour la série diff_co2m entre 1952 et 2000

ARMA(1,1)	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
_cons	100.569	17.582	5.72	0.000	66.109	135.030
AR L1	-0.439	0.183	-2.4	0.016	-0.798	-0.080
MA L1	1.079	0.083	12.95	0.000	0.916	1.248

Log pseudolikelihood = -291.586

TAB. 14 – Modélisation ARMA(1,1) pour la série diff_log_fr

ARMA(1,1)	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
_cons	0.007	0.002	3.25	0.001	0.003	0.011
AR L1	-0.477	0.185	-2.58	0.010	-0.840	-0.115
MA L1	0.612	0.136	4.49	0.000	0.344	0.879

Log pseudolikelihood = 398.183

TAB. 15 – Modélisation ARMA(1,1) pour la série diff_log_neth

ARMA(1,1)	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
_cons	0.006	0.002	2.74	0.006	0.002	0.010
AR L1	-.554	0.235	-2.35	0.019	-1.015	-0.092
MA L1	0.785	0.278	2.82	0.005	0.238	1.331

Log pseudolikelihood = 408.727

TAB. 16 – Modélisation ARMA(1,1) pour la série diff_log_fr entre 1821 et 1978

ARMA(1,1)	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
_cons	0.007	0.002	2.80	0.005	0.002	0.012
AR L1	-0.479	0.185	-2.58	0.010	-0.844	-0.116
MA L1	0.614	0.137	4.48	0.000	0.345	0.882

Log pseudolikelihood = 334.562

TAB. 17 – Modélisation AR(1) pour la série diff_log_neth entre 1821 et 1978

AR(1)	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
_cons	0.006	0.003	2.13	0.033	0.0004	0.011
AR L1	0.168	0.072	2.33	0.020	0.026	0.3091825

Log pseudolikelihood = 340.415

TAB. 18 – Modélisation AR(2) pour la série diff_diff_log_pop2

AR(2)	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
_cons	-0.000	0.000	-0.49	0.625	-0.0001	0.00008
AR L1	0.725	0.123	5.90	0.000	0.484	0.966
AR L2	-0.586	0.211	-2.8	0.005	-0.999	-0.173

Log pseudolikelihood = 339.530

Valeur BIC = -6.851

Bien que, pour leur période complète, les séries transformées diff_log_fr et diff_log_neth aient respectivement une spécification ARMA(1,1) (Tableaux 14,15) , ceci n'est pas le cas des quatre autres séries, soit diff_log_swe, diff_log_aust, diff_log_chile et diff_log_dan. En effet, on ne trouve pour ces dernières aucun modèle de type ARMA(p,q) qui puisse leur correspondre. Après avoir testé les six séries pour voir lesquelles sont en fait un BB (Voir Tableau 48-53) et lesquelles ne le sont pas, on arrive aux résultats suivants : on ne rejette pas l'hypothèse que diff_log_fr, diff_log_swe et diff_log_aust sont des BB. Ceci est assez surprenant, surtout pour diff_log_fr, étant donné qu'on avait trouvé un modèle ARMA(1,1) significatif pour cette série. En refaisant ce test portmanteau pour la sous-période 1821-1978, on obtient les mêmes résultats que pour la période complète. Puisqu'il n'est pas usuel que le cycle économique se réduise à un BB, la présence d'outliers dans chacune des six séries expliquerait éventuellement ces inconsistances au niveau des résultats.

Étant donné le corrélogramme et le corrélogramme partiel pour chacune des séries, et les résultats du test de Ljung-Box, nous choisissons un modèle ARMA(1,1) pour la série diff_log_fr entre 1821 et 1978, et un AR(1) pour diff_log_neth. Les quatre autres séries n'ont pas de modélisation de type ARMA(p,q) qui soit significative.

Pour la série diff_diff_log_pop2, nous avons débuté par un modèle ARMA(2,1) (Tableau 81). Ce sera pourtant un AR(2) qui sera choisi pour modéliser cette série chronologique.

4.4 Validation des modèles choisis

La dernière étape de l'analyse univariée est la validation des modèles choisis pour chacune des séries brutes ou transformées et ce, pour toutes les périodes. Comparer graphiquement les séries initiales à leurs prédictions n'est pas suffisant. Deux autres critères de validation nous seront utiles ici. Tout d'abord, nous savons qu'un bon ARMA(p,q) réduit les résidus de la série

à un bruit blanc. Ensuite, en utilisant les écart-types des prévisions pour créer un intervalle de confiance autour des valeurs prédites par le modèle, il faut voir si la courbe de ces dernières reste à l'intérieur de cet intervalle de confiance. Cet intervalle est donc construit en prenant

$$valeur_predite \pm 1.96(ecart - type). \quad (4.1)$$

Afin de déterminer si les résidus des séries prédites sont un bruit blanc, nous aurons recourt au test de Ljung-Box. Pour ce test, il faut choisir le nombre d'autocorrélations à inclure, ce qui n'est pas chose facile. Pour chaque série nous avons donc regardé la sensibilité des résultats de ce test relativement au nombre de retards considérés. Ensuite, nous avons déterminé le lag à partir duquel les résultats semblent se stabiliser. C'est celui-là qui sera important. Tous ces résultats sont dans l'Annexe A (Tableaux 82-87).

Il ne faut pas oublier que même si l'un des trois critères de validation est rejeté, cela ne signifie pas que le modèle même sera rejeté. En effet, ce modèle a été choisi comme étant *le meilleur modèle ARMA(p,q) d'ordre égal ou inférieur à 5*. Il est donc possible qu'une meilleure modélisation existe pour les séries, mais pas dans cette classe-là de modèles. De plus, la probabilité de rejet est positive, même si l'hypothèse nulle est vraie.

Commençons par la série temp_mckit. Sur sa période complète, nous avons choisi une modélisation ARMA(1,1). En illustrant la série brute et les prédictions de ce modèle sur un même graphique, on voit qu'un ARMA(1,1) est adéquat puisqu'il suit très bien les mouvements de la série et que, graphiquement, les deux sont très proches (Fig.10). En faisant un test Ljung-Box sur les résidus du modèle, on trouve aussi que l'hypothèse qu'ils sont un bruit blanc ne peut être rejetée (Tab.82). Enfin, en regardant si les prédictions du modèle sont à l'intérieur de l'intervalle de confiance, et surtout si les valeurs prédites des deux variables échantillonales exclues lors de la modélisation sont aussi à l'intérieur de cet intervalle de confiance (Fig.11), on arrive à la conclusion que le modèle ARMA(1,1) pour la série temp_mckit sur toute sa période est valide.

FIG. 10 – Graphique de la série temp_mckit et de ses prévisions sur toute la période

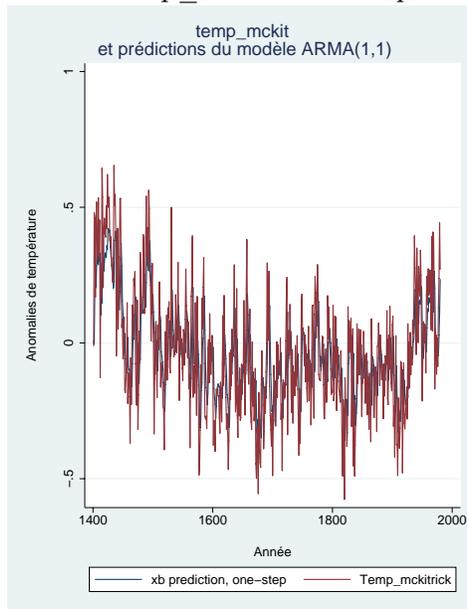
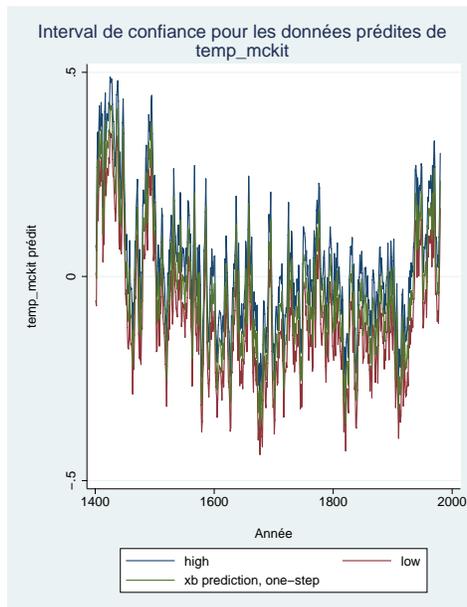


FIG. 11 – Graphique de l'intervalle de confiance des prédictions de la série temp_mckit par un ARMA(1,1)



Sur la sous-période 1752-1978, le Tableau 82 indique que les résidus de la série temp_mckit ne sont pas réduits à un BB par l'ARMA(1,1). Par contre, on voit que du Graphique 43 que la courbe des données prédites suit de très près celle des données. De plus, l'intervalle de confiance construit autour des prévisions contient bien ces dernières, incluant les deux données exclues lors de la modélisation (Fig.44).

Pour la série diff_mckit, quelle que soit la sous-période considérée, le test de portemanteau indique que les modélisations respectives ne réduisent pas la série des résidus à un bruit blanc (Tab.83). Toutefois, que ce soit avec un ARMA(1,1) pour la période entière de cette série, un ARMA(1,2) pour 1752-1978 et pour 1821-1978, les courbes des valeurs prédites et de la série sont proches. De même, les valeurs prédites par chacun des modèles restent à l'intérieur de leur intervalle de confiance respectif (Fig.45-50).

Sur sa période entière, un ARMA(5,3) a été choisi pour modéliser la série des anomalies de température de Mann. Ce modèle est tout à fait justifié étant donné que les résidus ont la forme d'un bruit blanc (Tab.84), et qu'il est presque impossible de dissocier les valeurs prédites des valeurs originales(Fig.51). L'intervalle de confiance est aussi restreint autour des prévisions du modèle, incluant les deux dernières, exclues lors de la modélisation (Fig.52).

Pour la série du changement dans les anomalies de température de Mann, chacun des modèles ARMA(p,q) sélectionné pour les sous-périodes est validé par les trois critères mentionnés ci-haut (Tab.85, Fig.53-58).

Sur sa période complète et entre 1752 et 1978, la série du changement dans les émissions globales de dioxyde de carbone a été modélisée par un AR(1) et par un ARMA(1,1). Ces modèles font bien en sorte que les résidus de la série sont des bruits blancs. Les deux courbes de prédictions suivent relativement bien le mouvement des données, même si elles présentent une volatilité moins prononcée. Les deux données exclues lors de l'analyse univariée se trouvent aussi à l'intérieur des intervalles de confiance. Toutefois, pour les sous-périodes 1821-2001 et 1952-2001, le modèle ARMA(1,1) choisi ne réduit pas les résidus à un bruit blanc (Tab.86). Entre 1821 et 2001, la courbe des valeurs prédites suit bien la tendance et la forme de diff_co2m, mais une fois de plus avec une volatilité des données beaucoup plus petite. Ceci est aussi le cas entre 1952 et 2001 (Fig.65). Le critère relatif aux données exclues devant être à l'intérieur de l'intervalle de confiance est quant à lui satisfait dans les deux cas (Fig.64, 29).

La série du changement dans le taux de croissance de la population mondiale avait été modélisée par un AR(2). Ce modèle ne réduit pas les résidus de la série à un bruit blanc. Du graphique 67, on remarque que les prévisions sont légèrement décalées par rapport aux données. Toutes les valeurs prédites tombent bien à l'intérieur de l'intervalle de confiance construit(Fig.68).

Enfin, le taux de croissance du PIB par habitant de la France et du Chili a été modélisé sur leur période entière par un ARMA(1,1). Dans les deux cas, ce modèle ne fait pas en sorte que la série des résidus ressemble à celle d'un bruit blanc (Tab.87). De plus, les prévisions ont la même forme que les données initiales, bien que la volatilité soit significativement réduite. Les mêmes observations sont valides pour la modélisation de ces séries sur la sous-période 1821-1978. Dans les quatre cas, les modèles choisis voient tous leurs prévisions être contenues dans l'intervalle de confiance respectif (Fig.69-76).

5 Étude de causalité

Ayant enfin choisi le meilleur modèle ARMA(p,q) d'ordre inférieur ou égal à 5 pour chacune des séries et pour toutes les sous-périodes, il faut maintenant examiner les relations de causalité choisies. La marche à suivre est ici très simple. Par exemple, pour

$$\text{Emissions globales de Co2} \longrightarrow \text{Anomalies de température de Mann}$$

on commence par voir quels retards entre les séries `diff_co2m` et `diff_mann` sont significatifs afin de choisir le nombre de retards de `diff_co2m` à inclure dans la régression ARMA de `diff_mann`. Autrement dit, on cherche à déterminer quels retards de `diff_co2m` 'causent' la série `diff_mann`, modélisée par un ARMA(2,4). Pour ce faire, on regarde le critère de sélection BIC. Par souci de rigueur, nous testons aussi un retard de plus que celui indiqué par le BIC, et rapportons les résultats dans les cas où cela a une incidence sur la relation de causalité examinée.

De plus, étant donné que les économies de la France, de la Suède, du Danemark, de l'Australie et du Pays-Bas sont assez semblables et font partie de l'OCDE, nous nous limiterons à étudier la causalité relative aux séries `diff_log_fr`, `diff_log_neth` et `diff_log_chile`.

Le critère d'information BIC pour les séries `diff_co2m` et `diff_mann` ayant indiqué que les sept premiers retards de `diff_co2m` devraient être pris en compte (Tab.88), les résultats de la régression entre `diff_mann` et les sept premiers retards de `diff_co2m` pour la sous-période 1752-1978 sont dans le Tableau 19. La régression que nous faisons ici est donc :

$$diff_mann_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^2 \alpha_i diff_mann_{t-i} + \sum_{k=1}^4 \pi_k \mu_{t-k} + \sum_{j=1}^7 \beta_j diff_co2m_{t-j} + \mu_t \quad (5.1)$$

Ainsi, nous voyons que les quatrième et cinquième retards de la série de changement d'émission globale de dioxyde de carbone auraient une incidence sur l'évolution de la série de changement dans les anomalies de température de Mann. Nous pouvons donc affirmer qu'il existe une relation causale entre le changement dans les émissions globale de CO₂ et le changement dans les anomalies de température de Mann. C'est-à-dire, qu'un accroissement des émissions globales de CO₂ accroît les anomalies de température de Mann.

Pour la relation 'Emissions globales de Co2 → Anomalies de température de McKitrick', le Tableau 94 indique que les quatre premiers retards de `diff_co2m` doivent être pris en considération. Pour la période 1752-1978, nous avons choisi de modéliser `diff_mckit` par un

TAB. 19 – Causalité entre `diff_mann` et les 7 premiers retards de `diff_co2m` pour la sous-période 1752-1978

<code>diff_mann</code>	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
<code>diff_co2m</code>						
<code>_cons</code>	1,60e-06	1,96e-06	0,82	0,413	-2,23e-06	5,44e-06
<code>L1</code>	1,41e-06	2,92e-06	0,48	0,629	-4,31e-06	7,13e-06
<code>L2</code>	6,53e-06	3,93e-06	1,66	0,096	-1,17e-06	0,0000142
<code>L3</code>	7,94e-06	4,67e-06	1,70	0,089	-1,22e-06	0,0000171
<code>L4</code>	8,72e-06	4,45e-06	1,96	0,050	6,88e-09	0,0000174
<code>L5</code>	7,77e-06	3,89e-06	2,00	0,046	1,44e-07	0,0000154
<code>L6</code>	1,63e-06	2,59e-06	0,63	0,530	-3,45e-06	6,71e-06
<code>L7</code>	8,42e-07	1,99e-06	0,42	0,673	-3,07e-06	4,75e-06
ARMA(2,4)						
AR L1	1,680	0,022	74,21	0,000	1,635	1,724
AR L2	-0,931	0,023	-40,79	0,000	-0,976	-0,886
MA L1	0,188	0,074	2,52	0,012	0,042	0,334
MA L2	0,939	0,073	12,83	0,000	0,796	1,083
MA L3	0,711	0,063	11,20	0,000	0,587	0,836
MA L4	0,374	0,065	5,74	0,000	0,246	0,502

Log pseudolikelihood = 1104,976

ARMA(1,2). Nous voyons du Tableau 20 qu’aucun des retards de `diff_co2m` inclus dans la régression n’est significatif. Ces résultats ont été obtenus en faisant la régression suivante :

$$diff_mckit_t = a_0 + a_1 diff_mckit_{t-1} + \sum_{i=1}^2 \theta_i \epsilon_{t-i} + \sum_{j=1}^4 \beta_j diff_co2m_{t-j} + \epsilon_t. \quad (5.2)$$

Ces conclusions de non-causalité impliquent que le changement dans les émissions globales de dioxyde de carbone n’affecte pas les changements dans les anomalies de température de McKitrick. En d’autres mots, on ne peut rejeter les hypothèses nulles selon laquelle $\beta_j = 0, j = 1, \dots, 4$.

Ce résultat est important car il démontre que, selon la série d’anomalies de température choisie, on peut, ou pas, trouver une relation de causalité avec les émissions de CO₂. Ainsi, Mann avait raison de dire qu’une telle relation existait, malgré le fait qu’une fois son modèle corrigé par McKitrick cette relation disparaît.

TAB. 20 – Causalité entre *diff_mckit* et les 4 premiers retards de *diff_co2m* pour la sous-période 1752-1978

<i>diff_mckit</i>	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
<i>diff_co2m</i>						
_cons	-0.0001	0.0002	-0.72	0.474	-0.0005	0.0002
L1	0.0003	0.0003	1.05	0.293	-0.0003	0.001
L2	-0.0002	0.0002	-0.86	0.391	-0.0007	0.0003
L3	0.00003	0.0002	0.12	0.908	-0.0005	0.0005
L4	0.0001	0.0003	0.36	0.716	-0.0004	0.0006
ARMA(1,2)						
AR L1	0.854	0.068	12.43	0.000	0.719	0.988
MA L1	-1.543	0.099	-15.57	0.000	-1.738	-1.349
MA L2	0.543	0.099	5.48	0.000	0.348	0.737

Log pseudolikelihood = 102,988

Nous nous penchons maintenant sur les relations qui existent entre le taux de croissance du PIB par habitant du Chili, de la France et des Pays-Bas, et la série du changement dans les anomalies de température de McKitrick. Pour le Chili et la France, le critère d'information BIC indique que seul le premier retard de cette série devrait être pris en considération pour la régression (Tab.95,96). Ainsi, les équations suivantes seront examinées pour les deux pays :

$$diff_mckit_t = a_0 + a_1 diff_mckit_{t-1} + \theta_1 \epsilon_{t-1} + \theta_2 \epsilon_{t-2} + \beta_1 diff_log_fr_{t-1} + \epsilon_t \quad (5.3)$$

$$diff_mckit_t = a_0 + a_1 diff_mckit_{t-1} + \theta_1 \epsilon_{t-1} + \theta_2 \epsilon_{t-2} + \gamma_1 diff_log_chile_{t-1} + \epsilon_t \quad (5.4)$$

Pour les Pays-Bas, ce sont deux retards qui seront inclus (Tab.97). Enfin, des Tableaux 21-23, nous pouvons établir qu'il n'y a pas causalité entre ces séries et *diff_mckit*. Cependant, en incluant les trois premiers retards de *diff_log_neth* plutôt que seulement les deux premiers, nous trouvons que les deuxième et troisième retards de cette série affectent bel et bien *diff_mckit* (Tab.24). Pour parvenir à ces résultats, nous avons estimé les deux équations suivantes pour les Pays-Bas :

$$diff_mckit_t = a_0 + a_1 diff_mckit_{t-1} + \theta_1 \epsilon_{t-1} + \theta_2 \epsilon_{t-2} + \sum_{i=1}^2 \delta_i diff_log_neth_{t-i} + \epsilon_t \quad (5.5)$$

$$diff_mckit_t = a_0 + a_1 diff_mckit_{t-1} + \theta_1 \epsilon_{t-1} + \theta_2 \epsilon_{t-2} + \sum_{i=1}^3 \delta_i diff_log_neth_{t-i} + \epsilon_t \quad (5.6)$$

Enfin, on peut affirmer qu'une augmentation du taux de croissance du PIB par habitant a un effet mitigé sur le changement des anomalies de température globale de McKitrick aux Pays-Bas, et aucun effet en France ou au Chili.

Un simple MCO entre $diff_mckit_t$ et les neuf premiers retards de $diff_diff_log_pop2$ montre que le cinquième lag de la série du changement dans le taux de croissance de la population mondiale affecterait le changement dans les anomalies de température de McKitrick (Tableau 25). En effet, en estimant

$$diff_mckit_t = a_0 + \sum_{i=1}^9 \lambda_i diff_diff_log_pop2_{t-i} + \epsilon_t, \quad (5.7)$$

nous obtenons que seul λ_5 est significativement différent de 0. On peut donc affirmer qu'un changement dans le taux de croissance de la population mondiale a un effet négatif sur la série des anomalies de température de McKitrick en première différence. Ce résultat est étonnant et contre-intuitif.

Pour $diff_mann$, le critère BIC indique qu'il faut inclure les sept premiers retards de $diff_log_chile$ (Tab.89), donc, qu'il faut estimer l'équation

$$diff_mann_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^3 \alpha_i diff_mann_{t-i} + \sum_{j=1}^7 \beta_j diff_log_chile_{t-j} + \mu_t \quad (5.8)$$

Toutefois, une relation de causalité entre ces deux séries n'apparaît que lorsqu'on intègre aussi le huitième retard de $diff_log_chile$. En effet, la régression

$$diff_mann_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^3 \alpha_i diff_mann_{t-i} + \sum_{j=1}^8 \beta_j diff_log_chile_{t-j} + \mu_t \quad (5.9)$$

indique que seul β_8 est significatif (Tab. 27). De plus, aucune relation n'existerait entre $diff_mann$ et la série du taux de croissance du PIB par habitant pour la France, qu'on considère les sept premiers retards tels qu'indiqués par l'équation

$$diff_mann_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^3 \alpha_i diff_mann_{t-i} + \sum_{j=1}^7 \psi_j diff_log_fr_{t-j} + \mu_t \quad (5.10)$$

et le Tableau 90, ou un de plus. Enfin, relativement à la série $diff_log_neth$, le critère d'information ayant indiqué la nécessité d'inclure les quatre premiers retards de cette série dans la régression

$$diff_mann_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^3 \alpha_i diff_mann_{t-i} + \sum_{j=1}^4 \delta_j diff_log_neth_{t-j} + \mu_t, \quad (5.11)$$

nous trouvons tout de même qu'aucun des quatre retards n'est significativement différent de 0 (Tab.29). En d'autres mots, le taux de croissance du PIB par habitant du Chili a un effet

TAB. 21 – Causalité entre `diff_mckit` et le premier retard de `diff_log_chile` pour la sous-période 1821-1978

<code>diff_mckit</code>	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
<code>diff_log_chile</code>						
<code>_cons</code>	-0,0404	0,402	-0,10	0,920	-0,828	,748
<code>L1</code>	0,329	0,389	0,85	0,398	-0,434	1,093
ARMA(1,2)						
<code>AR L1</code>	0,877	0,075	11,75	0,000	0,731	1,024
<code>MA L1</code>	-1,559	0,115	-13,56	0,000	-1,784	-1,333
<code>MA L2</code>	0,558	0,115	4,86	0,000	0,333	0,784

Log pseudolikelihood = 70,769)

positif sur la série du changement dans les anomalies de température de Mann, ce qui n'est pas le cas pour la France ou les Pays-Bas.

Puisqu'aucune modélisation ARMA(p,q) n'avait été trouvée pour `diff_mann` entre 1952 et 1978, nous faisons une régression MCO entre cette série et les dix premiers retards de `diff_diff_log_pop2` :

$$diff_mann_t = \alpha_0 + \sum_{j=1}^10 \lambda_j diff_diff_log_pop2_{t-j} + \mu_t. \quad (5.12)$$

Aucun retard n'est significatif, ce qui implique qu'un changement dans le taux de croissance de la population globale ne 'cause' pas de changement dans les anomalies de température de Mann (Tab.30). Ce résultat, est aussi intrigant que la relation négative trouvée entre `diff_diff_log_pop2` et `diff_mckit`, même s'il est moins contre-intuitif.

TAB. 22 – Causalité entre diff_mckit et le premier retard de diff_log_fr pour la sous-période 1821-1978

diff_mckit	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
diff_log_fr						
_cons	-0,345	0,507	-0,68	0,496	-1,339	0,648
L1	0,623	0,509	1,22	0,221	-0,375	1,622
AR L1	0,844	0,101	8,36	0,000	0,646	1,042
MA L1	-1,519	0,143	-10,60	0,000	-1,799	-1,238
MA L2	0,518	0,143	3,62	0,000	0,237	0,799

Log pseudolikelihood = 71,152

TAB. 23 – Causalité entre diff_mckit et les deux premiers retards de diff_log_neth pour la sous-période 1821-1978

diff_mckit	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
diff_log_neth						
_cons	-0,176	0,433	-0,41	0,684	-1,026	0,673
L1	0,438	0,416	1,05	0,293	-0,378	1,254
L2	-0,406	0,346	-1,17	0,241	-1,086	0,273
ARMA(1,2)						
AR L1	0,732	0,222	3,30	0,001	0,296	1,167
MA L1	-1,375	0,247	-5,57	0,000	-1,859	-0,891
MA L2	0,422	0,199	2,11	0,035	,030	0,814

Log pseudolikelihood = 69,419

TAB. 24 – Causalité entre diff_mckit et les trois premiers retards de diff_log_neth pour la sous-période 1821-1978

diff_mckit	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
diff_log_neth						
_cons	-0,393	0,307	-1,28	0,200	-0,996	,208
L1	0,579	0,382	1,52	0,130	-0,170	1,328
L2	-1,112	0,407	-2,73	0,006	-1,910	-0,312
L3	0,766	0,323	2,37	0,018	0,131	1,399
ARMA(1,2)						
AR L1	-0,591	0,207	-2,85	0,004	-0,998	-0,184
MA L1	0,696	0,322	2,17	0,030	0,066	1,327
MA L2	-1,097	0,347	-3,16	0,002	-1,777	-0,417

Log pseudolikelihood = 69,572

TAB. 25 – Causalité entre diff_mckit et les 9 premiers retards de diff_diff_log_pop2 pour la sous-période 1952-1978

diff_mckit	Coefficient	Écart-type	t	P > t	[IC à 95%]	
diff_diff_log_pop2						
_cons	59,821	97,880	0,61	0,558	-165,891	285,532
L1	-14,065	144,926	-0,10	0,925	-348,267	320,136
L2	48,215	162,027	0,30	0,774	-325,421	421,852
L3	-200,659	150,761	-1,33	0,220	-548,315	146,995
L4	340,288	154,884	2,20	0,059	-16,875	697,452
L5	-428,945	153,225	-2,80	0,023	-782,284	-75,607
L6	243,706	153,913	1,58	0,152	-111,219	598,631
L7	-62,154	137,747	-0,45	0,664	-379,800	255,490
L8	-196,949	95,449	-2,06	0,073	-417,057	23,158
L9	64,290	50,199	1,28	0,236	-51,469	180,050

TAB. 26 – Causalité entre `diff_mann` et les 7 premiers retards de `diff_log_chile` pour la sous-période 1821-1978

<code>diff_mann</code>	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
<code>diff_log_chile</code>						
<code>_cons</code>	-0,006	0,005	-1,17	0,242	-0,017	0,004
<code>L1</code>	-0,003	0,012	-0,26	0,793	-0,027	0,020
<code>L2</code>	-0,011	0,018	-0,58	0,559	-0,047	0,0253
<code>L3</code>	-0,013	,022	-0,57	0,571	-0,056	0,031
<code>L4</code>	-0,015	0,022	-0,70	0,486	-0,057	0,027
<code>L5</code>	-0,014	0,017	-0,85	0,393	-0,047	0,018
<code>L6</code>	-0,009	0,011	-0,84	0,402	-0,030	,0122
<code>L7</code>	-0,007	0,005	-1,39	0,164	-0,016	0,002
AR(3)						
<code>AR L1</code>	2,339	0,060	38,86	0,000	2,221	2,457
<code>AR L2</code>	-2,022	0,107	-18,95	0,000	-2,231	-1,813
<code>AR L3</code>	0,604	0,059	10,19	0,000	0,487	0,719

Log pseudolikelihood = 715,769

Lors de l'analyse univariée, nous avons inclus pour la sous-période 1752-1978 de la série `diff_co2m` une constante structurelle, `struct1`, significative. Le critère d'information de Schwarz ayant déterminé que seuls les sept premiers retards de `diff_mann` devraient être considérés, nous trouvons que si la constante structurelle est incluse,

$$diff_co2m_t = b_0 + struct1 + b_1 diff_co2m_{t-1} + \phi_1 \varepsilon_{t-1} + \sum_{j=1}^7 \lambda_j diff_mann_{t-j} + \varepsilon_t \quad (5.13)$$

les paramètres du modèle ARMA(1,1) deviennent non significatifs et aucune relation de causalité n'existe (Tab.31). En excluant cette constante, il n'y a toujours aucune incidence des retards de `diff_mann` sur la série, mais les paramètres du modèle redeviennent significatifs (Tab.32). L'équation que nous estimons donc pour tester si `diff_mann` \rightarrow `diff_co2m` est :

$$diff_co2m_t = b_0 + b_1 diff_co2m_{t-1} + \phi_1 \varepsilon_{t-1} + \sum_{j=1}^7 \lambda_j diff_mann_{t-j} + \varepsilon_t. \quad (5.14)$$

TAB. 27 – Causalité entre diff_mann et les 8 premiers retards de diff_log_chile pour la sous-période 1821-1978

diff_mann	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
diff_log_chile						
_cons	-0,003	0,005	-0,60	0,547	-0,014	,007
L1	0,006	0,013	0,49	0,624	-0,019	,032
L2	0,008	0,021	0,39	0,694	-0,032	,048
L3	0,016	0,026	0,63	0,528	-0,035	0,068
L4	0,021	0,028	0,77	0,442	-0,033	0,076
L5	0,023	0,025	0,94	0,348	-0,026	0,073
L6	0,024	0,019	1,23	0,218	-0,014	0,062
L7	0,016	0,012	1,35	0,177	-0,007	0,039
L8	0,011	0,005	2,15	0,031	0,001	0,020
AR(3)						
AR L1	2,343	0,057	40,67	0,000	2,231	2,457
AR L2	-2,032	0,102	-19,81	0,000	-2,233	-1,831
AR L3	0,609	0,057	10,57	0,000	0,496	0,722

Log pseudolikelihood = 712,458

TAB. 28 – Causalité entre diff_mann et les 7 premiers retards de diff_log_fr pour la sous-période 1821-1978

diff_mann	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
diff_log_fr						
_cons	0,009	0,007	1,44	0,149	-0,004	,0232
L1	0,018	0,016	1,11	0,267	-0,014	0,049
L2	0,026	0,024	1,05	0,293	-0,022	0,073
L3	0,025	0,028	0,89	0,374	-0,031	0,082
L4	0,020	0,027	0,74	0,458	-0,033	0,073
L5	0,009	0,020	0,47	0,637	-0,030	0,049
L6	0,002	0,012	0,21	0,835	-0,021	0,025
L7	-0,002	0,005	-0,38	0,702	-0,011	0,008
AR(3)						
AR L1	2,290	0,069	33,03	0,000	2,154	2,426
AR L2	-1,938	0,120	-16,10	0,000	-2,173	-1,702
AR L3	0,557	0,066	8,44	0,000	0,428	0,686

Log pseudolikelihood = 710,055

TAB. 29 – Causalité entre diff_mann et les quatre premiers retards de diff_log_neth pour la sous-période 1821-1978

diff_mann	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
diff_log_neth						
_cons	0,007	0,005	1,69	0,092	-0,001	,0164
L1	0,007	0,009	0,80	0,421	-0,010	0,024
L2	0,010	0,010	0,99	0,322	-0,009	0,030
L3	0,005	0,008	0,66	0,508	-0,010	0,022
L4	0,003	0,005	0,66	0,509	-0,006	0,012
AR(3)						
AR L1	2,303	0,066	34,98	0,000	2,173	2,431
AR L2	-1,958	0,115	-17,05	0,000	-2,184	-1,733
AR L3	0,568	0,063	9,02	0,000	0,444	0,691

Log pseudolikelihood = 725,846

TAB. 30 – Causalité entre `diff_mann` et les 10 premiers retards de `diff_diff_log_pop2` pour la sous-période 1952-1978

<code>diff_mann</code>	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
<code>diff_diff_log_pop2</code>						
<code>_cons</code>	-1,581	14,737	-0,11	0,918	-37,642	34,480
L1	14,414	20,453	0,70	0,507	-35,633	64,463
L2	-2,314	23,548	-0,10	0,925	-59,934	55,305
L3	15,1684	22,262	0,68	0,521	-39,305	69,642
L4	0,926	24,404	0,04	0,971	-58,788	60,642
L5	10,187	28,473	0,36	0,733	-59,486	79,860
L6	-5,592	30,576	-0,18	0,861	-80,405	69,225
L7	8,749	28,141	0,31	0,766	-60,110	77,610
L8	-14,250	25,189	-0,57	0,592	-75,888	47,386
L9	5,893	15,043	0,39	0,709	-30,916	42,702
L10	-9,836	8,727	-1,13	0,303	-31,192	11,519

De même, en examinant l'existence d'un lien causal entre `diff_co2m` et la série `diff_mckit`, quatre retards ont été inclus dans la régression ARMA(1,1) de `diff_co2m` :

$$diff_co2m_t = b_0 + b_1 diff_co2m_{t-1} + \phi_1 \varepsilon_{t-1} + \sum_{j=1}^4 \Phi_j diff_mckit_{t-j} + \varepsilon_t. \quad (5.15)$$

Le résultat est qu'aucun des $\Phi_j, j = 1, \dots, 4$ n'est significatif (Tab.33-34), que l'on considère la constante structurelle ou pas. Bref, aucune des deux séries de changement dans les anomalies de température ne 'cause' un changement dans les émissions globales de CO₂.

Le critère de sélection BIC (Tab.98) ayant indiqué que les deux premiers retards de `diff_diff_log_pop2` devaient être utilisés pour tester la présence de causalité entre cette série et `diff_co2m`, nous les incluons dans le modèle :

$$diff_co2m_t = b_0 + b_1 diff_co2m_{t-1} + \phi_1 \varepsilon_{t-1} + \sum_{j=1}^2 \lambda_j diff_diff_log_pop2_{t-j} + \varepsilon_t. \quad (5.16)$$

Le résultat est qu'on ne peut rejeter $H_0 : \lambda_j = 0, j = 1, 2$, et donc qu'il n'y a pas de causalité entre les deux séries à ce niveau (Tab.35).

Pour savoir si l'une des séries de taux de croissance du PIB par habitant de la France, du Chili ou des Pays-Bas 'cause' `diff_co2m`, nous n'avons gardé que le premier retard pour

TAB. 31 – Causalité entre diff_c02m et les sept premiers retards de diff_mann pour la sous-période 1752-1978 (avec constante structurelle)

diff_c02m	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
diff_mann						
_cons	1594,796	2420,576	0,66	0,510	-3149,446	6339,038
struct1	60,106	16,736	3,59	0,000	27,303	92,908
L1	-2423,082	4412,684	-0,55	0,583	-11071,78	6225,62
L2	1746,654	3700,814	0,47	0,637	-5506,809	9000,116
L3	-1385,312	4839,254	-0,29	0,775	-10870,08	8099,452
L4	-709,2013	5050,883	-0,14	0,888	-10608,75	9190,348
L5	5868,191	4749,679	1,24	0,217	-3441,009	15177,39
L6	-6624,264	5082,109	-1,30	0,192	-16585,01	3336,487
L7	2501,372	2414,539	1,04	0,300	-2231,037	7233,781
ARMA(1,1)						
AR L1	-0,055	0,412	-0,13	0,894	-0,863	0,753
MA L1	0,395	0,371	1,07	0,286	-0,331	1,123

Log pseudolikelihood = -1214,17

TAB. 32 – Causalité entre diff_c02m et les sept premiers retards de diff_mann pour la sous-période 1752-1978 (sans constante structurelle)

diff_c02m	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
diff_mann						
_cons	-150,6548	2422,109	-0,06	0,950	-4897,901	4596,592
L1	-46,68109	4740,853	-0,01	0,992	-9338,583	9245,22
L2	2173,965	3965,503	0,55	0,584	-5598,278	9946,208
L3	-2862,585	4403,67	-0,65	0,516	-11493,62	5768,451
L4	-1329,762	5109,209	-0,26	0,795	-11343,63	8684,104
L5	5985,386	5327,949	1,12	0,261	-4457,201	16427,97
L6	-4949,052	4541,609	-1,09	0,276	-13850,44	3952,338
L7	1444,114	1995,429	0,72	0,469	-2466,854	5355,082
ARMA(1,1)						
AR L1	0,996	0,004	259,84	0,000	0,989	1,004
MA L1	-0,865	0,035	-24,57	0,000	-0,934	-0,796

Log pseudolikelihood = -1200,417

TAB. 33 – Causalité entre diff_c02m et les quatre premiers retards de diff_mckit pour la sous-période 1752-1978 (avec constante structurelle)

diff_c02m	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
diff_mckit						
_cons	-34,067	23,222	-1,47	0,142	-79,581	11,446
struct1	63,370	16,176	3,92	0,000	31,666	95,074
L1	-40,627	32,283	-1,26	0,208	-103,901	22,646
L2	-29,582	33,832	-0,87	0,382	-95,891	36,727
L3	-15,194	28,816	-0,53	0,598	-71,673	41,284
L4	-1,993	27,407	-0,07	0,942	-55,710	51,722
ARMA(1,1)						
AR L1	0,023	0,727	0,03	0,975	-1,402	1,448
MA L1	0,299	0,710	0,42	0,673	-1,092	1,691

Log pseudolikelihood = -1215,07

TAB. 34 – Causalité entre diff_c02m et les quatre premiers retards de diff_mckit pour la sous-période 1752-1978 (sans constante structurelle)

diff_c02m	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
diff_mckit						
_cons	-19,747	19,329	-1,02	0,307	-57,633	18,137
L1	-19,228	25,637	-0,75	0,453	-69,476	31,020
L2	-3,681	25,253	-0,15	0,884	-53,177	45,814
L3	6,831	23,733	0,29	0,773	-39,684	53,347
L4	15,757	24,679	0,64	0,523	-32,613	64,128
ARMA(1,1)						
AR L1	0,996	0,004	277,37	0,000	0,989	1,003
MA L1	-0,865	0,035	-24,69	0,000	-0,934	-0,796

Log pseudolikelihood = -1200,813

TAB. 35 – Causalité entre diff_co2m et les deux premiers retards de $\text{diff_diff_log_pop2}$ pour la sous-période 1952-2000

diff_co2m	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
$\text{diff_diff_log_pop2}$						
_cons	1775,653	31241,59	0,06	0,955	-59456,74	63008,04
L1	18256,22	29247,84	0,62	0,533	-39068,49	75580,93
L2	9738,833	30960,57	0,31	0,753	-50942,76	70420,43
ARMA(1,1)						
AR L1	0,996	0,0198	50,38	0,000	0,957	1,034
MA L1	-0,920	0,182	-5,05	0,000	-1,277	-0,5633385

Log pseudolikelihood = -287,4227

chaque série (Tab.99-100). De plus, étant donné que la présence de la constante structurelle dans la modélisation ARMA(1,1) de diff_co2m fait en sorte que les paramètres du modèle ne sont plus significatifs, nous avons aussi fait les régressions dans le cas où elle est exclue (Tab.102-38). Donc, pour la France, Le Chili et le Pays-Bas, les équations que nous utilisons pour tester la présence de causalité sont respectivement :

$$\text{diff_co2m}_t = b_0 + b_1 \text{diff_co2m}_{t-1} + \phi_1 \varepsilon_{t-1} + \alpha_1 \text{diff_log_fr}_{t-1} + \varepsilon_t \quad (5.17)$$

$$\text{diff_co2m}_t = b_0 + b_1 \text{diff_co2m}_{t-1} + \phi_1 \varepsilon_{t-1} + \gamma_1 \text{diff_log_chile}_{t-1} + \varepsilon_t \quad (5.18)$$

$$\text{diff_co2m}_t = b_0 + b_1 \text{diff_co2m}_{t-1} + \phi_1 \varepsilon_{t-1} + \delta_1 \text{diff_log_neth}_{t-1} + \varepsilon_t. \quad (5.19)$$

Enfin, quel que soit le scénario, la conclusion est qu'il n'y a pas de relation de causalité entre ces séries et celle du changement dans les émissions globales de dioxyde de carbone.

On peut aussi se demander si des changements dans la température affectent la croissance économique d'une façon ou d'une autre. Les outils que nous avons pour tester cette hypothèse sont les trois séries de taux de croissance du PIB par habitant, et les deux séries de changement dans les anomalies de température.

Pour la France, nous considérons les sept premiers retards de diff_mann et seulement le premier retard de diff_mckit (Tab.90 et 96), tel qu'illustré dans les deux équations suivantes :

$$\text{diff_log_fr}_t = f_0 + f_1 \text{diff_log_fr}_{t-1} + \varphi_1 \xi_{t-1} + \beta_1 \text{diff_mann}_{t-1} + \xi_t \quad (5.20)$$

$$\text{diff_log_fr}_t = f_0 + f_1 \text{diff_log_fr}_{t-1} + \varphi_1 \xi_{t-1} + \alpha_1 \text{diff_mckit}_{t-1} + \xi_t \quad (5.21)$$

TAB. 36 – Causalité entre diff_c02m et le premier retard de diff_log_fr pour la sous-période 1821-2000 (sans constante structurelle)

diff_c02m	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
diff_log_fr						
_cons	673,671	180,342	3,74	0,000	320,206	1027,136
L1	-100,451	168,999	-0,59	0,552	-431,683	230,780
ARMA(1,1)						
AR L1	0,987	0,018	52,38	0,000	0,950	1,024
MA L1	-0,882	0,052	-16,86	0,000	-0,985	-0,779

Log pseudolikelihood = -1007,001

TAB. 37 – Causalité entre diff_c02m et le premier retard de diff_log_chile pour la sous-période 1821-2000 (sans constante structurelle)

diff_c02m	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
diff_log_chile						
_cons	-39,554	207,814	-0,19	0,849	-446,863	367,755
L1	51,178	211,342	0,24	0,809	-363,045	465,401
ARMA(1,1)						
AR L1	0,987	0,018	53,93	0,000	0,951	1,022
MA L1	-0,877	0,050	-17,31	0,000	-0,977	-0,7780637

Log pseudolikelihood = -1013,403

TAB. 38 – Causalité entre diff_c02m et le premier retard de diff_log_neth pour la sous-période 1821-2000 (sans constante structurelle)

diff_c02m	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
diff_log_neth						
_cons	894,761	198,011	4,52	0,000	506,667	1282,854
L1	-112,634	158,312	-0,71	0,477	-422,921	197,651
ARMA(1,1)						
AR L1	0,986	0,020	48,63	0,000	0,946	1,026
MA L1	-0,878	0,053	-16,38	0,000	-0,982	-0,772

Log pseudolikelihood = -1002,703

Le Tableau 39 montre les résultats de la régression (5.20) qu'il existe une relation de causalité entre $diff_log_fr$ et $diff_mann$, mais seulement au niveau du premier retard de cette série de température, β_1 étant significativement différent de 0. Par contre, il n'y a aucune évidence à ce sujet pour la série $diff_mckit$ (Tab.40).

Le BIC pour $diff_log_neth$ et les deux séries de température montre qu'il faut garder les quatres premiers retards de $diff_mann$, et les deux premiers retards de $diff_mckit$. Nous devons donc respectivement faire les régressions suivantes :

$$diff_log_neth_t = n_0 + n_1 diff_log_neth_{t-1} + \sum_{j=1}^4 \theta_j diff_mann_{t-j} + \nu_t \quad (5.22)$$

$$diff_log_neth_t = n_0 + n_1 diff_log_neth_{t-1} + \sum_{j=1}^2 \gamma_j diff_mckit_{t-j} + \nu_t. \quad (5.23)$$

Aucune relation de causalité ne peut pourtant être établie : on ne peut rejeter ni $H_0 : \theta_j = 0, j = 1, \dots, 4$, ni $H_0 : \gamma_j = 0, j = 1, 2$ (Tab.41-42).

La série $diff_log_chile$ n'ayant pu être modélisée par un ARMA(p,q), nous faisons un simple MCO pour savoir si le premier retard de $diff_mckit$ ou les sept premiers retards de $diff_mann$ ont une incidence sur celle-ci. En d'autres mots, nous voulons savoir si pour

$$diff_log_chile_t = c_0 + \Psi_1 diff_mckit_{t-1} + \epsilon_t, \quad (5.24)$$

Ψ_1 est significativement différent de 0, et si pour

$$diff_log_chile_t = c_0 + \sum_{j=1}^7 \Omega_j diff_mann_{t-j} + \epsilon_t, \quad (5.25)$$

il existe un $\Omega_j, j = 1, \dots, 7$ non nul. Le résultat est négatif dans les deux cas (Tab.44-43).

Nous trouvons donc qu'un changement positif des anomalies de température de Mann aurait un effet négatif sur le taux de croissance du PIB par habitant de la France. La série de McKitrick quant à elle ne semble pas avoir une telle relation de causalité avec $diff_log_fr$. De même, aucune des deux séries d'anomalies de température globale en première différence n'a d'effet sur le taux de croissance du PIB par habitant au Chili ou aux Pays-Bas.

TAB. 39 – Causalité entre diff_log_fr et les sept premiers retards de diff_mann pour la sous-période 1821-1978

diff_log_fr	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
diff_mann						
_cons	2,184	1,302	1,68	0,093	-0,367	4,736
L1	-5,204	2,580	-2,02	0,044	-10,262	-0,146
L2	3,359	2,934	1,14	0,252	-2,392	9,111
L3	0,677	3,450	0,20	0,844	-6,085	7,440
L4	0,009	3,515	0,00	0,998	-6,881	6,899
L5	-1,914	3,293	-0,58	0,561	-8,369	4,541
L6	0,735	3,118	0,24	0,813	-5,376	6,847
L7	0,205	1,459	0,14	0,888	-2,655	3,066
ARMA(1,1)						
AR L1	-0,482	0,216	-2,23	0,026	-0,906	-0,057
MA L1	0,646	0,179	3,61	0,000	0,295	0,997

Log pseudolikelihood = 332,729

TAB. 40 – Causalité entre diff_log_fr et le premier retard de diff_mckit pour la sous-période 1821-1978

diff_log_fr	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
diff_mckit						
_cons	-0,019	0,014	-1,46	0,146	-0,046	,007
L1	-0,013	0,013	-0,97	0,330	-0,040	0,013
ARMA(1,1)						
AR L1	-0,403	0,1830752	-2,20	0,028	-0,762	-0,044
MA L1	0,565	0,155	3,65	0,000	0,261	0,869

Log pseudolikelihood = 331,833

TAB. 41 – Causalité entre diff_log_neth et les quatre premiers retards de diff_mann pour la sous-période 1821-1978

diff_log_neth	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
diff_mann						
_cons	1,854	1,249	1,48	0,138	-0,594	4,303251
L1	-4,044	2,555	-1,58	0,114	-9,053	0,964
L2	2,011	2,653	0,76	0,448	-3,188	7,211
L3	1,508	2,413	0,63	0,532	-3,221	6,238
L4	-1,408	1,169	-1,20	0,229	-3,700	0,884
AR(1)						
AR L1	0,201	0,064	3,13	0,002	0,075	0,326

Log pseudolikelihood = 339,943

TAB. 42 – Causalité entre diff_log_neth et les quatre premiers retards de diff_mckit pour la sous-période 1821-1978

diff_log_neth	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
diff_mckit						
_cons	-0,011	0,010	-1,08	0,282	-0,029	0,009
L1	-0,009	0,014	-0,69	0,491	-0,038	0,018
L2	0,0003	0,011	0,03	0,973	-0,022	0,023
AR(1)						
AR L1	0,202	0,076	2,66	0,008	0,053	0,351

Log pseudolikelihood = 338,687

TAB. 43 – Causalité entre `diff_log_chile` et le premier retard de `diff_mckit` pour la sous-période 1821-1978

<code>diff_log_chile</code>	Coefficient	Écart-type	z	$P > z $	[IC à 95%]	
<code>diff_mckit</code>						
<code>_cons</code>	-0,004	0,012	-0,32	0,747	-0,028	0,020
L1	-0,013	0,012	-1,08	0,281	-0,035	0,010

Log pseudolikelihood = 331,725

TAB. 44 – Causalité entre `diff_log_chile` et les sept premiers retards de `diff_mann` pour la sous-période 1821-1978

<code>diff_log_chile</code>	Coefficient	Écart-type	z	$P > z $	[IC à 95%]	
<code>diff_mann</code>						
<code>_cons</code>	-0,652	1,867	-0,35	0,727	-4,311	3,008
L1	1,427	3,933	0,36	0,717	-6,282	9,136
L2	-1,914	3,808	-0,50	0,615	-9,378	5,548
L3	2,085	3,678	0,57	0,571	-5,124	9,294
L4	-0,289	3,625	-0,08	0,936	-7,394	6,816
L5	-2,055	3,924	-0,52	0,600	-9,746	5,635
L6	1,621	3,737	0,43	0,664	-5,702	8,945
L7	-0,165	1,792	-0,09	0,926	-3,678	3,347

Log pseudolikelihood = 332,662

6 Conclusion

Bien que nous ayons modélisé chacune des séries stationnaires sur sa période entière et sur une multitude de sous-périodes, seuls quelques-uns des modèles retenus nous intéressent vraiment. En effet, une fois arrivés à la section 5, toute l'analyse univariée entreprise nous permet enfin de sélectionner les séries pertinentes. Par exemple, nous choisissons de travailler avec la série transformée `diff_mann` car celle-ci est stationnaire sur un plus grand nombre de périodes que `mann`. Pour cette série, nous optons pour un ARMA(2,4) entre 1752 et 1978, et un AR(3) entre 1821 et 1978. La série `diff_mckit` quant à elle est modélisée par un ARMA(1,2) entre 1752 et 1978 et entre 1821 et 1978. La série des émissions globales de dioxyde de carbone en première différence est modélisée par un ARMA(1,1) pour 1752-1978, 1821-2000 et 1952-2000. Seules les séries transformées de PIB par habitant de la France et des Pays-Bas étaient stationnaires. Entre 1821 et 1978, elles sont respectivement modélisées par un ARMA(1,1) et un AR(1).

Grâce à ces modèles, nous avons pu facilement entamer l'étude de causalité. Nos résultats sont résumés dans le Tableau 45.

En testant les deux premières relations illustrées dans ce tableau, on trouve que `diff_co2m` 'cause' `diff_mann`, mais n'a aucune incidence sur `diff_mckit`. Ce résultat met l'emphase sur le fait que les erreurs que Mann a faites en contruisant sa série ont des répercussions importantes sur les études subséquentes qui utilisent cette série. Une grande partie du débat sur le changement climatique concerne l'effet que les gaz à effet de serre - et surtout le CO₂ - ont sur la température : il est donc important d'étudier la question avec une série historique de température qui soit aussi robuste que possible. Il existe dans la littérature la notion qu'un effet de feedback se fait ressentir entre les émissions de CO₂ et le changement de température : plus les températures sont élevées, plus les émissions sont grandes - à cause du réchauffement des océans par exemple -, et plus ces dernières poussent les températures à s'élever. Étant donné qu'on trouve que ni la série `diff_mann` ni la série `diff_mckit` n'ont d'effet sur la série `diff_co2m`, nos résultats contredisent en partie cette idée de rétroaction.

Malgré le fait que nous ayons commencé avec le PIB par habitant de six pays différents, nous ne poursuivons la dernière étape de ce rapport qu'avec trois d'entre eux : la France, les Pays-Bas et le Chili. Le Chili a été inclus par souci de faire une analyse tenant compte d'un pays n'étant pas aussi développé que les cinq autres, un pays non-membre de l'OCDE. De ces trois pays, seule la série du taux de croissance du PIB par habitant des Pays-Bas 'cause' au sens de Granger - et de façon mitigée - la série du changement des anomalies de température de McKittrick. Il y a non-causalité entre les deux autres pays et cette série de température. Par contre, en testant la présence de causalité entre le taux de croissance du PIB per capita de ces

TAB. 45 – Relations de causalité

Δ émissions globales de CO ₂	→	Δ anomalies de température de Mann
Δ émissions globales de CO ₂	↗	Δ anomalies de température de McKitrick
taux de croissance du PIB per capita de la France	↗	Δ anomalies de température de McKitrick
taux de croissance du PIB per capita des Pays-Bas	→	Δ anomalies de température de McKitrick
taux de croissance du PIB per capita du Chili	↗	Δ anomalies de température de McKitrick
Δ du taux de croissance de la population mondiale	→	Δ anomalies de température de McKitrick
taux de croissance du PIB per capita de la France	↗	Δ anomalies de température de Mann
taux de croissance du PIB per capita des Pays-Bas	↗	Δ anomalies de température de Mann
taux de croissance du PIB per capita du Chili	→	Δ anomalies de température de Mann
Δ du taux de croissance de la population mondiale	↗	Δ anomalies de température de Mann
Δ anomalies de température de Mann	↗	Δ émissions globales de CO ₂
Δ anomalies de température de McKitrick	↗	Δ émissions globales de CO ₂
Δ du taux de croissance de la population mondiale	↗	Δ émissions globales de CO ₂
taux de croissance du PIB per capita de la France	↗	Δ émissions globales de CO ₂
taux de croissance du PIB per capita des Pays-Bas	→	Δ émissions globales de CO ₂
taux de croissance du PIB per capita du Chili	↗	Δ émissions globales de CO ₂
Δ anomalies de température de Mann	→	taux de croissance du PIB per capita de la France
Δ anomalies de température de McKitrick	↗	taux de croissance du PIB per capita de la France
Δ anomalies de température de Mann	↗	taux de croissance du PIB per capita des Pays-Bas
Δ anomalies de température de McKitrick	↗	taux de croissance du PIB per capita des Pays-Bas
Δ anomalies de température de Mann	↗	taux de croissance du PIB per capita du Chili
Δ anomalies de température de McKitrick	↗	taux de croissance du PIB per capita du Chili

trois pays et la série `diff_mann`, nous obtenons une relation de non causalité pour la France et les Pays-Bas, et un effet causal positif de `diff_log_chile` sur `diff_mann`. Ceci impliquerait que, pour qu'un pays comme le Chili puisse augmenter la croissance de son économie, il devra nécessairement produire plus de gaz à effet de serre (dont le CO_2). En d'autres mots, si le Chili veut se développer alors qu'il n'a pas les moyens de réduire l'impact de ce développement économique sur son environnement, un changement positif dans les anomalies de température telles que modélisées par Mann devrait s'en suivre. Toutefois, ceci devient un problème car on trouve aussi qu'un changement positif des anomalies de température de Mann aurait un effet négatif sur le taux de croissance du PIB par habitant de la France - mais aucun effet pour les deux autres pays. Une autre conclusion à laquelle nous parvenons est le fait qu'aucune des séries de taux de croissance du PIB par habitant, que ce soit pour la France, les Pays-Bas, ou le Chili, n'est affectée de façon significative par un changement dans les émissions globales de dioxyde de carbone. En d'autres mots, si les émissions globales de CO_2 augmentent, cela n'a aucune incidence sur le taux de croissance du PIB par habitant de nos pays. L'inverse est aussi vrai, puisqu'aucune des trois séries de taux de croissance de PIB par habitant n'a d'incidence sur le changement dans les émissions globales de CO_2 .

Enfin, nous obtenons aussi qu'une augmentation du changement du taux de croissance de la population globale n'affecte pas le changement des émissions globales de dioxyde de carbone. Selon ce résultat, si le taux de croissance de la population mondiale augmente, ceci ne devrait pas avoir comme effet d'augmenter les émissions globales de dioxyde de carbone. Ce résultat est clairement contre-intuitif. Bizarrement, nous trouvons aussi que le changement du taux de croissance de la population globale ne 'cause' pas le changement des anomalies de température de Mann, mais affecte la série transformée de McKitrick de façon négative. Ces résultats pourraient être expliqués par le fait que la série de population mondiale n'a de données annuelles que sur un très courte période.

Ce travail n'est vraiment qu'une étude préliminaire. Il serait intéressant de le reprendre avec des séries de PIB moins manipulées et plus longues, ou avec une série de PIB mondial. Une série de population mondiale avec une fréquence annuelle sur une période plus longue ferait aussi une différence. Bien que certains des résultats obtenus étaient contre-intuitifs, il n'en demeure pas moins qu'il existe une différence marquée entre les relations de causalité obtenues en travaillant avec les données de Mann ou celles de McKitric. Ceci porte à réfléchir et à questionner la validité des multiples études, basées sur les chiffres de Mann, traitant du changement climatique et proposant différents scénarios catastrophes. Il est évident qu'une approche plus mitigée, ou tout du moins comparative, soit nécessaire dans ce domaine où la science reste approximative.

7 Bibliographie

Biraben, Jean-Noel. "L'évolution du nombre des hommes." *Population & Sociétés*, num.394, oct. 2003.

Biraben, Jean-Noel. "An Essay Concerning Mankind's Evolution." *Population, Selected Papers*, dec. 1980.

Brockwell, Peter J., et Richard A. Davis. "Time Series : Theory and Methods." New York : Springer-Verlag, 2e éd., 1987.

Clark, Colin. "Population Growth and Land Use". Toronto : Macmillan, 1967.

Dinda, Soumyananda. "Does Environment link to Economic Growth ?." *Human Security and Climate Change*, mai 2005. [http ://www.cicero.uio.no/humsec/papers/Dinda.pdf](http://www.cicero.uio.no/humsec/papers/Dinda.pdf) (juin 2006).

Dufour, Jean-Marie (2003). *Notes de cours : Validation de modèles ARIMA*. Université de Montréal, 4p..

Durand, John D. "Historical Estimates of World Population : An Evaluation." *Population and Development Review*, vol.3, num. 3, sept. 1977, 253-296.

Essex, Christoper et Ross McKittrick. "Taken by Storm : The Troubled Science, Policy and Politics of Global Warming." Key Porter Books, 2002.

Haub, Carl. "How Many People Have Ever Lived on Earth." *Population Reference Bureau, Population Today*, 1995. [http ://www.prb.org/Template.cfm?Section=PRB&template=/ContentManagement&ContentID=7421](http://www.prb.org/Template.cfm?Section=PRB&template=/ContentManagement&ContentID=7421) (aug. 2006).

Livi-Bacci, Massimo. "A Concise History of World Population." Massachusetts : Blackwell Publishers, 3e éd., 2001.

Lomborg, Bjorn. "The Skeptical Environmentalist : Measuring the Real State of the World." Cambridge University Press, 2001.

Maddison, Angus. "World Population, GDP and Per Capita GDP, 1-2003 AD." University of Groningen, mar. 2007. [http ://www.ggdc.net/maddison/](http://www.ggdc.net/maddison/) (avr. 2007).

Marland, G., T.A. Boden, et R.J. Andres. "Global, Regional, and National Fossil Fuel CO₂ Emissions." *Carbon Dioxide Information Analysis Center*. [http ://cdiac.ornl.gov/trends/emis/meth_reg.htm](http://cdiac.ornl.gov/trends/emis/meth_reg.htm) 2006.

Mann, Micheal et P.D. Jones. "Global surface temperatures over the past two millenia." *Geophysical Research Letters*, vol.30, 2003.

Mann, Micheal, R.S. Bradley et M.K Hughes. "Global-Scale Temperature Patterns and Climate Forcing Over the Past Six Centuries." *Nature*, vol.392, 779-787, 1998.

McEvedy, Colin et Richard Jones. "Atlas of World Population History." New York : Penguin Books, 1979.

McKitrick, Ross. "Is the Climate Really Changing Abnormally ?" *Fraser Forum*, avr. 2005.

McKitrick, Ross et Stephen McIntyre. "Corrections to the Mann et al (1998) Data Base and Northern Hemispheric Average Temperature Series." *Energy and Environment*, vol.14, num.6, 751-771, 2003.

McKitrick, Ross et Mark C. Strazicich. "Stationarity of Global per Capita Carbon Dioxide Emissions : Implications for Global Warming Scenarios." dec. 2006. <http://www.uoguelph.ca/~rmckitri/teaching/scenarios.Jan07.pdf> (jul. 2006).

Torn, Margaret S., et John Harte. "Missing feedbacks, asymmetric uncertainties, and the underestimation of future warming." *Geophysical Research Letters*, vol.33, 2006.

United Nations. "World Population Prospects : The 2004 Revision." *Population Database*, 2005. <http://esa.un.org/unpp/> (jul.2006).

United Nations. "World at Six Billion." *Department of Economic and Social Affairs : Population Division*, 1999. <http://www.un.org/esa/population/publications/sixbillion/sixbillion.htm> (2006).

US Census Bureau. *International Data Base (IBD)*, 2005. <http://www.census.gov/ipc/www/idbnew.html> (2006).

8 ANNEXE A

TAB. 46 – Test de racine unitaire Dickey-Fuller pour toutes les séries

Série	Période	Statistique de test	p-value
mann	1752-1978	-3.385	0.0535
	1821-1978	-3.373	0.0552
	1952-1978	-1.316	0.8838
diff_mann	1752-1978	-4.237	0.0039
	1821-1978	-3.408	0.0501
	1952-1978	-3.037	0.1220
temp_mckit	1752-1978	-3.508	0.0386
	1821-1978	-3.375	0.0548
	1952-1978	-2.022	0.5896
diff_mckit	1752-1978	-8.969	0.0000
	1821-1978	-7.638	0.0000
	1952-1978	-2.376	0.3926
diff_diff_mckit	1952-1978	-4.712	0.0007
co2_m	1751-2000	2.019	1.0000
log_co2m	1751-2000	-1.161	0.9182
diff_co2m	1751-2000	-6.249	0.0000
	1751-1978	-3.894	0.0124
	1821-2000	-5.834	0.0000
	1952-2000	-3.424	0.0483
pcgdp_dan	1820-2001	1.593	1.0000
log_dan	1820-2001	-1.847	0.6815
diff_dan	1821-2001	-5.542	0.0000
diff_log_dan	1821-2001	-6.329	0.0000
	1821-1978	-5.872	0.0000
	1952-2003	-3.686	0.0233
pcgdp_fr	1820-2001	0.695	0.9970
log_fr	1820-2001	-1.983	0.6109
diff_fr	1821-2001	-5.860	0.0000
diff_log_fr	1821-2001	-6.839	0.0000
	1821-1978	-6.384	-4.023
	1952-2003	-4.418	0.0020

TAB. 47 – Test de racine unitaire Dickey-Fuller pour toutes les séries (suite)

Série	Période	Statistique de test	p-value
pcgdp_swe	1820-2001	1.181	1.0000
log_swe	1820-2001	-2.439	0.3592
diff_swe	1821-2001	-4.795	0.0005
diff_log_swe	1821-2001	-6.043	0.0000
	1821-1978	-6.090	0.0000
	1952-2003	-2.334	0.4153
pcgdp_neth	1820-2001	0.820	1.0000
log_neth	1820-2001	-1.617	0.7856
diff_neth	1821-2001	-6.193	0.0000
diff_log_neth	1821-2001	-6.077	0.0000
	1821-1978	-6.540	0.0000
	1952-2003	-4.362	0.0025
pcgdp_aust	1820-2001	2.879	1.0000
log_aust	1820-2001	-2.898	0.1629
diff_aust	1821-2001	-4.701	0.0007
diff_log_aust	1821-2001	-4.778	0.0005
	1821-1978	-4.481	0.0016
	1952-2003	-2.462	0.3473
pcgdp_chile	1820-2001	1.468	1.0000
log_chile	1820-2001	-2.156	0.5146
diff_chile	1821-2001	-5.430	0.0000
diff_log_chile	1821-2001	-7.069	0.0000
	1821-1978	-6.783	0.0000
	1952-2003	-3.511	0.0382
pop2	1950-2004	-2.674	0.2469
log_pop2	1950-2004	0.872	1.0000
diff_pop2	1951-2004	-0.972	0.9478
diff_log_pop2	1951-2004	-1.847	0.6817
diff_diff_log_pop2	1952-2004	-4.300	0.0031

Voici les résultats du test de Ljung-Box pour chacune des séries `dif_log_fr`, `dif_log_dan`, `dif_log_swe`, `dif_log_neth`, `dif_log_aust`, et `dif_log_chile` sélectionnées et pour des retards variables. Ce test nous permet de savoir si ces séries de taux de croissance du PIB par habitant ressemblent à un bruit blanc ou pas.

TAB. 48 – Test Portmanteau pour la série `dif_log_fr` sur toute sa période et entre 1821 et 1978

Lag	1821-2001		1821-1978	
	Q Statistic	Prob > $\chi^2(lag)$	Q Statistic	Prob > $\chi^2(lag)$
4	7.9243	0.0944	6.895	0.1415
5	17.2104	0.0041	14.8465	0.0110
6	18.7621	0.0046	16.1962	0.0127
7	21.4516	0.0032	18.4712	0.0100
8	21.5409	0.0058	18.5514	0.0175
9	22.9694	0.0063	19.7536	0.0195
10	22.9908	0.0108	19.764	0.0316
11	22.9967	0.0177	19.7713	0.0486
12	23.0085	0.0277	19.7782	0.0714
13	23.5364	0.0357	20.2524	0.0891
14	23.8819	0.0473	20.5905	0.1126
15	24.6654	0.0546	21.2585	0.1288
16	25.8067	0.0568	22.2633	0.1349
17	29.3722	0.0312	25.4359	0.0854
18	29.5907	0.0416	25.6588	0.1078
19	33.1089	0.0234	28.8113	0.069
20	33.6584	0.0285	29.2743	0.0825

TAB. 49 – Test Portmanteau pour la série diff_log_dan sur toute sa période et entre 1821 et 1978

Lag	1821-2001		1821-1978	
	Q Statistic	Prob > $\chi^2(lag)$	Q Statistic	Prob > $\chi^2(lag)$
4	5.453	0.2439	5.4088	0.2479
5	5.8358	0.3225	5.5824	0.349
6	6.3737	0.3827	6.224	0.3986
7	7.4998	0.3788	7.3669	0.3917
8	7.6615	0.4672	7.472	0.4867
9	7.6619	0.5685	7.4737	0.5879
10	8.0962	0.6194	7.7564	0.6526
11	8.1512	0.6997	7.8382	0.7277
12	10.1281	0.6047	9.8598	0.6283
13	10.4974	0.6528	10.1126	0.6847
14	10.6866	0.7105	10.3377	0.7371
15	14.1692	0.5127	12.9471	0.6064
16	14.6761	0.5485	13.502	0.6358
17	14.8187	0.6085	13.5832	0.6964
18	16.8222	0.5354	15.922	0.598
19	17.3198	0.5682	16.2212	0.6425
20	21.377	0.3752	19.966	0.4601

TAB. 50 – Test Portmanteau pour la série diff_log_swe sur toute sa période et entre 1821 et 1978

Lag	1821-2001		1821-1978	
	Q Statistic	Prob > $\chi^2(lag)$	Q Statistic	Prob > $\chi^2(lag)$
4	17.2379	0.0017	15.2198	0.0043
5	17.2698	0.0040	15.2438	0.0094
6	18.7119	0.0047	16.2739	0.0124
7	18.7177	0.0091	16.3885	0.0218
8	19.0053	0.0148	16.8704	0.0315
9	19.0182	0.0250	16.873	0.0507
10	20.7312	0.023	18.2139	0.0515
11	21.6013	0.0277	18.8786	0.0633
12	21.9271	0.0383	19.1863	0.0841
13	25.6591	0.0189	22.5439	0.0475
14	27.3262	0.0175	23.8552	0.0477
15	40.4756	0.0004	34.5552	0.0028
16	51.2733	0.0000	43.6345	0.0002
17	57.7103	0.0000	49.1965	0.0001
18	61.496	0.0000	52.1809	0.0000
19	63.2195	0.0000	53.8998	0.0000
20	63.9347	0.0000	54.5437	0.0000

TAB. 51 – Test Portmanteau pour la série diff_log_neth sur toute sa période et entre 1821 et 1978

Lag	1821-2001		1821-1978	
	Q Statistic	Prob > $\chi^2(lag)$	Q Statistic	Prob > $\chi^2(lag)$
4	9.7874	0.0442	8.2799	0.0818
5	13.2808	0.0209	11.3044	0.0457
6	15.7308	0.0153	13.4519	0.0364
7	15.9214	0.0258	13.6292	0.0582
8	16.0019	0.0424	13.6879	0.0903
9	16.3749	0.0595	14.0269	0.1214
10	17.1416	0.0713	14.6811	0.1441
11	17.2298	0.1013	14.7572	0.1939
12	17.7383	0.1239	15.1891	0.2313
13	18.1035	0.1536	15.5522	0.2742
14	18.5507	0.1828	15.9893	0.3140
15	20.6595	0.1481	17.8500	0.2706
16	21.2865	0.1678	18.4105	0.3004
17	21.5266	0.2036	18.6686	0.3479
18	21.5367	0.2532	18.6721	0.4123
19	21.7163	0.2986	18.8412	0.4671
20	21.9499	0.3432	19.0977	0.5155

TAB. 52 – Test Portmanteau pour la série diff_log_aust sur toute sa période et entre 1821 et 1978

Lag	1821-2001		1821-1978	
	Q Statistic	Prob > $\chi^2(lag)$	Q Statistic	Prob > $\chi^2(lag)$
4	8.6353	0.0709	7.5243	0.1106
5	10.226	0.0691	8.8852	0.1137
6	14.3637	0.0258	12.5009	0.0517
7	14.6448	0.0408	12.6966	0.0799
8	26.7483	0.0008	23.1038	0.0032
9	27.5169	0.0011	23.8571	0.0045
10	33.1081	0.0003	28.8012	0.0013
11	33.1086	0.0005	28.8014	0.0024
12	33.2513	0.0009	28.9023	0.0041
13	38.7255	0.0002	33.9432	0.0012
14	41.2096	0.0002	36.2012	0.001
15	41.2764	0.0003	36.2441	0.0016
16	58.0348	0.0000	51.3077	0.0000
17	58.1211	0.0000	51.3994	0.0000
18	61.3485	0.0000	54.1188	0.0000
19	65.6392	0.0000	58.013	0.0000
20	67.8452	0.0000	59.982	0.0000

TAB. 53 – Test Portmanteau pour la série diff_log_chile sur toute sa période et entre 1821 et 1978

Lag	1821-2001		1821-1978	
	Q Statistic	Prob > $\chi^2(lag)$	Q Statistic	Prob > $\chi^2(lag)$
4	11.9310	0.0179	12.5669	0.0136
5	12.1770	0.0324	13.3160	0.0206
6	12.3045	0.0555	13.3247	0.0382
7	13.0577	0.0707	15.1491	0.0341
8	13.0584	0.1099	15.3216	0.0532
9	13.0681	0.1595	15.4739	0.0787
10	13.2654	0.2092	15.5612	0.1129
11	15.1667	0.1750	18.1123	0.0790
12	17.9128	0.1184	21.1353	0.0484
13	18.6974	0.1328	21.7602	0.0592
14	21.2538	0.0953	23.7673	0.0489
15	21.4531	0.1230	24.0160	0.0648
16	21.6621	0.1544	24.0570	0.0883
17	25.0260	0.0941	27.6369	0.0494
18	27.7446	0.0661	30.3299	0.0344
19	30.8879	0.0415	32.2633	0.0292
20	31.1678	0.0530	32.3212	0.0400

TAB. 54 – Modélisation ARMA(2,1) pour la série diff_mckit sur toute sa période

ARMA(2,1)	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
_cons	-0.0002681	0.0009492	-0.28	0.778	-0.0021284	0.0015922
AR L1	0.3973839	0.0635752	6.25	0.000	0.2727789	0.521989
AR L2	0.0584252	0.0571351	1.02	0.307	-0.0535576	0.170408
MA L1	-0.9257996	0.0487718	-18.98	0.000	-1.021391	-0.8302086

Log pseudolikelihood = 219.1277

Valeur BIC = -1.545571253

TAB. 55 – Modélisation MA(1) pour la série diff_mckit sur toute sa période

MA(1)	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
_cons	0.0001544	0.0027839	0.06	0.956	-0.0053019	0.0056107
MA L1	-0.607884	0.0663734	-9.16	0.000	-0.7379733	-0.4777946

Log pseudolikelihood = 202.4938

Valeur BIC = -1.53071097

TAB. 56 – Modélisation ARMA(1,1) pour la série diff_mckit entre 1752 et 1978

ARMA(1,1)	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
_cons	-0.0006325	0.002032	0.31	0.756	-0.003350	0.004616
AR L1	0.2319943	0.1398922	1.66	0.097	-0.042189	0.506178
MA L1	-1.174279	0.1535516	-7.65	0	-1.475235	-0.8733237

Log pseudolikelihood = 103.2645

Valeur BIC = -1.6079

TAB. 57 – Modélisation MA(1) pour la série diff_mckit entre 1752 et 1978

MA(1)	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
_cons	0,0004927	0,0031275	0,16	0,875	-0,0056372	0,0066226
MA L1	-0,7013516	0,0728971	-9,62	0	-0,8442274	-0,5584759

Log pseudolikelihood = 101.0515

Valeur BIC = -1.60977305999757

TAB. 58 – Modélisation AR(3) pour la série diff_mckit entre 1752 et 1978

AR(3)	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
_cons	0.000507	0.0048719	0.10	0.917	-0.0090418	0.0100558
AR L1	-0.5617397	0.0589223	-9.53	0.000	-0.6772254	-0.4462541
AR L2	-0.405155	0.0721403	-5.62	0.000	-0.5465475	-0.2637625
AR L3	-0.1874202	0.0613082	-3.06	0.002	-0.3075821	-0.0672584

Log pseudolikelihood = 98.5006

Valeur BIC = -1.578966753

TAB. 59 – Modélisation AR(4) pour la série diff_mckit entre 1821 et 1978

AR(4)	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
_cons	0,0029364	0,0048572	0,6	0,545	-0,0065836	0,0124563
AR L1	-0,616229	0,0721839	-8,54	0	-0,7577068	-0,4747512
AR L2	-0,4477193	0,0857734	-5,22	0	-0,6158321	-0,2796065
AR L3	-0,2782014	0,0825001	-3,37	0,001	-0,4398986	-0,1165042
AR L4	-0,2287012	0,0680184	-3,36	0,001	-0,3620147	-0,0953876

Log pseudolikelihood = 68.18699

Valeur BIC = -1.54663215645599

TAB. 60 – Modélisation AR(2) pour la série diff_mckit entre 1821 et 1978

AR(2)	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
_cons	0,0034714	0,0070295	0,49	0,621	-0,0103062	0,017249
AR L1	-0,543843	0,0751941	-7,23	0	-0,6912207	-0,3964653
AR L2	-0,2851787	0,0802492	-3,55	0	-0,4424644	-0,1278931

Log pseudolikelihood = 62.5035

Valeur BIC = -1.54417403557048

TAB. 61 – Modélisation ARMA(1,1) pour la série diff_mckit entre 1821 et 1978

ARMA(1,1)	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
_cons	0,0023481	0,0029204	0,8	0,421	-0,0033758	0,008072
AR L1	0,1735497	0,2028805	0,86	0,392	-0,2240888	0,5711881
MA L1	-0,8137465	0,1694076	-4,8	0	-1,145779	-0,4817137

Log pseudolikelihood = 67.63868

TAB. 62 – Modélisation ARMA(2,1) pour la série diff_mann entre 1821 et 1978

ARMA(2,1)	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
_cons	0,0020135	0,0011929	1,69	0,091	-0,0003246	0,0043516
AR L1	1,732861	0,022583	76,73	0	1,688599	1,777123
AR L2	-0,940226	-0,022472	41,84	0	-0,9842704	-0,8961816
MA L1	0,3379259	0,0429196	7,87	0	0,2538051	0,4220468

Log pseudolikelihood = 732.4879

Valeur BIC = -5.18328187189671

TAB. 63 – Modélisation ARMA(2,2) pour la série diff_mann entre 1821 et 1978

ARMA(2,2)	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
_cons	0,0020264	0,0012418	1,63	0,103	-0,0004075	0,0044603
AR L1	1,727924	0,0235927	73,24	0	1,681683	1,774165
AR L2	-0,9363324	-0,0235272	39,8	0	-0,9824447	-0,89022
MA L1	5,409963	0,6089966	8,88	0	4,216351	6,603574
MA L2	0,9980087	0,00100919	89,01	0	0,9960309	0,9999865

Log pseudolikelihood = 734.6362

Valeur BIC = -5.17981687

TAB. 64 – Modélisation AR(2) pour la série diff_mann entre 1752 et 1978

AR(2)	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
_cons	0,0010652	0,0007737	1,38	0,169	-0,0004513	0,0025817
AR L1	1,739303	0,0155927	111,55	0	1,708742	1,769864
AR L2	-0,9568253	0,0151562	-63,13	0	-0,986531	-0,9271197

Log pseudolikelihood = 1033.759

Valeur BIC = -5.11651853746244

TAB. 65 – Modélisation ARMA(2,1) pour la série diff_mann entre 1752 et 1978

ARMA(2,1)	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
_cons	0,0010668	0,0009258	1,15	0,249	-0,0007477	0,0028813
AR L1	1,720404	0,0191931	89,64	0	1,682787	1,758022
AR L2	-0,9408395	0,0190314	-49,44	0	-0,9781403	-0,9035387
MA L1	0,3450847	0,0337338	10,23	0	0,2789678	0,4112017

Log pseudolikelihood = 1056.496

Valeur BIC = -5.18082622294268

TAB. 66 – Modélisation ARMA(2,3) pour la série diff_mann entre 1752 et 1978

ARMA(2,3)	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
_cons	0,0011118	0,0010722	1,04	0,3	-0,0009897	0,0032133
AR L1	1,695578	0,0209275	81,02	0	1,654561	1,736595
AR L2	-0,9366172	0,0210041	-44,59	0	-0,9777844	-0,8954499
MA L1	0,2072893	0,0780765	2,65	0,008	0,0542622	0,3603165
MA L2	0,6068129	0,0620573	9,78	0	0,4851828	0,728443
MA L3	0,4900921	0,0519652	9,43	0	0,3882421	0,5919421

Log pseudolikelihood = 1122.186

Valeur BIC = -5.36169131487062

TAB. 67 – Modélisation ARMA(2,2) pour la série diff_mann entre 1752 et 1978

ARMA(2,2)	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
_cons	0,0011055	0,0009556	1,16	0,247	-0,0007675	0,0029785
AR L1	1,711645	0,019117	89,54	0	1,674176	1,749113
AR L2	-0,9438816	0,019085	-49,46	0	-0,9812875	-0,9064756
MA L1	0,0560478	0,1473169	0,38	0,704	-0,2326881	0,3447837
MA L2	1,43961	0,1265044	11,38	0	1,191666	1,687554

Log pseudolikelihood = 1093.094

TAB. 68 – Modélisation AR(1) pour la série diff_co2m entre 1952 et 2000

AR(1)	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
_cons	99,8676	19,92006	5,01	0	60,82501	138,9102
AR L1	0,2852901	0,1624955	1,76	0,079	-0,0331952	0,6037755

Log pseudolikelihood = -295.087

TAB. 69 – Modélisation AR(1) pour la série diff_co2m entre 1821 et 2000

AR(1)	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
struct1	53,61972	16,02005	3,35	0,001	22,221	85,01844
_cons	11,23045	2,535111	4,43	0	6,261729	16,19918
AR L1	0,2884375	0,104456	2,76	0,006	0,0837074	0,4931676

Log pseudolikelihood = -1023.229

Valeur BIC = 3.67167

Afin de valider les modèles choisis pour les séries sélectionnées, il faut voir si les résidus du modèle ont la forme d'un BB. Voici les résultats du test Portmanteau de Ljung-Box avec des retards allant de 4 à 20. Ce grand nombre de retards est requis afin de pouvoir identifier le lag à partir duquel les résultats se 'stabilisent'.

TAB. 70 – Modélisation MA(1) pour la série diff_co2m entre 1821 et 2000

MA(1)	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
struct1	54,44163	14,99559	3,63	0	25,0508	83,83245
_cons	10,93703	2,357931	4,64	0	6,315568	15,55849
MA L1	0,3432025	0,1353214	2,54	0,011	0,0779775	0,6084276

Log pseudolikelihood = -1022.294

Valeur BIC = 3.667075

TAB. 71 – Modélisation avec constante structurelle MA(1) pour la série diff_co2m entre 1821 et 1978

MA(1)	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
struct1	51,81953	15,91491	3,26	0,001	20,62689	83,01217
_cons	10,83763	2,262468	4,79	0	6,403278	15,27199
MA L1	0,3180052	0,115867	2,74	0,006	0,09091	0,5451004

Log pseudolikelihood = -874.4949

Valeur BIC = 3.493416

TAB. 72 – Modélisation avec constante structurelle AR(1) pour la série diff_co2m entre 1821 et 1978

AR(1)	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
struct1	50,60014	18,03862	2,81	0,005	15,2451	85,95518
_cons	11,33704	2,663017	4,26	0	6,117624	16,55646
AR L1	0,3040182	0,1180626	2,58	0,01	0,0726197	0,5354167

Log pseudolikelihood = -874.4878

Valeur BIC = 3.486218

TAB. 73 – Modélisation avec constante structurelle ARMA(1,1) pour la série diff_co2m entre 1821 et 1978

ARMA(1,1)	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
struct1	51,77648	16,89199	3,07	0,002	18,66879	84,88418
_cons	10,8537	2,494912	4,35	0	5,963764	15,74364
AR L1	0,0113086	0,7141456	0,02	0,987	-1,388391	1,411008
MA L1	0,3072923	0,6939453	0,44	0,658	-1,052815	1,6674

Log pseudolikelihood = -874.4944

Valeur BIC = 3.500144

TAB. 74 – Modélisation sans constante structurelle MA(1) pour la série diff_co2m entre 1821 et 1978

MA(1)	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
_cons	32,18844	7,069478	4,55	0	18,33252	46,04436
MA L1	0,3855001	0,0988869	3,9	0	0,1916853	0,5793149

Log pseudolikelihood = -881.6447

Valeur BIC = 3.53266045

TAB. 75 – Modélisation sans constante structurelle AR(1) pour la série diff_co2m entre 1821 et 1978

AR(1)	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
_cons	32,19141	8,569487	3,76	0	15,39552	48,9873
AR L1	0,4156879	0,1066792	3,9	0	0,2066005	0,6247754

Log pseudolikelihood = -879.507

Valeur BIC = 3.51307053

TAB. 76 – Modélisation sans constante structurelle ARMA(1,1) pour la série diff_co2m entre 1821 et 1978

ARMA(1,1)	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
_cons	49,88399	34,56562	1,44	0,149	-17,86339	117,6314
AR L1	0,9892265	0,0088845	111,34	0	0,9718132	1,00664
MA L1	-0,8593857	0,0344369	-24,96	0	-0,9268807	-0,7918906

Log pseudolikelihood = -865.1281

Valeur BIC = 3.44620212

TAB. 77 – Modélisation AR(1) pour la série diff_co2m entre 1752 et 1978

AR(1)	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
struct1	55,23155	17,80165	3,1	0,002	20,34095	90,12214
_cons	6,622445	1,601106	4,14	0	3,484336	9,760554
AR L1	0,3071225	0,1177342	2,61	0,009	0,0763677	0,5378773

Log pseudolikelihood = -1215.698

Valeur BIC = 3.4399706

TAB. 78 – Modélisation MA(1) pour la série diff_co2m entre 1752 et 1978

MA(1)	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
struct1	56,30997	15,75537	3,57	0	25,43002	87,18992
_cons	6,311338	1,361387	4,64	0	3,643069	8,979606
MA L1	0,3204121	0,1150855	2,78	0,005	0,0948486	0,5459756

Log pseudolikelihood = -1215.744

Valeur BIC = 3.429602

TAB. 79 – Modélisation AR(1) pour la série temp_mckit entre 1752 et 1978

AR(1)	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
_cons	-0,067635	0,0219382	-3,08	0,002	-0,1106331	-0,0246368
AR L1	0,522117	0,0540532	9,66	0	0,4161746	0,6280594

Log pseudolikelihood = 95.23318

Valeur BIC = -1.58696798930684

TAB. 80 – Modélisation AR(2) pour la série temp_mckit entre 1752 et 1978

AR(2)	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
_cons	-0,066406	0,0264963	-2,51	0,012	-0,1183378	-0,0144741
AR L1	0,4226352	0,0604475	6,99	0	0,3041602	0,5411102
AR L2	0,1916819	0,0664182	2,89	0,004	0,0615047	0,3218591

Log pseudolikelihood = 99.46147

Valeur BIC = -1.59288865214281

TAB. 81 – Modélisation ARMA(2,1) pour la série diff_diff_log_pop2 sur toute sa période

ARMA(2,1)	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
_cons	-0,0000254	0,0000654	-0,39	0,698	-0,0001535	0,0001028
AR L1	0,528681	0,2040702	2,59	0,010	0,1287107	0,9286512
AR L2	-0,4902322	0,2147585	-2,28	0,022	-0,9111511	-0,0693134
MA L1	0,3122939	0,2688878	1,16	0,245	-0,2147165	0,8393042

Log pseudolikelihood = 340,1781

TAB. 82 – Test Portmanteau sur les résidus de la série temp_mckit, telle que modélisée par un ARMA(1,1) sur toute sa période et par un ARMA(1,1) entre 1752 et 1978

temp_mckit	Période entière		1752-1978	
Lag	Q Statistic	Prob > $\chi^2(lag)$	Q Statistic	Prob > $\chi^2(lag)$
4	7.3433	0.1188	2.166	0.7053
5	11.241	0.0468	5.931	0.313
6	14.175	0.0277	8.1925	0.2243
7	22.8552	0.0018	10.1975	0.1777
8	23.2083	0.0031	10.1977	0.2514
9	24.314	0.0038	10.2205	0.3329
10	29.5807	0.001	11.596	0.313
11	36.2087	0.0002	12.8238	0.305
12	36.2372	0.0003	12.9171	0.3751
13	36.2687	0.0005	13.8809	0.3823
14	36.7243	0.0008	14.5102	0.4124
15	37.235	0.0012	14.5725	0.4826
16	37.9345	0.0015	14.7632	0.542
17	38.0291	0.0024	15.1866	0.582
18	38.3059	0.0035	17.9587	0.4584
19	38.6737	0.0049	18.255	0.5055
20	42.0247	0.0027	19.1214	0.5139

TAB. 83 – Test Portmanteau sur les résidus de la série `diff_mckit`, telle que modélisée par un $ARMA(1,1)$ sur toute sa période, par un $ARMA(1,1)$ entre 1752 et 1978, et par un $ARMA(1,2)$ entre 1821-1978

diff_mckit Lag	Période entière		1752-1978		1821-1978	
	Q Statistic	Prob > $\chi^2(lag)$	Q Statistic	Prob > $\chi^2(lag)$	Q Statistic	Prob > $\chi^2(lag)$
4	2.5671	0.6327	2.062	0.7243	1.2512	0.8696
5	8.135	0.149	6.7049	0.2435	5.4268	0.366
6	10.2804	0.1133	8.6345	0.1952	8.0359	0.2355
7	16.3832	0.0218	10.4994	0.162	10.1297	0.1813
8	16.7375	0.033	10.5002	0.2317	10.2782	0.246
9	16.7644	0.0525	10.5088	0.3109	10.6493	0.3005
10	17.6289	0.0616	11.649	0.3092	11.0067	0.357
11	19.9063	0.0466	13.1951	0.2808	14.2788	0.218
12	21.1272	0.0485	13.2349	0.3522	14.3663	0.2779
13	21.1356	0.0703	13.9119	0.3801	14.4986	0.3397
14	22.7633	0.0642	15.0959	0.3716	17.0617	0.2529
15	22.7648	0.0893	15.0999	0.4442	17.0839	0.3139
16	22.767	0.1201	15.4062	0.4951	17.6368	0.3456
17	22.8016	0.1558	16.0074	0.5233	18.7548	0.3428
18	23.8124	0.1613	18.0239	0.4541	20.7392	0.2928
19	23.8127	0.2034	18.7796	0.4711	21.784	0.2951
20	24.6706	0.2143	19.2498	0.5056	22.3944	0.3195

TAB. 84 – Test Portmanteau sur les résidus des séries mann et diff_diff_log_pop2 telles que modélisées respectivement par un ARMA(5,3) et un AR(2) sur toute leurs périodes

	mann		diff_diff_log_pop2	
Lag	Q Statistic	Prob > $\chi^2(lag)$	Q Statistic	Prob > $\chi^2(lag)$
4	108.916	0.000	1.189	0.880
5	109.034	0.000	1.237	0.941
6	113.912	0.000	2.687	0.847
7	126.359	0.000	3.007	0.884
8	140.362	0.000	3.046	0.931
9	140.364	0.000	3.541	0.939
10	148.421	0.000	3.898	0.952
11	151.779	0.000	4.047	0.969
12	154.760	0.000	4.397	0.975
13	155.692	0.000	4.402	0.986
14	155.954	0.000	4.665	0.990
15	156.870	0.000	5.066	0.992
16	160.707	0.000	5.864	0.990
17	167.372	0.000	6.140	0.992
18	175.742	0.000	6.305	0.995
19	187.832	0.000	6.388	0.997
20	199.724	0.000	6.398	0.998

TAB. 85 – Test Portmanteau sur les résidus de la série diff_mann, telle que modélisée par un ARMA(2,2) sur toute sa période, par un ARMA(2,4) entre 1752 et 1978, et par un AR(3) entre 1821-1978

diff_mann Lag	Période entière		1752-1978		1821-1978	
	Q Statistic	Prob > $\chi^2(lag)$	Q Statistic	Prob > $\chi^2(lag)$	Q Statistic	Prob > $\chi^2(lag)$
4	201.425	0.000	10.142	0.038	37.240	0.000
5	285.318	0.000	11.009	0.051	37.244	0.000
6	360.195	0.000	11.803	0.067	40.612	0.000
7	371.840	0.000	16.436	0.021	40.634	0.000
8	376.410	0.000	20.880	0.008	45.543	0.000
9	376.416	0.000	20.880	0.013	47.570	0.000
10	379.180	0.000	22.397	0.013	47.710	0.000
11	386.108	0.000	22.615	0.020	47.725	0.000
12	387.032	0.000	23.348	0.025	48.860	0.000
13	408.855	0.000	25.529	0.020	50.541	0.000
14	462.119	0.000	27.050	0.019	50.619	0.000
15	518.408	0.000	29.474	0.014	53.517	0.000
16	563.799	0.000	30.345	0.016	53.980	0.000
17	583.076	0.000	30.351	0.024	54.676	0.000
18	583.357	0.000	30.351	0.034	54.686	0.000
19	600.265	0.000	30.744	0.043	54.688	0.000
20	638.858	0.000	38.739	0.007	57.385	0.000

TAB. 86 – Test Portmanteau sur les résidus de la série diff_co2m , telle que modélisée par un $\text{AR}(1)$ sur toute sa période, par un $\text{ARMA}(1,1)$ pour 1752-1978, 1821-2001 et 1952-2001

diff_co2m Lag	Période entière		1752-1978		1821-2001		1952-2001	
	Q Statistic	Prob > $\chi^2(\text{lag})$	Q Statistic	Prob > $\chi^2(\text{lag})$	Q Statistic	Prob > $\chi^2(\text{lag})$	Q Statistic	Prob > $\chi^2(\text{lag})$
4	9.216	0.056	16.531	0.002	6.655	0.155	1.862	0.761
5	11.001	0.051	22.300	0.001	7.087	0.214	3.156	0.676
6	15.306	0.018	22.546	0.001	11.711	0.069	3.927	0.687
7	31.805	0.000	34.974	0.000	22.601	0.002	4.963	0.665
8	33.133	0.000	36.352	0.000	22.611	0.004	5.432	0.711
9	37.144	0.000	37.404	0.000	26.993	0.001	6.184	0.721
10	37.755	0.000	37.407	0.000	27.760	0.002	6.226	0.796
11	38.607	0.000	37.582	0.000	29.783	0.002	6.438	0.843
12	39.112	0.000	37.771	0.000	30.338	0.003	6.463	0.891
13	40.010	0.000	53.095	0.000	31.864	0.003	8.181	0.832
14	40.368	0.000	58.232	0.000	32.098	0.004	8.470	0.863
15	40.609	0.000	60.074	0.000	32.178	0.006	8.792	0.888
16	41.444	0.001	60.374	0.000	33.186	0.007	8.845	0.920
17	46.257	0.000	65.872	0.000	37.443	0.003	9.400	0.927
18	47.906	0.000	67.104	0.000	38.957	0.003	11.531	0.871
19	48.002	0.000	67.987	0.000	38.959	0.005	11.613	0.902
20	48.640	0.000	68.059	0.000	39.112	0.007	12.971	0.879

TAB. 87 – Test Portmanteau sur les résidus des séries diff_log_fr , et diff_log_neth , telles que modélisées par un $\text{ARMA}(1,1)$ sur toute leur période, et par un $\text{ARMA}(1,1)$ et un $\text{AR}(1)$, respectivement, entre 1821-1978

Lag	Période entière						1821-1978					
	diff_log_fr			diff_log_neth			diff_log_fr			diff_log_neth		
	Q Statistic	$\text{Prob} > \chi^2(\text{lag})$		Q Statistic	$\text{Prob} > \chi^2(\text{lag})$		Q Statistic	$\text{Prob} > \chi^2(\text{lag})$		Q Statistic	$\text{Prob} > \chi^2(\text{lag})$	
4	3.4496	0.4856		0.5147	0.9721		3.0656	0.5469		6.1489	0.1883	
5	12.6677	0.0267		3.6458	0.6014		11.0694	0.05		8.3821	0.1364	
6	13.1196	0.0412		5.2891	0.5073		11.4739	0.0748		10.1291	0.1193	
7	16.0874	0.0243		5.615	0.5853		14.0048	0.0511		10.6797	0.1532	
8	16.276	0.0386		5.8468	0.6644		14.1704	0.0774		10.8639	0.2095	
9	17.2793	0.0445		6.3711	0.7023		15.0333	0.09		11.1341	0.2666	
10	17.2882	0.0682		6.6469	0.7583		15.0373	0.1307		11.636	0.3102	
11	17.2905	0.0996		6.8356	0.8122		15.04	0.1807		11.7065	0.3861	
12	17.2925	0.1389		7.4189	0.8287		15.0407	0.2392		12.4246	0.4122	
13	17.7545	0.1671		7.7485	0.8596		15.4576	0.2797		12.8322	0.4609	
14	17.9817	0.2076		8.212	0.878		15.6781	0.3334		13.5239	0.4857	
15	18.4106	0.2417		10.124	0.8119		16.0513	0.3786		15.5672	0.4114	
16	19.8016	0.2293		10.3853	0.8457		17.2945	0.3668		15.9795	0.4544	
17	23.5169	0.1332		10.4747	0.8825		20.6375	0.2429		16.4377	0.493	
18	23.7804	0.1624		10.4893	0.9148		20.9022	0.2844		16.4438	0.5616	
19	26.7762	0.11		10.9053	0.927		23.5961	0.2121		16.5575	0.6198	
20	26.9383	0.137		10.9058	0.9486		23.7297	0.2544		16.7027	0.6722	

TAB. 88 – BIC pour diff_mann et diff_co2m entre 1752 et 1978

Lag	BIC	Lag	BIC	Lag	BIC
0	6,11988	7	0,994176	14	1,1189
1	4,46223	8	1,09232	15	1,21467
2	1,98474	9	1,03586	16	1,26064
3	1,52074	10	1,07002	17	1,33528
4	1,36338	11	1,14959	18	1,43275
5	1,45133	12	1,19399	19	1,51028
6	1,2344	13	1,0386	20	1,54963

TAB. 89 – BIC pour diff_mann et diff_log_chile entre 1821 et 1978

Lag	BIC	Lag	BIC	Lag	BIC
0	-9,05689	7	-13,3723	14	-13,0007
1	-10,5173	8	-13,2431	15	-12,8868
2	-13,0294	9	-13,2895	16	-12,7989
3	-13,2674	10	-13,216	17	-12,7028
4	-13,324	11	-13,165	18	-12,6554
5	-13,1871	12	-13,0835	19	-12,526
6	-13,3383	13	-13,0563	20	-12,425

TAB. 90 – BIC pour diff_mann et diff_log_fr entre 1821 et 1978

Lag	BIC	Lag	BIC	Lag	BIC
0	-9,07023	7	-13,3161	14	-12,9069
1	-10,545	8	-13,1915	15	-12,7755
2	-12,9569	9	-13,2412	16	-12,709
3	-13,1893	10	-13,1546	17	-12,6176
4	-13,2778	11	-13,0659	18	-12,4943
5	-13,1794	12	-13,0002	19	-12,377
6	-13,3056	13	-12,952	20	-12,2867

TAB. 91 – BIC pour diff_mann et diff_log_neth entre 1821 et 1978

Lag	BIC	Lag	BIC	Lag	BIC
0	-9.11266	7	-13,3572	14	-12,8625
1	-10,6014	8	-13,2236	15	-12,7386
2	-13,0484	9	-13,257	16	-12,6474
3	-13,2591	10	-13,1788	17	-12,5581
4	-13,3592	11	-13,0746	18	-12,4575
5	-13,2326	12	-13,0008	19	-12,3613
6	-13,3493	13	-12,9609	20	-12,235

TAB. 92 – BIC pour diff_mann et diff_diff_log_pop2 entre 1952 et 1978

Lag	BIC
0	-17.1342
1	-18,093
2	-21,5661
3	-22,1217
4	-22,3003
5	-23,9104
6	-25,0441
7	-29,8053
8	-128,32
9	-127,783
10	-132,662

TAB. 93 – BIC pour diff_mckit et diff_diff_log_pop2 entre 1952 et 1978

Lag	BIC
0	-11,7779
1	-11,5422
2	-11,8749
3	-11,3385
4	-10,8361
5	-11,0474
6	-10,9007
7	-12,8238
8	-139,568
9	-141,779
10	-140,189

TAB. 94 – BIC pour diff_mckit et diff_co2m entre 1752 et 1978

Lag	BIC	Lag	BIC	Lag	BIC
0	10,5805	7	10,3633	14	10,8088
1	10,2798	8	10,443	15	10,8986
2	10,2761	9	10,5018	16	10,9886
3	10,1988	10	10,5942	17	11,0436
4	10,1946	11	10,68	18	11,1229
5	10,2907	12	10,7583	19	11,1949
6	10,3645	13	10,7294	20	11,2259

TAB. 95 – BIC pour diff_mckit et diff_log_chile entre 1821 et 1978

Lag	BIC	Lag	BIC	Lag	BIC
0	-4,68762	7	-4,27812	14	-3,5044
1	-4,74452	8	-4,17768	15	-3,38235
2	-4,73795	9	-4,08155	16	-3,26133
3	-4,67046	10	-3,967	17	-3,21584
4	-4,61617	11	-3,83822	18	-3,11579
5	-4,48753	12	-3,74548	19	-2,97478
6	-4,38842	13	-3,61417	20	-2,86845

TAB. 96 – BIC pour diff_mckit et diff_log_fr entre 1821 et 1978

Lag	BIC	Lag	BIC	Lag	BIC
0	-4.71113	7	-4,27241	14	-3,5623
1	-4,76944	8	-4,19248	15	-3,42696
2	-4,73061	9	-4,14847	16	-3,31971
3	-4,67214	10	-4,01172	17	-3,27005
4	-4,5769	11	-3,88858	18	-3,14585
5	-4,49809	12	-3,76079	19	-3,00572
6	-4,38054	13	-3,66386	20	-2,88839

TAB. 97 – BIC pour diff_mckit et diff_log_neth entre 1821 et 1978

Lag	BIC	Lag	BIC	Lag	BIC
0	-4.74581	7	-4,34314	14	-3,6395
1	-4,81595	8	-4,26022	15	-3,51108
2	-4,83177	9	-4,19577	16	-3,38041
3	-4,76911	10	-4,08633	17	-3,28708
4	-4,68971	11	-3,94659	18	-3,14746
5	-4,57564	12	-3,84117	19	-3,01354
6	-4,46227	13	-3,7214	20	-2,90148

TAB. 98 – BIC pour diff_co2m et diff_diff_log_pop2 entre 1952 et 2000

Lag	BIC
0	-0.028203
1	0,055814
2	-0,1925
3	0,147591
4	0,200919
5	0,538232
6	0,825103
7	0,999064
8	1,28266
9	1,50643
10	1,5

TAB. 99 – BIC pour diff_co2m et diff_log_fr entre 1821 et 2000

Lag	BIC	Lag	BIC	Lag	BIC
0	7.36815	7	7,66634	14	8,29402
1	7,33379	8	7,75092	15	8,40855
2	7,40705	9	7,82519	16	8,4728
3	7,43922	10	7,93822	17	8,56608
4	7,55212	11	7,96394	18	8,68314
5	7,6082	12	8,05091	19	8,78763
6	7,62695	13	8,17178	20	8,88174

TAB. 100 – BIC pour diff_co2m et diff_log_neth entre 1821 et 2000

Lag	BIC	Lag	BIC	Lag	BIC
0	7.28506	7	7,64306	14	8,24919
1	7,23749	8	7,70941	15	8,34683
2	7,31728	9	7,78785	16	8,33625
3	7,3748	10	7,90176	17	8,4128
4	7,46382	11	7,98383	18	8,5047
5	7,54922	12	8,08926	19	8,62358
6	7,57192	13	8,13499	20	8,72719

TAB. 101 – BIC pour diff_co2m et diff_log_chile entre 1821 et 2000

Lag	BIC	Lag	BIC	Lag	BIC
0	7.56731	7	7,82942	14	8,55349
1	7,4473	8	7,9558	15	8,66289
2	7,51094	9	8,04387	16	8,74782
3	7,52601	10	8,16057	17	8,81078
4	7,61035	11	8,22485	18	8,93003
5	7,73184	12	8,33072	19	9,02392
6	7,78027	13	8,43436	20	9,11317

TAB. 102 – Causalité entre diff_c02m et le premier retard de diff_log_fr pour la sous-période 1821-2000 (avec constante structurelle)

diff_c02m	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
struct1	59,139	14,51025	4,08	0,000	30,69943	87,57858
diff_log_fr						
_cons	704,0475	199,2507	3,53	0,000	313,5233	1094,572
L1	-54,83334	330,1646	-0,17	0,868	-701,9441	592,2774
ARMA						
AR L1	0,3581759	1,131868	0,32	0,752	-1,860245	2,576596
MA L1	-0,0948624	1,262287	-0,08	0,940	-2,568899	2,379175

Log pseudolikelihood = -1006,606

TAB. 103 – Causalité entre diff_c02m et le premier retard de diff_log_chile pour la sous-période 1821-2000 (avec constante structurelle)

diff_c02m	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
struct1	65,16815	13,89736	4,69	0,000	37,92983	92,40648
diff_log_chile						
_cons	-199,7158	369,0693	-0,54	0,588	-923,0783	523,6468
L1	238,6034	242,6604	0,98	0,325	-237,0023	714,2092
ARMA						
AR L1	-0,2912131	1,185494	-0,25	0,806	-2,614738	2,032312
MA L1	0,6610848	0,9941444	0,66	0,506	-1,287402	2,609572

Log pseudolikelihood = -1010,045

TAB. 104 – Causalité entre diff_c02m et le premier retard de diff_log_neth pour la sous-période 1821-2000 (avec constante structurelle)

diff_c02m	Coefficient	Écart-type	z	P > z	[IC à 95%]	
struct1	57,45506	14,58214	3,94	0,000	28,8746	86,03552
diff_log_neth						
_cons	923,5424	254,6693	3,63	0,000	424,3997	1422,685
L1	-71,25726	310,2071	-0,23	0,818	-679,2519	536,7374
ARMA						
AR L1	0,3660498	1,112707	0,33	0,742	-1,814816	2,546916
MA L1	-0,0928901	1,247902	-0,07	0,941	-2,538734	2,352953

pseudolikelihood = -1002,623

Log

9 ANNEXE B

FIG. 12 – Données d'anomalies de température de Mann

Year	mann	Year	mann	Year	mann	Year	mann	Year	mann	Year	mann	Year	mann	Year	mann	Year	mann	Year	mann	Year	mann
200	-0.261	293	-0.28	386	-0.165	479	-0.269	572	-0.267	665	-0.237	758	-0.185	851	-0.148	944	-0.191	1037	-0.174		
201	-0.292	294	-0.27	387	-0.156	480	-0.263	573	-0.249	666	-0.168	759	-0.211	852	-0.117	945	-0.159	1038	-0.148		
202	-0.312	295	-0.25	388	-0.15	481	-0.245	574	-0.225	667	-0.091	760	-0.237	853	-0.092	946	-0.128	1039	-0.132		
203	-0.317	296	-0.224	389	-0.145	482	-0.222	575	-0.201	668	-0.019	761	-0.259	854	-0.077	947	-0.106	1040	-0.131		
204	-0.304	297	-0.196	390	-0.138	483	-0.201	576	-0.182	669	0.04	762	-0.275	855	-0.076	948	-0.097	1041	-0.142		
205	-0.279	298	-0.172	391	-0.128	484	-0.189	577	-0.168	670	0.076	763	-0.284	856	-0.09	949	-0.101	1042	-0.162		
206	-0.249	299	-0.156	392	-0.116	485	-0.191	578	-0.162	671	0.088	764	-0.287	857	-0.113	950	-0.116	1043	-0.184		
207	-0.225	300	-0.152	393	-0.105	486	-0.208	579	-0.159	672	0.079	765	-0.286	858	-0.142	951	-0.138	1044	-0.2		
208	-0.213	301	-0.161	394	-0.1	487	-0.236	580	-0.157	673	0.055	766	-0.281	859	-0.168	952	-0.163	1045	-0.206		
209	-0.214	302	-0.182	395	-0.106	488	-0.269	581	-0.151	674	0.024	767	-0.271	860	-0.185	953	-0.185	1046	-0.2		
210	-0.228	303	-0.214	396	-0.125	489	-0.298	582	-0.141	675	-0.006	768	-0.258	861	-0.189	954	-0.201	1047	-0.186		
211	-0.245	304	-0.253	397	-0.158	490	-0.317	583	-0.127	676	-0.03	769	-0.242	862	-0.178	955	-0.209	1048	-0.171		
212	-0.258	305	-0.293	398	-0.202	491	-0.321	584	-0.114	677	-0.049	770	-0.223	863	-0.156	956	-0.206	1049	-0.16		
213	-0.26	306	-0.331	399	-0.252	492	-0.309	585	-0.107	678	-0.066	771	-0.204	864	-0.129	957	-0.191	1050	-0.162		
214	-0.248	307	-0.361	400	-0.301	493	-0.283	586	-0.11	679	-0.084	772	-0.187	865	-0.106	958	-0.166	1051	-0.178		
215	-0.225	308	-0.378	401	-0.342	494	-0.248	587	-0.126	680	-0.106	773	-0.177	866	-0.094	959	-0.133	1052	-0.209		
216	-0.197	309	-0.379	402	-0.371	495	-0.21	588	-0.151	681	-0.133	774	-0.173	867	-0.101	960	-0.096	1053	-0.248		
217	-0.173	310	-0.362	403	-0.385	496	-0.176	589	-0.181	682	-0.162	775	-0.176	868	-0.125	961	-0.061	1054	-0.289		
218	-0.161	311	-0.328	404	-0.385	497	-0.149	590	-0.207	683	-0.185	776	-0.183	869	-0.163	962	-0.035	1055	-0.323		
219	-0.165	312	-0.28	405	-0.372	498	-0.134	591	-0.223	684	-0.197	777	-0.191	870	-0.206	963	-0.023	1056	-0.344		
220	-0.184	313	-0.224	406	-0.35	499	-0.131	592	-0.225	685	-0.194	778	-0.194	871	-0.242	964	-0.027	1057	-0.349		
221	-0.21	314	-0.168	407	-0.323	500	-0.138	593	-0.213	686	-0.174	779	-0.19	872	-0.263	965	-0.047	1058	-0.338		
222	-0.236	315	-0.119	408	-0.295	501	-0.153	594	-0.19	687	-0.143	780	-0.178	873	-0.261	966	-0.079	1059	-0.315		
223	-0.252	316	-0.085	409	-0.268	502	-0.168	595	-0.163	688	-0.109	781	-0.16	874	-0.238	967	-0.117	1060	-0.286		
224	-0.252	317	-0.068	410	-0.245	503	-0.181	596	-0.139	689	-0.084	782	-0.138	875	-0.2	968	-0.153	1061	-0.256		
225	-0.235	318	-0.071	411	-0.228	504	-0.186	597	-0.125	690	-0.076	783	-0.119	876	-0.159	969	-0.18	1062	-0.23		
226	-0.206	319	-0.091	412	-0.221	505	-0.183	598	-0.122	691	-0.089	784	-0.105	877	-0.128	970	-0.193	1063	-0.21		
227	-0.173	320	-0.124	413	-0.222	506	-0.171	599	-0.131	692	-0.124	785	-0.101	878	-0.117	971	-0.19	1064	-0.197		
228	-0.147	321	-0.161	414	-0.231	507	-0.155	600	-0.151	693	-0.173	786	-0.105	879	-0.13	972	-0.173	1065	-0.189		
229	-0.133	322	-0.195	415	-0.246	508	-0.139	601	-0.139	694	-0.228	787	-0.115	880	-0.164	973	-0.146	1066	-0.185		
230	-0.137	323	-0.222	416	-0.262	509	-0.129	602	-0.203	695	-0.277	788	-0.128	881	-0.21	974	-0.115	1067	-0.183		
231	-0.156	324	-0.236	417	-0.276	510	-0.129	603	-0.23	696	-0.313	789	-0.141	882	-0.256	975	-0.088	1068	-0.184		
232	-0.186	325	-0.236	418	-0.283	511	-0.137	604	-0.253	697	-0.332	790	-0.149	883	-0.288	976	-0.068	1069	-0.187		
233	-0.219	326	-0.226	419	-0.282	512	-0.153	605	-0.27	698	-0.333	791	-0.155	884	-0.299	977	-0.06	1070	-0.193		
234	-0.248	327	-0.208	420	-0.274	513	-0.172	606	-0.281	699	-0.321	792	-0.158	885	-0.287	978	-0.063	1071	-0.202		
235	-0.269	328	-0.188	421	-0.261	514	-0.187	607	-0.282	700	-0.302	793	-0.161	886	-0.254	979	-0.076	1072	-0.213		
236	-0.281	329	-0.171	422	-0.246	515	-0.193	608	-0.273	701	-0.282	794	-0.167	887	-0.21	980	-0.095	1073	-0.225		
237	-0.284	330	-0.162	423	-0.232	516	-0.188	609	-0.251	702	-0.266	795	-0.176	888	-0.165	981	-0.114	1074	-0.232		
238	-0.284	331	-0.162	424	-0.221	517	-0.174	610	-0.218	703	-0.255	796	-0.188	889	-0.129	982	-0.129	1075	-0.233		
239	-0.281	332	-0.171	425	-0.213	518	-0.153	611	-0.177	704	-0.249	797	-0.202	890	-0.108	983	-0.137	1076	-0.225		
240	-0.277	333	-0.188	426	-0.206	519	-0.133	612	-0.134	705	-0.245	798	-0.216	891	-0.102	984	-0.133	1077	-0.207		
241	-0.269	334	-0.208	427	-0.197	520	-0.121	613	-0.096	706	-0.239	799	-0.228	892	-0.109	985	-0.119	1078	-0.181		
242	-0.254	335	-0.228	428	-0.185	521	-0.121	614	-0.069	707	-0.228	800	-0.237	893	-0.126	986	-0.096	1079	-0.149		
243	-0.23	336	-0.241	429	-0.17	522	-0.135	615	-0.06	708	-0.209	801	-0.245	894	-0.147	987	-0.066	1080	-0.117		
244	-0.197	337	-0.246	430	-0.154	523	-0.161	616	-0.069	709	-0.184	802	-0.251	895	-0.169	988	-0.037	1081	-0.091		
245	-0.156	338	-0.242	431	-0.142	524	-0.194	617	-0.094	710	-0.154	803	-0.256	896	-0.191	989	-0.013	1082	-0.075		
246	-0.114	339	-0.231	432	-0.137	525	-0.226	618	-0.129	711	-0.123	804	-0.259	897	-0.213	990	0	1083	-0.073		
247	-0.081	340	-0.22	433	-0.143	526	-0.251	619	-0.167	712	-0.096	805	-0.259	898	-0.235	991	0	1084	-0.085		
248	-0.063	341	-0.212	434	-0.159	527	-0.262	620	-0.202	713	-0.077	806	-0.253	899	-0.252	992	-0.016	1085	-0.108		
249	-0.064	342	-0.215	435	-0.183	528	-0.258	621	-0.228	714	-0.07	807	-0.241	900	-0.276	993	-0.046	1086	-0.138		
250	-0.085	343	-0.23	436	-0.209	529	-0.239	622	-0.243	715	-0.073	808	-0.22	901	-0.293	994	-0.084	1087	-0.17		
251	-0.12	344	-0.256	437	-0.231	530	-0.209	623	-0.249	716	-0.084	809	-0.193	902	-0.305	995	-0.126	1088	-0.199		
252	-0.16	345	-0.29	438	-0.242	531	-0.175	624	-0.247	717	-0.098	810	-0.164	903	-0.313	996	-0.164	1089	-0.22		
253	-0.195	346	-0.322	439	-0.242	532	-0.146	625	-0.242	718	-0.109	811	-0.137	904	-0.315	997	-0.195	1090	-0.233		
254	-0.216	347	-0.344	440	-0.231	533	-0.126	626	-0.236	719	-0.114	812	-0.115	905	-0.315	998	-0.215	1091	-0.236		
255	-0.222	348	-0.347	441	-0.216	534	-0.122	627	-0.229	720	-0.112	813	-0.104	906	-0.313	999	-0.224	1092	-0.233		
256	-0.212	349	-0.327	442	-0.204	535	-0.134	628	-0.221	721	-0.105	814	-0.104	907	-0.311	1000	-0.224	1093	-0.226		
257	-0.194	350	-0.284	443	-0.2	536	-0.16	629	-0.212	722	-0.099	815	-0.114	908	-0.307	1001	-0.218	1094	-0.219		
258	-0.175	351	-0.227	444	-0.208	537	-0.194	630	-0.201	723	-0.099	816	-0.134	909	-0.301	1002	-0.209	1095	-0.214		
259	-0.163	352	-0.164	445	-0.229	538	-0.228	631	-0.191	724	-0.109	817	-0.16	910	-0.289	1003	-0.2	1096	-0.213		
260	-0.163	353	-0.11	446	-0.258	539	-0.254	632	-0.185	725	-0.129	818	-0.188	911	-0.272	1004	-0.195	1097	-0.217		
261	-0.175	354	-0.075	447	-0.289	540	-0.266	633	-0.185	726	-0.154	819	-0.214	912	-0.252	1005	-0.194	1098	-0.226		
262	-0.196	355	-0.066	448	-0.315	541	-0.26	634	-0.196	727	-0.176	820	-0.235	913	-0.23	1006	-0.198	1099			

FIG. 13 – Données d'anomalies de température de Mann

Year	mann	Year	mann	Year	mann	Year	mann	Year	mann	Year	mann	Year	mann	Year	mann	Year	mann	Year	mann
1130	-0.248	1223	-0.229	1316	-0.215	1409	-0.108	1502	-0.318	1595	-0.3	1688	-0.282	1781	-0.231	1874	-0.154	1967	-0.089
1131	-0.245	1224	-0.236	1317	-0.253	1410	-0.151	1503	-0.312	1596	-0.287	1689	-0.273	1782	-0.256	1875	-0.185	1968	-0.062
1132	-0.235	1225	-0.241	1318	-0.291	1411	-0.195	1504	-0.304	1597	-0.268	1690	-0.272	1783	-0.276	1876	-0.232	1969	-0.045
1133	-0.217	1226	-0.245	1319	-0.321	1412	-0.227	1505	-0.294	1598	-0.25	1691	-0.28	1784	-0.282	1877	-0.282	1970	-0.041
1134	-0.195	1227	-0.247	1320	-0.339	1413	-0.238	1506	-0.284	1599	-0.237	1692	-0.294	1785	-0.274	1878	-0.324	1971	-0.046
1135	-0.172	1228	-0.251	1321	-0.338	1414	-0.226	1507	-0.274	1600	-0.235	1693	-0.313	1786	-0.254	1879	-0.347	1972	-0.056
1136	-0.155	1229	-0.258	1322	-0.318	1415	-0.197	1508	-0.264	1601	-0.249	1694	-0.334	1787	-0.229	1880	-0.349	1973	-0.066
1137	-0.148	1230	-0.268	1323	-0.282	1416	-0.159	1509	-0.256	1602	-0.277	1695	-0.352	1788	-0.208	1881	-0.331	1974	-0.071
1138	-0.154	1231	-0.28	1324	-0.235	1417	-0.126	1510	-0.251	1603	-0.316	1696	-0.367	1789	-0.2	1882	-0.301	1975	-0.066
1139	-0.171	1232	-0.29	1325	-0.185	1418	-0.105	1511	-0.248	1604	-0.356	1697	-0.377	1790	-0.208	1883	-0.268	1976	-0.053
1140	-0.198	1233	-0.293	1326	-0.14	1419	-0.102	1512	-0.249	1605	-0.389	1698	-0.382	1791	-0.232	1884	-0.242	1977	-0.033
1141	-0.227	1234	-0.286	1327	-0.107	1420	-0.115	1513	-0.254	1606	-0.406	1699	-0.382	1792	-0.265	1885	-0.231	1978	-0.009
1142	-0.252	1235	-0.266	1328	-0.089	1421	-0.141	1514	-0.264	1607	-0.403	1700	-0.377	1793	-0.298	1886	-0.234	1979	0.013
1143	-0.268	1236	-0.237	1329	-0.088	1422	-0.172	1515	-0.278	1608	-0.383	1701	-0.365	1794	-0.32	1887	-0.248	1980	0.032
1144	-0.27	1237	-0.202	1330	-0.1	1423	-0.2	1516	-0.296	1609	-0.349	1702	-0.348	1795	-0.325	1888	-0.266		
1145	-0.258	1238	-0.17	1331	-0.121	1424	-0.218	1517	-0.314	1610	-0.31	1703	-0.325	1796	-0.311	1889	-0.28		
1146	-0.237	1239	-0.148	1332	-0.145	1425	-0.225	1518	-0.33	1611	-0.276	1704	-0.298	1797	-0.283	1890	-0.285		
1147	-0.211	1240	-0.14	1333	-0.165	1426	-0.22	1519	-0.342	1612	-0.251	1705	-0.27	1798	-0.249	1891	-0.28		
1148	-0.188	1241	-0.15	1334	-0.177	1427	-0.204	1520	-0.348	1613	-0.239	1706	-0.242	1799	-0.219	1892	-0.269		
1149	-0.173	1242	-0.172	1335	-0.179	1428	-0.182	1521	-0.345	1614	-0.24	1707	-0.219	1800	-0.2	1893	-0.258		
1150	-0.17	1243	-0.201	1336	-0.172	1429	-0.158	1522	-0.336	1615	-0.249	1708	-0.201	1801	-0.196	1894	-0.255		
1151	-0.178	1244	-0.227	1337	-0.16	1430	-0.136	1523	-0.32	1616	-0.263	1709	-0.19	1802	-0.206	1895	-0.265		
1152	-0.195	1245	-0.241	1338	-0.149	1431	-0.119	1524	-0.301	1617	-0.278	1710	-0.187	1803	-0.224	1896	-0.289		
1153	-0.214	1246	-0.238	1339	-0.147	1432	-0.109	1525	-0.281	1618	-0.291	1711	-0.189	1804	-0.242	1897	-0.322		
1154	-0.233	1247	-0.218	1340	-0.158	1433	-0.109	1526	-0.262	1619	-0.303	1712	-0.194	1805	-0.253	1898	-0.357		
1155	-0.246	1248	-0.187	1341	-0.187	1434	-0.118	1527	-0.246	1620	-0.313	1713	-0.2	1806	-0.255	1899	-0.387		
1156	-0.252	1249	-0.153	1342	-0.232	1435	-0.134	1528	-0.234	1621	-0.323	1714	-0.206	1807	-0.248	1900	-0.403		
1157	-0.253	1250	-0.128	1343	-0.29	1436	-0.156	1529	-0.224	1622	-0.331	1715	-0.209	1808	-0.237	1901	-0.404		
1158	-0.251	1251	-0.119	1344	-0.352	1437	-0.179	1530	-0.217	1623	-0.335	1716	-0.209	1809	-0.23	1902	-0.392		
1159	-0.248	1252	-0.13	1345	-0.407	1438	-0.2	1531	-0.212	1624	-0.335	1717	-0.208	1810	-0.232	1903	-0.372		
1160	-0.247	1253	-0.161	1346	-0.446	1439	-0.219	1532	-0.208	1625	-0.328	1718	-0.205	1811	-0.245	1904	-0.351		
1161	-0.249	1254	-0.203	1347	-0.46	1440	-0.235	1533	-0.206	1626	-0.315	1719	-0.203	1812	-0.269	1905	-0.339		
1162	-0.252	1255	-0.247	1348	-0.446	1441	-0.251	1534	-0.206	1627	-0.297	1720	-0.202	1813	-0.297	1906	-0.337		
1163	-0.255	1256	-0.283	1349	-0.405	1442	-0.27	1535	-0.211	1628	-0.278	1721	-0.204	1814	-0.322	1907	-0.348		
1164	-0.255	1257	-0.301	1350	-0.344	1443	-0.295	1536	-0.219	1629	-0.263	1722	-0.207	1815	-0.338	1908	-0.366		
1165	-0.252	1258	-0.301	1351	-0.273	1444	-0.327	1537	-0.233	1630	-0.254	1723	-0.211	1816	-0.341	1909	-0.385		
1166	-0.243	1259	-0.284	1352	-0.204	1445	-0.364	1538	-0.25	1631	-0.254	1724	-0.213	1817	-0.33	1910	-0.397		
1167	-0.231	1260	-0.259	1353	-0.148	1446	-0.399	1539	-0.268	1632	-0.262	1725	-0.212	1818	-0.312	1911	-0.396		
1168	-0.215	1261	-0.236	1354	-0.115	1447	-0.427	1540	-0.284	1633	-0.275	1726	-0.209	1819	-0.292	1912	-0.378		
1169	-0.197	1262	-0.223	1355	-0.106	1448	-0.44	1541	-0.295	1634	-0.287	1727	-0.204	1820	-0.276	1913	-0.345		
1170	-0.179	1263	-0.225	1356	-0.121	1449	-0.435	1542	-0.297	1635	-0.295	1728	-0.201	1821	-0.269	1914	-0.303		
1171	-0.161	1264	-0.241	1357	-0.152	1450	-0.413	1543	-0.289	1636	-0.295	1729	-0.204	1822	-0.272	1915	-0.256		
1172	-0.143	1265	-0.266	1358	-0.191	1451	-0.379	1544	-0.272	1637	-0.286	1730	-0.216	1823	-0.28	1916	-0.215		
1173	-0.127	1266	-0.292	1359	-0.228	1452	-0.342	1545	-0.249	1638	-0.272	1731	-0.237	1824	-0.289	1917	-0.184		
1174	-0.113	1267	-0.308	1360	-0.255	1453	-0.311	1546	-0.223	1639	-0.257	1732	-0.265	1825	-0.293	1918	-0.167		
1175	-0.103	1268	-0.311	1361	-0.268	1454	-0.295	1547	-0.2	1640	-0.245	1733	-0.296	1826	-0.287	1919	-0.166		
1176	-0.102	1269	-0.297	1362	-0.268	1455	-0.297	1548	-0.183	1641	-0.242	1734	-0.321	1827	-0.271	1920	-0.177		
1177	-0.112	1270	-0.273	1363	-0.257	1456	-0.316	1549	-0.177	1642	-0.251	1735	-0.332	1828	-0.249	1921	-0.198		
1178	-0.133	1271	-0.244	1364	-0.24	1457	-0.346	1550	-0.181	1643	-0.272	1736	-0.325	1829	-0.227	1922	-0.222		
1179	-0.164	1272	-0.222	1365	-0.224	1458	-0.381	1551	-0.194	1644	-0.302	1737	-0.297	1830	-0.212	1923	-0.246		
1180	-0.199	1273	-0.215	1366	-0.21	1459	-0.41	1552	-0.213	1645	-0.337	1738	-0.254	1831	-0.21	1924	-0.266		
1181	-0.231	1274	-0.227	1367	-0.198	1460	-0.427	1553	-0.232	1646	-0.369	1739	-0.204	1832	-0.224	1925	-0.28		
1182	-0.252	1275	-0.257	1368	-0.188	1461	-0.428	1554	-0.249	1647	-0.392	1740	-0.157	1833	-0.253	1926	-0.289		
1183	-0.255	1276	-0.3	1369	-0.177	1462	-0.412	1555	-0.262	1648	-0.401	1741	-0.124	1834	-0.293	1927	-0.292		
1184	-0.237	1277	-0.346	1370	-0.164	1463	-0.384	1556	-0.268	1649	-0.393	1742	-0.112	1835	-0.336	1928	-0.292		
1185	-0.204	1278	-0.385	1371	-0.153	1464	-0.349	1557	-0.27	1650	-0.368	1743	-0.122	1836	-0.375	1929	-0.289		
1186	-0.162	1279	-0.41	1372	-0.146	1465	-0.314	1558	-0.27	1651	-0.329	1744	-0.149	1837	-0.404	1930	-0.281		
1187	-0.126	1280	-0.416	1373	-0.151	1466	-0.286	1559	-0.268	1652	-0.281	1745	-0.187	1838	-0.419	1931	-0.267		
1188	-0.105	1281	-0.406	1374	-0.172	1467	-0.269	1560	-0.265	1653	-0.232	1746	-0.224	1839	-0.419	1932	-0.248		
1189	-0.111	1282	-0.383	1375	-0.209	1468	-0.265	1561	-0.262	1654	-0.189	1747	-0.253	1840	-0.408	1933	-0.224		
1190	-0.145	1283	-0.357	1376	-0.259	1469	-0.273	1562	-0.256	1655	-0.16	1748	-0.269	1841	-0.39	1934	-0.195		
1191	-0.203	1284	-0.335	1377	-0.314	1470	-0.288	1563	-0.247	1656	-0.149	1749	-0.271	1842	-0.369	1935	-0.165		
1192	-0.275	1285	-0.322	1378	-0.359	1471	-0.303	1564	-0.233	1657	-0.156	1750	-0.262	1843	-0.35	1936	-0.139		
1193	-0.346	1286	-0.322	1379	-0.385	1472	-0.313	1565	-0.214	1658	-0.18	1751	-0.246	1844	-0.335	1937	-0.119		
1194	-0.402	1287	-0.331	1380	-0.383	1473	-0.311	1566	-0.193	1659	-0.214	1752	-0.23	1845	-0.325	1938	-0.109		
1195	-0.434	1288	-0.346	1381	-0.352	1474	-0.297	1567	-0.174	1660</									

FIG. 14 – Données d'anomalies de température de McKittrick

Year	temp_mckit												
1400	0.02962178	1486	0.10875043	1572	-0.03895872	1658	0.05077342	1744	-0.41408052	1830	-0.03299239	1916	-0.10174003
1401	-0.01038792	1487	0.13578112	1573	-0.26620685	1659	-0.09812968	1745	-0.16972035	1831	0.09045139	1917	-0.47826923
1402	0.47949688	1488	0.38978976	1574	0.17107264	1660	-0.15130226	1746	-0.37039817	1832	-0.30774236	1918	-0.22070613
1403	0.46143828	1489	0.54069765	1575	-0.10381058	1661	-0.01739272	1747	-0.18760708	1833	-0.13931817	1919	-0.0743209
1404	0.16890337	1490	0.31784659	1576	-0.15557396	1662	0.12394065	1748	0.15282107	1834	0.05236136	1920	-0.29510927
1405	0.46013916	1491	0.42405521	1577	-0.48675985	1663	-0.24460177	1749	0.17985231	1835	-0.45303555	1921	-0.31610866
1406	0.51933816	1492	0.28715273	1578	-0.4595418	1664	-0.2906724	1750	0.03924889	1836	-0.21488858	1922	-0.2640085
1407	0.30639324	1493	0.56256805	1579	-0.32194891	1665	-0.317949	1751	0.05461931	1837	-0.48971488	1923	-0.22374032
1408	0.36373831	1494	0.49600693	1580	-0.08222345	1666	0.00343082	1752	0.01323554	1838	-0.37579534	1924	-0.16249758
1409	0.53496882	1495	0.2498815	1581	-0.13965764	1667	-0.232036	1753	-0.08375488	1839	-0.25557893	1925	-0.27968591
1410	0.31681906	1496	0.21370781	1582	0.16527813	1668	-0.13640027	1754	0.02866573	1840	-0.20519384	1926	0.07037324
1411	0.4529369	1497	0.00741053	1583	0.05235822	1669	-0.28668053	1755	-0.14311743	1841	0.07022304	1927	-0.16895584
1412	-0.1267765	1498	0.19000334	1584	0.20575307	1670	-0.25699224	1756	-0.01412612	1842	-0.14922028	1928	0.00324076
1413	0.29039772	1499	0.29275528	1585	0.31538795	1671	-0.09379051	1757	-0.16646797	1843	-0.04270403	1929	-0.16566627
1414	0.16564013	1500	0.07285834	1586	-0.07487838	1672	-0.44473878	1758	-0.21693445	1844	0.05152144	1930	0.03857587
1415	0.64458402	1501	0.00550738	1587	-0.271456	1673	0.49876319	1759	-0.07678592	1845	-0.11822787	1931	-0.1163301
1416	0.53725468	1502	-0.33470279	1588	-0.27933756	1674	-0.31143808	1760	0.06108915	1846	-0.04059008	1932	-0.01532415
1417	0.20434996	1503	-0.13178136	1589	-0.26988295	1675	-0.32755449	1761	-0.21242851	1847	0.04875638	1933	-0.08050888
1418	0.41682058	1504	0.0391886	1590	-0.31495979	1676	-0.5548596	1762	-0.06369331	1848	-0.12908989	1934	0.08270129
1419	0.45954172	1505	0.07878755	1591	-0.17548141	1677	-0.18254324	1763	-0.08195358	1849	-0.27135079	1935	0.03465167
1420	0.40196088	1506	-0.08281261	1592	-0.01892497	1678	-0.3840653	1764	-0.30132575	1850	-0.14338809	1936	0.15153628
1421	0.39022956	1507	-0.20140445	1593	0.01184225	1679	-0.44081357	1765	-0.1714765	1851	-0.14753159	1937	0.39440376
1422	0.50465536	1508	0.06604499	1594	-0.14626627	1680	-0.4576969	1766	0.13173249	1852	0.04252087	1938	0.27526922
1423	0.42238369	1509	-0.01709139	1595	0.10775521	1681	-0.15362545	1767	0.13969544	1853	-0.0511757	1939	0.20279886
1424	0.62051256	1510	0.07398688	1596	-0.07327785	1682	-0.02866689	1768	0.01623363	1854	-0.04756396	1940	-0.04228071
1425	0.50068252	1511	0.22480687	1597	-0.11520093	1683	-0.15410826	1769	-0.27650824	1855	-0.22205751	1941	0.34941547
1426	0.53872928	1512	0.08857301	1598	-0.05227698	1684	-0.22725844	1770	0.10469816	1856	-0.09480887	1942	0.16515569
1427	0.52164555	1513	-0.16248405	1599	0.02770505	1685	-0.38951376	1771	0.24623275	1857	-0.03780938	1943	0.00159356
1428	0.37890573	1514	-0.0737367	1600	-0.01126724	1686	-0.3231476	1772	0.18524151	1858	-0.26428323	1944	0.28197035
1429	0.36051701	1515	-0.10610913	1601	-0.3767486	1687	-0.16164995	1773	0.01908886	1859	-0.1235749	1945	0.21201887
1430	0.39071676	1516	-0.14457681	1602	-0.28503178	1688	-0.2591443	1774	0.15467368	1860	-0.23608484	1946	0.17388062
1431	0.28656508	1517	-0.23485931	1603	-0.30034995	1689	-0.1062805	1775	0.28845832	1861	-0.31730522	1947	0.34167049
1432	0.26259133	1518	-0.24148053	1604	-0.3989858	1690	-0.00146489	1776	0.18149803	1862	-0.11145979	1948	0.24898304
1433	0.22406424	1519	-0.39306801	1605	-0.23333438	1691	0.29474384	1777	-0.11579603	1863	-0.19113346	1949	-0.05760264
1434	0.31450365	1520	-0.06893484	1606	-0.17039502	1692	0.010117976	1778	-0.13380931	1864	-0.36370924	1950	-0.21337744
1435	0.65412504	1521	0.04132389	1607	-0.18385973	1693	0.11950486	1779	-0.13665683	1865	0.08871915	1951	-0.04832888
1436	0.50776813	1522	-0.13681101	1608	-0.16054634	1694	0.26444507	1780	-0.13809878	1866	-0.02809263	1952	0.0782654
1437	0.54717151	1523	0.1022432	1609	-0.19388903	1695	-0.15980733	1781	-0.05207444	1867	-0.0822591	1953	0.00486839
1438	0.4011853	1524	-0.13628744	1610	-0.19817503	1696	-0.2671816	1782	-0.05002324	1868	-0.11841899	1954	0.07031181
1439	-0.04768017	1525	0.12917143	1611	-0.27566807	1697	-0.32008555	1783	0.02460867	1869	-0.27244319	1955	0.06079337
1440	0.15627133	1526	0.09342928	1612	-0.33199824	1698	-0.37887997	1784	0.02141213	1870	-0.2734415	1956	-0.11020117
1441	0.42184517	1527	0.1517402	1613	-0.144943	1699	-0.25877591	1785	-0.1544133	1871	-0.09836073	1957	0.17676019
1442	0.05141759	1528	-0.08753219	1614	-0.18376043	1700	-0.48848157	1786	-0.27893328	1872	-0.08708669	1958	0.24579666
1443	0.15055155	1529	-0.11001765	1615	-0.29022158	1701	-0.30895084	1787	-0.27697293	1873	-0.14443456	1959	0.14168926
1444	0.31685692	1530	0.02128789	1616	-0.0773312	1702	-0.0826827	1788	-0.06177116	1874	-0.32631852	1960	0.27299724
1445	0.53251624	1531	0.49940775	1617	0.10037249	1703	-0.13017317	1789	-0.0220271	1875	-0.01202136	1961	0.1766997
1446	0.5322495	1532	0.06329152	1618	-0.15540836	1704	-0.16983068	1790	-0.21850529	1876	-0.01105379	1962	0.19150931
1447	0.26425117	1533	-0.01623116	1619	0.17489156	1705	-0.30537833	1791	-0.18435976	1877	-0.0731517	1963	0.26871805
1448	0.05664303	1534	0.02483826	1620	-0.05072333	1706	-0.22555894	1792	0.17414134	1878	0.01821244	1964	0.17224611
1449	0.08716445	1535	-0.05022867	1621	-0.12301342	1707	0.00390532	1793	0.01450959	1879	-0.15637649	1965	0.0479591
1450	-0.05761282	1536	-0.03138572	1622	-0.19932084	1708	-0.20095532	1794	0.13284746	1880	0.02925375	1966	0.39116947
1451	-0.02638943	1537	-0.04370845	1623	-0.31842415	1709	-0.00706124	1795	0.00301957	1881	-0.07203201	1967	0.04559422
1452	0.09440031	1538	0.17768649	1624	-0.26125764	1710	-0.08672148	1796	-0.02132116	1882	-0.13421477	1968	0.40845797
1453	-0.17171373	1539	0.08344269	1625	-0.33009441	1711	-0.06950443	1797	-0.09652789	1883	-0.13335368	1969	0.38658044
1454	-0.18232404	1540	-0.03677029	1626	-0.4656366	1712	-0.11845879	1798	-0.18969277	1884	-0.07912957	1970	0.18460908
1455	-0.13309042	1541	0.08220463	1627	-0.35965312	1713	0.01706056	1799	-0.17193176	1885	-0.27896482	1971	-0.16902281
1456	-0.05734685	1542	0.29697109	1628	-0.03625234	1714	-0.28207498	1800	-0.18106984	1886	-0.0762763	1972	0.05049311
1457	0.14810503	1543	0.02856718	1629	-0.20899526	1715	-0.22340907	1801	0.13948211	1887	-0.19522453	1973	0.0149666
1458	-0.22248196	1544	-0.21124333	1630	-0.02640243	1716	-0.46990942	1802	-0.21248711	1888	-0.04817662	1974	-0.11471142
1459	-0.13272561	1545	-0.0255578	1631	-0.15723035	1717	-0.18049267	1803	-0.18508133	1889	-0.05311474	1975	0.01737308
1460	-0.10898307	1546	0.06138351	1632	0.05023786	1718	-0.13691483	1804	0.09974453	1890	-0.0781112	1976	-0.08581407
1461	-0.19803539	1547	-0.01739305	1633	-0.06703272	1719	-0.20573941	1805	-0.07751646	1891	0.11876874	1977	0.13033111
1462	-0.36956972	1548	0.01549556	1634	0.02466756	1720	-0.14625039	1806	0.09570933	1892	-0.20325397	1978	0.23795194
1463	-0.05420242	1549	-0.09347378	1635	0.08821998	1721	-0.19947538	1807	-0.24832066	1893	-0.22662365	1979	0.44319239
1464	-0.2256762	1550	-0.13901353	1636	0.28763316	1722	0.00772195	1808	-0.05162309	1894	0.0289541	1980	0.27139648
1465	0.01013866	1551	0.04939086	1637	-0.05076482	1723	0.17360464	1809	-0.01497118	1895	-0.09614136		
1466	0.14008913	1552	0.03691365	1638	-0.25359725	1724	0.24162026	1810	-0.14060749	1896	0.13467368		
1467	0.01867644	1553	-0.08088467	1639	-0.22041086	1725	-0.33754674	1811	-0.17457673	1897	-0.06143805		
1468	0.23654156	1554	0.08711716	1640	0.19993974	1726	-0.01981398	1812	-0.19093028	1898	-0.14905044		
1469	0.2094334	1555	0.27225844	1641	-0.26740095	1727	0.04639673	1813	-0.21754916	1899	-0.17617938		
1470	0.26254503	1556	0.1378468	1642	-0.34812771	1728	-0.04495519	1814	-0.02946413	1900	0.06583816		
1471	-0.0771508	1557											

FIG. 15 – Sources des données de population mondiale

Year	pop2 (2007)	US Census Bureau (2005)	UN (2004)	Biraben (1980)	Biraben (2003)	World at 6 Billion (1999)
-5000						
-25000						
-10000						
-8000						
-5000						
-4000						
-3000						
-2000						
-1000						
-500						
-400	162,000,000			162,000,000	152,000,000	
-200	231,000,000			231,000,000		
1	255,000,000		300,000,000	255,000,000	250,000,000	300,000,000
200	256,000,000			256,000,000		
350						
400	206,000,000			206,000,000		
500	206,000,000			206,000,000	205,000,000	
600	206,000,000			206,000,000		
700	207,000,000			207,000,000		
800	224,000,000			224,000,000		
900	226,000,000			226,000,000		
1000	254,000,000			254,000,000	257,000,000	310,000,000
1050						
1100	301,000,000			301,000,000		
1150						
1200	400,000,000			400,000,000		
1250	416,000,000			416,000,000		400,000,000
1300	432,000,000			432,000,000	429,000,000	
1340	443,000,000			443,000,000		
1350						
1400	374,000,000			374,000,000	374,000,000	
1450						
1500	460,000,000			460,000,000	458,000,000	500,000,000
1550						
1600	579,000,000			579,000,000		
1650						
1700	679,000,000			679,000,000	682,000,000	
1750	791,000,000			770,000,000		791,000,000
1800	978,000,000			954,000,000	968,000,000	978,000,000
1850	1,262,000,000			1,241,000,000		1,262,000,000
1870						
1875						
1900	1,650,000,000			1,633,000,000	1,613,000,000	1,650,000,000
1910	1,750,000,000					1,750,000,000
1913						
1920	1,860,000,000					1,860,000,000
1930	2,070,000,000					2,070,000,000
1940	2,300,000,000					2,300,000,000
1950	2,556,517,137	2,556,517,137	2,519,470,000	2,527,000,000		2,521,000,000
1951	2,594,315,297	2,594,315,297	2,567,056,000			
1952	2,636,388,259	2,636,388,259	2,614,642,000			
1953	2,681,738,456	2,681,738,456	2,662,228,000			
1954	2,729,717,908	2,729,717,908	2,709,814,000			
1955	2,781,183,648	2,781,183,648	2,757,399,000			
1956	2,834,158,518	2,834,158,518	2,810,681,000			
1957	2,890,001,400	2,890,001,400	2,863,963,000			
1958	2,946,524,167	2,946,524,167	2,917,245,000			
1959	2,998,875,935	2,998,875,935	2,970,527,000			
1960	3,040,966,466	3,040,966,466	3,023,812,000			3,020,000,000
1961	3,081,748,662	3,081,748,662	3,086,644,000			
1962	3,137,743,692	3,137,743,692	3,149,476,000			
1963	3,207,262,725	3,207,262,725	3,212,308,000			
1964	3,278,382,111	3,278,382,111	3,275,140,000			
1965	3,347,361,927	3,347,361,927	3,337,974,000			
1966	3,417,544,528	3,417,544,528	3,409,697,000			
1967	3,487,234,405	3,487,234,405	3,481,420,000			
1968	3,559,028,982	3,559,028,982	3,553,143,000			
1969	3,633,608,846	3,633,608,846	3,624,866,000			
1970	3,708,751,360	3,708,751,360	3,696,588,000	3,637,000,000		3,700,000,000
1971	3,786,142,462	3,786,142,462	3,772,018,000			
1972	3,862,618,859	3,862,618,859	3,847,448,000			
1973	3,938,589,415	3,938,589,415	3,922,878,000			
1974	4,013,474,625	4,013,474,625	3,998,308,000			
1975	4,086,472,822	4,086,472,822	4,073,740,000			
1976	4,157,989,236	4,157,989,236	4,147,451,000			
1977	4,230,087,505	4,230,087,505	4,221,162,000			
1978	4,302,112,896	4,302,112,896	4,294,873,000			
1979	4,376,940,588	4,376,940,588	4,368,584,000			
1980	4,452,645,562	4,452,645,562	4,442,295,000			4,440,000,000
1981	4,528,683,571	4,528,683,571	4,522,626,000			
1982	4,608,405,979	4,608,405,979	4,602,957,000			
1983	4,689,846,998	4,689,846,998	4,683,288,000			
1984	4,770,104,443	4,770,104,443	4,763,619,000			
1985	4,851,854,518	4,851,854,518	4,843,947,000			
1986	4,935,217,445	4,935,217,445	4,931,061,000			
1987	5,021,240,720	5,021,240,720	5,018,175,000			
1988	5,107,965,588	5,107,965,588	5,105,289,000			
1989	5,194,724,098	5,194,724,098	5,192,403,000			
1990	5,282,765,827	5,282,765,827	5,279,519,000			5,270,000,000
1991	5,366,815,901	5,366,815,901	5,362,086,000			
1992	5,450,861,723	5,450,861,723	5,444,653,000			
1993	5,532,578,016	5,532,578,016	5,527,220,000			
1994	5,613,424,524	5,613,424,524	5,609,787,000			
1995	5,694,418,460	5,694,418,460	5,682,353,000			
1996	5,773,464,448	5,773,464,448	5,770,997,000			
1997	5,852,360,768	5,852,360,768	5,848,641,000			
1998	5,929,735,977	5,929,735,977	5,928,285,000			
1999	6,006,163,019	6,006,163,019	6,006,929,000			5,978,401,000
2000	6,081,527,896	6,081,527,896	6,085,572,000		6,062,000,000	6,060,000,000
2001	6,155,942,526	6,155,942,526	6,161,407,000			
2002	6,229,629,168	6,229,629,168	6,237,242,000			
2003	6,303,112,453	6,303,112,453	6,313,077,000			
2004	6,376,863,118	6,376,863,118	6,388,912,000			
2005	6,451,058,790	6,451,058,790	6,464,750,000			

FIG. 16 – Sources des données de population mondiale (suite)

Year	Durand (1977)	Livi-Bacci (1978)	McEvedy & Jones (1978)	Maddison (2003)	Haub (1995)	Clark (1967)
-5000					2,000,000	
-25000						
-10000		6,000,000	4,000,000			
-8000	7,500,000				5,000,000	
-5000			5,000,000			
-4000			7,000,000			
-3000			14,000,000			
-2000			27,000,000			
-1000			50,000,000			
-500			100,000,000			
-400		153,000,000				
-200			150,000,000			
1	300,000,000	252,000,000	170,000,000	230,820,000	300,000,000	256,000,000
200		257,000,000	190,000,000			
350						254,000,000
400			190,000,000			
500			190,000,000			
600		208,000,000	200,000,000			237,000,000
700			210,000,000			
800			220,000,000			261,000,000
900			240,000,000			
1000	310,000,000	253,000,000	265,000,000	267,573,000		280,000,000
1050						
1100			320,000,000			
1150						
1200		400,000,000	360,000,000		450,000,000	384,000,000
1250	400,000,000					
1300			360,000,000			
1340		442,000,000				378,000,000
1350						
1400		375,000,000	350,000,000			
1450						
1500	490,000,000	461,000,000	425,000,000	438,428,000		427,000,000
1550						
1600		578,000,000	545,000,000	556,148,000		498,000,000
1650			545,000,000		500,000,000	515,000,000
1700		680,000,000	610,000,000	603,490,000		641,000,000
1750	770,000,000	771,000,000	720,000,000		795,000,000	731,000,000
1800		954,000,000	900,000,000	1,041,834,000		890,000,000
1850		1,241,000,000	1,200,000,000		1,265,000,000	
1870				1,271,915,000		
1875						
1900	1,680,000,000	1,634,000,000	1,625,000,000	1,563,622,000	1,656,000,000	1,668,000,000
1910		1,857,000,000				
1913				1,791,323,000		
1920						
1930		2,036,000,000				
1940		2,267,000,000				
1950		2,521,000,000	2,500,000,000	2,524,324,000	2,516,000,000	
1951				2,568,249,000		
1952				2,614,871,000		
1953				2,663,170,000		
1954				2,714,270,989		
1955				2,766,471,015		
1956				2,819,944,121		
1957				2,877,404,688		
1958				2,936,685,779		
1959				2,993,256,291		
1960		3,022,000,000		3,038,794,568		
1961				3,079,333,095		
1962				3,132,691,073		3,036,000,000
1963				3,197,873,821		
1964				3,262,592,233		
1965				3,328,881,849		
1966				3,397,631,229		
1967				3,466,463,361		
1968				3,537,493,199		
1969				3,609,890,957		
1970		3,696,000,000		3,685,057,678		
1971				3,763,468,312		
1972				3,840,163,578		
1973				3,916,488,565		
1974				3,991,959,911		
1975	4,000,000,000			4,065,407,873		
1976				4,136,432,766		
1977				4,208,701,672		
1978				4,281,749,155		
1979				4,359,006,226		
1980		4,440,000,000		4,435,598,134		
1981				4,510,103,674		
1982				4,582,122,478		
1983				4,670,287,603		
1984				4,749,939,246		
1985				4,830,812,766		
1986				4,913,456,948		
1987				4,998,776,118		
1988				5,084,973,965		
1989				5,171,872,918		
1990		5,266,000,000		5,259,502,246		
1991				5,344,837,918		
1992				5,428,900,060		
1993				5,513,142,619		
1994				5,594,004,807		
1995				5,677,286,889	5,760,000,000	
1996				5,756,226,106		
1997				5,835,854,868		
1998		5,885,000,000		5,914,929,673		
1999				5,997,966,829		
2000		6,055,000,000		6,071,144,107		
2001				6,149,005,348		
2002					6,215,000,000	
2003						
2004						
2005						

FIG. 17 – Autocorrélations et autocorrélations partielles pour la série mann sur période com- plète

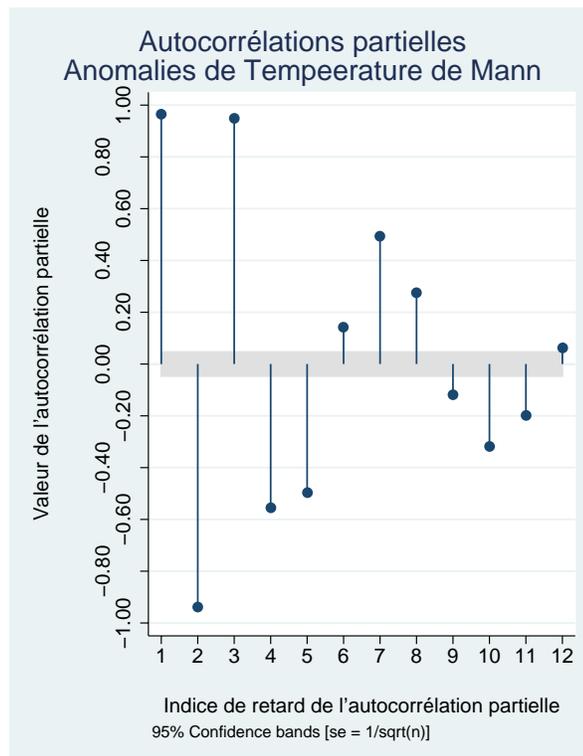
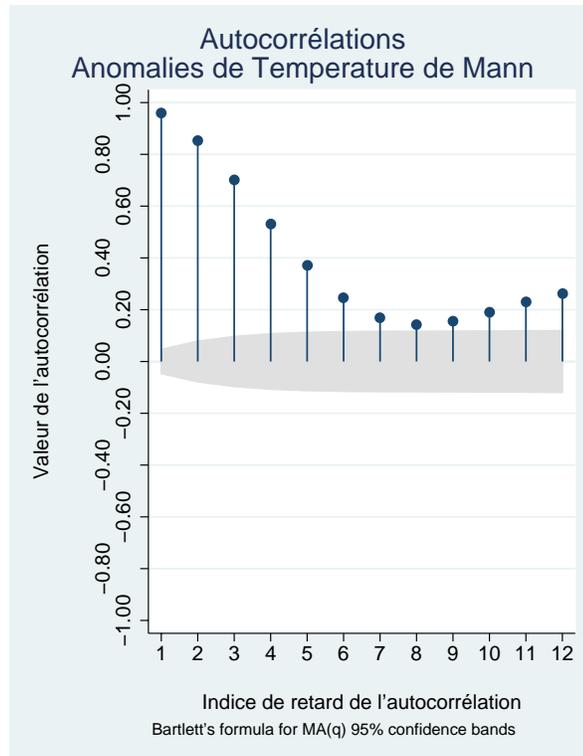


FIG. 18 – Autocorrélations et autocorrélations partielles pour la série diff_mann sur période complète

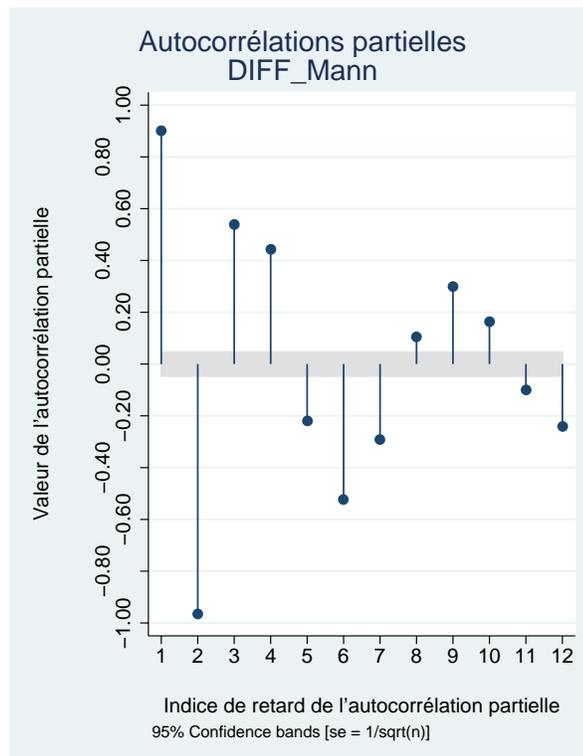
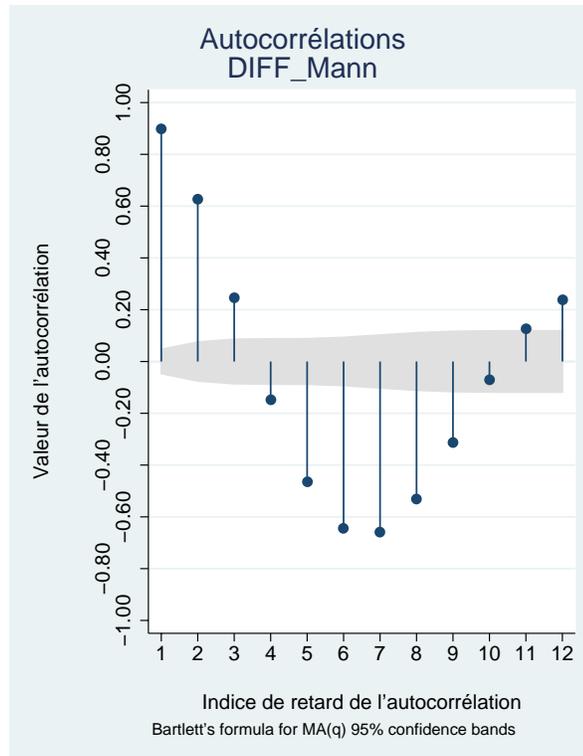


FIG. 19 – Autocorrélations et autocorrélations partielles pour la série diff_mann entre 1752 et 1978

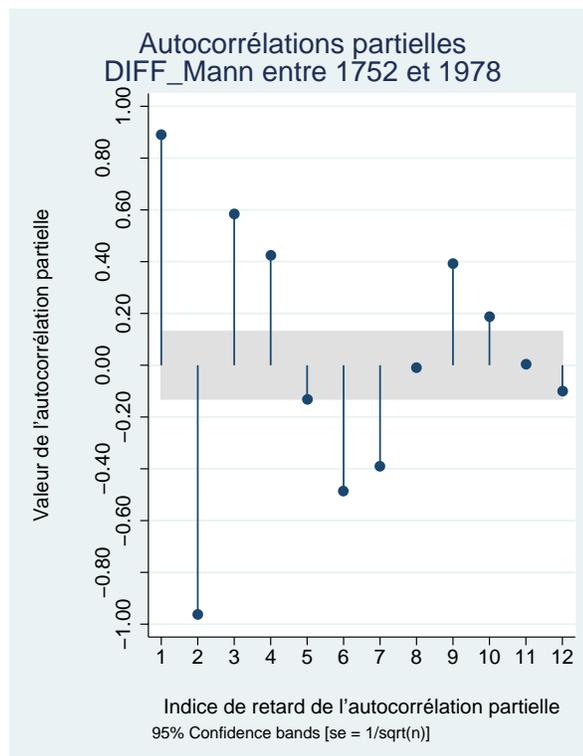
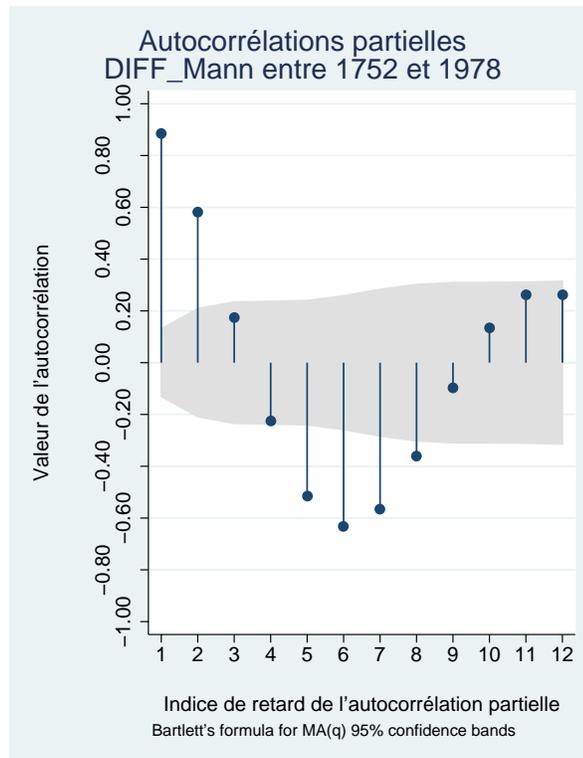


FIG. 20 – Autocorrélations et autocorrélations partielles pour la série diff_mann entre 1821 et 1978

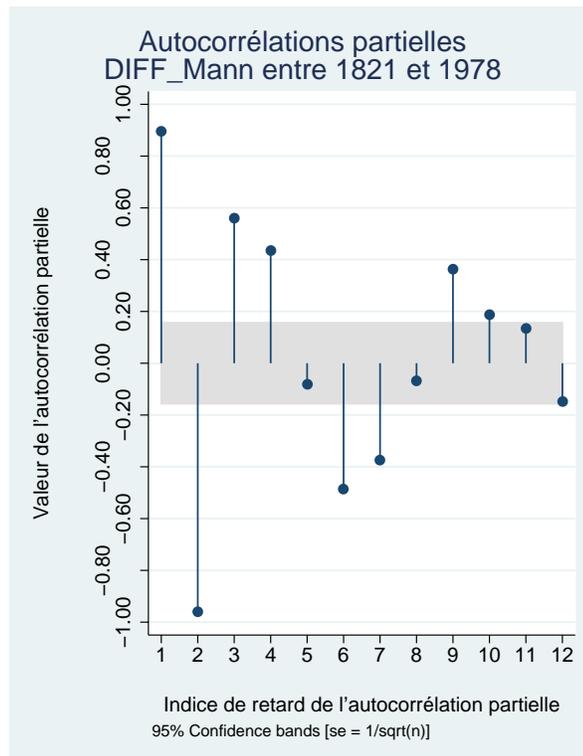
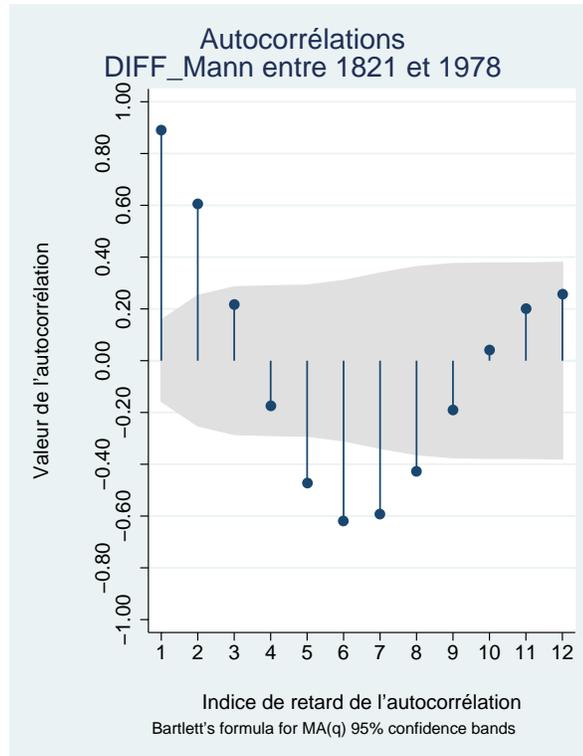


FIG. 21 – Autocorrélations et autocorrélations partielles pour la série temp_mckit sur la période complète

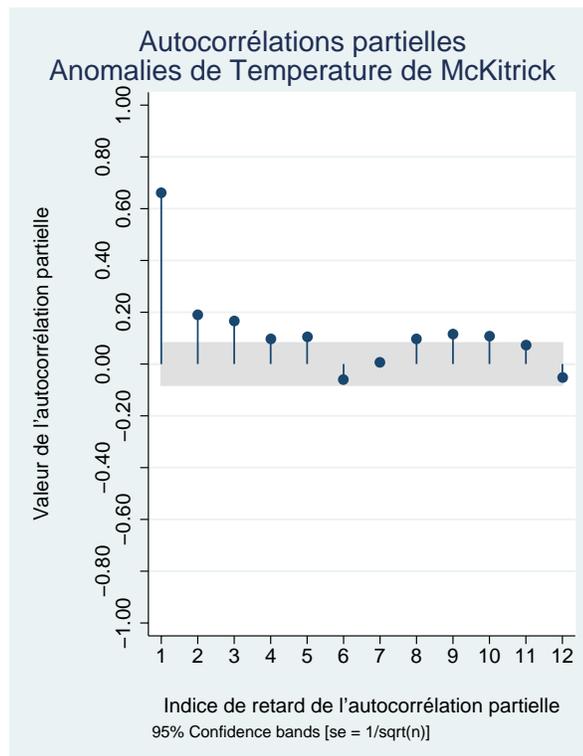
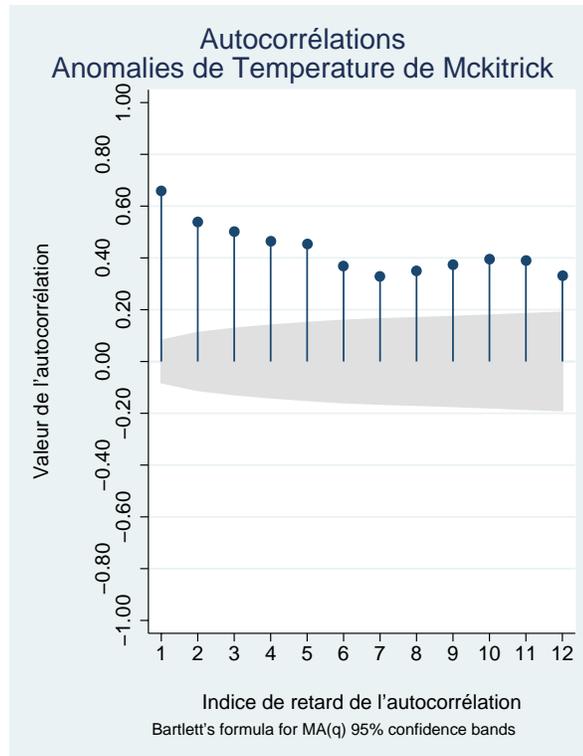


FIG. 22 – Autocorrélations et autocorrélations partielles pour la série diff_mckit sur la période complète

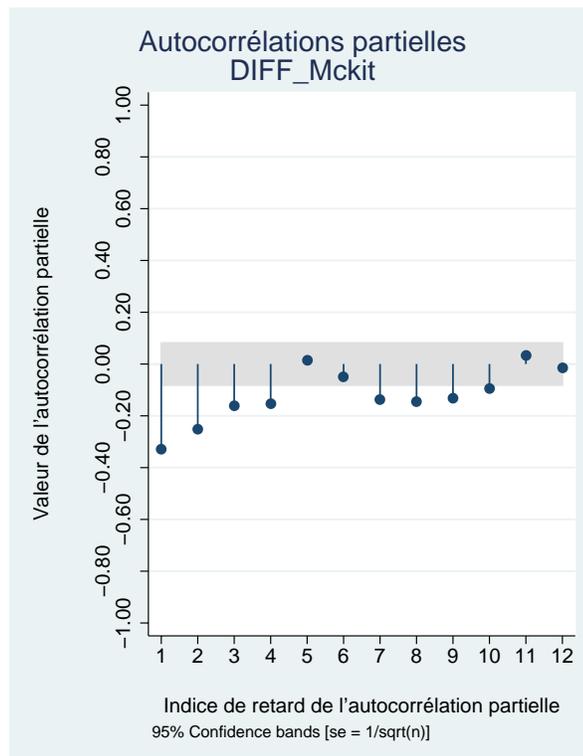
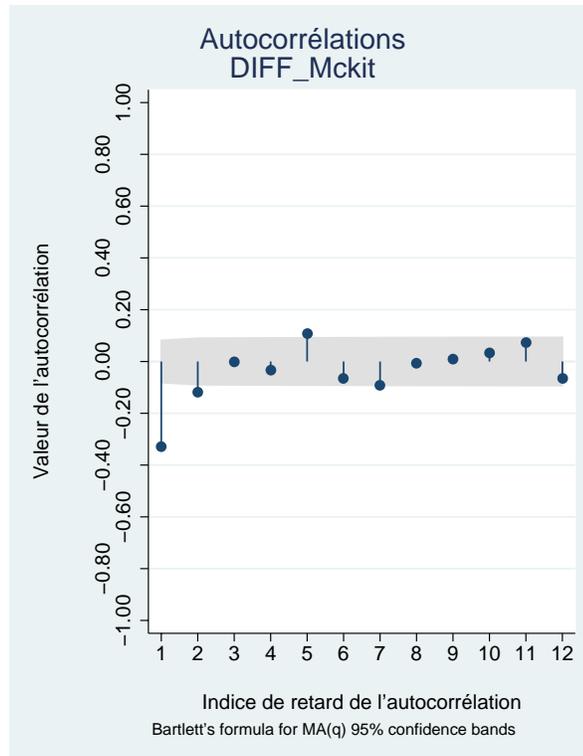


FIG. 23 – Autocorrélations et autocorrélations partielles pour la série temp_mckit entre 1752 et 1978

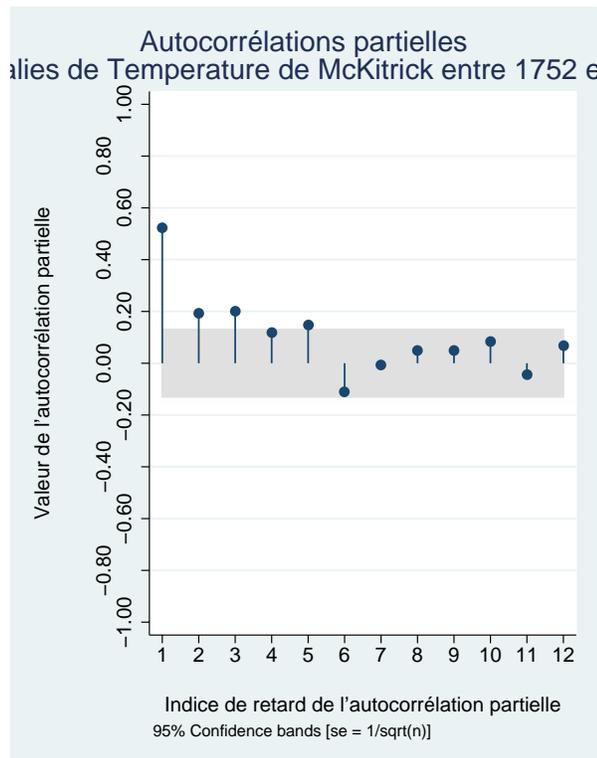
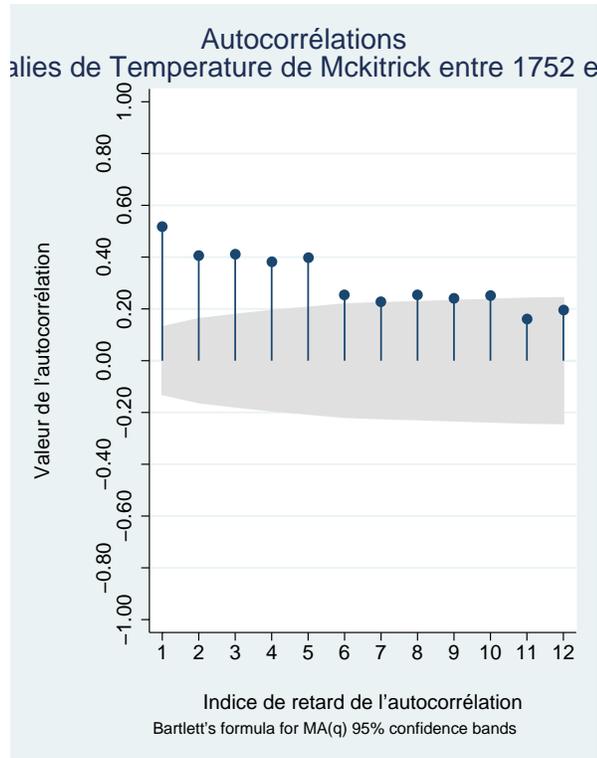


FIG. 24 – Autocorrélations et autocorrélations partielles pour la série diff_mckit entre 1752 et 1978

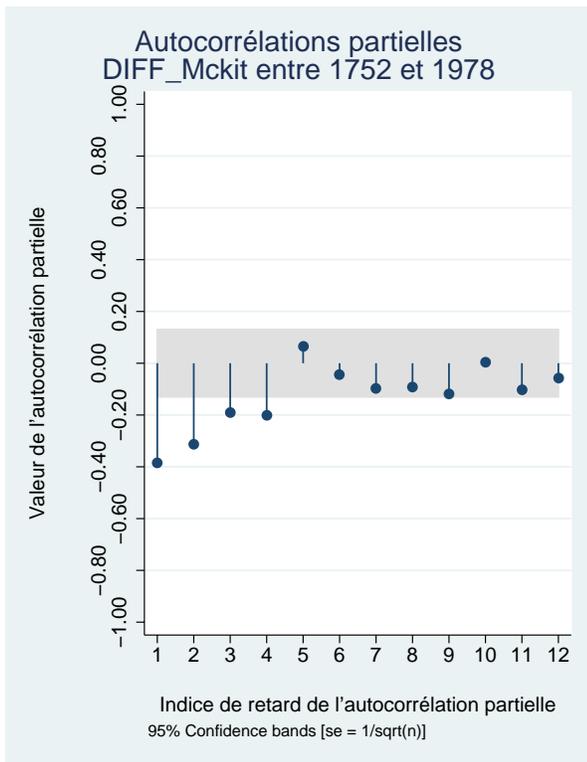
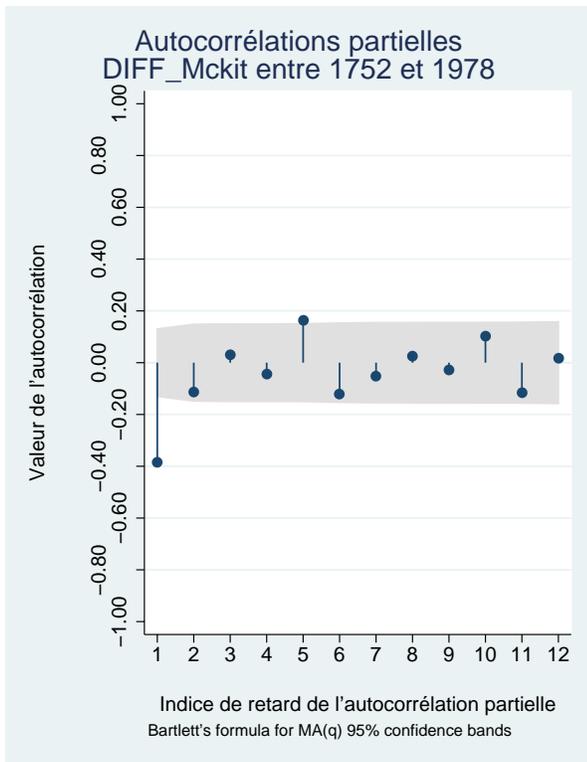


FIG. 25 – Autocorrélations et autocorrélations partielles pour la série diff_mckit entre 1821 et 1978

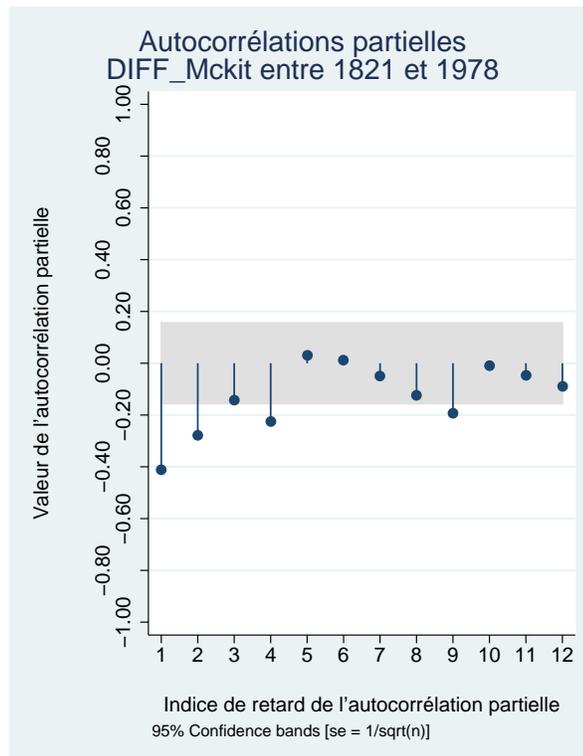
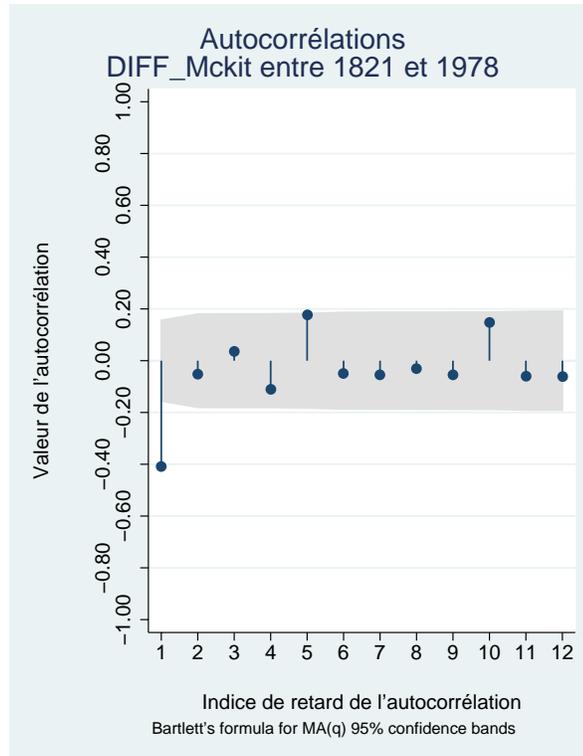


FIG. 26 – Autocorrélations et autocorrélations partielles pour la série diff_co2m sur la période complète

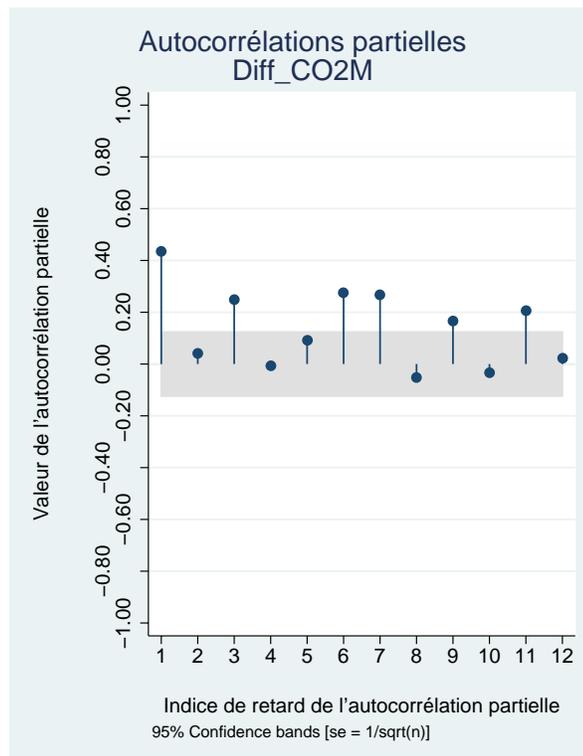
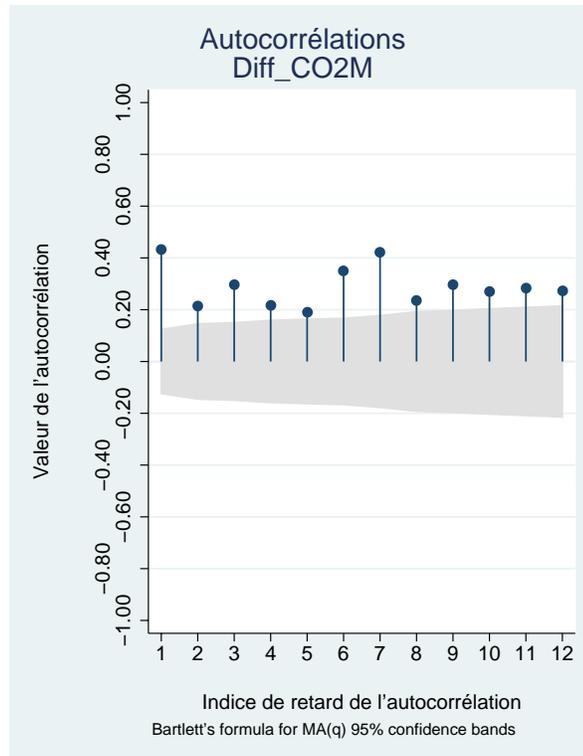


FIG. 27 – Autocorrélations et autocorrélations partielles pour la série diff_co2m entre 1752 et 1978

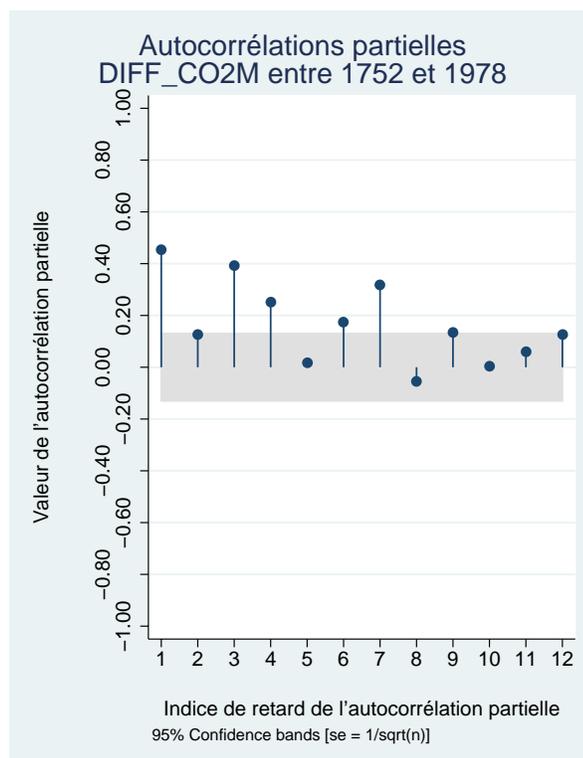
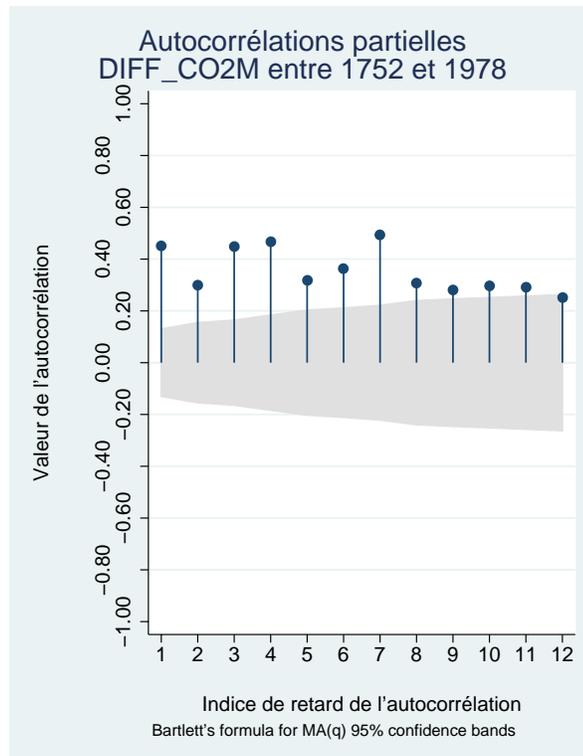


FIG. 28 – Autocorrélations et autocorrélations partielles pour la série diff_co2m entre 1821 et 2000

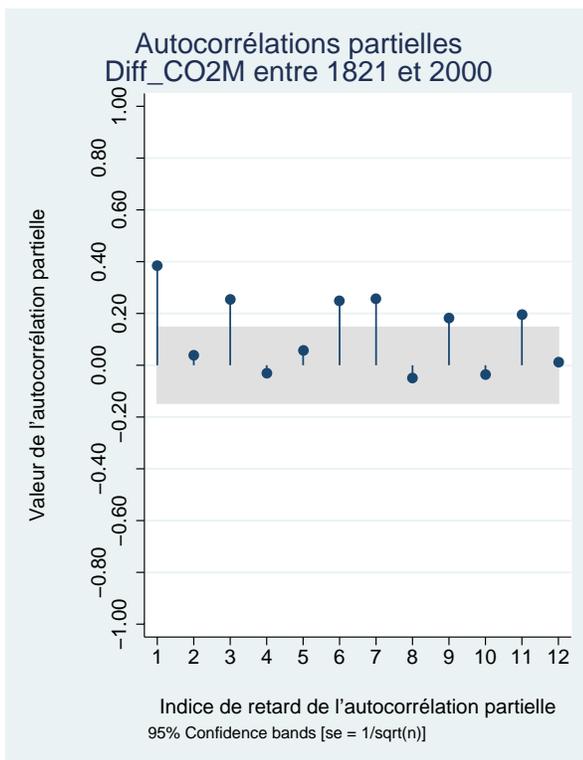
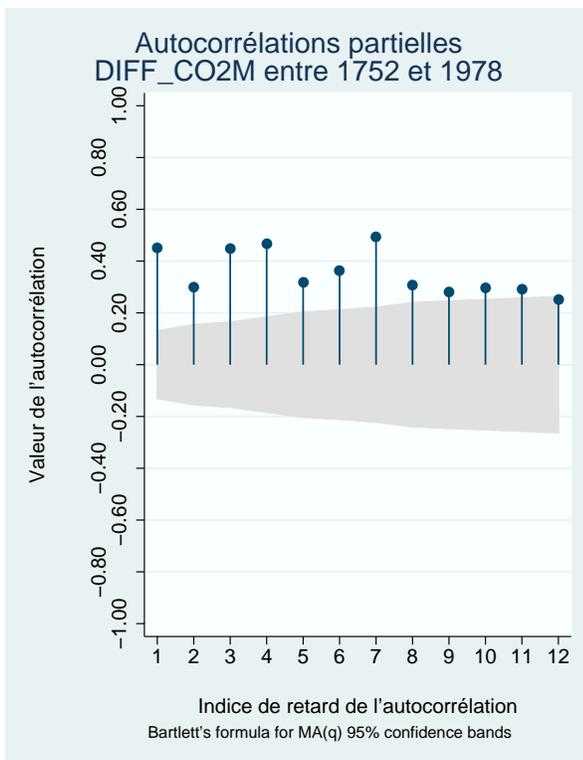


FIG. 29 – Autocorrélations et autocorrélations partielles pour la série diff_co2m entre 1952 et 2000

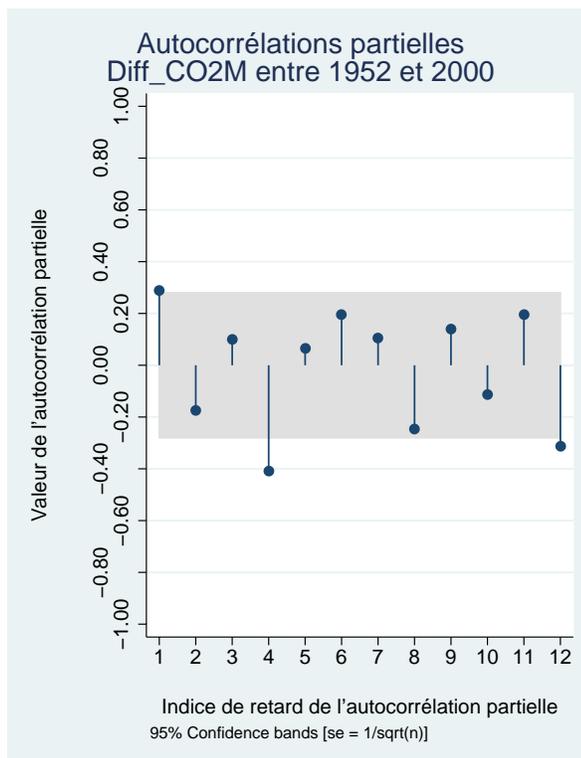
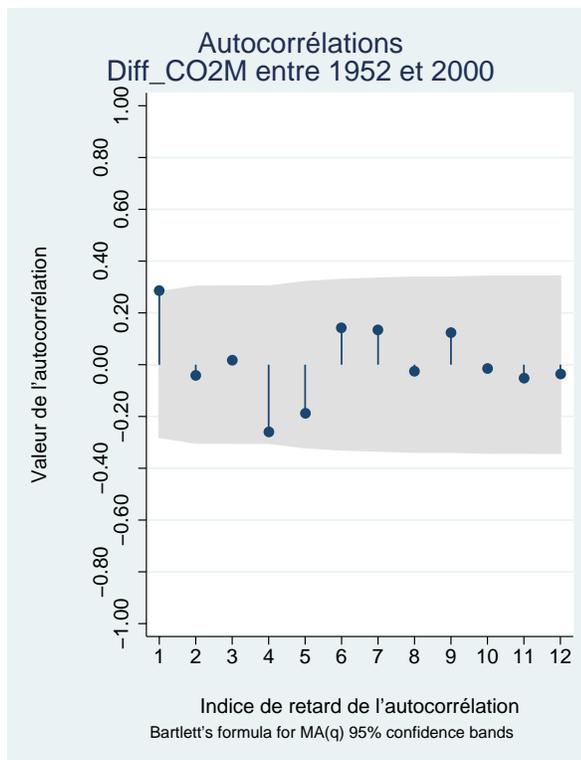


FIG. 30 – Autocorrélations et autocorrélations partielles pour la série diff_diff_log_pop2 sur la période complète

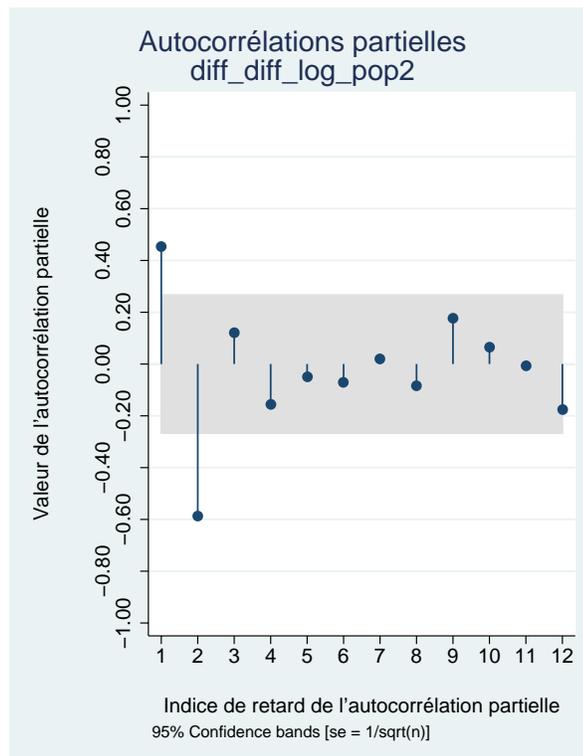
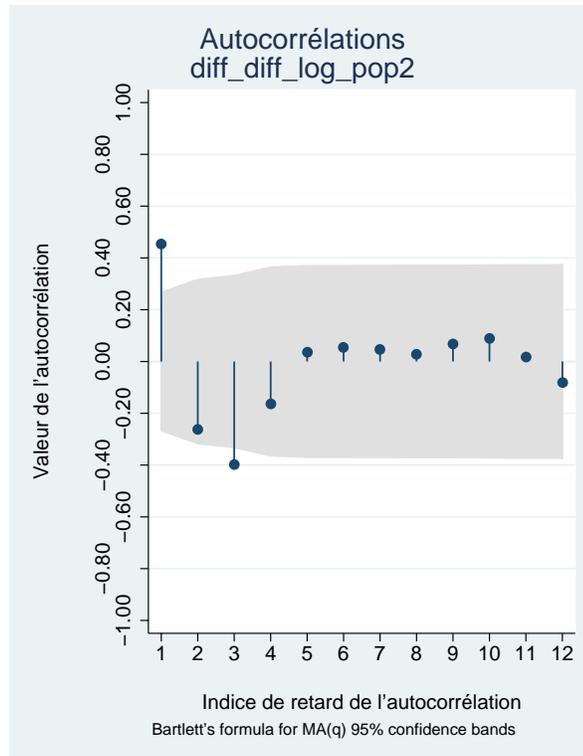


FIG. 31 – Autocorrélations et autocorrélations partielles pour la série diff_log_dan sur la période complète

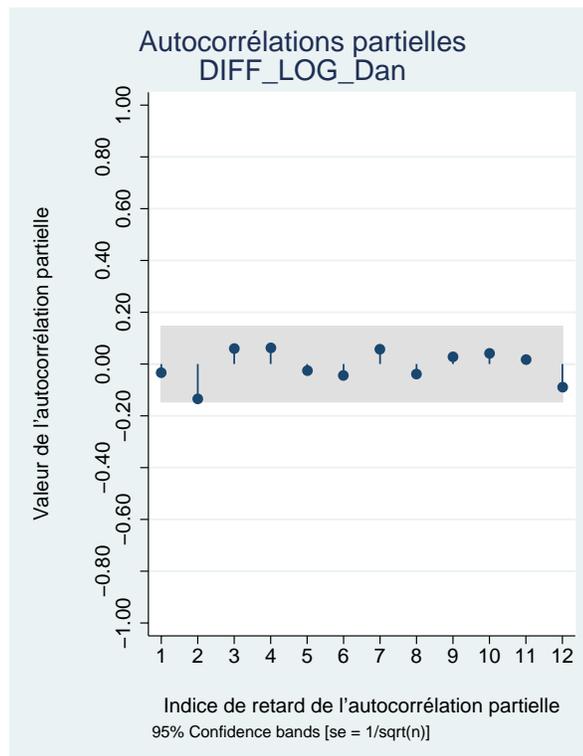
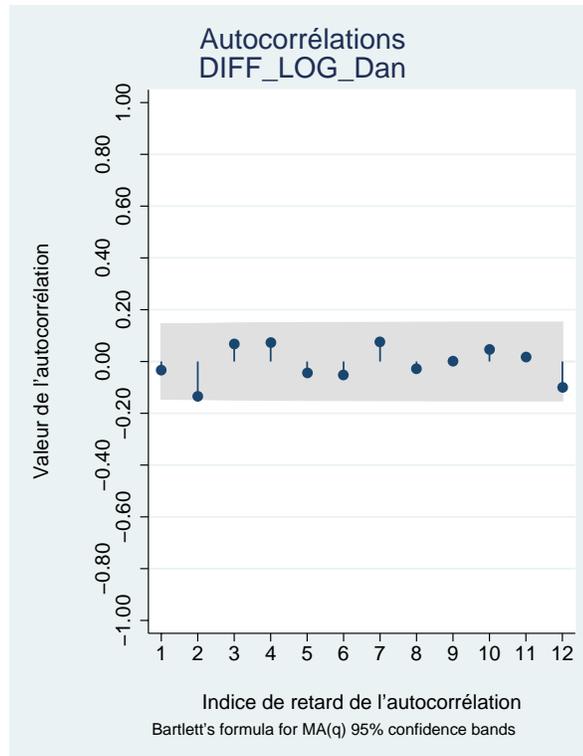


FIG. 32 – Autocorrélations et autocorrélations partielles pour la série diff_log_fr sur la période complète

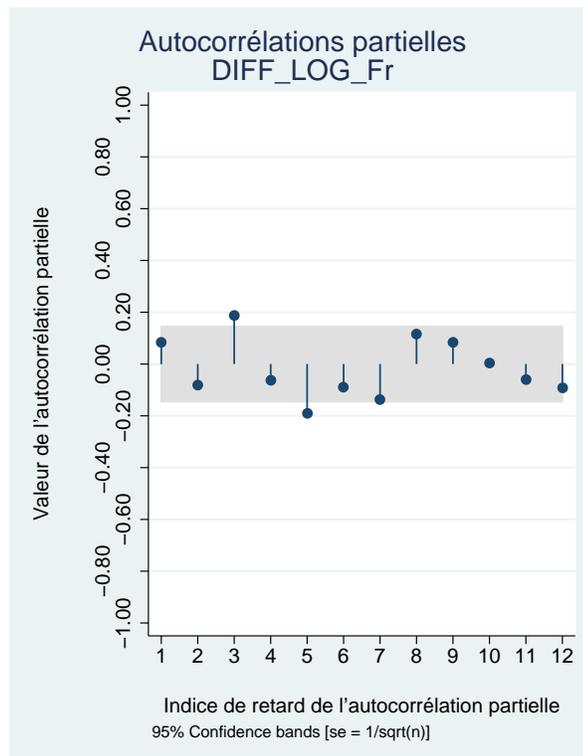
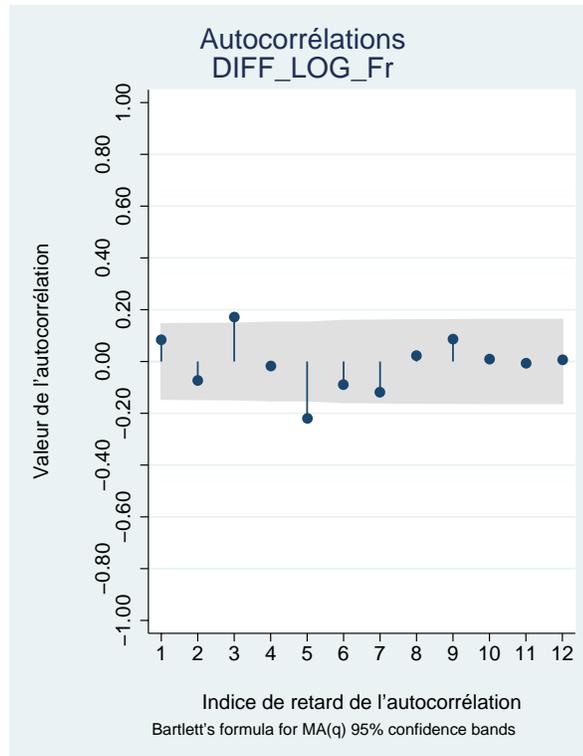


FIG. 33 – Autocorrélations et autocorrélations partielles pour la série diff_log_neth sur la période complète

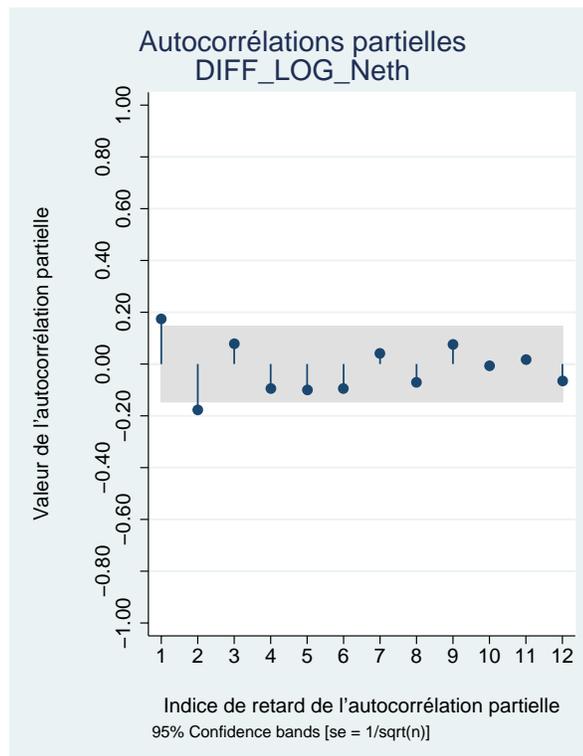
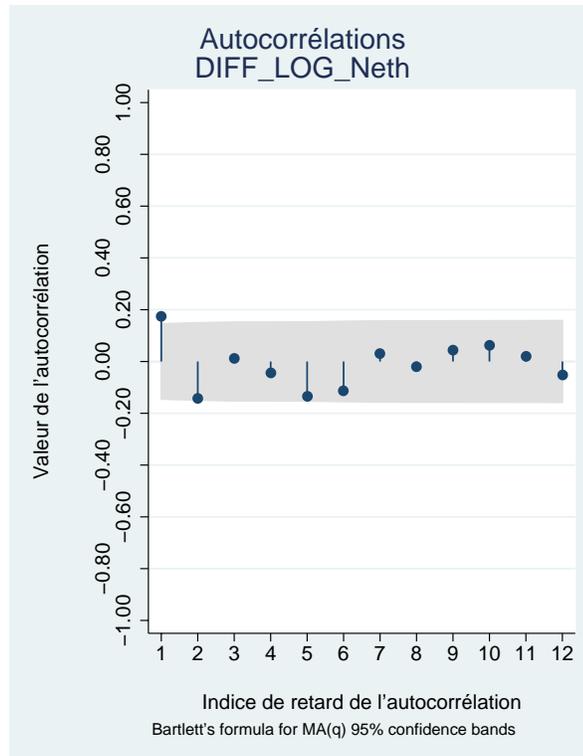


FIG. 34 – Autocorrélations et autocorrélations partielles pour la série diff_log_swe sur la période complète

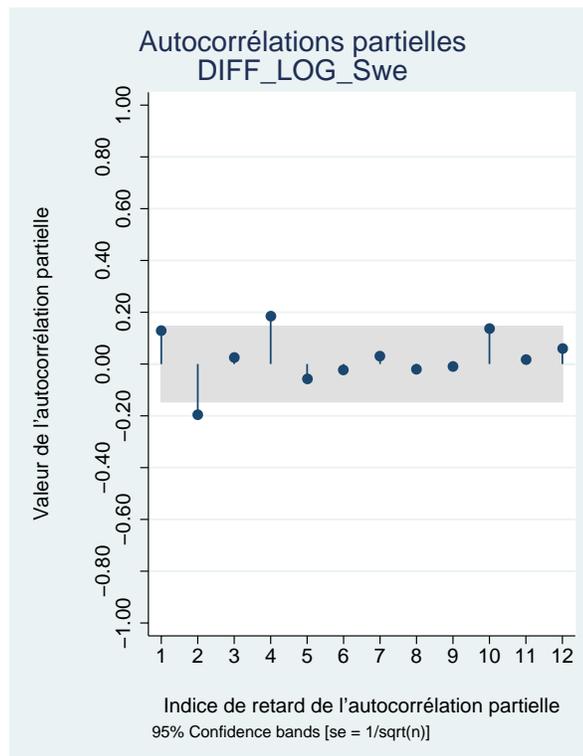
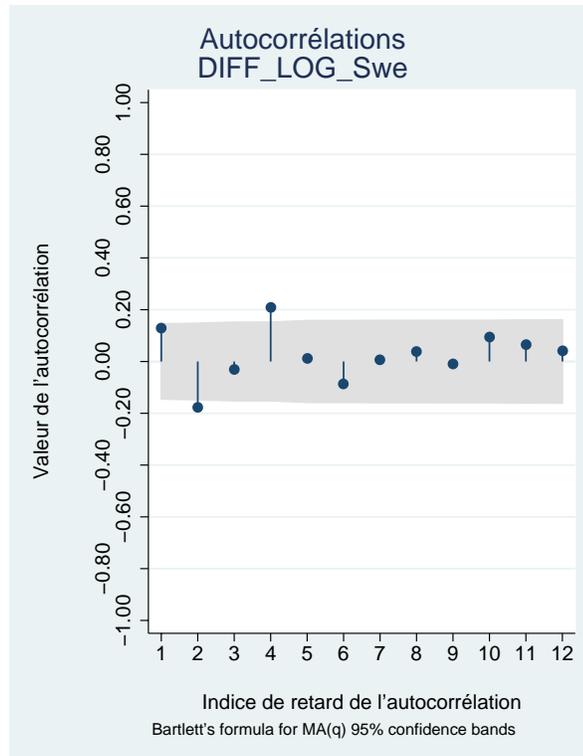


FIG. 35 – Autocorrélations et autocorrélations partielles pour la série diff_log_aust sur la période complète

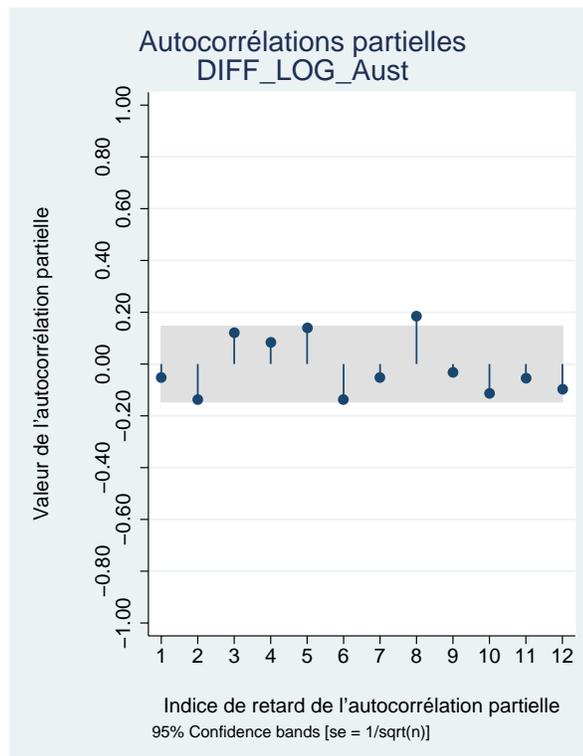
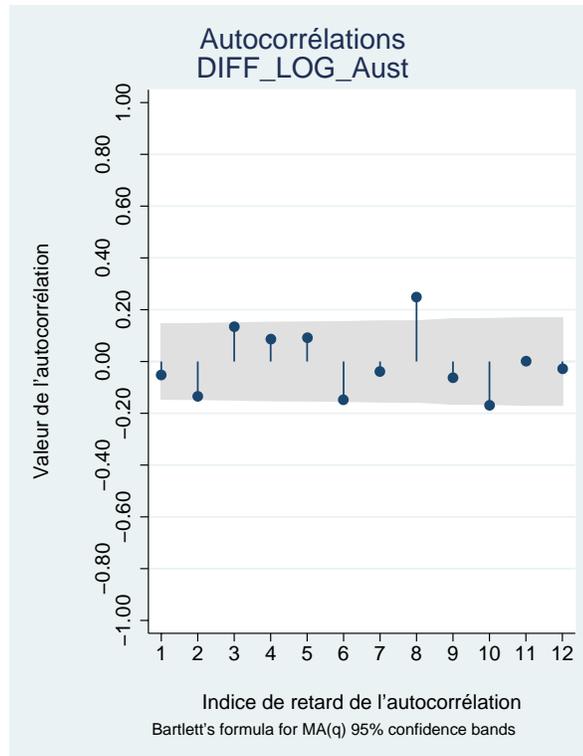


FIG. 36 – Autocorrélations et autocorrélations partielles pour la série diff_log_chile sur la période complète

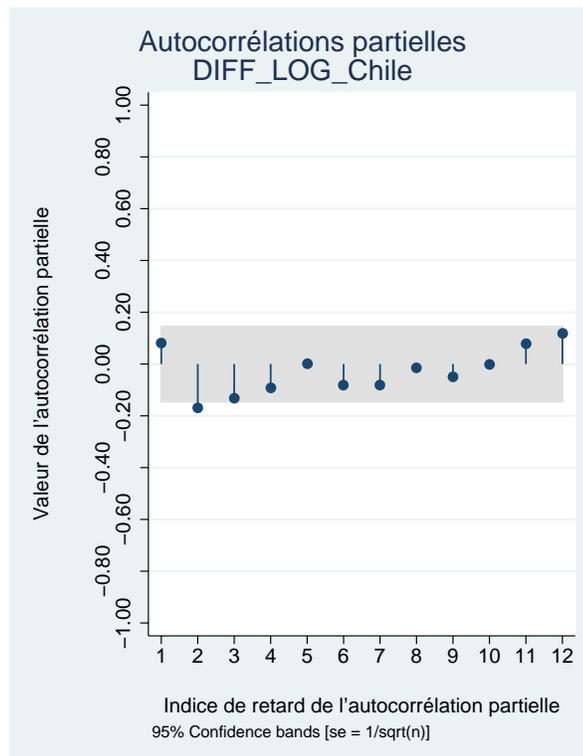
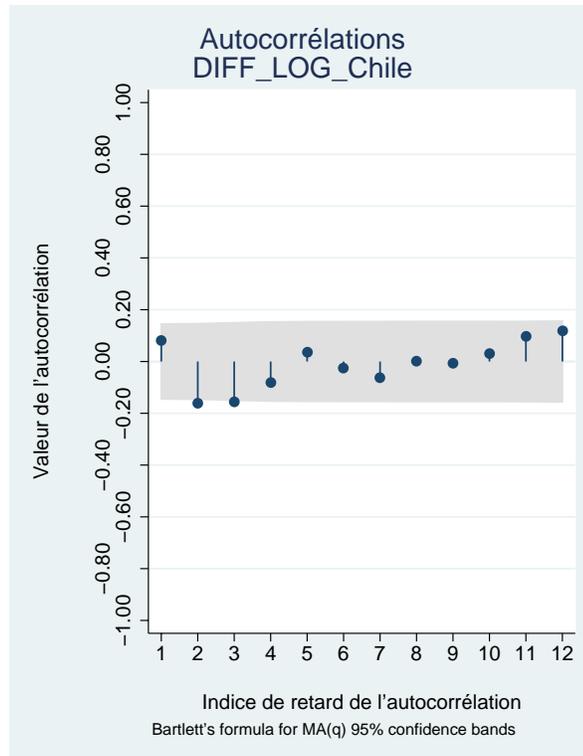


FIG. 37 – Autocorrélations et autocorrélations partielles pour la série diff_log_dan entre 1821 et 1978

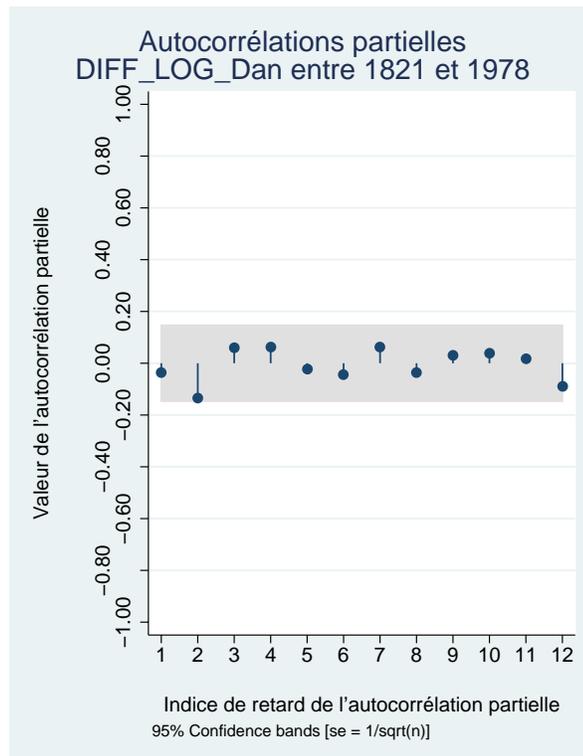
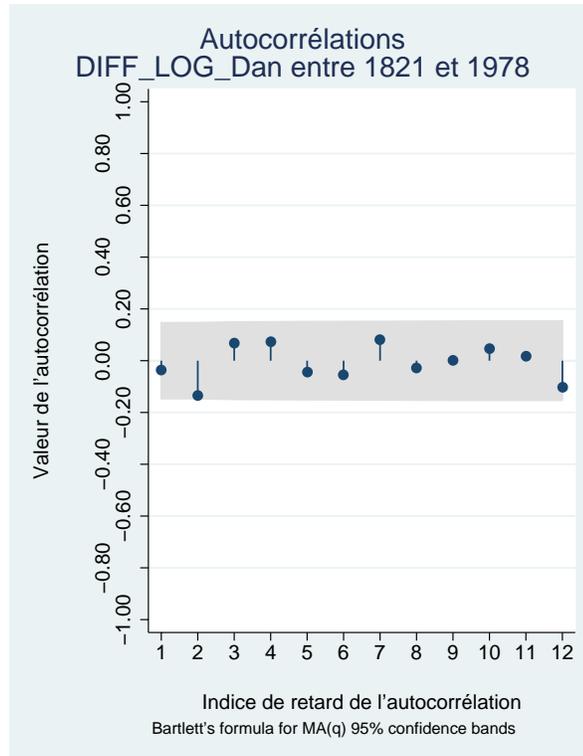


FIG. 38 – Autocorrélations et autocorrélations partielles pour la série diff_log_fr entre 1821 et 1978

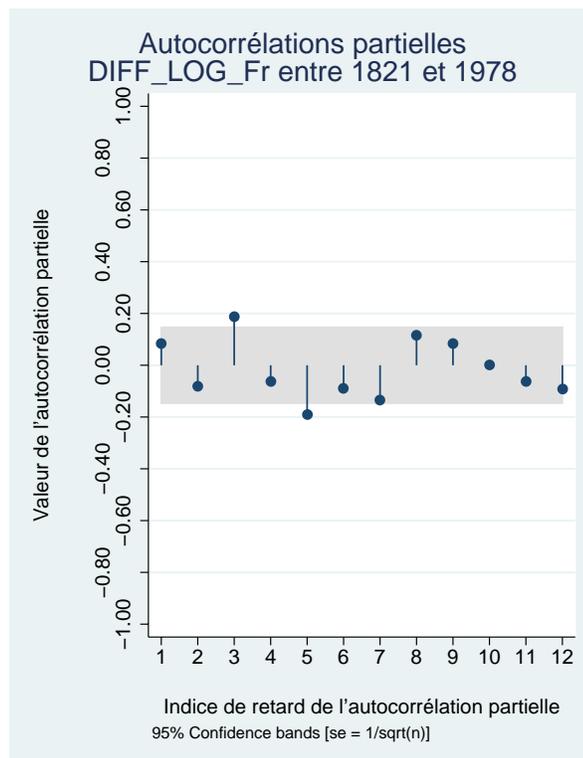
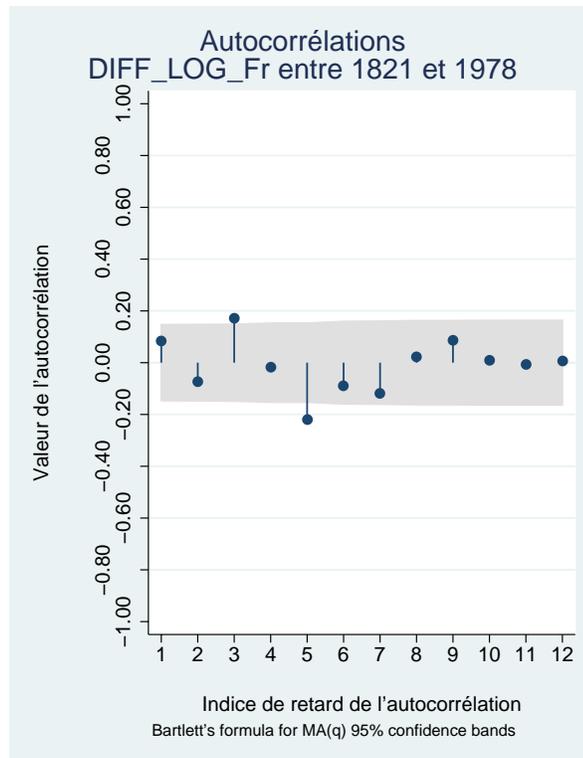


FIG. 39 – Autocorrélations et autocorrélations partielles pour la série diff_log_neth entre 1821 et 1978

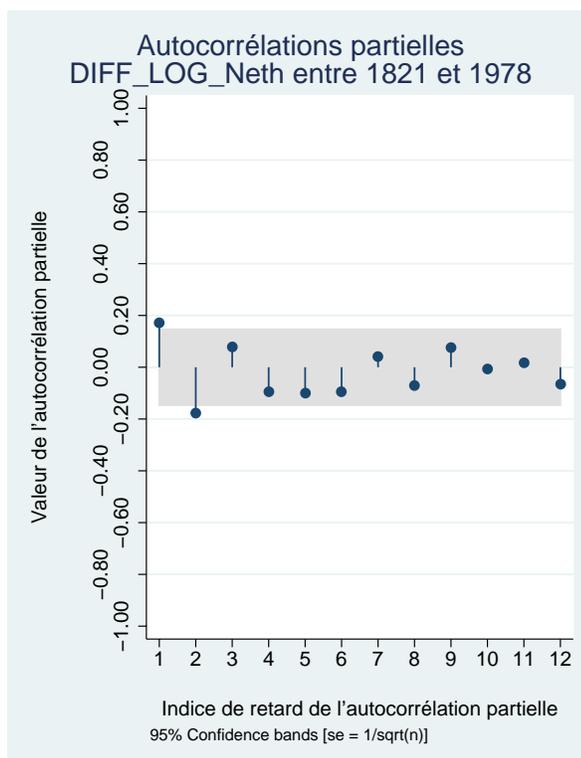
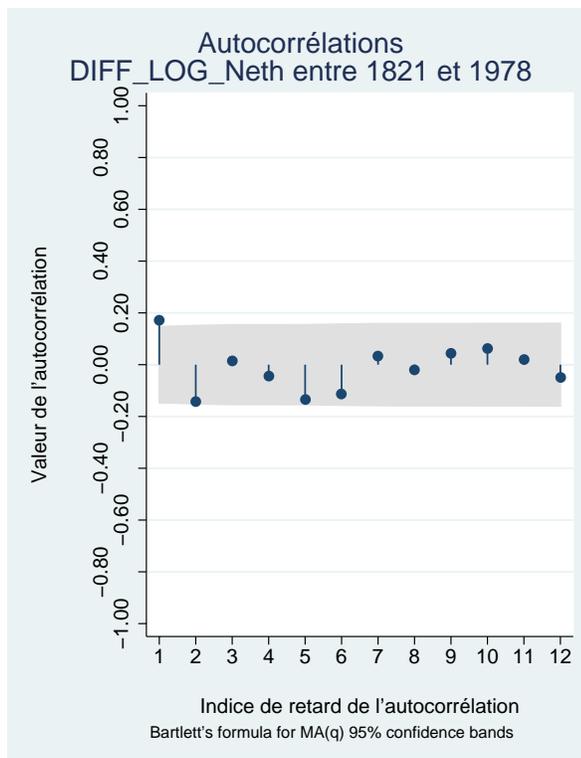


FIG. 40 – Autocorrélations et autocorrélations partielles pour la série diff_log_swe entre 1821 et 1978

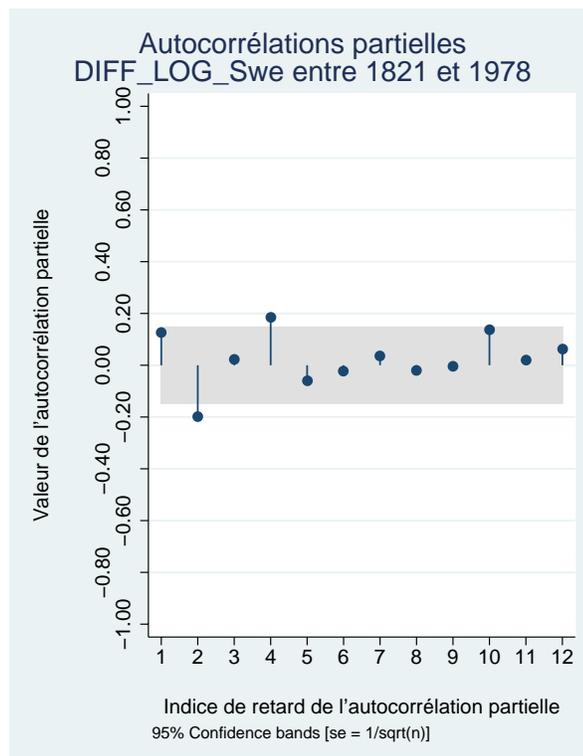
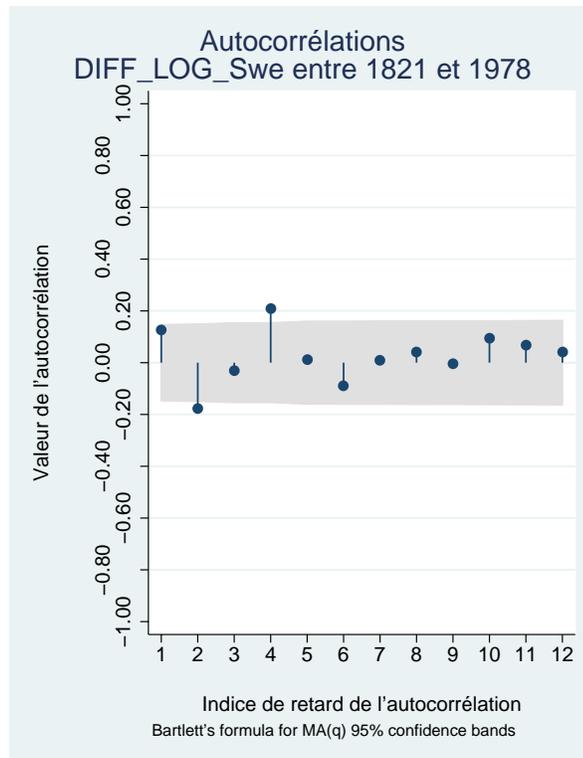


FIG. 41 – Autocorrélations et autocorrélations partielles pour la série diff_log_aust entre 1821 et 1978

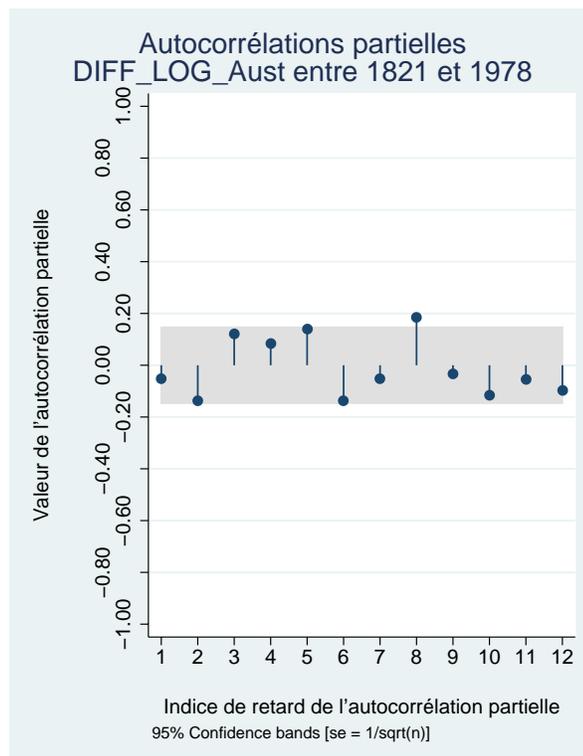
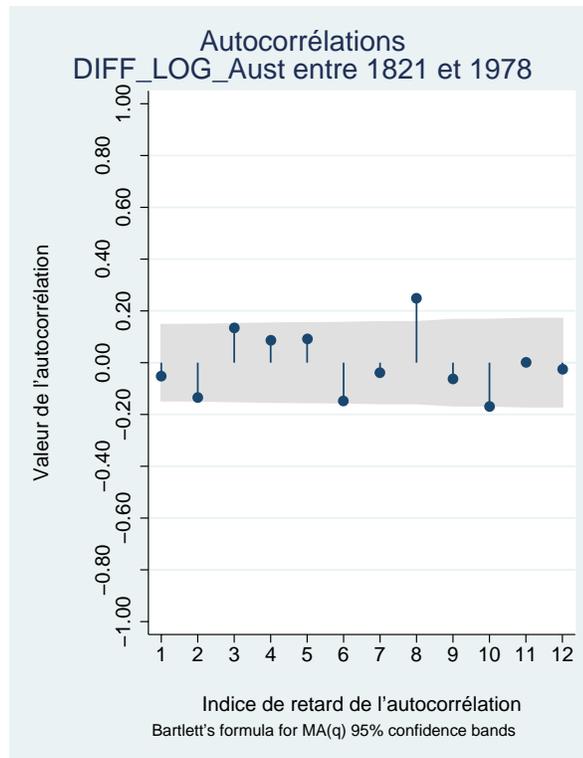


FIG. 42 – Autocorrélations et autocorrélations partielles pour la série diff_log_chile entre 1821 et 1978

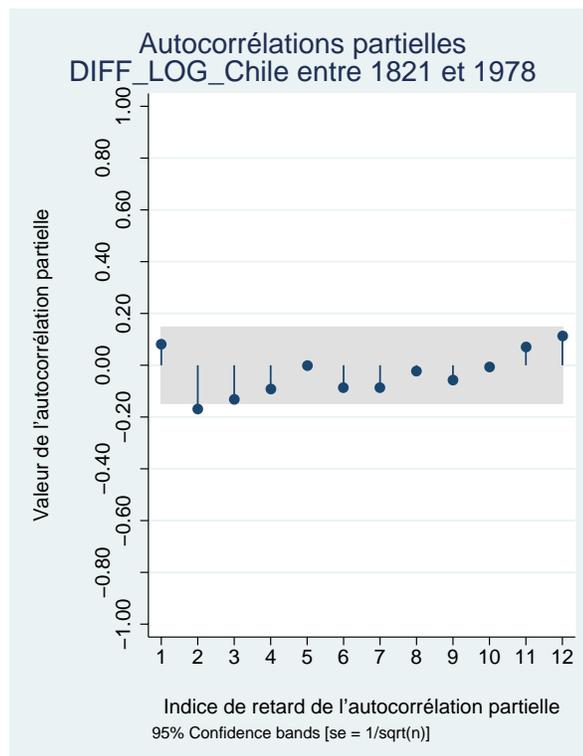
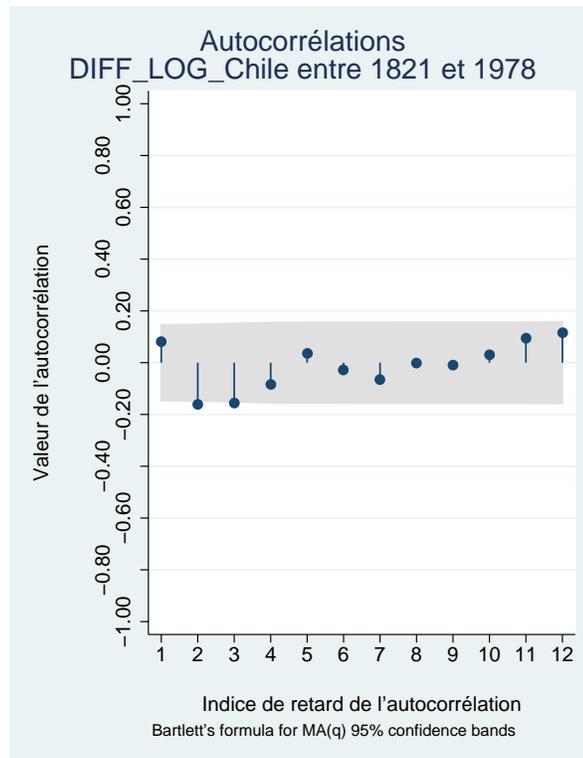


FIG. 43 – Courbes de la série temp_mckit et des valeurs prédites par le modèle ARMA(1,1) entre 1752 et 1980

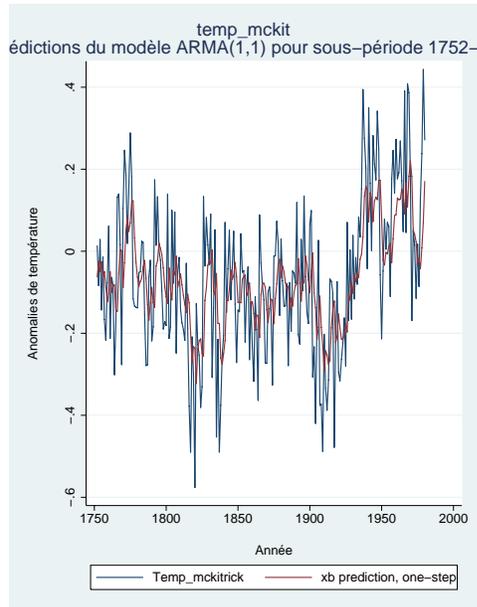


FIG. 44 – Courbes des valeurs prédites de la série temp_mckit par le modèle ARMA(1,1) et de leur intervalle de confiance entre 1752 et 1980

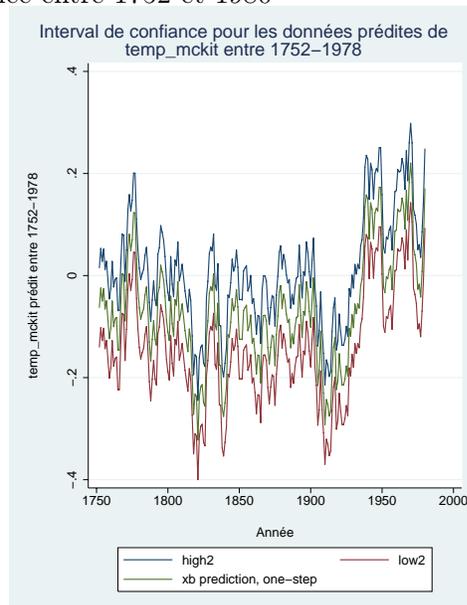


FIG. 45 – Courbes de la série `diff_mckit` et des valeurs prédites par le modèle ARMA(1,1) sur toute la période

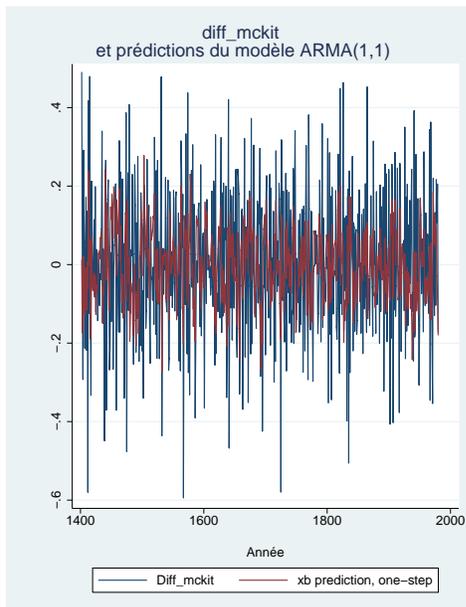


FIG. 46 – Courbes des valeurs prédites de la série `diff_mckit` par le modèle ARMA(1,1) et de leur intervalle de confiance sur toute la période

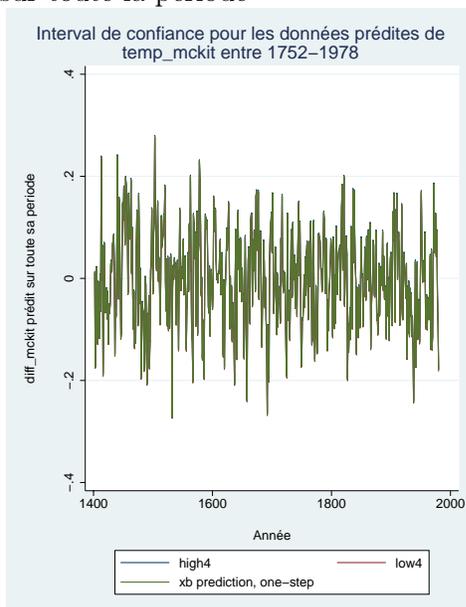


FIG. 47 – Courbes de la série diff_mckit et des valeurs prédites par le modèle ARMA(1,2) entre 1752 et 1980

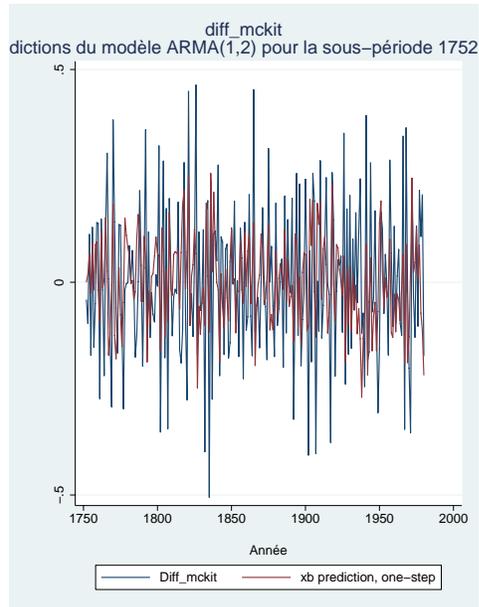


FIG. 48 – Courbes des valeurs prédites de la série diff_mckit par le modèle ARMA(1,2) et de leur intervalle de confiance entre 1752 et 1980

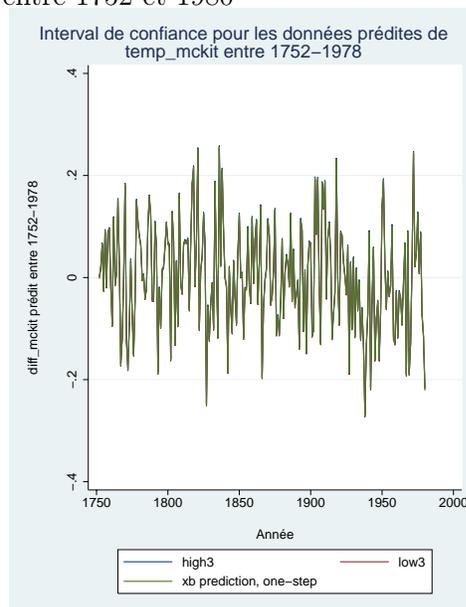


FIG. 49 – Courbes de la série diff_mckit et des valeurs prédites par le modèle ARMA(1,2) entre 1821 et 1980

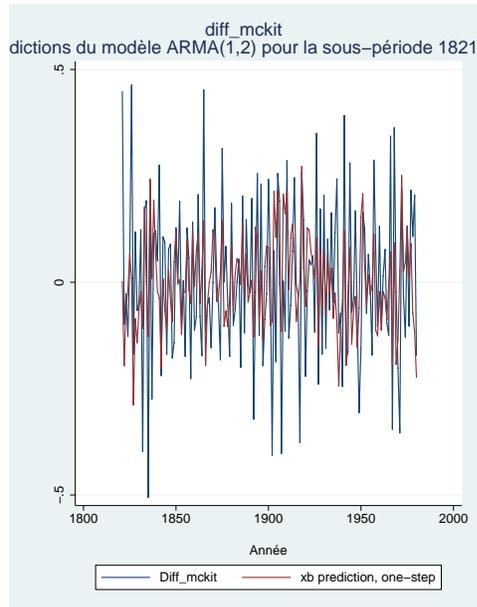


FIG. 50 – Courbes des valeurs prédites de la série diff_mckit par le modèle ARMA(1,2) et de leur intervalle de confiance entre 1821 et 1980

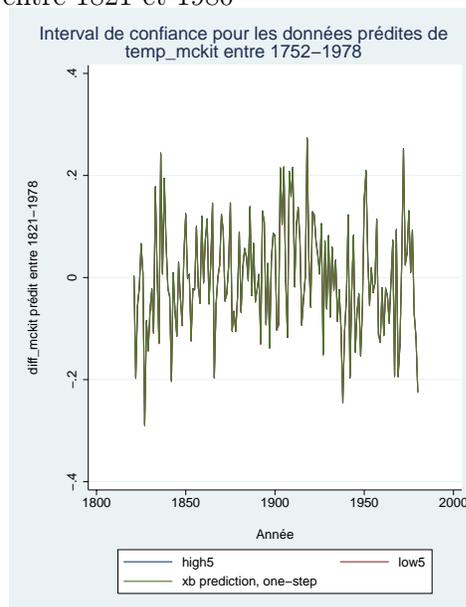


FIG. 51 – Courbes de la série mann et des valeurs prédites par le modèle ARMA(5,3) sur toute la période

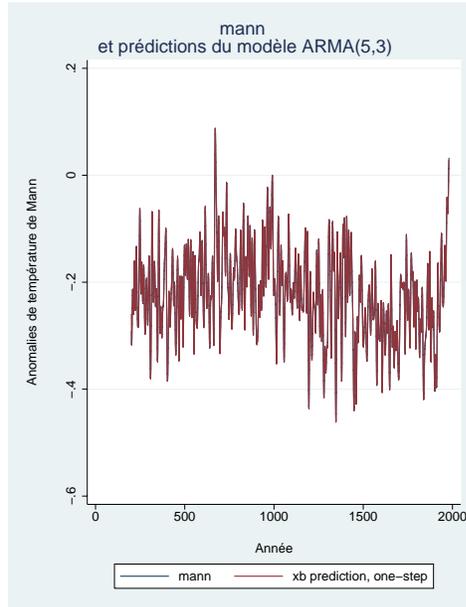


FIG. 52 – Courbes des valeurs prédites de la série mann par le modèle ARMA(5,3) et de leur intervalle de confiance sur toute la période

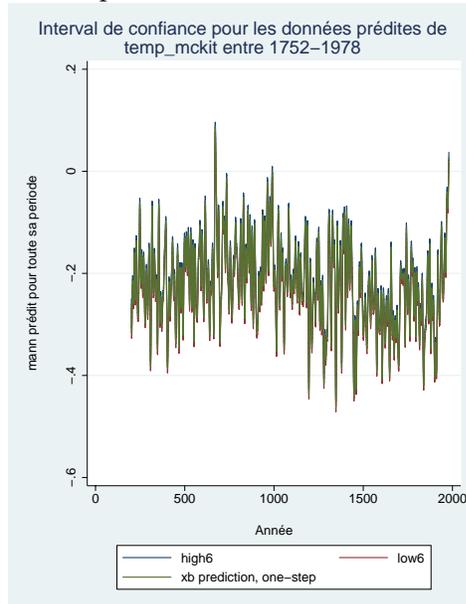


FIG. 53 – Courbes de la série diff_mann et des valeurs prédites par le modèle ARMA(2,2) sur toute la période

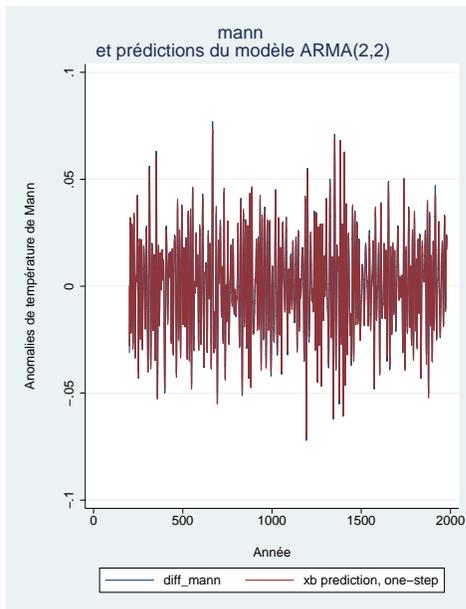


FIG. 54 – Courbes des valeurs prédites de la série diff_mann par le modèle ARMA(2,2) et de leur intervalle de confiance sur toute la période

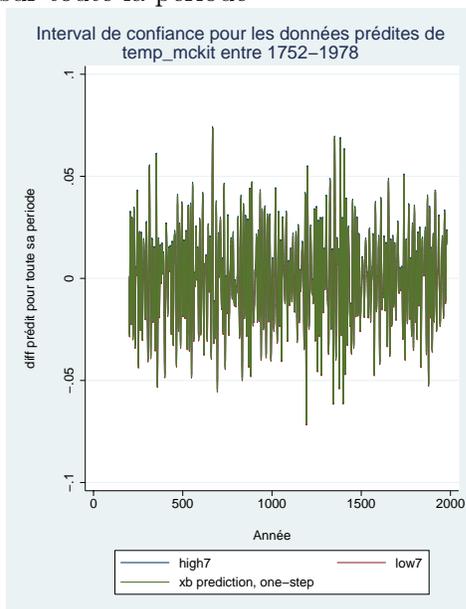


FIG. 55 – Courbes de la série diff_mann et des valeurs prédites par le modèle ARMA(2,4) entre 1752 et 1980

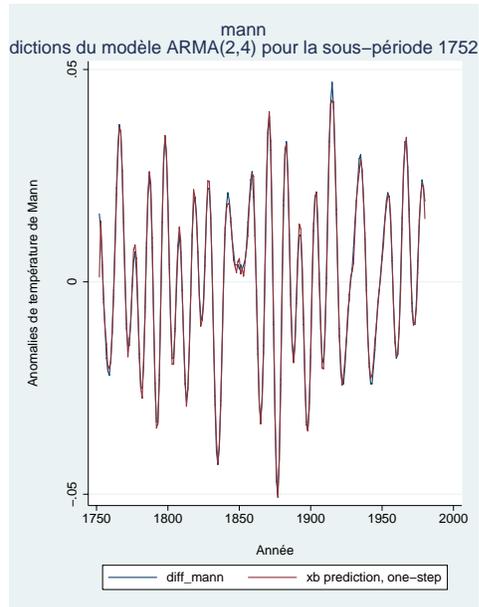


FIG. 56 – Courbes des valeurs prédites de la série diff_mann par le modèle ARMA(2,4) et de leur intervalle de confiance entre 1752 et 1980

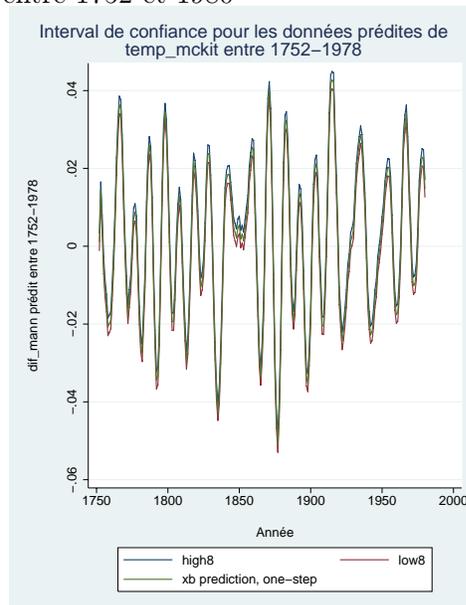


FIG. 57 – Courbes de la série diff_mann et des valeurs prédites par le modèle AR(3) entre 1821 et 1980

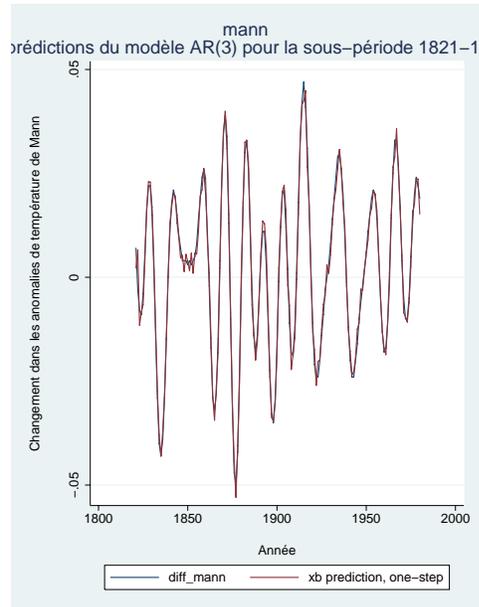


FIG. 58 – Courbes des valeurs prédites de la série diff_mann par le modèle AR(3) et de leur intervalle de confiance entre 1821 et 1980

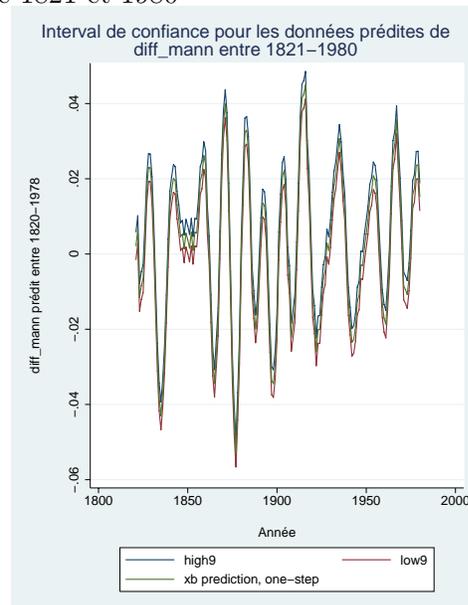


FIG. 59 – Courbes de la série diff_co2m et des valeurs prédites par le modèle $\text{AR}(1)$ sur toute la période

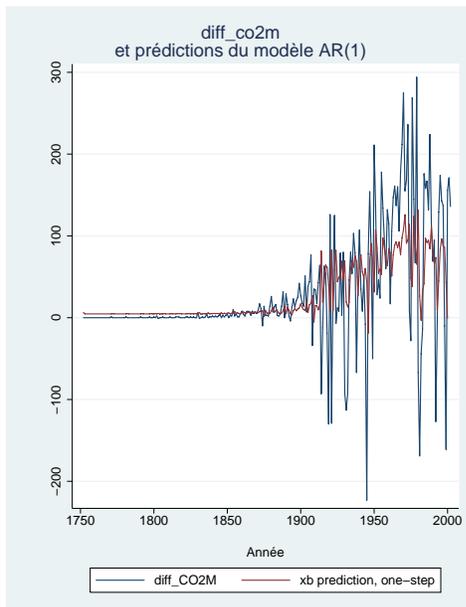


FIG. 60 – Courbes des valeurs prédites de la série diff_co2m par le modèle $\text{AR}(1)$ et de leur intervalle de confiance sur toute la période

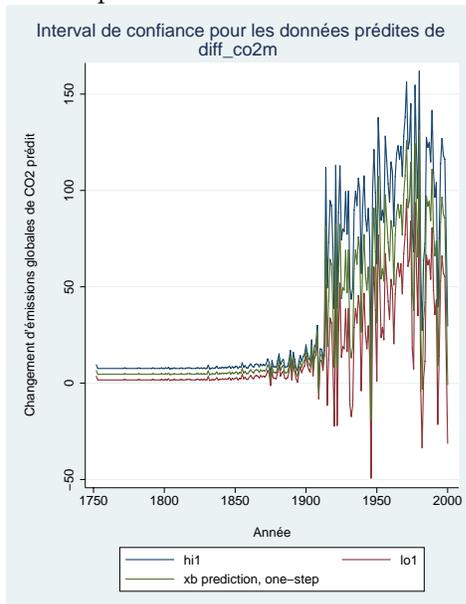


FIG. 61 – Courbes de la série diff_co2m et des valeurs prédites par le modèle ARMA(1,1) entre 1752 et 1980

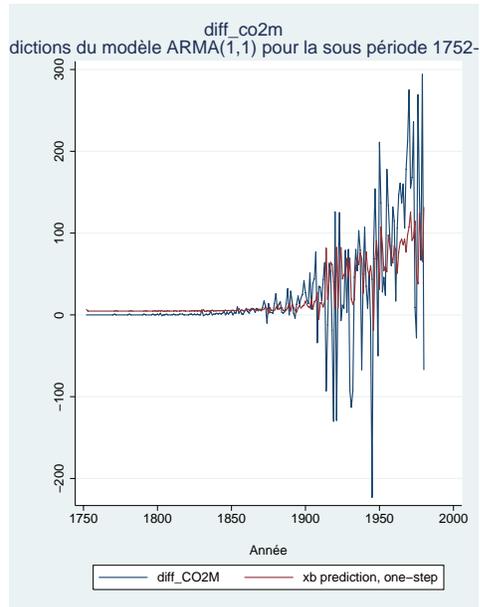


FIG. 62 – Courbes des valeurs prédites de la série diff_co2m par le modèle ARMA(1,1) et de leur intervalle de confiance entre 1752 et 1980

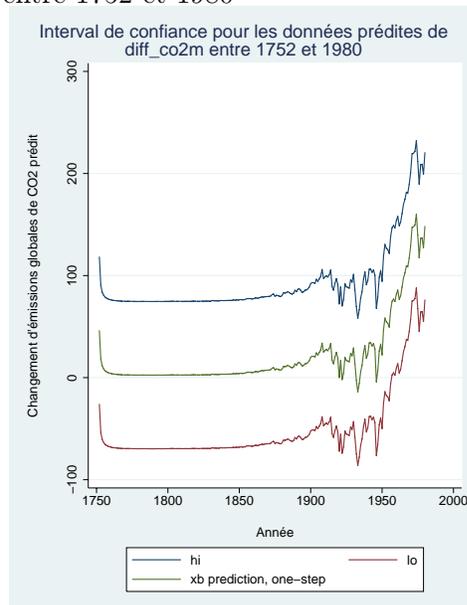


FIG. 63 – Courbes de la série diff_co2m et des valeurs prédites par le modèle ARMA(1,1) entre 1821 et 2000

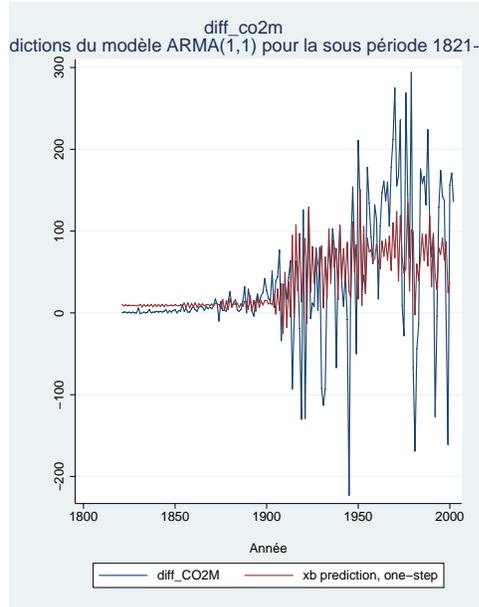


FIG. 64 – Courbes des valeurs prédites de la série diff_co2m par le modèle ARMA(1,1) et de leur intervalle de confiance entre 1821 et 2000

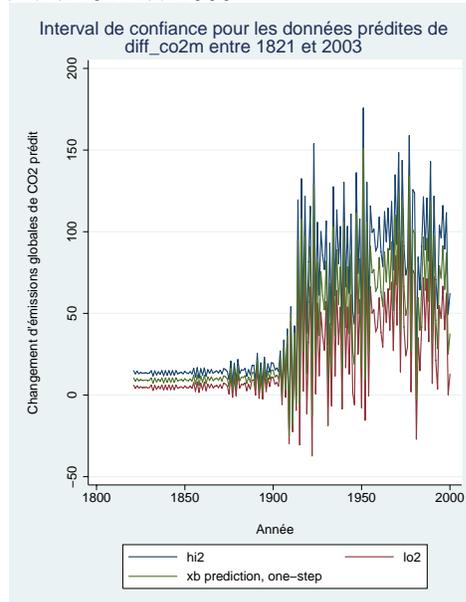


FIG. 65 – Courbes de la série `diff_co2m` et des valeurs prédites par le modèle ARMA(1,1) entre 1952 et 2000

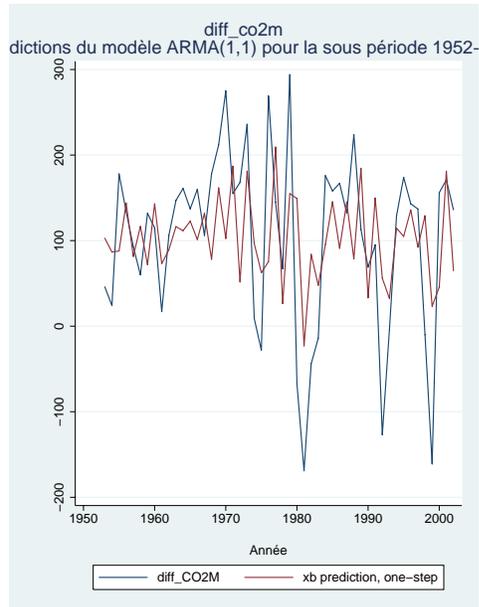


FIG. 66 – Courbes des valeurs prédites de la série `diff_co2m` par le modèle ARMA(1,1) et de leur intervalle de confiance entre 1952 et 2000

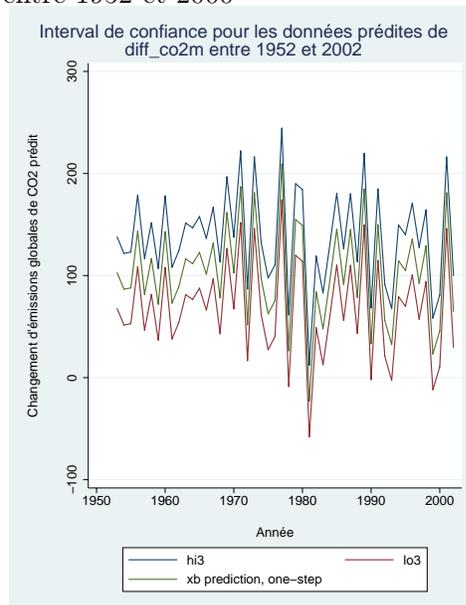


FIG. 67 – Courbes de la série `diff_diff_log_pop2` et des valeurs prédites par le modèle AR(2) sur toute la période

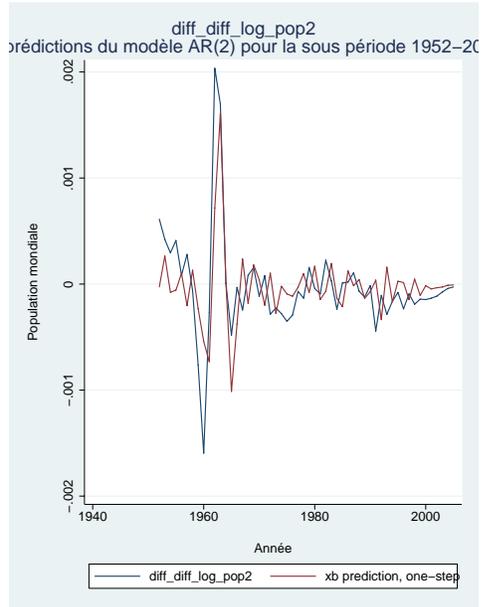


FIG. 68 – Courbes des valeurs prédites de la série `diff_diff_log_pop2` par le modèle AR(2) et de leur intervalle de confiance sur toute la période

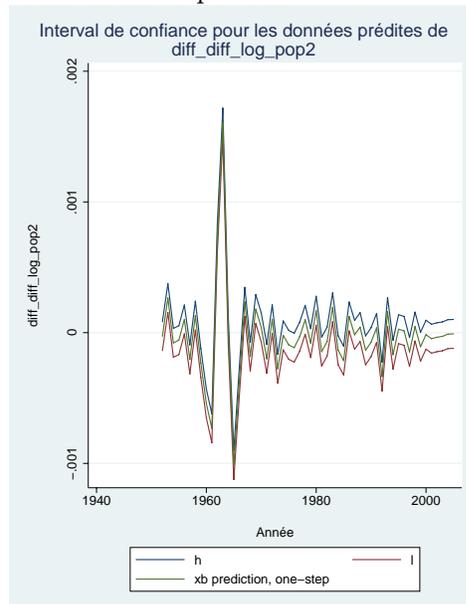


FIG. 69 – Courbes de la série `diff_log_fr` et des valeurs prédites par le modèle ARMA(1,1) sur toute la période

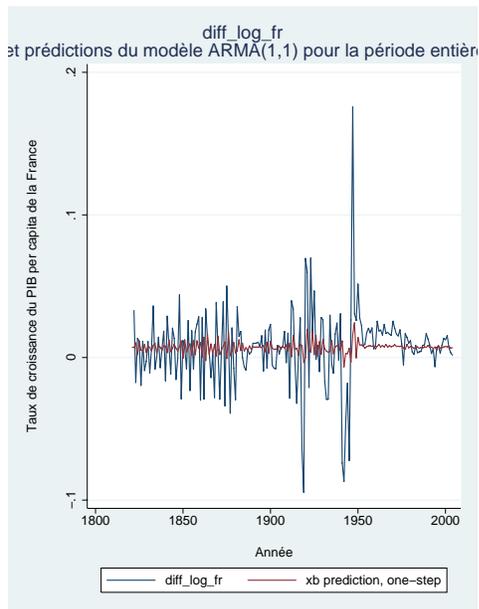


FIG. 70 – Courbes des valeurs prédites de la série `diff_log_fr` par le modèle ARMA(1,1) et de leur intervalle de confiance sur toute la période

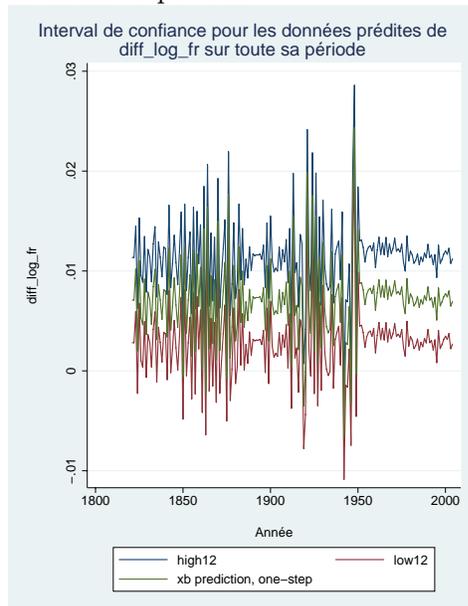


FIG. 71 – Courbes de la série `diff_log_neth` et des valeurs prédites par le modèle ARMA(1,1) sur toute la période

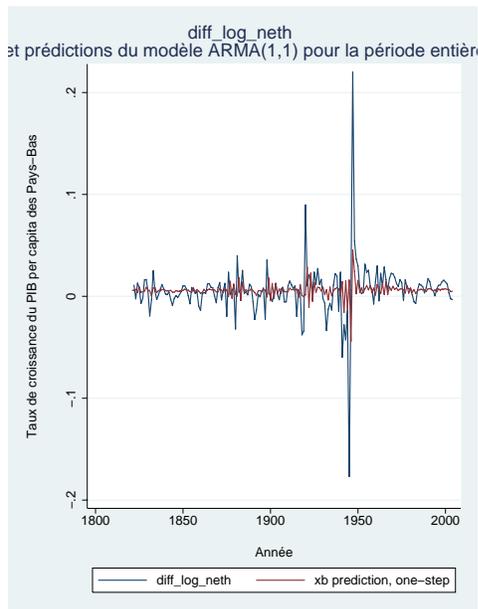


FIG. 72 – Courbes des valeurs prédites de la série `diff_log_neth` par le modèle ARMA(1,1) et de leur intervalle de confiance sur toute la période

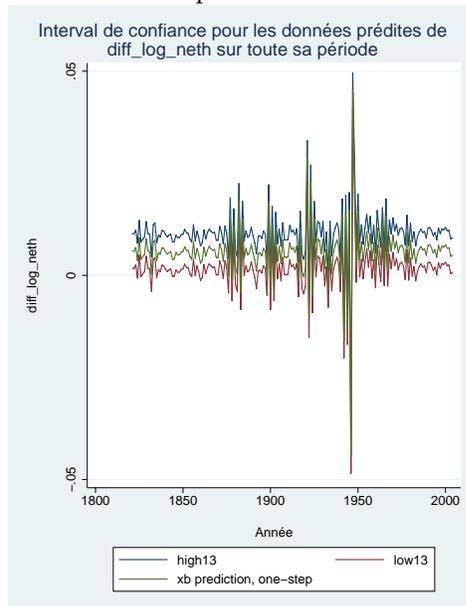


FIG. 73 – Courbes de la série `diff_log_fr` et des valeurs prédites par le modèle ARMA(1,1) entre 1821 et 1980

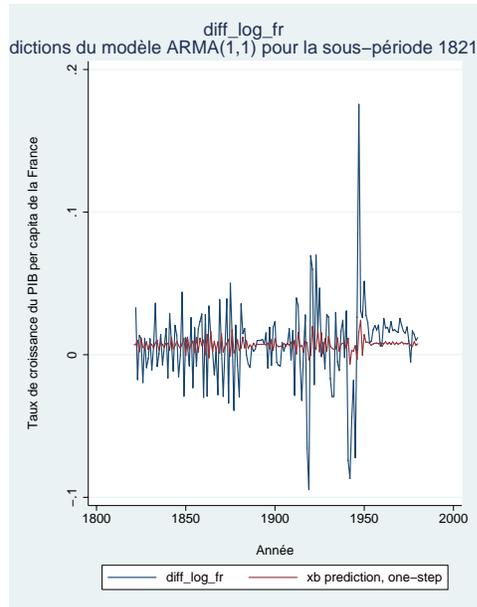


FIG. 74 – Courbes des valeurs prédites de la série `diff_log_fr` par le modèle ARMA(1,1) et de leur intervalle de confiance entre 1821 et 1980

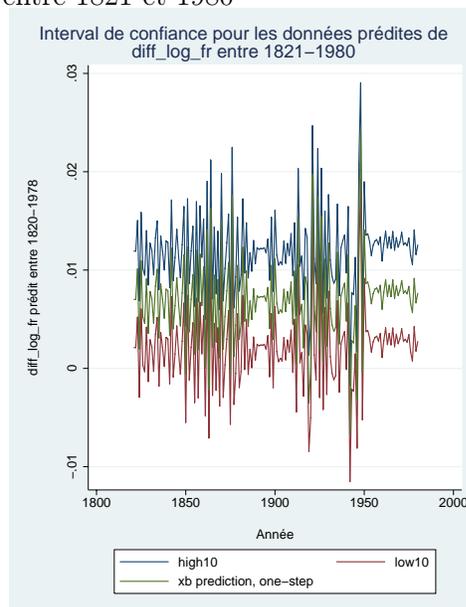


FIG. 75 – Courbes de la série `diff_log_neth` et des valeurs prédites par le modèle AR(1) entre 1821 et 1980

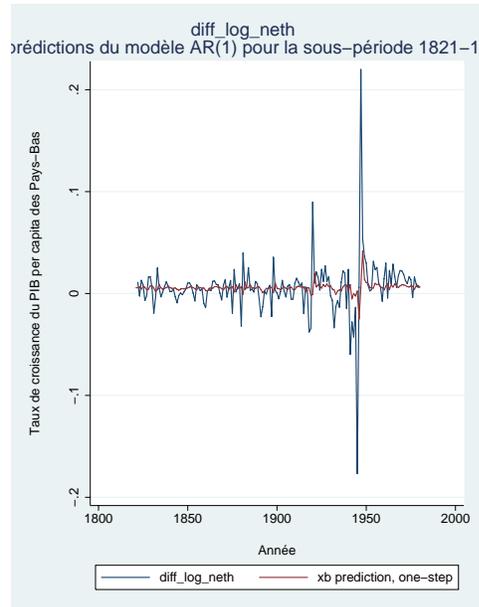


FIG. 76 – Courbes des valeurs prédites de la série `diff_log_neth` par le modèle AR(1) et de leur intervalle de confiance entre 1821 et 1980

