

2m11.2740.7

Université de Montréal

Génération d'un modèle numérique d'élévation adéquat pour la modélisation
hydrologique d'un petit bassin versant

par

Daniel Drouin

Département de géographie

Faculté des Arts et Sciences

Mémoire présenté à la Faculté des études supérieures
en vue de l'obtention du grade de

Maître ès sciences (M.Sc.)

en géographie

Septembre 1999

© Daniel Drouin, 1999



G
59
U54
2000
V.001



Université de Montréal
Faculté des études supérieures

Ce mémoire intitulé :

Génération d'un modèle numérique d'élévation adéquat pour la modélisation
hydrologique d'un petit bassin versant

Présenté par :

Daniel Drouin

A été évalué par un jury composé des personnes suivantes :

M. Pierre Richard, président du jury

M. François Courchesne, directeur de recherche

M. André Roy, codirecteur

Mme Danielle Marceau, membre du jury

Mémoire accepté le :21 décembre 1999.....

SOMMAIRE

La modélisation hydrologique spatialisée repose sur une description discrétisée de la topographie représentée par un modèle numérique d'élévation (MNÉ). Dans la plupart des applications, les MNÉ sont disponibles et réalisés à partir des données topographiques provenant de cartes ou obtenues d'organismes nationaux. Par contre, pour de petits bassins versants, le MNÉ est conçu à partir de données tachéométriques recueillies sur le terrain.

La compatibilité du MNÉ avec un objectif de modélisation hydrologique n'est pas assurée. Dans les modèles hydrologiques tel TOPMODEL, le problème provient notamment du nombre de dépressions fermées qui sont créées et qui empêchent l'acheminement de l'eau vers l'exutoire du bassin. Une question centrale se pose : Comment peut-on générer un MNÉ qui soit un compromis rencontrant les restrictions imposées par les simulations hydrologiques et le réalisme de la topographie du bassin étudié ?

L'objectif de ce mémoire est de montrer l'effet du choix d'une méthode d'interpolation, pour la génération d'un MNÉ, sur la qualité (précision, formes) de la représentation du terrain. Également, on veut montrer que cet impact sur la qualité a des répercussions sur des variables hydrologiques extraites automatiquement à partir du MNÉ. Ces variables hydrologiques sont l'aire cumulative et l'indice de similarité topo-hydrologique nécessaire à la modélisation hydrologique avec TOPMODEL.

Le bassin versant forestier étudié, l'Hermine, est situé dans les Basses-Laurentides et mesure cinq hectares. D'abord, les données initiales d'élévation (640 points) représentent les ruptures de pente dans le bassin et plusieurs d'entre elles consistent en des valeurs maximales (crêtes, pics) et minimales (dépressions) d'élévation. Puisque la rugosité de la surface du bassin s'accroît vers le fond du bassin, la densité de l'échantillonnage des points d'élévation s'y

accroît également. Les valeurs extrêmes et la densité variable des élévations posent problème quant au choix de l'algorithme d'interpolation de génération de surface. Certaines méthodes très populaires, entre autres la moyenne mobile pondérée par l'inverse de la distance, ne produisent que des surfaces de piètre qualité.

Les résultats indiquent que les variables hydrologiques extraites des MNÉ interpolés sont très influencées par la morphologie de la surface. Or, il apparaît que la qualité des surfaces est dépendante des méthodes d'interpolation. La surface la plus représentative de l'Hermine est produite à l'aide d'une méthode d'interpolation par voisinage naturel simple. Quelques recommandations sont données pour guider l'interpolation d'une surface topographique.

TABLE DES MATIÈRES

Sommaire.....	iii
Table des matières.....	v
Liste des tableaux	ix
Liste des figures	x
Remerciements	xiv
Introduction	1
Chapitre 1 : LA MODÉLISATION HYDROLOGIQUE SPATIALISÉE	4
1.1 Définition et utilisation des modèles hydrologiques spatialisés	5
1.2 Importance de la topographie en modélisation hydrologique spatialisée ...	6
1.2.1 Les processus hydrologiques	6
1.2.2 L'utilisation d'un indice de similarité topo-hydrologique dans TOPMODEL	11
1.3 Apports des SIG aux modèles hydrologiques	13
1.3.1 Intérêt et applications des SIG en hydrologie	13
1.3.2 Représentation numérique de la topographie : le MNÉ	14
1.3.2.1 Modèles basés sur des lignes	15
1.3.2.2 Modèles basés sur des points	16
1.4 Création d'une surface continue	17
1.4.1 Acquisition des données des matrices d'élévation.....	17
1.4.2 Génération du maillage : Interpolation	19
1.5 Extractions de variables et paramètres hydrologiques.....	24
1.5.1 Les algorithmes de drainage des écoulements.....	24
1.5.2 Le problème des dépressions et des zones planes	26
1.6 Conclusion de la revue de littérature.....	30

Chapitre 2 : LA PROBLÉMATIQUE	31
2.1 Présentation du site d'étude.....	32
2.2 La problématique spécifique	35
2.2.1 Les erreurs des MNÉ et leurs impacts	35
2.2.2 Le choix d'une méthode d'interpolation	37
2.2.3 Le cas du bassin de l'Hermine.....	40
2.3 Les objectifs de recherche	41
2.3.1 Les objectifs de la recherche	41
2.3.2 Aspect novateur de la recherche	41
Chapitre 3 : LA MÉTHODOLOGIE DE RECHERCHE	43
3.1 Le site d'étude et les données d'élévation	44
3.1.1 Acquisition des données d'élévation.....	44
3.1.2 Délimitation du bassin versant.....	44
3.1.3 Description des données d'élévation	45
3.2 La génération des MNÉ	47
3.2.1 La résolution spatiale des MNÉ	47
3.2.2 Choix des algorithmes d'interpolation.....	49
3.2.2.1 Moyenne pondérée par l'inverse de la distance	49
3.2.2.2 Krigeage ponctuel.....	52
3.2.2.3 Voisinage naturel simple	55
3.2.2.4 Interpolation linéaire et bivariée de 5 ^e degré basées sur un TIN.....	57
3.2.2.5 Surface de tendance	58
3.3 Évaluation de la qualité d'un MNÉ	60
3.3.1 Quantification aspatiale	60
3.3.1.1 Les mesures d'exactitude et de précision.....	62
3.3.1.2 Les mesures des formes des surfaces	65
3.3.2 Visualisation.....	66
3.3.3 Calcul des aires cumulatives et de l'indice topographique.....	66

Chapitre 4 : PRÉSENTATION ET ANALYSE DES RÉSULTATS	69
4.1 Evaluation de l'exactitude et de la précision	70
4.1.1 L'indice d'exactitude de Li (1988).....	71
4.1.2 Evaluation basée sur les écarts absolus.....	74
4.1.3 Erreur quadratique moyenne (EQM)	76
4.1.4 Ordre de grandeur de la précision des surfaces	77
4.1.5 Performance des méthodes d'interpolation.....	78
4.1.6 Premières conclusions sur les performances des méthodes	84
4.2 Evaluation de la qualité des surfaces.....	84
4.2.1 La distribution des altitudes	85
4.2.1.1 Statistiques descriptives	85
4.2.1.2 Comparaison visuelle des cartes topographiques interpolées	89
4.2.2 La distribution des pentes	99
4.2.2.1 Statistiques descriptives	99
4.2.2.2 Comparaison visuelle des cartes de pentes	102
4.2.3 La distribution des courbures.....	109
4.2.3.1 Statistiques descriptives	109
4.2.3.2 Comparaison visuelle des cartes des courbures	112
4.2.4 Evaluation des surfaces par leurs dépressions.....	119
4.2.4.1 Statistiques descriptives	119
4.2.4.2 Comparaison visuelle des cartes des dépressions.....	121
4.2.5 Conclusion sur l'évaluation des formes.....	127
4.2.5.1 Surfaces de tendance.....	127
4.2.5.2 Krigeage ponctuel.....	128
4.2.5.3 Moyenne pondérée par l'inverse de la distance (IDW)	128
4.2.5.4 Interpolations linéaire et polynomiale bivariée de 5e degré	130
4.2.5.5 Voisinage naturel simple (SNN).....	131
4.3 Propriétés hydrologiques des surfaces	132
4.3.1 Les aires cumulatives	132
4.3.2 L'indice de similarité topo-hydrologique	140

4.4 Synthèse des résultats.....	148
Chapitre 5 : CONCLUSION GÉNÉRALE ET RECOMMANDATIONS	150
5.1 Retour sur les résultats de la recherche	152
5.1.1 Remarques sur le rôle de l'échelle.....	154
5.2 Les recommandations.....	154
5.3 Critique de la recherche	156
5.3.1 Les points de validation	157
5.3.2 Justification statistique des performances des indices de précision	158
5.3.3 Algorithmes d'écoulement.....	159
Bibliographie	160
Annexe	170

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1-1. Sources de données en fonction de la superficie à couvrir.....	19
Tableau 2-1. Facteurs influençant la précision des MNÉ.....	37
Tableau 3-1. Méthodes d'interpolation utilisées dans la recherche.....	59
Tableau 3-2. Synthèse de la méthodologie adoptée dans la recherche	68
Tableau 4-1. Intervalles des valeurs des indices de précision (mètre) pour chacune des grandes méthodes d'interpolation.....	70
Tableau 4-2. Ordre de performance des méthodes d'interpolation selon les indices de précision	79
Tableau 4-3. Statistique du nombre de points échantillonnés se trouvant dans un rayon d'échantillonnage r (méthode IDW(R)).....	81
Tableau 4-4. Rayon de recherche (m) nécessaire pour l'acquisition d'un nombre de points donnés.....	82
Tableau 4-5. Statistiques des distributions des élévations selon les groupes de méthodes d'interpolation	85
Tableau 4-6. Statistiques de la distribution des pentes (%) selon les groupes de méthodes d'interpolation	99
Tableau 4-7. Statistiques des distributions de courbures (m/m/100m)	110
Tableau 4-8. Description quantitative des dépressions.....	120
Tableau 4-9. Aire cumulative à l'exutoire	139
Tableau 4-10. Synthèse des résultats d'analyse des surfaces selon les performances relatives des méthodes d'interpolation.....	149

LISTE DES FIGURES

Figure 1-1.	Écoulement des aires saturées.....	7
Figure 1-2.	Conditions où l'écoulement en aires saturées peut survenir.....	8
Figure 1-3.	Variations saisonnières de l'extension des zones saturées par le bas dans un bassin avec des pentes douces et des sols moyennement à pauvrement drainés.....	10
Figure 1-4.	Distribution spatiale de l'indice de similarité topo-hydrologique dans un bassin versant.....	12
Figure 1-5.	Types de structures des données spatialisées.....	15
Figure 1-6.	Classification des méthodes d'interpolation en s'appuyant sur l'étendue des données utilisées.....	22
Figure 1-7.	Utilisation de l'algorithme de routage 8D.....	25
Figure 1-8.	Problèmes liés aux orientations des écoulements.....	26
Figure 1-9.	Profil d'un versant schématisé illustrant les causes de dépressions.....	29
Figure 2-1.	Carte topographique originale du bassin de l'Hermine.....	33
Figure 3-1.	Position des points échantillonnés dans le bassin de l'Hermine.....	46
Figure 3-2.	Densité des points échantillonnés dans le bassin de l'Hermine.....	46
Figure 3-3.	Méthode d'interpolation IDW.....	51
Figure 3-4.	Semi-variogramme expérimental de l'Hermine.....	54
Figure 3-5.	Méthode d'interpolation par voisinage naturel.....	56
Figure 3-6.	Surfaces de tendance en deux dimensions.....	58
Figure 3-7.	Concepts d'exactitude et de précision.....	61
Figure 4-1.	Espérances mathématiques et écarts-types des distributions statistiques des écarts.....	71
Figure 4-2.	Moyennes et écarts-types des distributions statistiques des écarts absolus.....	75

Figure 4-3.	Distribution des mailles possédant un nombre de points échantillonnées dans un rayon r donné.....	81
Figure 4-4.	Relation entre l'espérance mathématique des écarts et la moyenne des élévations des surfaces	87
Figure 4-5.	Relation entre la moyenne et l'écart-type des élévations de surface	87
Figure 4-6.	Relation entre le nombre de points servant à l'interpolation et la moyenne des élévations.....	88
Figure 4-7.	Distribution spatiale des élévations d'un MNÉ	
	a) généré par krigeage($r=30$)	90
	b) généré par SNN (lissé)	90
	c) généré par interpolation linéaire (TIN).....	91
	d) généré par interpolation bivariée (TIN, 5 ^e degré)	91
	e) généré par IDW ($p=4$)	92
	f) généré par IDW ($r=20$)	92
	g) généré par IDW ($r=25$ et $p=3-6$).....	93
	h) généré par une surface de tendance (Trend, 12 ^e degré)	93
Figure 4-8.	Jeu d'ombrage sur le relief d'un MNÉ	
	a) généré par krigeage ($r=30$)	95
	b) généré par la méthode SNN (lissé)	95
	c) généré par interpolation linéaire (TIN)	96
	d) généré par interpolation bivariée (TIN, 5 ^e degré).....	96
	e) généré par IDW ($p=4$).....	97
	f) généré par IDW ($r=20$).....	97
	g) généré par IDW ($r=25$ et $p=3-6$)	98
	h) généré par une surface de tendance (Trend, 12 ^e degré).....	98
Figure 4-9.	Distribution de fréquences des pentes	101
Figure 4-10.	Distribution cumulative des pentes	101

Figure 4-11. Distribution spatiale des pentes d'un MNÉ	
a) généré par krigeage (r=30).....	105
b) généré par la méthode SNN (lissé)	105
c) généré par interpolation linéaire (TIN)	106
d) généré par interpolation bivariée (TIN, 5 ^e degré).....	106
e) généré par IDW (p=4).....	107
f) généré par IDW (r=20).....	107
g) généré par IDW (r=25 et p=3-6)	108
h) généré par une surface de tendance (Trend, 12 ^e degré).....	108
Figure 4-12. Distribution de fréquences des courbures.....	111
Figure 4-13. Distribution cumulative des courbures	111
Figure 4-14. Distribution spatiale de la courbure de la surface d'un MNÉ	
a) généré par krigeage (r=30).....	115
b) généré par la méthode SNN (lissé)	115
c) généré par interpolation linéaire (TIN).....	116
d) généré par interpolation bivariée (TIN, 5 ^e degré).....	116
e) généré par IDW (p=4).....	117
f) généré par IDW (r=20).....	117
g) généré par IDW (r=25 et p=3-6)	118
h) généré par une surface de tendance (Trend, 12 ^e degré).....	118
Figure 4-15. Distribution spatiale des dépressions	
a) communes aux surfaces générées par krigeage	123
b) communes aux surfaces générées par SNN	123
c) communes aux surfaces générées par interpolation linéaire .	124
d) communes aux surfaces générées par interpolation bivariée	124
e) communes aux surfaces générées par IDW(P)	125
f) communes aux surfaces générées par IDW(R)	125
g) de la surface générée par IDW(P+R).....	126
h) de la surface de tendance (trend12)	126

Figure 4-16. Distribution spatiale des aires cumulative d'un MNÉ	
a) généré par krigeage (r=30)	135
b) généré par SNN (lissé)	135
c) généré par interpolation linéaire (TIN)	136
d) généré par interpolation bivariée	136
e) généré par IDW (p=4).....	137
f) généré par IDW (r=20).....	137
g) généré par IDW (r=25 et p=3-6)	138
h) généré par une surface de tendance (Trend, 12 ^e degré).....	138
Figure 4-17. Distribution spatiale de l'indice topographique d'un MNÉ	
a) généré par krigeage (r=30)	141
b) généré par SNN (lissé)	141
c) généré par interpolation linéaire (TIN).....	142
d) généré par interpolation bivariée	142
e) généré par IDW (p=4)	143
f) généré par IDW (r=20).....	143
g) généré par IDW (r=25 et p=3-6).....	144
h) généré par une surface de tendance (Trend, 12 ^e degré)	144
Figure 4-18. Distribution de fréquence des valeurs de l'indice de similarité topo-hydrologique	147
Figure 4-19. Distribution cumulative des valeurs de l'indice de similarité topo-hydrologique	147

REMERCIEMENTS

D'abord, je voudrais manifester ma reconnaissance au Conseil de Recherche en Sciences Naturelles et en Génie pour le support financier. Merci également à Danielle Marceau pour avoir eu la gentillesse de me permettre d'utiliser son matériel informatique essentiel à l'obtention des résultats de ce mémoire.

J'aimerais remercier mes directeurs de recherche, François Courchesne et André Roy, pour leur grande disponibilité à chacune des fois où je me suis manifesté. Tous deux ont respecté mon besoin de liberté. Cela m'aura permis d'en apprendre ses joies mais également son prix.

Les moments de tensions ont été nombreux. J'aimerais remercier ma famille et amis pour leur soutien moral et leurs encouragements, plus particulièrement mes parents, Anne-Marie Legault, Geneviève Vincent, Mylène Levasseur, François Gladu et Francis Pelletier. Aussi, la réalisation de ce mémoire n'aurait été possible sans ces gens avec qui j'ai découvert un monde où les rêves et les espoirs ne sont séparés que d'un pas, qu'il faut franchir, de la réalité. À mes amis du Sénégal et à la bande du Club 2/3, tout spécialement à Céline, Valérie, Nicolas, Yannick et Babacar, un gros JÈRÈJÈF!

INTRODUCTION

Une gestion efficace de l'eau n'est possible que si l'on comprend les processus affectant le cycle de l'eau et leur expression synthétique qui sert de base dans les modèles hydrologiques (Dunne and Leopold, 1978). L'unité de base de l'étude du cycle de l'eau terrestre est le bassin-versant. Depuis les années 70, le concept de zones contributives variables a été mis en évidence pour expliquer les événements hydrologiques dans les bassins situés dans les milieux au climat humide où la végétation est abondante. Ce concept admet que l'écoulement sur aires saturées est dominant dans la réponse d'un hydrogramme de crue. Or, il est apparu que ces surfaces saturées sont généralement situées dans le fond des bassins-versants, près des cours d'eau, induisant au processus hydrologique une certaine dépendance face à la topographie. C'est pourquoi plusieurs modèles hydrologiques considèrent que la topographie est une composante déterminante des écoulements. Le plus étudié d'entre eux est TOPMODEL (Beven and Kirkby, 1979; Beven *et al.*, 1995). Ce modèle utilise un cadre conceptuel relativement simple et permet d'effectuer des prédictions distribuées dans l'espace. TOPMODEL s'appuie sur un indice topographique de similarité hydrologique (propension d'une zone à se saturer) déterminé à partir des propriétés topographiques du site à l'étude.

L'accessibilité et la disponibilité du matériel et des techniques informatiques depuis la fin des années 70 ont entraîné des changements importants en modélisation hydrologique. Le développement et l'utilisation des modèles distribués ont été encouragés par la croissance rapide des capacités de calcul des ordinateurs ainsi que par l'émergence des systèmes d'information géographique (SIG). Les SIG permettent d'exprimer et de manipuler aisément diverses caractéristiques spatialisées du terrain étudié (topographie, occupation du sol, etc.) sous la forme de modèles numériques de terrain (MNT). À l'origine, une technique fastidieuse, s'appuyant sur les lignes d'écoulement obtenues à partir de cartes topographiques avec courbes de niveau étaient utilisées pour

calculer les valeurs de l'indice topographique requises par TOPMODEL. Cette approche manuelle est maintenant délaissée au profit de procédures automatisées exploitant les avantages des MNT et du nombre croissant de données disponibles dans ce format. La discrétisation d'un espace numérisé permet certes des opérations qu'il serait fastidieux d'exécuter manuellement mais elle entraîne également des contraintes conceptuelles et méthodologiques.

Ceci est particulièrement vrai lors de l'étude de très petits bassins-versants couvrant quelques hectares. Dans un tel cas, la localisation des aires contributives à l'aide de la topographie nécessite des données d'altitude détaillées rarement disponibles. En effet, les organismes gouvernementaux chargés de diffuser l'information topographique (e.g. USGS pour les États-Unis et le CIT pour le Canada) produisent des données (e.g. MNÉ avec une résolution de 30 m; cartes topographiques au 1:50000) dont la précision est acceptable pour des études régionales mais insuffisante pour caractériser un petit bassin-versant. L'acquisition de données adéquates nécessite de prendre des relevés ponctuels d'altitude sur le terrain ou d'avoir recours aux coûteuses techniques aériennes que sont l'imagerie à grande résolution et l'altimétrie laser.

L'utilisation de données ponctuelles d'altitude à des fins hydrologiques nécessite de les transformer en surface continue, c'est-à-dire en modèle numérique d'élévation (MNÉ). La structure de données retenue dans notre étude est la matrice régulière, une structure très populaire en modélisation hydrologique spatialisée. La génération d'un MNÉ matriciel nécessite d'utiliser une des nombreuses méthodes d'interpolation. Or, Desmet (1997) montre que les surfaces topographiques interpolées présentent des différences plus ou moins marquées entre elles selon les méthodes retenues. Il expose les conséquences de ces différences sur le calcul des aires cumulatives, une variable importante en modélisation hydrologique, et ultimement sur la modélisation dynamique de l'érosion. Il faut comprendre que s'il est possible de créer diverses surfaces numériques s'inspirant d'une seule surface réelle, c'est

donc que les MNÉ contiennent des erreurs dont l'importance varie selon la méthode d'interpolation. Veregin (1997) a aussi illustré l'impact prononcé que causent les erreurs d'altitude sur les patrons d'écoulement extraits des MNÉ.

Les études comparant les impacts des méthodes d'interpolation sur la représentativité des MNÉ générés pour un bassin-versant et sur les variables hydrologiques qui en sont extraites sont rares. L'étude de Desmet (1997) se déroule dans un petit bassin agricole de faible dénivelé et dont la surface présente peu de variabilité. Aucune étude ne semble avoir été réalisée pour un contexte forestier où la surface du sol offre une forte variabilité dans ses élévations. Notre étude s'inscrit dans une volonté de combler ce manque dans la littérature et de formuler des recommandations quant à la pertinence d'utiliser certaines méthodes d'interpolation lors de la génération de MNÉ servant à la modélisation hydrologique d'un petit bassin-versant forestier.

Ce mémoire, dans un premier temps, passe en revue les connaissances portant sur la modélisation hydrologique spatialisée et l'intérêt d'utiliser la topographie représentée sous forme d'un MNÉ. Ensuite, on présente la problématique qui est d'évaluer l'impact des méthodes d'interpolation sur la qualité des surfaces générées et d'illustrer les conséquences sur la modélisation hydrologique. L'approche employée pour évaluer un ensemble de MNÉ générés à l'aide de différentes méthodes d'interpolation suit. Finalement, les résultats appliqués à un petit bassin-versant des Basses-Laurentides sont décrits et discutés. Les résultats démontrent que les patrons spatiaux des variables hydrologiques extraites (aire cumulative, indice topo-hydrologique) sont affectés par les propriétés morphologiques des diverses surfaces interpolées. La méthode d'interpolation du voisinage naturel simple (SNN), une méthode exacte et locale, produit la meilleure surface de toutes celles qui sont analysées. Quelques recommandations sont formulées afin d'établir des guides à l'interpolation d'une surface topographique à partir de données d'altitude ponctuelles.

CHAPITRE 1

**LA MODÉLISATION HYDROLOGIQUE
SPATIALISÉE**

Les années 70 ont vu l'émergence d'un nombre croissant d'études portant sur les processus hydrologiques se déroulant sur un versant. L'explosion de nouvelles connaissances a permis d'alimenter une approche de modélisation s'appuyant sur des lois physiques. De plus, l'accessibilité croissante à du matériel informatique performant a favorisé le développement de plusieurs modèles hydrologiques numériques. Après les efforts précurseurs de Linsley and Crawford (1960) et Crawford and Linsley (1962), le mouvement a vraiment été initié par Freeze and Harlan (1969) qui ont jeté les bases de la modélisation numérique s'appuyant sur des lois physiques. La modélisation hydrologique déterministe peut représenter spatialement ou non les processus hydrologiques impliqués dans la génération des débits. On fait référence alors aux modèles discrétisés, dans le premier cas, ou aux modèles globaux. La tendance actuelle privilégie les modèles spatialisés parce qu'ils tendent à être plus proches de la réalité hydrologique d'un bassin. Cette approche reconnaît que l'écoulement de l'eau est un phénomène se différenciant dans l'espace tant au niveau du type de processus impliqués que de leur intensité respective.

1.1 DÉFINITION ET UTILISATION DES MODÈLES HYDROLOGIQUES SPATIALISÉS

Un modèle est une représentation conceptuelle et/ou quantitative plus ou moins simplifiée d'un système. La plupart des modèles hydrologiques des versants ont une approche systémique, le système étant un bassin-versant. L'objectif principal de la modélisation hydrologique spatialisée est de « définir le processus de transformation de la pluie [évaporation, infiltration, stockage, ruissellement de surface, ruissellement hypodermique] en débit à partir de la répartition spatiale des propriétés physiques d'un bassin-versant » (Moussa, 1993). Ceci permet de faire des simulations et prévisions pour diverses conditions hydriques, caractéristiques physiques et météorologiques prévalant dans un bassin-versant. Un modèle peut être aussi un instrument d'étude et d'analyse du système hydrologique. La comparaison des résultats produits par

un modèle avec la réalité peut permettre de parfaire les connaissances des processus se déroulant dans le système étudié et de questionner la pertinence des hypothèses et des postulats de base du modèle.

1.2 IMPORTANCE DE LA TOPOGRAPHIE EN MODÉLISATION HYDROLOGIQUE SPATIALISÉE

Puisque la gravité est le moteur des écoulements, la topographie est un facteur jouant un rôle important dans certains processus de génération des débits dans un bassin-versant (Dunne *et al.*, 1975; O'Loughlin, 1981; Beven and Wood, 1983). Que les écoulements soient superficiels ou hypodermiques, ils cheminent des points les plus hauts vers les plus bas, pour atteindre ultimement l'exutoire du bassin-versant.

1.2.1 LES PROCESSUS HYDROLOGIQUES

La formation des débits de crue a d'abord été expliquée par Horton (1933) par la génération d'un ruissellement provenant de l'ensemble de la surface du bassin. Ce ruissellement apparaît lorsque l'intensité des pluies dépasse la capacité d'infiltration du sol, donc une situation où il y a une saturation de la surface « par le haut ». L'eau se trouvant en excès est mise en mouvement et se dirige rapidement vers l'exutoire au gré de la topographie. La fraction de l'eau s'infiltrant dans le sol participe aux écoulements hypodermiques et éventuellement à la recharge des nappes phréatiques.

En milieu tempéré, ce processus est rarement actif, du moins, il ne peut couvrir qu'une aire très limitée du bassin. Betson (1964) a montré que seules de petites parties de la surface du bassin, de taille relativement constante, peuvent être liées à des écoulements de surface. Selon la localisation de ces aires, les écoulements de surface pourront contribuer directement à un débit de crue (lorsque près d'un cours d'eau) ou encore s'infiltrer dans le sol, un peu plus en aval.

Parallèlement au concept d'aire partielle (« partial area concept ») a été développé le concept d'aires contributives variables (« variable contributing area concept ») (Hewlett et Hibbert, 1967). Cette fois, on explique les écoulements rapides par le ruissellement superficiel sur aires saturées (« saturation excess surface runoff ») dont la taille peut varier entre les saisons et durant les événements hydrologiques tels que les averses et les orages. Ce phénomène a été mis en évidence par Dunne et Black (1970) pour des régions humides. Ce processus se produit dans les zones où le sol se sature « par le bas », c'est-à-dire là où il subit les effets de la montée de la nappe phréatique. Comme on le voit sur la figure 1-1, le ruissellement de surface est constitué des précipitations directes sur les zones saturées. S'ajoutent à cette source de ruissellement les écoulements de résurgence (« return flow ») provenant de la nappe phrénatique et qui sont forcés de s'écouler vers la surface lors de leur contact avec une zone saturée se trouvant près de la surface du terrain.

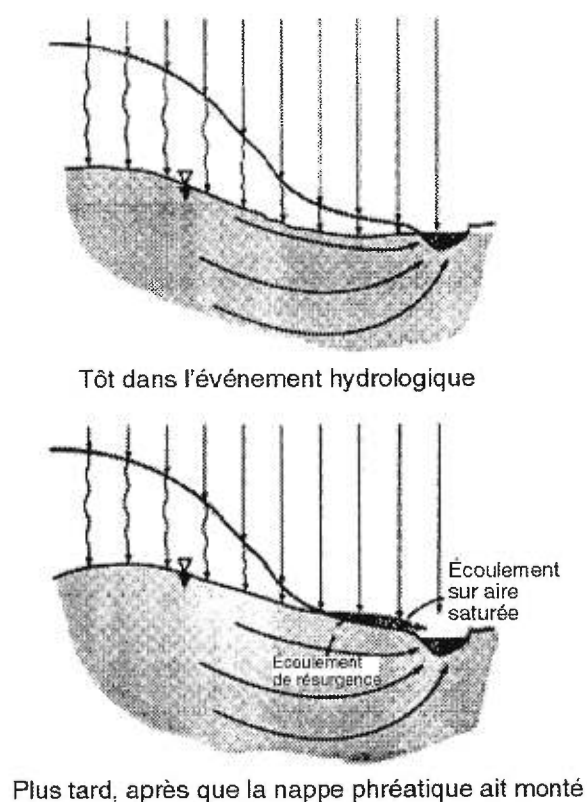


Figure 1-1. Écoulement des aires saturées (modifiée de Dingman 1994, p. 414)

Il existe des conditions favorables à la création d'aires saturées. Ward (1984) mentionne quatre autres situations schématisées par la figure 1-2. Cet écoulement peut donc se produire : a) dans les dépressions vers lesquelles converge l'eau; b) lorsque le gradient hydraulique diminue rapidement vers le bas du versant; c) lorsqu'une section locale du versant possède un sol plus mince ou d) lorsque la conductivité hydraulique du sol diminue vers le bas du versant. Dans tous les cas, le sol ne peut transmettre l'eau provenant du haut du versant efficacement, se saturant du même coup et faisant ruisseler l'eau en excès.

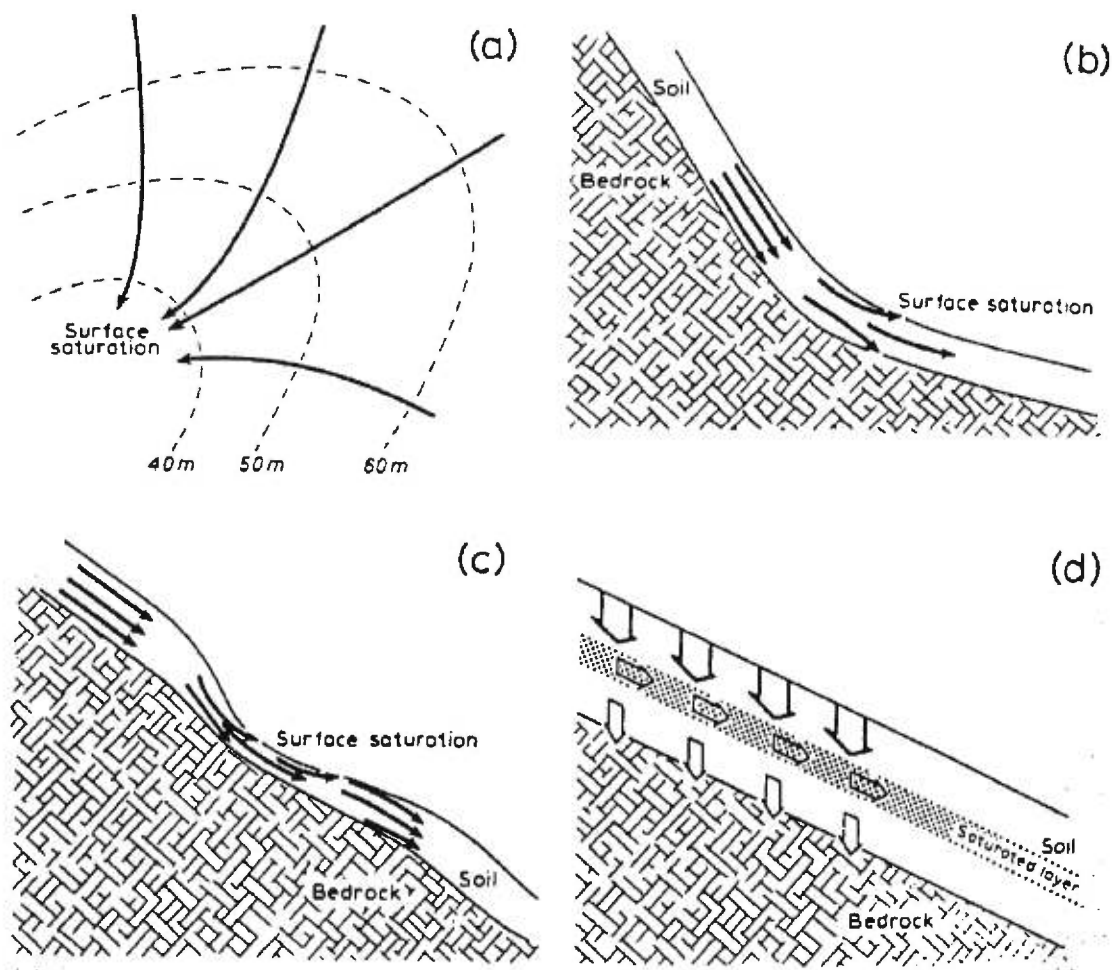


Figure 1-2. Conditions où l'écoulement en aires saturées peut survenir (Ward, 1984)

Ces situations peuvent se produire à divers endroits dans le bassin. Selon leur proximité aux cours d'eau, ils participeront ou non à la génération des débits de crue. Les zones favorables au ruissellement superficiel sur aire saturée contribuant au débit de crue se retrouvent généralement au fond des vallées et près des cours d'eau où la nappe phréatique est souvent près de la surface du sol. Lors de précipitations, une partie de l'eau s'infiltrant dans le sol fait monter le niveau de la nappe et par le fait même sature le sol par le bas. L'aire saturée est affectée par la géométrie du versant. Les zones les plus étendues, susceptibles de générer l'écoulement de surface, se trouvent sur les bas de versants concaves et dans les vallées larges et planes. L'écoulement de surface sur des aires saturées est aussi un concept dynamique puisque les aires sont variables dans le temps et l'espace. Alors que l'apport en eau des précipitations croît, les zones s'agrandissent et se multiplient, ce qui favorise les écoulements superficiels et la montée rapide des débits du bassin. Les zones peuvent aussi se contracter et s'étendre selon la saison, les conditions antécédentes d'humidité, les caractéristiques physiques du sol, le niveau de la nappe phréatique, et l'ampleur des précipitations (Pearce *et al.*, 1986). Ce phénomène s'observe particulièrement près des chenaux éphémères. Ces derniers prennent de l'expansion en amont du bassin-versant en recueillant l'écoulement de surface et l'écoulement souterrain dans les dépressions le long des chenaux. La figure 1-3 montre l'extension spatiale de zones saturées durant plus de trente jours dans un petit bassin du Vermont ayant de faibles pentes et des sols dont le drainage varie de bon à mauvais.

La génération des débits d'un bassin s'explique également par des apports hypodermiques dans les sols, saturés ou non. Les écoulements hypodermiques se produisent d'abord verticalement à travers un médium poreux, sous la surface du sol mais au-dessus d'une couche moins perméable. La présence d'une couche peu perméable favorise ensuite les écoulements latéraux. Dans des bassins aux sols épais et possédant une forte pente, donc dans des conditions limitant l'apparition de zones contributives variables, on

retrouve surtout l'écoulement hypodermique non-saturé. Cet écoulement lent assure les débits de base du bassin. Dans une situation où le sol est mince et/ou se trouve dans une zone de convergence topographique ayant une faible pente, il aura tendance à atteindre sa conductivité hydraulique maximale et à favoriser un écoulement hypodermique saturé, plus lent que le ruissellement de surface mais plus rapide que l'écoulement hypodermique en milieu non-saturé.

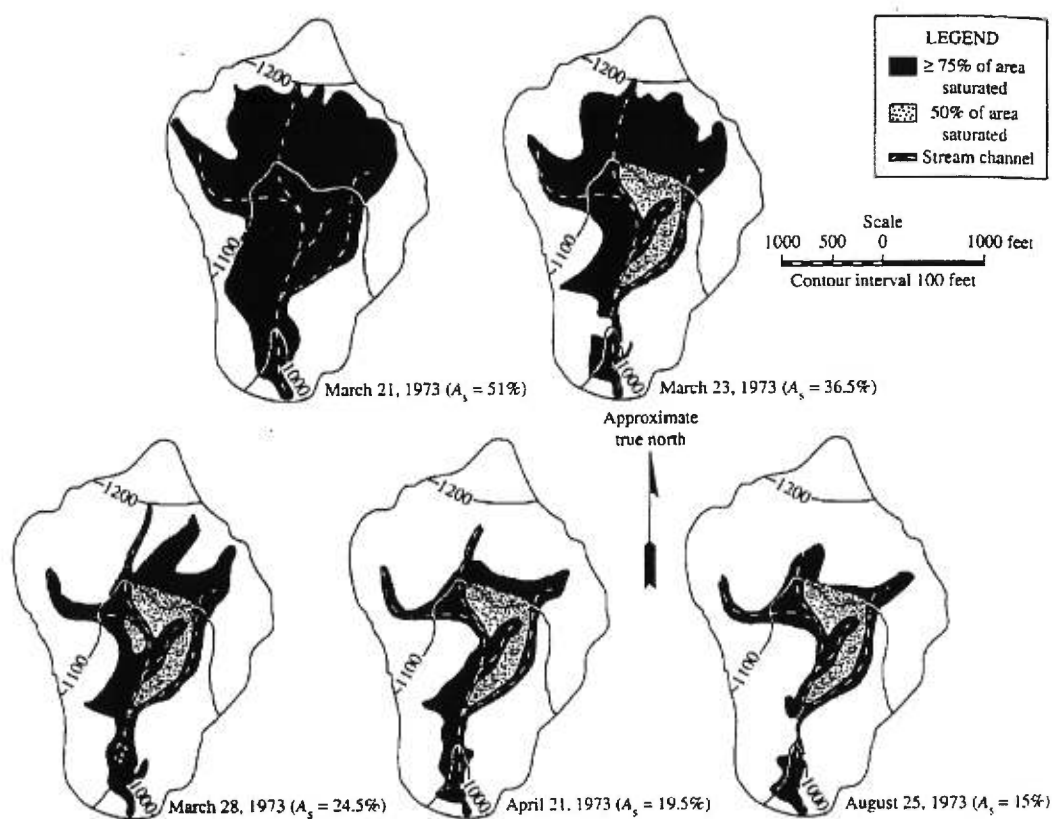


Figure 1-3. Variations saisonnières de l'extension des zones saturées par le bas dans un bassin avec des pentes douces et des sols moyennement à pauvrement drainés (Dunne *et al.*, 1975)

On comprend donc pourquoi dans plusieurs modèles hydrologiques spatialisés comme TOPOG (Moore *et al.*, 1988) et TOPMODEL (Beven and Kirkby, 1979), la description du relief est un facteur expliquant la dynamique des

processus hydrologiques liés à la génération des débits, particulièrement les débits de crues associés à des apports rapides en eau.

1.2.2 L'UTILISATION D'UN INDICE DE SIMILARITÉ TOPO-HYDROLOGIQUE DANS TOPMODEL

Ainsi, TOPMODEL est un modèle hydrologique semi-distribué simulant les mécanismes de génération des débits associés au concept d'aire contributive variable. Ce modèle, alliant simplicité et efficacité, a été largement étudié et utilisé depuis 20 ans, comme en font foi de nombreuses publications (voir Beven *et al.*, 1995). La simplicité des simulations de TOPMODEL résulte dans l'utilisation par le modèle d'un indice topo-hydrologique de type a/s où « a » est la somme des aires contributives en amont et « s » est la pente. Cet indice permet de détecter les zones qui auront une propension à se saturer et favoriser des écoulements de surface.

Il existe plusieurs adaptations de l'indice a/s . Burt and Butcher (1986) font l'évaluation de certains d'entre eux et montrent que l'intégration de la courbure dans l'indice permet de mieux prévoir les potentiels de saturation dans diverses conditions. Cette étude montre les limites de l'indice liées à son caractère statique. Afin de régler ce problème, Barling *et al.* (1994) proposent un indice de similarité topo-hydrologique quasi-dynamique. Aussi, puisque la capacité d'un sol à transmettre l'eau peut expliquer l'apparition de zones saturées, des auteurs ont souligné l'intérêt d'inclure un facteur de « transmissivité » dans l'indice originel a/s . Diverses variantes ont été proposées pour incorporer la variabilité des propriétés des sols, comme par exemple une décroissance spécifique de la conductivité hydraulique (Ambroise *et al.*, 1996), la présence d'écoulements au-dessus d'une couche très peu perméable (O'Loughlin, 1986) ou encore la présence de réseaux de macropores (« pipes ») (Jones, 1986).

L'indice, sans conteste, le plus utilisé dans TOPMODEL est $\ln(a/\tan\beta)$ où, pour chaque unité hydrologique (e.g. maille d'un MNÉ ou un sous-bassin) a

est l'aire cumulative des zones contributives en amont divisée par la largeur de son exutoire et $\tan\beta$ est la pente locale (Beven and Kirkby, 1979; Quinn *et al.*, 1995). On obtiendra des valeurs élevées pour a dans les zones de convergence (e.g. en bas de versant) alors que l'on observera des valeurs faibles pour $\tan\beta$ dans le talweg et parfois sur les crêtes. Une zone possédant une valeur d'indice topographique élevée aura donc tendance à se saturer plus facilement. Cette situation se retrouve généralement dans le bas des versants, près des cours d'eau. La figure 1-4 illustre cette relation entre la topographie et l'indice de similarité topo-hydrologique pour le bassin Maimai, en Nouvelle-Zélande.

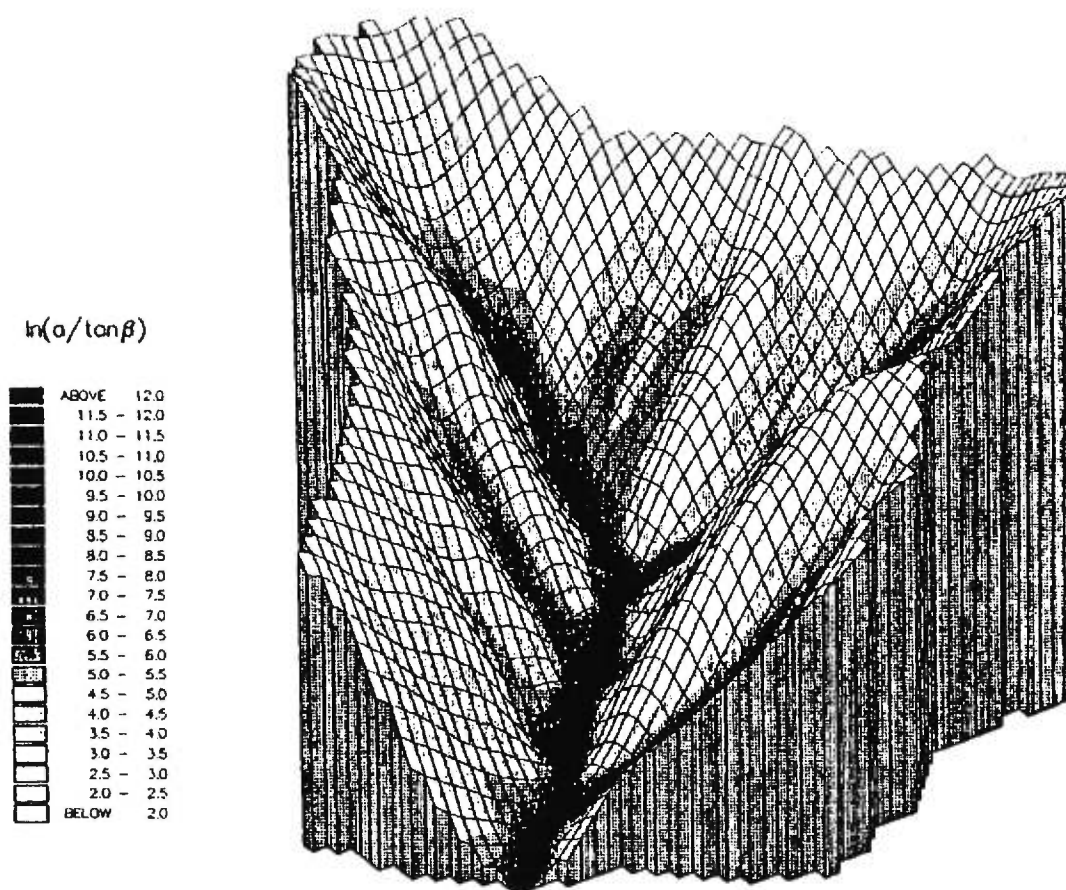


Figure 1-4. Distribution spatiale de l'indice de similarité topo-hydrologique dans un bassin-versant (Beven *et al.*, 1995)

1.3 APPORTS DES SIG AUX MODÈLES HYDROLOGIQUES

Depuis quelques années, on perçoit un engouement marqué pour l'utilisation des systèmes d'information géographique (SIG) en modélisation hydrologique. Le pouvoir attractif des SIG réside dans le fait qu'ils permettent d'intégrer une grande quantité de données spatialisées, de diverses sources, et qu'ils facilitent l'automatisation des analyses spatiales.

1.3.1 INTÉRÊT ET APPLICATIONS DES SIG EN HYDROLOGIE

L'utilisation de modèles hydrologiques spatialisés requiert l'acquisition et la gestion de données géographiques (pédologie, occupation du sol, géomorphologie, etc.) et hydrologiques (précipitations, évapotranspiration, débits, etc.) discrétisés en unités physiquement « homogènes » à diverses échelles d'observation. Ces tâches sont facilitées par l'apparition des SIG particulièrement à cause de leur capacité à stocker l'information et de la visualiser mais aussi à cause des outils d'analyse qu'ils offrent et qui permettent l'estimation de différents paramètres (p.ex. Bhaskar *et al.*, 1992).

Le développement des SIG a donné lieu à une explosion d'applications (DeVantier and Feldman, 1993) telles la prévision d'inondations, le contrôle et la prédiction de l'érosion du sol (Zhang *et al.*, 1996) et l'étude de la géomorphologie fluviale et des versants (Montgomery and Dietrich, 1994). D'autres applications concernent la gestion des eaux de pluie en milieu urbain (Smith, 1993; Greene and Cruise, 1995), la caractérisation du sous-sol en hydrogéologie, l'irrigation, la gestion des eaux de surface dans les milieux agricoles (MacMillan *et al.*, 1993) et la modélisation de la pollution diffuse (Corwin and Wagenet, 1996).

Cet intérêt croissant envers les SIG en recherche environnementale s'explique aussi par le rôle important que joue la topographie dans les processus hydrologiques, géomorphologiques et biologiques du paysage (Moore *et al.*, 1991). On a vu précédemment le rôle que peut jouer la

topographie dans la génération des débits. Or, la topographie, cette surface continue d'élévations, peut être générée et manipulée aisément avec un SIG. Les SIG intègrent une gamme de plus en plus complète d'outils d'analyse de la topographie.

1.3.2 REPRÉSENTATION NUMÉRIQUE DE LA TOPOGRAPHIE : LE MNÉ

Un modèle numérique de terrain (MNT) est une représentation simplifiée de la distribution spatiale d'attributs discrets ponctuels ou couvrant une aire du paysage (orientation des écoulements, lignes de crêtes, etc.) sur une surface généralement continue. Une application répandue des MNT comme support à la modélisation hydrologique est la description numérique de la topographie, à l'aide de valeurs d'élévation, sous la forme de modèles numériques d'élévation (MNÉ) (Moore *et al.*, 1991; McDonnell, 1996). Les données du modèle sont représentées dans un système de coordonnées XYZ, à trois dimensions. Les X et Y définissent la localisation dans un espace bi-dimensionnel (la surface terrestre) de la valeur de la variable d'intérêt Z, soit l'élévation.

Burrough (1986) classifie les MNÉ selon qu'ils peuvent être représentés par des surfaces définies mathématiquement ou par des méthodes visuelles à base de points et de lignes. Les méthodes mathématiques sont peu ou pas utilisées en modélisation hydrologique. On a plutôt recours aux méthodes dites visuelles (« Image methods »). Notre attention portera essentiellement sur ces dernières.

On trouve dans les SIG trois types de données spatialisées fondamentales à savoir le point, la ligne et le polygone. Des deux premières sont dérivées trois principales structures illustrées à la figure 1-5: les réseaux de mailles, le TIN ("Triangulated Irregular Network") et le réseau de courbes de niveau.

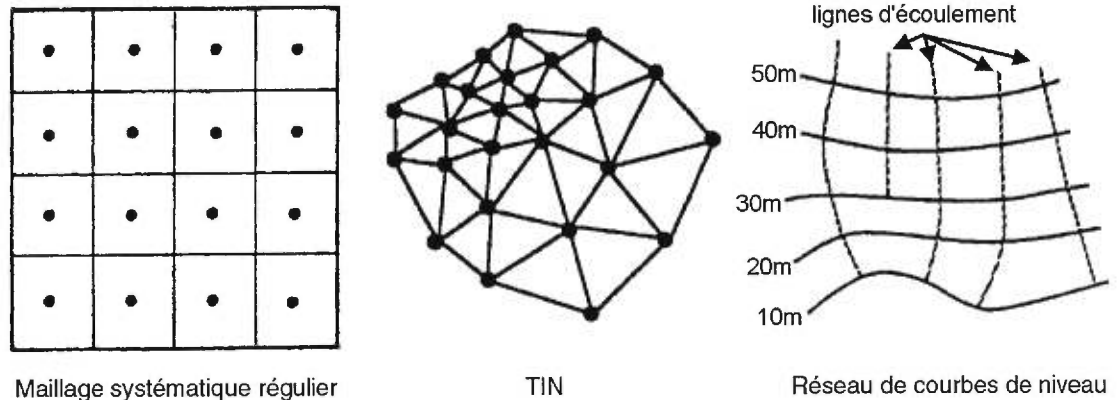


Figure 1-5. Types de structures des données spatialisées (figure inspirée de Moore *et al.*, 1991)

1.3.2.1 Modèles basés sur des lignes (« contour-based model »)

Les lignes des courbes de niveau sont constituées d'un ensemble de points de coordonnées (x,y) reliés entre eux. Chaque ligne possède une valeur d'élévation. Moore *et al* (1988) ont développé un modèle hydrologique basé sur ce type de modèle d'élévation. Ils font intersecter des lignes orthogonales aux isolignes d'altitude afin d'extraire la pente maximale, celle que suivrait l'eau s'écoulant sur la surface. Cette approche permet de diviser le territoire en polygones quadrilatéraux et d'intégrer dans la structure de données la caractéristique du terrain la plus importante dans les processus hydrologiques soit la pente maximale.

Ce type de modèle a toutefois quelques désavantages notamment ceux de nécessiter un volume d'information (points formant les lignes) au moins une fois supérieure à celui nécessaire pour décrire la surface d'élévation d'un MNÉ à maille régulière (Moore *et al.*, 1991) et, par la complexité de la structure, d'impliquer des temps de calcul élevés.

1.3.2.2 Modèles basés sur des points

A) "The Triangulated Irregular Network (TIN)"

Le TIN constitue un réseau continu de facettes triangulaires souvent basé sur la triangulation de Delaunay. Les points d'échantillonnage, constituant les noeuds du réseau, sont généralement situés aux ruptures de pente du terrain ou localisent des structures pertinentes telles que les crêtes et les lignes d'écoulement. Les points critiques du terrain sont donc préservés. Le TIN est constitué d'une structure vectorielle, ce qui permet aisément d'établir des relations topologiques. Finalement, la précision du modèle dépend des besoins de l'utilisateur et de sa connaissance *a priori* du terrain.

Le TIN a l'avantage de permettre d'éviter le problème de redondance des données propres à la structure matricielle et donne une meilleure estimation de la topographie (Palacios-Vélez and Cuevas-Renaud, 1992) puisqu'il s'adapte à la variabilité du terrain.

B) Matrice d'élévations ou maillage systématique régulier

Il existe plusieurs types de modèles à maillage tels que ceux à maillage angulaire régulier, à base de mailles triangulaires, rectangulaires ou carrées espacées régulièrement. Ce dernier modèle est le plus répandu; on l'appelle également matrice d'élévations parce qu'à chacune des mailles est associée une valeur ponctuelle d'élévation.

Le principal avantage de ce modèle est qu'il peut être facilement manipulé parce que la structure du voisinage est implicite. Par contre, cette représentation implique généralement une résolution uniforme des mailles sur l'ensemble du terrain, ce qui ne permet pas de considérer la complexité variable du paysage étudié. En effet, il est possible qu'une maille soit trop grossière pour permettre de percevoir les variations d'élévations fines dans une portion du territoire alors qu'ailleurs cette même maille peut être trop fine et causer la présence de données redondantes. Ainsi, une résolution spatiale fine est surtout utile aux limites des bassins-versants et à proximité du réseau hydrographique.

Les mailles de 30 m et plus sont rarement appropriées pour décrire correctement la dynamique des zones contributives puisque ces dernières s'étendent généralement selon un patron qui suit les rivières. Une faible résolution peut entraîner la fusion des aires contributives et du réseau hydrographique.

Intuitivement, on serait porté à croire qu'un TIN permet de représenter de façon plus efficace les surfaces naturelles irrégulières que peut le faire la matrice d'élévations. Kumler (1994) a montré que ce n'était pas toujours le cas et que les matrices pouvaient se comparer avantageusement au TIN dans bien des situations. Quoi qu'il en soit, la matrice d'élévations demeure la forme la plus utilisée dans les modèles hydrologiques. Puisque les algorithmes permettant de déterminer la distribution de l'indice de similarité hydrologique sont développés pour une structure matricielle, la problématique de la recherche se posera uniquement sur cette structure spatiale de l'information topographique.

1.4 CRÉATION D'UNE SURFACE CONTINUE

Il existe déjà sur le marché des MNÉ pour différentes régions, à différentes échelles et dans de multiples formats (p. ex. USGS aux États-Unis). Mais il est possible que les données disponibles ne soient pas adéquates pour les besoins de l'utilisateur. La modélisation d'un terrain est caractérisée par trois actions. La première est l'acquisition des données, la deuxième est la génération du maillage et la dernière l'extraction de l'information du modèle. Chacun de ces volets sera abordé dans les sections suivantes.

1.4.1 ACQUISITION DES DONNÉES DES MATRICES D'ÉLÉVATION

Les données d'élévation peuvent provenir de différentes sources. D'abord, il y a les sources aéroportées, c'est-à-dire les images satellitaires (Landsat, Spot), qui sont des sources d'information de plus en plus populaires

car elles sont disponibles dans un format matriciel numérique. Il existe aussi le support plus traditionnel des photographies aériennes. Dans les deux cas, les élévations sont extraites par la photogrammétrie d'images stéréoscopiques. Burrough (1986) fait une rapide revue des méthodes d'échantillonnage utilisées en photogrammétrie. Si l'information est disponible sous forme de cartes topographiques, les élévations peuvent être extraites manuellement en numérisant les lignes de contour. On peut aussi le faire automatiquement en transformant la carte en image numérique et en « vectorialisant » et donnant une valeur à chacune des courbes de niveau, générant du coup une séquence de points d'élévation. Finalement, il est possible d'obtenir des valeurs d'élévation ponctuelles par GPS (Global Positioning System), par niveaux ou par des relevés tachéométriques.

Le choix de la source d'information est contrôlé par le cadre de l'application ou de l'étude (l'échelle) et la précision topographique requise, ce qui est représenté au tableau 1-1. S'ajoutent à ces facteurs les contraintes techniques et humaines (i.e. disponibilité du matériel et de ressources humaines qualifiées) et les contraintes de temps et/ou monétaires.

Par exemple, si le territoire étudié est très vaste (plusieurs centaines de kilomètres carrés) il peut être fastidieux d'effectuer la numérisation de points d'élévation par les techniques évoquées précédemment. Il est alors préférable d'avoir recours à des organismes produisant des MNÉ, avec ces mêmes techniques, comme le USGS aux États-Unis, et pour lesquels les erreurs maximales d'élévation permises déterminent des niveaux de qualité (USGS, 1997). À l'opposé, dans le cas où le terrain d'étude est de très petite taille (quelques hectares), il est très difficile d'obtenir des valeurs d'élévation adéquates à l'aide d'images aéroportées ou encore de cartes topographiques. Il faut alors avoir recours aux relevés manuels de terrain, surtout si la dénivellation du bassin est faible.

Tableau 1-1. Sources de données en fonction de la superficie à couvrir
(adapté de McCullagh, 1988)

Source de données	Précision du MNT	Superficie couverte
Mesures tachéométriques	Très haute	Limitée aux sites de petite superficie
Mesures photogrammétriques	1) Élevée (à partir de points d'élévation) 2) Plus faible (à partir de courbes de niveau)	Projets de grande superficie, particulièrement dans les terrains accidentés
Cartographique (cartes topographiques)	Faible : dérivée des courbes de niveau de cartes topographiques à moyenne et petite échelles	Couverture nationale à petite et moyenne échelles

Lors de la création d'un MNE à maillage régulier à partir de données ponctuelles d'élévation, l'utilisateur fait face à deux principaux problèmes : le problème des valeurs manquantes - ce ne sont pas toutes les mailles discrétisant l'espace étudié auxquelles on peut attribuer une valeur observée - et de la distribution inadéquate des données - les données peuvent être distribuées de façon irrégulière alors que le maillage est systématiquement régulier. La génération du maillage est nécessaire lorsque la position des échantillons diffère des noeuds des mailles. C'est grâce à diverses techniques d'interpolation que l'on pourra estimer les valeurs manquantes dans un format ordonné.

1.4.2 GÉNÉRATION DU MAILLAGE : INTERPOLATION

On définit l'interpolation comme étant l'utilisation d'un modèle mathématique décrivant la variation spatiale de la valeur d'un attribut et permettant d'estimer une valeur en tout point de l'espace, et ce, en se basant sur les valeurs entourant ce point (Zink, 1989). Le concept d'autocorrélation spatiale positive est à la base des techniques d'interpolation spatiale. Ainsi, pour

une variable choisie, deux points de données proximaux ont généralement plus de chance de posséder des valeurs similaires que deux points éloignés. Par exemple, sur une surface topographique, deux points à quelques mètres de distance ont une probabilité bien plus grande d'avoir une élévation semblable que deux points séparés par quelques kilomètres (Burrough, 1986). Également, en général, les méthodes d'interpolation considèrent que les attributs varient de façon continue dans l'espace. Cette section vise dans un premier temps à présenter les caractéristiques qui distinguent les diverses méthodes d'interpolation entre elles.

Il existe une multitude de méthodes d'interpolation; plusieurs d'entre elles sont des variantes de procédures d'interpolation de base. Afin de permettre au lecteur d'apprécier les différences entre ces diverses méthodes, cette section présente une description sommaire des procédures de base. Les spécificités de certaines procédures d'interpolation utilisées dans cette recherche seront explicitées dans la section méthodologique. Pour une revue détaillée de l'ensemble des méthodes d'interpolation, le lecteur peut se référer à Ripley (1981), Lam (1983), Burrough (1986), Zink (1989) et Watson (1994).

Tout d'abord, on distingue deux grands types de méthodes d'interpolation à savoir l'interpolation par point et l'interpolation par aire (Lam, 1983). L'interpolation par aire consiste généralement en la transformation de données d'une combinaison d'unités de surfaces, par exemple des polygones représentant des entités administratives, en une autre combinaison d'unités de surface possédant des frontières différentes (voir Goodchild and Lam, 1980). Cette approche implique que l'espace initial est couvert d'unités de surface pour lesquelles une valeur est associée à un attribut. À la différence, l'interpolation par points vise à élaborer une surface représentant un gradient continu de valeurs à partir de données ponctuelles dispersées. Or, lors de la génération d'un MNÉ, les données d'élévation sont généralement ponctuelles. C'est

pourquoi seules les méthodes d'interpolation ponctuelle seront retenues dans cette recherche.

On peut qualifier et classier les méthodes d'interpolation ponctuelle de plusieurs façons. D'abord, si la surface est représentée par une simple fonction ou une série de fonctions reliées entre elles, on qualifiera l'interpolation de « mathématique ». À l'opposé, lorsque la surface est caractérisée par une fonction dont les coefficients varient dans l'espace à interpoler, on parlera alors d'interpolation « numérique » (Crain, 1970). On peut également classier les méthodes d'interpolation selon les fondements théoriques des procédures, à savoir les méthodes « analytiques » - cette classe regroupe la majorité des méthodes d'interpolation - et les méthodes « statistiques » - elles s'appuient principalement sur l'analyse par régression multiple (Delfiner, 1976).

Aussi, Burrough (1986) classifie les méthodes d'interpolation spatiale selon l'étendue des données ponctuelles considérées par l'algorithme à chacune des interpolations. On parle d'interpolation « globale » lorsque l'ensemble de la surface est caractérisé par une unique fonction mathématique définie à partir de l'ensemble des données ponctuelles. Puisque cette surface est dépendante de l'ensemble des données d'entrée, une simple modification de ces données entraîne un changement à l'ensemble de la surface. Burrough mentionne également que cette approche est surtout appropriée pour modéliser les tendances régionales et non pas les surfaces complexes caractérisées par plusieurs données ponctuelles d'entrée. Dans une perspective différente, les méthodes d'interpolation « locale » permettent de caractériser les irrégularités de la surface en ne considérant que les données d'entrée se trouvant dans le voisinage de la valeur à interpoler, évitant du coup d'affecter globalement l'ensemble de la surface. De plus, Zink (1989) mentionne que Leberl (1973) a subdivisé les méthodes d'interpolation locales en deux sous-groupes. Dans le premier cas, on y retrouve les méthodes pour lesquelles les points à interpoler se trouvent sur une mosaïque de surfaces polygonales caractérisées par des

fonctions mathématiques (« patchwise »). Les méthodes d'interpolation basées sur un TIN ou encore sur les splines s'appuient sur une subdivision de la surface à modéliser en petits polygones de forme irrégulière ou suivant un patron géométrique prédéfini. Puisque chacun de ces polygones est caractérisé par une fonction mathématique, des problèmes de discontinuité en bordure des ces polygones peuvent survenir. On retrouve dans le deuxième sous-groupe les méthodes attribuant à chacun des points devant être interpolé une fonction spécifique définie par les points de contrôle (mesurés) se trouvant dans son entourage (« pointwise »). On utilise donc, généralement, les données ponctuelles autour de la valeur à obtenir, se trouvant dans un rayon choisi par l'utilisateur, selon les besoins de l'interpolation. Ce type d'algorithme a l'avantage d'être répandu dans la plupart des logiciels permettant la modélisation de surfaces comme les SIG. La figure 1-6 représente schématiquement les distinctions entre les méthodes globales et locales.

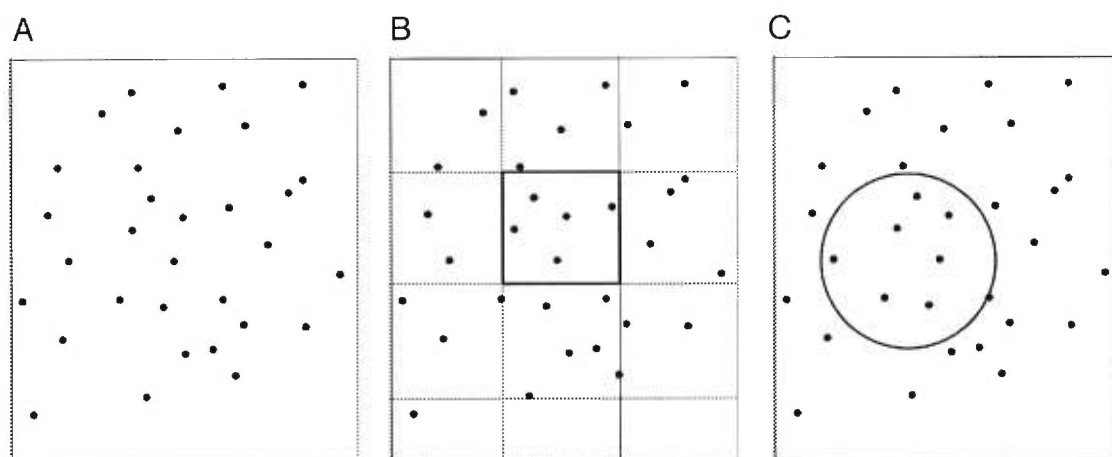


Figure 1-6. Classification des méthodes d'interpolation en s'appuyant sur l'étendue des données utilisées (inspiré de Zink, 1989)

A) Méthode globale. Une fonction mathématique est définie pour l'ensemble des points interpolés par tous les points de contrôle.

B) Méthode locale de type « patchwise ». Mosaïque de fonctions mathématiques décrivant des surfaces polygonales dans lesquelles se trouvent des points de contrôle. Chaque surface permet d'interpoler un certain nombre de mailles.

C) Méthode locale de type « pointwise ». Une fonction mathématique s'adapte au voisinage de chacun des points à interpoler.

On peut également classifier les méthodes d'interpolation selon qu'elles préservent ou non les valeurs originelles des données d'entrée (Lam, 1983). C'est un élément central à connaître lorsqu'on analyse une méthode d'interpolation ainsi que sa précision (Wren, 1975 cité par Lam, 1983). Lorsqu'une méthode génère une surface interpolée passant par tous les points originaux, on dira qu'elle est « exacte ». Par contre, elle sera qualifiée « d'approximative » lorsque la fonction d'interpolation produira en X,Y une valeur (en Z) qui diffère (tout en s'y approchant) de la donnée mesurée (Lam, 1983). L'approximation optimale est assurée en maintenant les valeurs résiduelles à l'intérieur d'un intervalle déterminé par des critères d'erreur tels le « minimax » qui minimise la valeur maximale d'erreur, et les « carrés minimum », qui minimisent la somme du carré des résiduels (Lam, 1983).

En modélisation hydrologique spatialisée, il est reconnu que « la partie la plus difficile de l'analyse de terrain est la création du modèle numérique de terrain lui-même » (Quinn *et al.*, 1991, p. 60) car l'interpolation peut entraîner la création d'artefacts topographiques (e.g. des dépressions) qu'il faut corriger. Pourtant, très rares sont les auteurs mentionnant la méthode d'interpolation employée. C'est le cas de Coles *et al.* (1997) qui font état d'avoir utilisé l'interpolation linéaire basée sur la triangulation. Quelques-uns ont fait appel à l'algorithme d'interpolation de Hutchinson (1989) qui s'accommode autant des données ponctuelles que des courbes de niveau. Cette méthode d'interpolation s'appuie sur les splines (méthode locale de type « mosaïque ») et est spécialisée dans la génération de MNÉ utilisés en modélisation hydrologique. Si l'algorithme est populaire chez certains chercheurs (e.g. Tribe, 1992), c'est qu'il permet d'éliminer la majorité des artefacts lors de l'interpolation. Ajoutons, en terminant, que si on mentionne rarement l'utilisation d'une méthode d'interpolation dans la littérature, c'est que la majorité des études portent sur des bassins de grande superficie dont le MNÉ est déjà disponible par des agences nationales (e.g. USGS).

1.5 EXTRACTION DE VARIABLES ET PARAMÈTRES HYDROLOGIQUES

Les modèles numériques d'élévation sont d'abord utilisés pour calculer des données dérivées à partir des valeurs voisines d'altitude telles la pente, l'orientation et la courbure (O'Neil and Mark, 1987; Zevenbergen and Thorne, 1987) ainsi que les données géomorphométriques comme le périmètre, l'aire et la longueur du bassin (Gardner *et al.*, 1990). Les MNÉ servent également à extraire automatiquement la distribution spatiale des patrons d'écoulement et à calculer les aires cumulatives (Quinn *et al.*, 1991; Holmgren, 1994). L'aire cumulative (« upslope area ») se définit comme l'aire totale en amont d'un point et qui s'y draine (Moore *et al.*, 1991). Les MNÉ permettent aussi de délimiter les bassins-versants (Band, 1986) et leurs crêtes ainsi que de détecter le réseau hydrographique auquel chaque parcelle du bassin contribue (Douglas, 1986; Jenson and Domingue, 1988; Tribe, 1992; Montgomery and Foufoula-Georgiou, 1993). L'extraction de toutes ces données dérivées repose sur la simulation de l'acheminement d'un ruissellement de surface d'un point vers un autre situé plus bas (en Z). Ceci nécessite un algorithme de drainage. Très souvent, l'acheminement des écoulements est entravé par des artefacts du MNÉ. Différentes options sont disponibles pour résoudre ce problème.

1.5.1 LES ALGORITHMES DE DRAINAGE DES ÉCOULEMENTS

Il existe plusieurs algorithmes de drainage, chacun tentant de représenter les écoulements d'une façon plus ou moins différente. Le lecteur peut se référer aux travaux de Freeman (1991), Quinn *et al.* (1991), Desmet and Govers (1996) et Tarboton (1997) qui présentent des comparaisons entre les divers algorithmes de drainage. L'algorithme le plus répandu dans les SIG est le 8D (O'Callaghan and Mark, 1984). Il permet de diriger un écoulement d'une maille donnée vers l'une des huit mailles voisines, soit celle vers laquelle la pente est maximale. La figure 1-7 illustre avec un exemple comment l'algorithme 8D procède pour attribuer la direction des flux nécessaires à l'extraction des aires cumulatives.

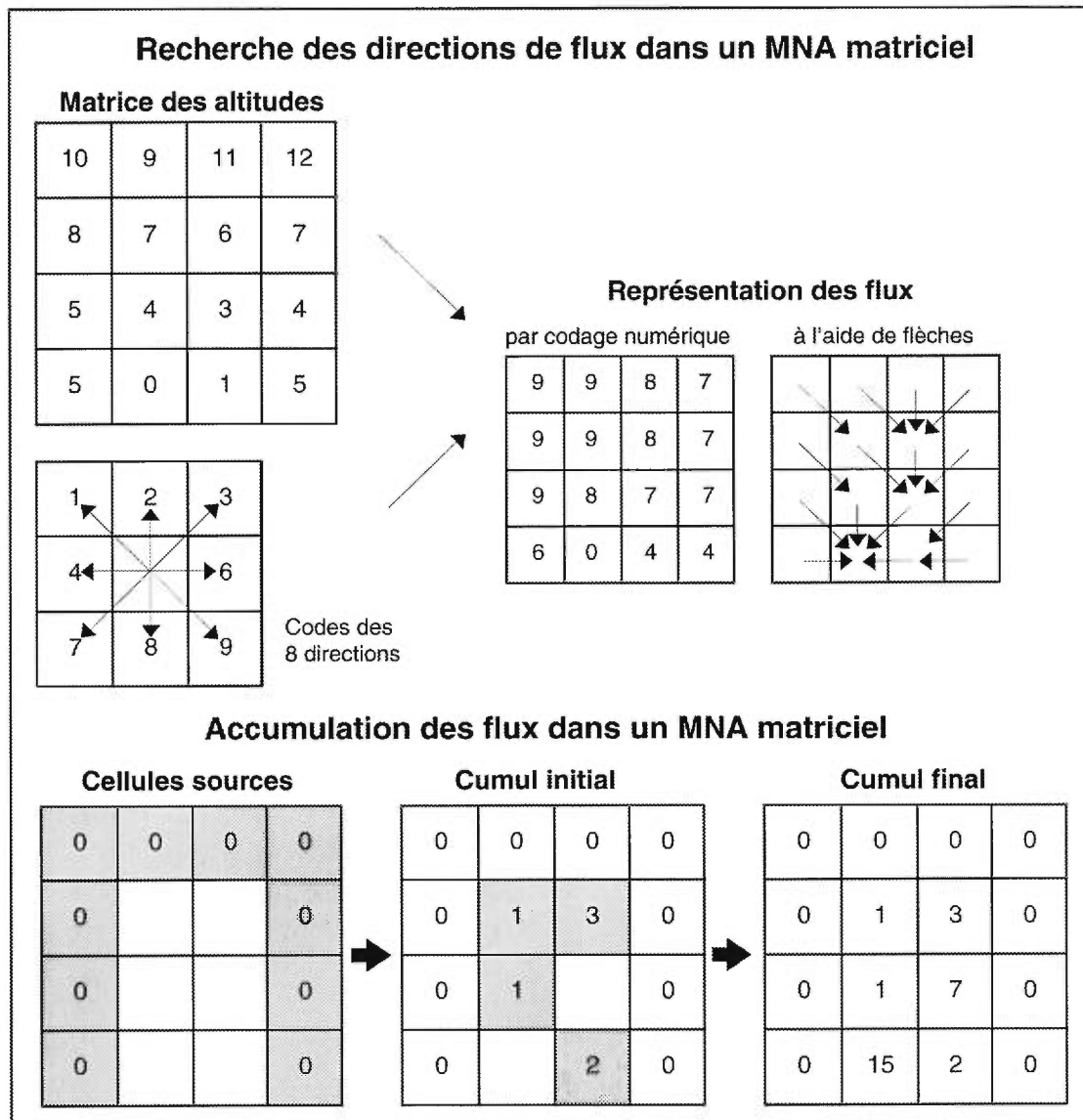


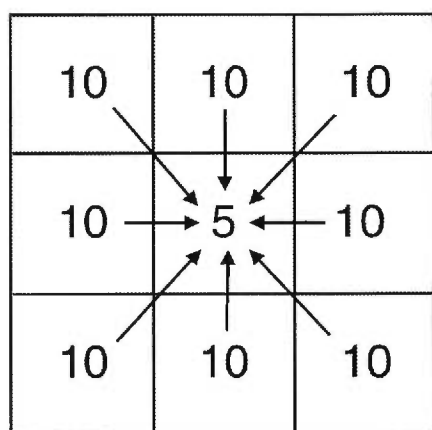
Figure 1-7. Utilisation de l'algorithme de routage 8D (Quentin, 1999)

Cette approche possède toutefois le désavantage de ne pas permettre les écoulements divergents (e.g. sur le sommet d'une colline) et plutôt de favoriser les écoulements dans une direction préférentielle selon les axes cardinaux et diagonaux du maillage et ce, même dans des conditions de topographie divergente (Montgomery and Foufoula-Georgiou, 1993). C'est pourquoi, d'autres chercheurs (Fairfield and Leymarie, 1991; Freeman, 1991; Tarboton, 1997) ont élaboré des algorithmes tentant de pallier à cette faiblesse.

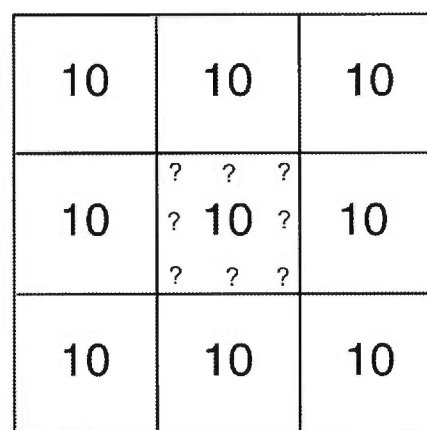
Le plus utilisé de ces algorithmes avec TOPMODEL a été proposé par Quinn *et al.* (1991). L'algorithme fonctionne en attribuant une portion de l'écoulement provenant d'une maille donnée à chacune des cellules voisines dont l'altitude est inférieure. L'importance de cette portion est relative à la différence d'altitude.

1.5.2 LE PROBLÈME DES DÉPRESSIONS ET DES ZONES PLANES

Le calcul des aires cumulatives, et par conséquent de l'indice de similarité topo-hydrologique, nécessite l'attribution d'une direction d'écoulement à chacune des mailles du MNÉ afin que la totalité des écoulements générés sur toutes les surfaces atteigne l'exutoire. Des difficultés émergent lorsqu'une maille représente une dépression fermée ou une surface plane pour laquelle il n'y a pas d'orientation d'écoulement préférentiel ou d'exutoire. La figure 1-8 schématise ces deux situations à l'aide d'une vue en plan.



Dépression : les écoulements convergent vers une maille



Zone plane : il n'y a pas une orientation préférentielle des écoulements

Figure 1-8. Problèmes liés aux orientations des écoulements (Quentin, 1999).

Une dépression est, selon l'échelle, un point ou une surface dont l'élévation est inférieure à celle de tous les points environnants immédiats. Il est d'usage (e.g. O'Callaghan and Mark, 1984; Band, 1986; Jenson and Domingue, 1988) de considérer l'exutoire de la dépression, c'est-à-dire le point par lequel l'eau peut sortir de la cuvette, comme étant le point en périphérie de la dépression ayant la plus faible élévation. De plus, Rieger (1998) qualifie d'aire interne de la dépression la superficie possédant des valeurs d'élévation comprises entre le point le plus bas de la dépression et son exutoire. Aussi, une dépression peut posséder un bassin de drainage s'étendant « en amont » sur la surface.

En modélisation hydrologique spatialisée, la présence de dépressions dans un MNÉ est considérée comme un des principaux problèmes puisque celles-ci entravent l'acheminement de l'eau vers l'exutoire du bassin (O'Callaghan and Mark, 1984; Jenson and Domingue, 1988). En effet, une dépression implique qu'il existe un point pour lequel toutes les valeurs d'élévation autour sont plus grandes. Dans la réalité, une dépression pourrait soit favoriser un écoulement hypodermique préférentiel ou encore se remplir d'eau jusqu'à ce que le niveau de l'eau atteigne l'exutoire de cette dépression, permettant du coup un écoulement vers l'aval du bassin-versant. Ceci fait donc appel à une troisième dimension, celle du volume. Or, très peu de modèles hydrologiques permettent les simulations en trois dimensions. Les MNÉ s'appuient sur une structure de données de 2,5 dimensions (référence spatiale en x,y et attribut en z), ce qui les rend difficilement utilisables dans la gestion de volumes. Ainsi, une dépression dans le MNÉ constitue un point terminal, un trou de baignoire virtuel pour certains écoulements sur les versants.

Dans la pratique, le problème des dépressions n'est pas rare : les dépressions sont présentes dans la majorité des MNÉ basés sur une structure matricielle (Tribe, 1992; Martz and Gabrecht, 1998). Elles sont généralement perçues comme des artefacts. Rieger (1998) évoque deux principales sources d'erreurs causant les dépressions artificielles. D'abord, les erreurs des données

échantillonnées; celles-ci dépendent principalement de la technique d'acquisition. L'autre source d'erreur est liée à l'interaction entre la représentation de la surface du MNÉ - structure spatiale des données (vectorielle, matricielle) (Tribe, 1992) - et la distribution des points d'échantillonnage - contrôlée par la connaissance du terrain, l'expertise de la main-d'oeuvre, la disponibilité des données, le temps et l'argent. Ajoutons les dépressions causées par les erreurs d'interpolation lors de la génération du MNÉ et de la troncature des valeurs interpolées (O'Callaghan and Mark, 1984; Fairfield and Leymarie, 1991).

En général, dans les modèles hydrologiques il doit y avoir une direction d'écoulement à tous les points sur la surface malgré les problèmes des dépressions et des zones planes. Il existe des algorithmes s'appuyant sur divers postulats et palliant aux problèmes avec plus ou moins de succès (Jenson and Domingue, 1988; Fairfield and Leymarie, 1991; Freeman, 1991; Martz and Garbrecht, 1992, 1998; Tribe, 1992; Garbrecht and Martz, 1997). Tribe (1992), Martz and Garbrecht (1998) et Rieger (1998) en font la critique. Certains chercheurs comme Hutchinson (1989) visent l'élimination des dépressions lors de l'interpolation. Généralement, le traitement est effectué après la génération du MNÉ. Ainsi, certains auteurs, dans le but de diminuer la rugosité de la surface, utilisent des filtres (O'Callaghan and Mark, 1984). C'est ce que fait Desmet (1997) lors de l'évaluation de la qualité de MNÉ générés par interpolation linéaire, bivariée et par spline. Les filtres utilisés sont le filtre moyen 3x3 et deux filtres de diffusion permettant d'éliminer les pics et de remplir les dépressions. Dans tous les cas, l'application de filtres modifie l'ensemble des élévations de la surface, ce qui n'est pas toujours souhaitable. En effet, même les zones ne présentant aucun artefact sont affectées par le traitement, induisant une généralisation supplémentaire de la surface modélisée. D'autres auteurs comme Band (1986) préfèrent plutôt hausser le niveau de la valeur d'élévation problématique jusqu'à ce qu'il puisse y avoir écoulement vers une maille adjacente. Cette méthode n'est pas très efficace dans les situations plus complexes où la dépression s'étend sur plusieurs mailles car l'élévation de

plusieurs mailles au niveau de l'exutoire de la dépression entraîne la création de zones planes, un autre problème lors de la détermination d'une direction d'écoulement puisqu'il n'y a pas de pente sur la surface que peut suivre l'eau.

Les méthodes visant à remplir les dépressions pour ensuite attribuer une orientation d'écoulement reposent sur le postulat que les dépressions sont causées, entre autres, par une sous-estimation des valeurs d'élévation. Or cette approche est critiquée par Martz and Garbrecht (1998) et Rieger (1998) qui mentionnent que les dépressions peuvent être également causées par une sur-estimation des valeurs autour de la dépression (figure 1-9). Dans un tel cas, le remplissage des dépressions est inapproprié. C'est pourquoi ces auteurs présentent de nouvelles approches permettant de percer (« breaching procedure », « cutting flow channel ») la dépression et d'acheminer l'eau vers l'exutoire le plus proche.

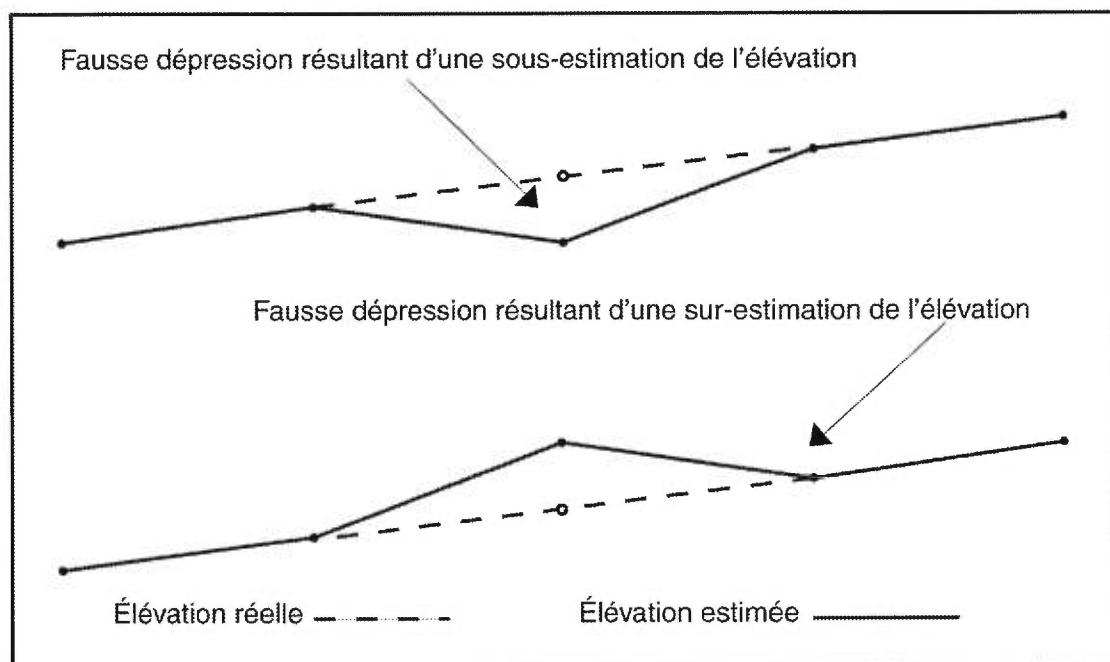


Figure 1-9. Profil d'un versant schématisé illustrant les causes de dépressions
(Martz and Garbrecht, 1998)

1.6 CONCLUSION DE LA REVUE DE LITTÉRATURE

La modélisation hydrologique spatialisée s'appuie sur des variables et paramètres hydrologiques pouvant être extraits automatiquement de MNÉ. Pour y arriver, on fait appel à des algorithmes déterminant l'orientation des écoulements superficiels. Mais le succès de l'attribution de ces orientations à chacune des mailles du MNÉ est très souvent perturbé par la présence de dépressions et zones planes. Chacune d'elles nécessite une intervention visant à estimer la direction de l'écoulement la plus probable sur le terrain. Ces dépressions et zones planes sont considérées par plusieurs auteurs comme des artefacts liés au processus d'interpolation. En ce sens, la présence plus ou moins marquée d'artefacts est une manifestation de la qualité du MNÉ. Ceci nous pousse donc à nous demander si la qualité du MNÉ peut être contrôlée par la méthode d'interpolation utilisée pour le générer et si ultimement elle peut affecter de façon prononcée les variables hydrologiques qui sont extraites.

CHAPITRE 2

LA PROBLÉMATIQUE

Le contexte de cette recherche émerge d'un projet impliquant des chercheurs de McGill University et de l'Université de Montréal. L'objectif de cette équipe est de comprendre le cycle des nutriments dans le sol d'un bassin versant forestier des Basses-Laurentides en fonction des variations des conditions climatiques. L'eau est un important agent de transport des éléments chimiques et le moteur de réactions chimiques. Ainsi, dans les régions humides, les flux et cycles de la matière sont intimement liés au cycle hydrologique. On ne peut donc mesurer les entrées et sorties de nutriments sans mesurer simultanément les entrées et sorties d'eau. Mais le problème est que les écoulements souterrains, qui peuvent représenter une fraction importante du cycle hydrologique, sont difficiles à mesurer (Likens and Bormann, 1995). De plus, les observations réalisées depuis une dizaine d'années dans le bassin à l'étude montrent des variations spatiales et temporelles des propriétés hydriques et chimiques du sol (Moore, 1989; Biron *et al.*, 1999). C'est pourquoi il devient nécessaire d'estimer les divers types d'écoulements dans le sol à l'aide de modèles hydrologiques spatialisés.

Le modèle de simulation retenu est TOPMODEL (« TOPography based hydrological MODEL »). Le choix de ce modèle a été motivé par le fait qu'il intègre des processus hydrologiques explicatifs compatibles avec ceux actifs à l'Hermine (Moore, 1989; Hendershot *et al.*, 1992) et qu'il constitue un bon compromis entre la complexité structurelle et la disponibilité des données d'entrée, dont la topographie. De plus, TOPMODEL a fait l'objet de nombreuses études et applications (Beven *et al.*, 1995), entre autres dans le contexte de la modélisation hydrogéochimique (Band *et al.*, 1993).

2.1 PRÉSENTATION DU SITE D'ÉTUDE

Le projet se déroule sur le site expérimental du bassin de l'Hermine. Ce petit bassin de près de 5 ha se trouve sur le terrain de la Station de Biologie des Laurentides (SBL), à environ 70 km au nord de Montréal, près de St-Hyppolite

dans les Basses-Laurentides. On y retrouve des podzols développés sur un till couvrant un substrat rocheux d'anorthosite. Le bassin est situé approximativement à 400 m d'altitude et possède un dénivelé maximal d'une trentaine de mètres. Les pentes des versants sont irrégulières et elles sont parsemées de blocs. Le bassin est entièrement recouvert d'une forêt composée d'érables à sucre (*Acer saccharum*, 80%), de hêtres à grandes feuilles (*Fagus grandifolia*, 10%) et de bouleaux jaunes (*Betula alleghaniensis*, 7%) (Courchesne et Hendershot, 1988).

Afin de créer une carte topographique du bassin (figure 2-1), l'altitude a été mesurée en 640 points d'élévation à l'aide de niveaux d'arpentage, en 1987. Chacun des points devait représenter un point critique de la surface et correspondre à un élément morphologique d'intérêt, à savoir une crête, le talweg, une dépression ou un point d'inflexion de la surface. Le choix des points par les arpenteurs a été influencé par leur perception du terrain ainsi que par les conditions du terrain qui rendent souvent difficiles l'accès et la visibilité.

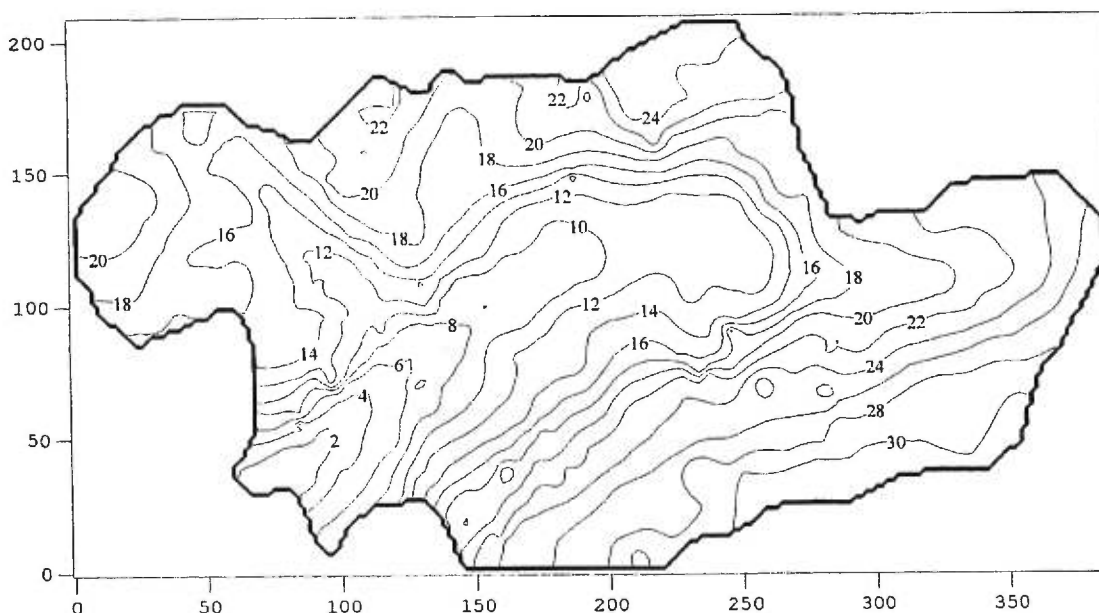


Figure 2-1. Carte topographique originale du bassin de l'Herminie

Ces données ont servi à la création d'un modèle numérique d'élévations. Le MNÉ devait servir à extraire la distribution statistique de l'indice topo-hydrologique utilisé par TOPMODEL. Cette étape en apparence fort simple s'est révélée beaucoup plus difficile que prévue.

Lors d'essais préliminaires, différentes surfaces ont été générées à l'aide de SIG et logiciels permettant d'interpoler des données ponctuelles « spatialisées ». Ces essais ont montré que les propriétés des MNÉ produits étaient sensibles entre autres aux positions et valeurs d'élévation des points échantillonnés ainsi qu'aux méthodes d'interpolation utilisées. Les surfaces différaient de façon appréciable entre elles et étaient dans tous les cas inappropriées au point de vue de la modélisation hydrologique car parsemées de dépressions jugées comme étant artificielles. Le fait que les méthodes d'interpolation donnent des résultats différents n'est pas surprenant (voir Desmet, 1997). Mais l'ampleur des écarts entre les modèles implique donc que certaines des surfaces ne soient pas représentatives du terrain ou possèdent à tout le moins des erreurs plus importantes dans les élévations. De plus, des tentatives d'extraction de données secondaires (aire du bassin versant, patrons d'écoulement, indice topo-hydrologique) se sont soldées par des résultats médiocres. Les conséquences les plus spectaculaires des différences entre les MNÉ se manifestent lorsque l'on fait appel à un algorithme de délimitation de bassin. Puisqu'un bassin versant se définit par son exutoire, il nous faut fournir à l'algorithme les coordonnées connues de l'exutoire de l'Hermine. Selon le MNÉ servant à la délimitation, la taille et forme du bassin varient considérablement. Ce phénomène s'explique par l'interaction de deux facteurs. Le premier est que l'exutoire du bassin numérique ne correspond pas à l'exutoire réel. On impose alors à l'algorithme de trouver une aire qui ne draine pas l'ensemble du bassin. Le deuxième facteur est que selon le MNÉ, des effets de bordure indésirables en périphérie du bassin entraînent des parties du bassin à se drainer virtuellement « à l'extérieur » de celui-ci. Bref, les différences entre les MNÉ induites par les méthodes d'interpolation peuvent avoir des conséquences importantes sur l'extraction de paramètres hydrologiques.

2.2 LA PROBLÉMATIQUE SPÉCIFIQUE

La question de la fiabilité et compatibilité d'un MNÉ à la modélisation hydrologique spatialisée est très peu abordée dans la littérature. Il faut comprendre que les modèles conceptuels et à base physique s'appuyant sur la topographie sont principalement utilisés, dans la littérature, sur des bassins de taille moyenne à grande (plus de 10 km²) pour lesquels des MNÉ sont déjà produits par un organisme national (p. ex. USGS). Peu de recherches semblent s'être appuyées sur des MNÉ de petits bassins versants et élaborés à partir de levés ponctuels des cotes d'altitude. Aussi, la modélisation du terrain est une étape préliminaire aux questions de recherche abordées par les modélisateurs hydrologues, donc un aspect de second plan. On comprend que l'intérêt principal des chercheurs est de rendre hydrologiquement acceptable ces MNÉ pour mener à bien leurs recherches quelle que soit la source de données à l'origine du MNÉ et quelles que soient sa taille et résolution. Pourtant, certaines études montrent qu'il serait important de considérer attentivement les effets des MNÉ sur les variables utilisées en hydrologie.

2.2.1 LES ERREURS DES MNÉ ET LEURS IMPACTS

Ainsi, dans une étude originale, Veregin (1997) a montré l'impact des erreurs de MNÉ sur la direction des écoulements estimée à l'aide de l'algorithme 8D. Pour arriver à ses fins, il a utilisé un MNÉ du USGS faisant un quadrilatère de 7,5 minutes et ayant une résolution de 30 m. Considérant que le MNÉ du USGS possède une erreur, Veregin produit par simulation de nombreux MNÉ « sans erreur » se conformant à différentes hypothèses à propos des propriétés statistiques et spatiales de l'erreur. On constate que les patrons d'écoulement sont moins fiables dans les aires de faible pente. Là où la pente est faible, de petites quantités d'erreur dans les altitudes peuvent entraîner des changements significatifs dans les orientations des écoulements. Plus important encore, les résultats montrent que lorsque l'erreur verticale d'un MNÉ est grande ou positivement corrélée avec la pente du terrain, on devrait être très critique et prudent à l'égard de l'utilisation des données dérivées que sont les

orientations d'écoulement. « Dans certains cas, le niveau de fiabilité est à peine meilleur que le niveau que l'on aurait obtenu si les patrons d'écoulement avaient été assignés sur une base aléatoire » (Veregin, 1997, p. 67). On peut donc supposer que des modifications des patrons d'écoulement entraîneront à leur tour des variations dans l'estimation et la distribution spatiale de l'indice topohydrologique et affecteront ultimement la modélisation hydrologique.

Que l'on utilise un MNÉ produit par un organisme national ou que l'on a créé, on retrouve des erreurs d'altitudes aléatoires et systématiques (Desmet, 1997; Lopez, 1997). Les erreurs aléatoires résultent de causes accidentelles et ne suivent pas, *a priori*, de patron spatial. Généralement, leur distribution statistique suit une loi normale. À l'opposé, les erreurs systématiques suivent souvent un patron spatial et sont très dépendantes de la méthode de production du MNÉ. Plusieurs facteurs peuvent influencer l'exactitude des valeurs d'altitude et donc constituer des sources d'erreurs. Dans une étude portant sur la cartographie isométrique, MacEachren et Davidson (1987) évoquent cinq facteurs auxquels nous rajoutons, pour les MNÉ matriciels, la résolution spatiale tant verticale qu'horizontale. On retrouve ces facteurs dans le tableau 2-1 ainsi que les travaux récents s'y rapportant. Il apparaît que chacun de ces facteurs joue sur la qualité des MNÉ générés mais qu'un rôle prépondérant revient au choix de la méthode d'interpolation.

Tableau 2-1. Facteurs influençant la précision des MNÉ

Facteurs	Articles
- l'exactitude des données mesurées	Fryer <i>et al.</i> (1994)
- la densité (intensité) des points mesurés	MacEachren and Davidson (1987)
- la distribution spatiale des points échantillonnés	Li (1988, 1992)
- les procédures d'estimation des valeurs intermédiaires (interpolation)	Desmet (1997)
- la variabilité spatiale de la surface représentée (autocorrélation)	MacEachren and Davidson (1987), Li (1992)
- la résolution spatiale	Chang and Tsai (1991); Gao (1997)

2.2.2 LE CHOIX D'UNE MÉTHODE D'INTERPOLATION

En effet, l'interpolation, étape clef amenant l'information brute à une forme organisée et continue dans l'espace, intègre l'influence de chacun des autres facteurs. Malgré cette importance, le cadre idéal d'application des méthodes d'interpolation demeure très peu étudié et connu. Il n'existe pas une solution unique idéale (McCullagh, 1988). Ceci est accentué par le fait que « dans tous les cas, le problème fondamental sous-jacent à tous les modèles d'interpolation est que chacun est une sorte d'hypothèse à propos de la surface, et que cette hypothèse peut ou non être vraie » (Lam, 1983, p. 130).

Il existe certaines règles à considérer lors du choix d'une méthode d'interpolation. Lam (1983) et Zink (1989) ont placé le caractère exact ou approximatif des méthodes d'interpolation comme première clé dichotomique de leur classification. Par conséquent, on est confronté à la qualité des données servant lors de l'interpolation et de l'intérêt à reproduire ces valeurs dans le

MNÉ avec exactitude. Lam (1983) mentionne aussi l'importance du type de données. Il faut s'assurer que la méthode soit compatible avec les caractéristiques des données d'entrée, à savoir leur densité (variable ou non), leur distribution spatiale (uniforme, irrégulière), leur signification topographique (dépressions, crêtes) et leur précision. Le type de données peut conduire à choisir entre une méthode d'interpolation locale et globale. En effet, Zink (1989) mentionne que les procédures d'interpolation ont généralement été testées sur des surfaces continues relativement simples et lisses. Il ajoute que « les procédures d'interpolation adéquates sous ces conditions peuvent entraîner des complications sévères lorsqu'elles sont appliquées sur ces données regroupées ou éparses » (Zink, 1989, p. 87). Ultimement, le choix est dicté par les exigences de l'utilisation ultérieure du MNÉ. Dans le cas de la modélisation hydrologique, ceci implique que le MNÉ reproduise le plus fidèlement possible la réalité topographique du terrain modélisé tout en minimisant le nombre de dépressions artificielles.

Très peu de travaux ont été effectués pour tester l'efficacité de méthodes d'interpolation en les confrontant aux mêmes données d'entrée. Dans bien des cas, les résultats sont contradictoires (e.g. Weber and Englung, 1992; Desmet, 1997). On peut l'expliquer par la nature des surfaces interpolées (topographiques ou non-visibles) et la diversité des conditions dans lesquelles les études se sont déroulées (échelle, type d'échantillonnage, etc.) qui font que chaque étude est difficilement généralisable.

Ainsi, la grande majorité des études comparatives (p. ex. van Kuilenburg *et al.*, 1982; Dubrule, 1984; Laslett *et al.*, 1987; Laslett and McBratney, 1990; Voltz and Webster, 1990; Gallichand *et al.*, 1992; Hosseini *et al.* 1993; Declercq, 1996) portent sur les surfaces non-visibles. On ne connaît les surfaces non-visibles que par échantillonnage ponctuel dans l'espace. C'est le cas de caractéristiques pédologiques tel le pH, la conductivité hydraulique et la salinité. D'autres surfaces peuvent être dynamiques. On peut penser au niveau de la

nappe phréatique ou encore à des surfaces à caractère météorologique et atmosphérique : pression, température, précipitations, durée d'ensoleillement. Pour ces surfaces on peut difficilement vérifier les résultats de l'interpolation avec des mesures ultérieures si des doutes ou des lacunes apparaissent. Et puisqu'on ne voit pas ces surfaces, on ne peut échantillonner les zones présentant en réalité les valeurs maximales et minimales. Bref, on espère en savoir assez sur le phénomène observé pour détecter les erreurs grossières, mais il est difficile de les évaluer dans le détail. Ce qui fait dire à Carter (1988), citant Monmonier (1982), que dans un tel cas « L'interpolation est un processus hautement subjectif et une procédure d'estimation n'est pas bonne ou fautive, mais simplement plausible ou absurde ». Généralement, les méthodes d'interpolation par krigeage et par moyenne mobile pondérée par l'inverse de la distance (IDW) gagnent la faveur des auteurs. Il faut mentionner qu'à l'exception de Declercq (1997), les comparaisons ont été effectuées pour des milieux où la variation spatiale des données à interpoler est faible.

En ce qui a trait aux surfaces topographiques, il s'agit de surfaces visibles montrant peu de changements dans le temps (à l'échelle de la journée, semaine, mois et même année). Il est possible de les vérifier en détail en prenant des mesures supplémentaires ultérieurement. Pourtant, peu d'études comparatives portent sur ce type de surface. Weber and Englund (1992) ont montré que la méthode IDW est plus précise pour les données d'élévation, ce qui entre en contradiction avec Desmet (1997) qui préfère de loin l'interpolation par spline.

Puisqu'il n'existe pas un ensemble de critères de performance objectifs permettant à un utilisateur de déterminer quel est l'algorithme d'interpolation le plus approprié pour une application spécifique, l'utilisateur doit faire intervenir son expérience et son intuition, qualités encore mal développées s'il est inexpérimenté (Zink, 1989). De plus, l'absence de connaissances sur les phénomènes interpolés conduit souvent l'utilisateur à sélectionner une méthode

d'interpolation aléatoirement (Declercq, 1996). Ce qui peut avoir des conséquences fâcheuses sur le MNÉ créé et les données secondaires extraites et ultimement sur la modélisation hydrologique s'appuyant sur ces données. Ces considérations sont fondamentales dans le cas de notre recherche.

2.2.3 LE CAS DU BASSIN DE L'HERMINE

La petite taille du bassin de l'Hermine, son faible dénivelé (32 mètres) ainsi que sa forte rugosité de surface nous confrontent à des problèmes rarement évoqués et étudiés dans la littérature. Ainsi, la compatibilité du MNÉ avec un objectif de modélisation hydrologique n'est pas assurée. À grande échelle, les surfaces topographiques se distinguent des autres surfaces mathématiques lissées par la façon d'acquérir les données, ce qu'on connaît des surfaces et ce qu'on espère de la représentation de ces surfaces. Carter (1988) estime que la plupart des algorithmes permettant l'interpolation de surfaces ne sont pas appropriés pour la génération de surfaces topographiques. Aussi, la plupart des fonctions ne sont pas reliées à la géométrie de terrain qu'elles tentent de représenter (McCullagh, 1988). Il y a un danger que la fonction génère une surface avec des collines et vallées fictives caractérisant de façon imprécise la surface modélisée en y faisant apparaître une microtopographie qui n'existe pas sur le terrain. De plus, certains modèles d'interpolation n'appliquent pas de lissage, d'autres le font. L'utilisateur doit déterminer si ce lissage est pertinent pour la représentation de la surface réelle. « Il y a rarement une technique optimale et le choix d'une méthode d'interpolation dépend intimement des préférences de l'utilisateur et des caractéristiques désirées de la surface à produire » (McCullagh, 1988 faisant référence à Rhind, 1975 et Lam, 1983). Dans ce contexte, une question centrale se pose: Comment peut-on générer un MNÉ qui soit un compromis réconciliant les contraintes imposées par les modèles de simulation hydrologique et le réalisme de la topographie du bassin étudié ?

2.3 LES OBJECTIFS DE RECHERCHE

2.3.1 LES OBJECTIFS DE LA RECHERCHE

L'objectif central de cette recherche est de montrer l'effet du choix d'une méthode d'interpolation pour la génération d'un MNÉ sur le calcul de l'indice topo-hydrologique nécessaire à la modélisation hydrologique avec TOPMODEL. En effet, une méthode d'interpolation peut introduire des « erreurs » dans les MNÉ, ce qui aura un impact sur la détermination des patrons d'écoulement et ultimement une influence notable lors du calcul d'un indice topo-hydrologique.

Dans notre recherche, on vise plus spécifiquement à

- 1) présenter des critères nous permettant de choisir le MNÉ le plus approprié pour un problème donné;
- 2) évaluer la performance des diverses méthodes d'interpolation;
- 3) formuler des recommandations quant au choix d'une méthode pour modéliser la topographie.

L'évaluation se fera à l'aide d'approches qualitatives (cartes) et quantitatives (distributions statistiques de la pente, courbure) éprouvées. On abordera dans un premier temps l'impact des méthodes sur les caractéristiques des MNÉ puis dans un deuxième temps l'impact des méthodes sur les variables hydrologiques (aires contributives et indice topo-hydrologique).

2.3.2 ASPECT NOVATEUR DE LA RECHERCHE

Dans la majorité des articles dont la finalité porte sur la modélisation hydrologique spatialisée d'un très petit bassin versant (< 1 km²) à l'aide d'un indice topographique, la description des étapes de pré-modélisation, c'est-à-dire celles de la génération d'un MNÉ et de l'extraction de données secondaires à caractère topographique, et des problèmes associés est presque inexistante.

Notre recherche se veut une étude de cas visant à combler ce manque dans la littérature. À la différence de Veregin (1997), le MNÉ utilisé concerne une aire d'étude à très grande échelle constituée d'un seul très petit bassin versant. Un seul exutoire peut donc être considéré et la détermination des patrons d'écoulement tiendra compte des problèmes causés par les dépressions et aires planes, ce qui a été exclu par Veregin (1997). Notre étude s'approche, en terme d'échelle, à ce que présente Desmet (1997). Le terrain d'étude de Desmet (1997) est un versant agricole ayant une surface très régulière pour laquelle les points échantillonnés sont espacés irrégulièrement et ont une densité qui tend à être uniforme. À l'opposé, notre bassin possède une surface beaucoup plus rugueuse et a été échantillonné selon un patron irrégulier de densité non-uniforme, ce qui peut influencer la performance des différentes méthodes d'interpolation. Alors que l'effet de la résolution du MNÉ sur la distribution d'un indice topographique comme le $\ln(a/\tan B)$ a largement été étudié (Wolock and Price, 1994; Quinn *et al.*, 1995), l'étude du lien entre la qualité du MNÉ et la distribution statistique de l'indice ne semble jamais avoir été réalisée.

CHAPITRE 3

LA MÉTHODOLOGIE DE RECHERCHE

Afin de répondre aux objectifs de cette recherche, plusieurs étapes doivent être franchies. Ce chapitre vise à présenter les données d'élévation utilisées dans cette étude et les diverses méthodes d'interpolation servant à la génération des MNÉ. Ensuite, on examine les approches permettant d'évaluer chacune de ces surfaces. Et enfin, on explique les techniques permettant de calculer les aires cumulatives et les valeurs de l'indice topographique.

3.1 LE SITE D'ÉTUDE ET LES DONNÉES D'ÉLÉVATION

3.1.1 ACQUISITION DES DONNÉES D'ÉLÉVATION

Des travaux de terrain dans l'Hermine ont permis d'obtenir 640 points d'élévation situés aux ruptures de pente perçues comme étant significatives. Les levés exécutés au niveau d'arpentage ont donné des cotes d'altitude organisées dans un plan cartésien dont l'axe des Y pointe vers le nord magnétique. L'exutoire constitue le datum des élévations. Le dernier chiffre significatif des mesures d'altitude est de l'ordre du millimètre alors que les positions dans le plan horizontal sont basées sur un maillage au mètre.

3.1.2 DÉLIMITATION DU BASSIN VERSANT

Puisque notre étude porte sur la qualité des surfaces interpolées et non sur les surfaces extrapolées, il importe de délimiter numériquement le terrain d'étude. Il existe quelques approches pour réaliser cette tâche. Dans notre cas, l'extraction automatique, nécessitant un MNÉ fiable, n'est pas possible. En effet, selon les MNÉ générés, la position de l'exutoire virtuel et la présence de dépressions dont le nombre et la taille sont variables, affectent les résultats de l'algorithme d'extraction. Or, pour que nos évaluations soient comparables, il nous faut une délimitation du bassin commune à tous les MNÉ. Aussi, la numérisation de la carte topographique préliminaire du bassin est inappropriée car une étude approfondie des 640 points d'élévation montre que la carte présente des limites débordant probablement le cadre réel. Il faut donc faire un

découpage « manuel » des frontières en tentant de trouver les points correspondant aux crêtes entourant le bassin et contraignant tous les écoulements vers l'exutoire.

3.1.3 DESCRIPTION DES DONNÉES D'ÉLÉVATION

La figure 3-1 présente la carte des nouvelles frontières de l'Hermine ainsi que des 640 points où l'élévation a été mesurée. Les valeurs d'élévation oscillent entre 0,1 et 31,6 mètres. La moyenne de ces valeurs est de 16,7 et l'écart-type est de 6,8 mètres. Suite à la délimitation du bassin versant, il apparaît que certains points d'élévation se trouvent à l'extérieur de l'Hermine. Lors d'interpolations exploratoires, il a été mis en évidence que le fait de conserver ces points engendre un « bruit » constitué d'erreurs en périphérie du terrain d'étude. Une autre source de bruit dans ces interpolations sont les paires de points distants de 1 mètre et présentant des valeurs d'élévation fortement discordantes. On en trouve à deux endroits à l'intérieur des limites du bassin (voir les points rouges sur la figure 3-1). Pour pallier ce problème, ces paires de points sont éliminées au profit de deux nouveaux points situés dans le centre de chaque paire et représentant leur valeur d'élévation moyenne. Cet élagage réduit à 610 le nombre de points pouvant être utilisés pour effectuer les interpolations des surfaces d'élévation. Les points en rouge de la figure 3-1 sont ceux qui ont été exclus des interpolations.

On constate que la distribution des points échantillonnés est irrégulière et surtout non-uniforme. Certaines régions sont très bien représentées alors que d'autres le sont moins. La carte de la densité des points échantillonnés (figure 3-2) permet d'apprécier cette variation spatiale. Notez que les valeurs présentées sur la carte de densité sont calculées pour un point au centre d'une zone de recherche circulaire de 20 mètres de rayon. Une variation de ce rayon implique des valeurs de densité différentes puisque la densité est le rapport entre le nombre de points et l'aire dans laquelle ils se trouvent. Plus le rayon de recherche est grand, plus la densité s'uniformise sur l'ensemble du bassin.

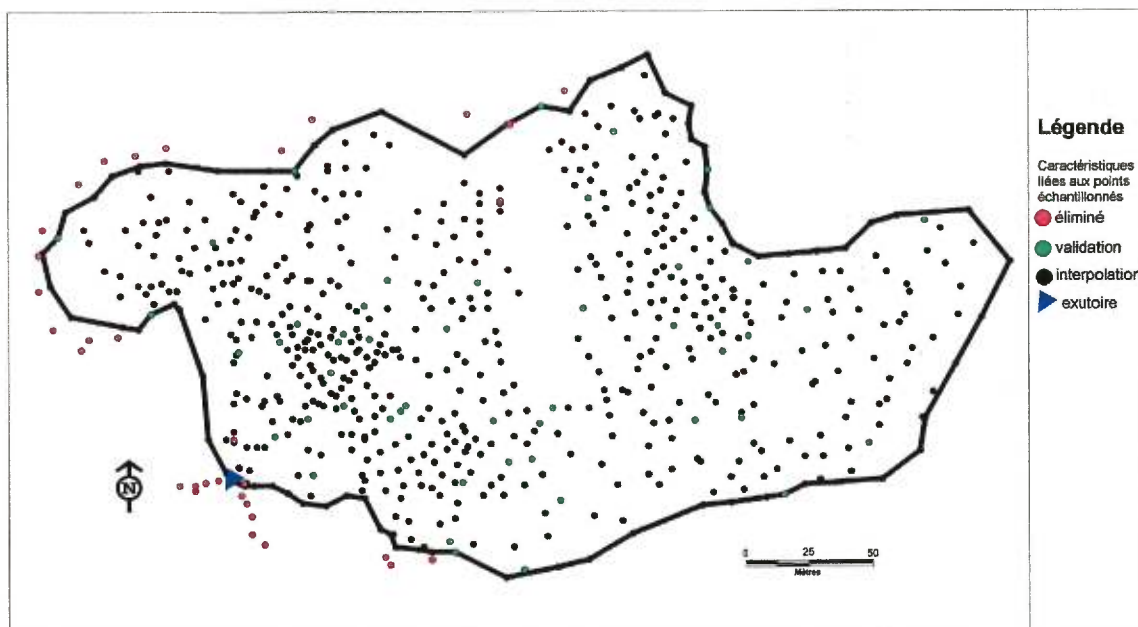


Figure 3-1. Position des points échantillonnés dans le bassin de l'Hermine

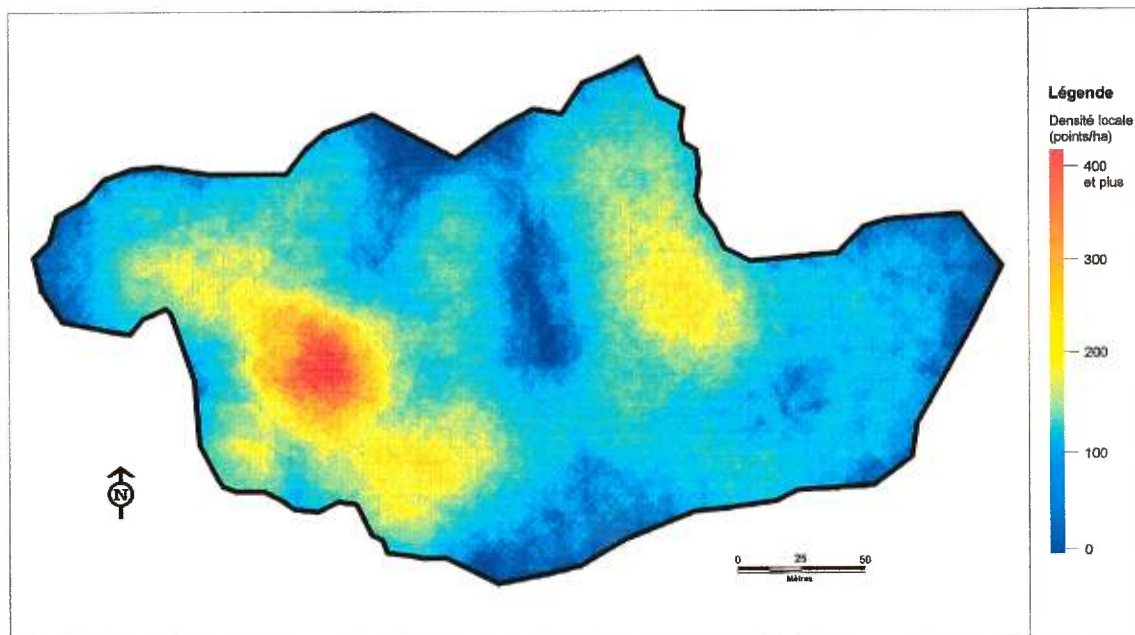


Figure 3-2. Densité des points échantillonnés dans le bassin de l'Hermine

Les différences de densité peuvent être causées par de nombreux facteurs. La sous-représentation est généralement liée à l'absence d'inflexion réelle ou perçue de la surface ou encore à l'impraticabilité du terrain due à la présence d'obstacles (e.g. arbres, blocs). La forte densité de points s'explique surtout par la perception qu'ont les arpenteurs de la variabilité de la surface. En effet, certaines régions du bassin, particulièrement dans le talweg, sont parsemées de nombreux blocs et de troncs d'arbres. Il est donc plus difficile dans ces conditions de ne saisir que les grandes tendances des surfaces, à un point tel qu'il a été préférable de multiplier les points échantillonnés.

3.2 LA GÉNÉRATION DES MNÉ

3.2.1 LA RÉOLUTION SPATIALE DES MNÉ

L'impact de la résolution spatiale sur les résultats de modélisation hydrologique a abondamment été souligné dans la littérature (p.ex. Grayson *et al.*, 1993; Mazion Jr and Yen, 1994; Wolock and Price, 1994; Beven *et al.*, 1995; Bruneau *et al.*, 1995). Zhang and Montgomery (1994) mentionnent que la taille de la maille d'un MNÉ affecte significativement la représentation de la surface et les modélisations hydrologiques basées sur cette représentation. Si la diminution de la taille des mailles entraîne une représentation plus exacte des éléments du paysage, elle est limitée par la résolution des données de base utilisées lors de la génération du MNÉ. En effet, « décroître la taille des mailles sous la résolution des données échantillonnées n'améliore pas l'exactitude de la représentation de la surface par le MNÉ et peut potentiellement introduire des erreurs d'interpolation » (Zhang and Montgomery, 1994, p.1027).

Aussi, la fiabilité des données dérivées, telles la pente et les orientations, dépend de la qualité du MNÉ et de la présence d'erreurs dans les MNÉ et de leur patron spatial. Dans ce sens, Chang and Tsai (1991) rapportent que la précision des cartes de pente et d'orientation est inversement proportionnelle à

la résolution horizontale dans le plan (x,y). Fahsi *et al.* (1990) ont ajouté que la précision verticale est inversement proportionnelle à la taille des cellules. Aussi, Carter (1992) mentionne que la résolution verticale peut affecter la précision des orientations que l'on en dérive. On imagine aisément qu'une résolution grossière pourrait créer artificiellement des zones planes.

Notre but est de caractériser le plus précisément possible le bassin. Chacun des points mesurés sur le terrain est important pour l'information qu'il apporte. Il faut choisir une résolution qui permette de les exploiter pleinement. McCullagh (1988) mentionne que la théorie de l'information nous amènerait à la conclusion que le nombre de points à interpoler devrait être approximativement équivalent au nombre de points mesurés. Ce qui signifierait pour l'Hermine, où nous avons 610 mailles mesurées, que la résolution devrait être de 9 mètres. Une telle résolution est trop grossière pour les régions du MNÉ où la densité en points échantillonnés est élevée, ce qui risque d'engendrer une agrégation de l'information. Une autre règle proposée par McCullagh (1988) est que la résolution soit égale à la moitié de la plus petite distance entre deux points échantillonnés, évitant du coup l'agrégation de l'information ponctuelle. Dans le cas de l'Hermine, ceci conduirait à une résolution trop fine pour les besoins de l'étude.

Ainsi, la résolution retenue est de l'ordre du mètre. La précision des points d'élévation échantillonnés est au millimètre et il en va de même pour la résolution verticale des MNÉ générés. Cette haute résolution verticale a l'avantage de minimiser l'apparition de zones planes mais le désavantage d'affecter fortement les orientations d'écoulement même en présence de faibles erreurs d'élévation. En effet, imaginons une région de la surface qui serait caractérisée par des mailles dont les altitudes ne varient que de quelques millimètres. Dans un tel cas, on ne peut définir cette région comme une zone plane puisqu'il y a des différences d'élévation, aussi petites soient elles, donc d'orientation préférentielle de l'écoulement. Le revers de cela est que dans la

situation où la surface contient de très petites erreurs d'élévation, malgré leur petitesse, ces millimètres peuvent induire des directions d'écoulement qui sont erronées.

3.2.2 CHOIX DES ALGORITHMES D'INTERPOLATION

Le choix des méthodes d'interpolation basée sur des points s'est limité à celles qualifiées précédemment d'exactes et de locales. Il faut que les méthodes d'interpolation permettent de générer une surface qui soit représentative de la topographie réelle, voire de la micro-topographie, puisque c'est le facteur hydrologique explicatif dominant. Donc, il faut *a priori* favoriser le choix de méthodes d'interpolation conservant les valeurs initiales des données d'entrée et représentant la complexité du terrain. De plus, la disponibilité des algorithmes d'interpolation a été déterminante dans notre choix des méthodes d'interpolation. Certains algorithmes peuvent sembler prometteurs mais leur version informatique est difficile à trouver ou est encore trop onéreuse. C'est le cas de l'algorithme de Hutchinson (1989) qui, en plus, requiert des données supplémentaires (e.g. cours d'eau, crêtes) que nous ne possédons pas.

Il est possible de retrouver diverses méthodes d'interpolation dans les logiciels statistiques tel SAS, SURFER et GEO-EAS utilisés par Declercq (1996) et Demet (1997). Ce sont principalement les méthodes présentes dans les populaires SIG ARC/INFO 7.2, GRASS 4.1, Vertical Mapper 2.0 (MAPINFO) et IDRISI 1.0 qui sont utilisées dans cette étude.

3.2.2.1 Moyenne pondérée par l'inverse de la distance (« Inverse Distance Weighting » ou « IDW »)

Ce premier type d'algorithme d'interpolation est le plus fréquemment retrouvé dans les SIG et tout autre logiciel permettant l'interpolation spatialisée. Pour cette raison, notre étude s'intéresse particulièrement à cette méthode d'interpolation.

La méthode IDW fait partie de la grande famille des méthodes des moyennes mobiles et a par définition une approche de lissage. Elle permet d'interpoler une valeur en effectuant une moyenne des valeurs d'altitude les plus proches et en pondérant leur importance respective par l'inverse de leur distance. On fait donc l'hypothèse qu'il y a une dépendance spatiale entre les valeurs de sorte que plus les points servant à l'interpolation sont distants, moins ils auront une influence sur la valeur calculée. La relation mathématique est la suivante :

$$Z(x,y) = \frac{\sum_{i=1}^n w_i Z_i}{\sum_{i=1}^n w_i} \quad (1)$$

où $Z(x,y)$ est la valeur interpolée au point localisé en (x,y) et Z_i sont les valeurs des points utilisés lors de l'interpolation; w_i est la fonction de pondération basée sur la distance euclidienne (d) entre $Z(x,y)$ et Z_i . Cette pondération est inversement proportionnelle à la distance : $w_i = 1/d^k$.

L'exposant k façonne le modèle spatial d'influence des points en établissant le taux avec lequel cette influence décroît. Le modèle spatial retenu dans notre étude est quadratique, c'est-à-dire que la valeur de k est de 2. C'est la pondération la plus répandue.

Il existe quelques approches pour choisir les n points mesurés (Z_i) servant à l'interpolation. La figure 3-3 illustre la relation s'établissant entre le point à interpoler et les points retenus lors du calcul. Les critères que nous retenons dans notre étude sont :

- 1) un nombre fixe de points (P) les plus proches de celui à interpoler;
- 2) un rayon de recherche fixe (R) dans lequel tous les points trouvés sont utilisés dans le calcul;
- 3) un nombre de points à trouver dans un rayon maximal ($P+R$).

Dans notre étude, on utilise IDW avec ces trois critères distincts. Ces méthodes-critères auront dans l'ordre les sigles IDW(P), IDW(R) et IDW(P+R).

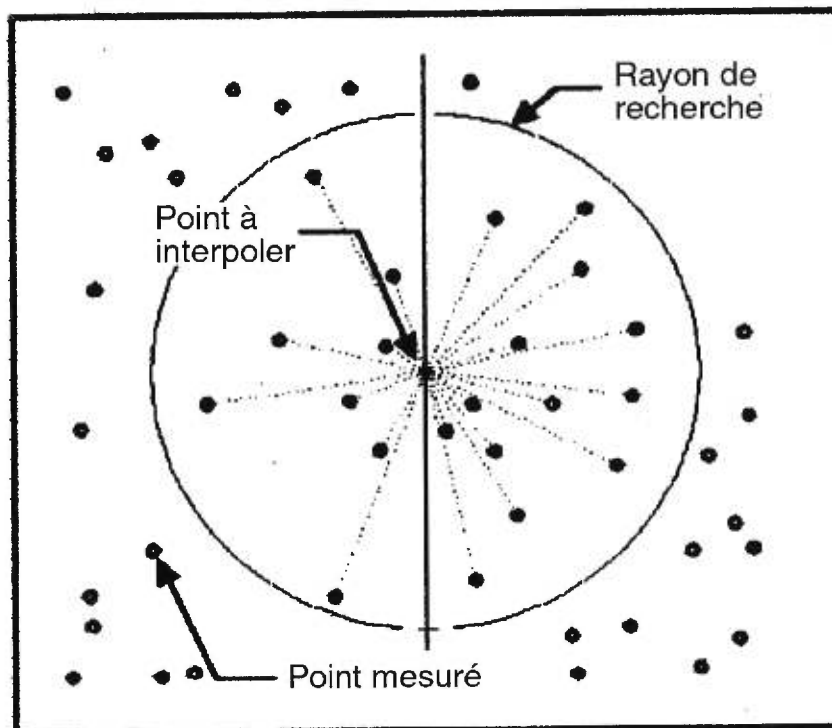


Figure 3-3. Méthode d'interpolation IDW (Vertical Mapper, 1998)

Il existe d'autres techniques pour la sélection des points servant à l'interpolation et devant limiter les effets négatifs liés à la distribution spatiale de ces points. L'une de ces techniques découpe la zone de recherche en quadrant et pour chacun d'eux retient un nombre défini de points. Cette approche a été utilisée par Desmet (1997) sans que des résultats probants soient réalisés. C'est pourquoi nous préférons nous concentrer sur les approches les plus populaires et répandues dans les SIG. Pour en savoir plus, le lecteur peut se référer à Burrough (1986) et Zink (1989).

C'est l'algorithme *s.surf.idw*, de GRASS, qui effectue l'interpolation IDW(P). Il permet, selon les auteurs, de représenter des surfaces plus complexes et de limiter spatialement l'influence des erreurs. On prétend que

c'est la meilleure méthode à appliquer dans la plupart des cas d'interpolation. Mais Burrough (1986) nuance cette opinion en disant que l'algorithme est sensible à la distribution de points échantillonnés notamment si elle est non-uniforme. Dans un tel cas, les fenêtres de points servant à l'interpolation peuvent varier de forme, de taille et d'orientation, ce qui peut entraîner des effets pervers sur les valeurs interpolées. Afin de bien montrer l'impact du nombre de points sélectionnés pour estimer la valeur interpolée, onze surfaces sont générées à l'aide de IDW(P). Pour chacune de ces surfaces, l'algorithme d'interpolation fait appel à un nombre fixe de points, entre 2 et 12 points, soit une quantité de points similaire à ce que recommande Burrough (1986).

En ce qui a trait à l'interpolation IDW(R), l'algorithme utilisé est celui de Arc/Info. Pour guider le choix de rayons de recherche appropriés, une analyse préliminaire est effectuée. Ceci permet d'éviter de créer des situations où aucun point mesuré ne se trouve dans le rayon de recherche du point à interpoler. Pour illustrer l'impact de la valeur du rayon de recherche, cinq surfaces sont générées et pour chacune d'elles nous faisons usage d'un rayon de 20, 25, 30, 35 ou 40 mètres.

Vertical Mapper permet de coupler les deux critères soit celui du nombre de points et celui du rayon fixe (IDW(P+R)). Cet algorithme impose un rayon maximal de recherche dans lequel doit être trouvé un nombre de points variable. Il devient difficile de bien saisir l'interaction entre ces deux critères. C'est pourquoi une seule combinaison est retenue : rayon de 25 mètres dans lequel doivent se trouver de 3 à 6 points.

3.2.2.2 Krigeage ponctuel (« Punctual kriging »)

Tout comme la méthode IDW, le krigeage accorde un poids à chacun des points du voisinage utilisés lors de l'interpolation mais la façon d'attribuer la pondération est fort différente. En effet, la méthode IDW détermine les poids à l'aide d'une fonction de distance agissant sur un voisinage arbitraire. L'avantage

du krigeage est de permettre la meilleure estimation linéaire non-biasée (« BLUE ») et de prendre en considération l'agrégation des données spatiales ponctuelles (Isaaks and Srivastava, 1989). Le krigeage accorde ses poids en se basant sur un modèle stochastique de distance. Ce modèle s'appuie sur la théorie de la variable régionalisée (« regionalized variable »). On explique les variations spatiales complexes d'une variable par trois facteurs : 1) une composante structurale, par exemple une tendance; 2) une composante aléatoire mais spatialement corrélée; 3) un bruit aléatoire qui n'est pas corrélé spatialement (Burrough and McDonnell, 1998). Le patron spatial des variations de la variable doit être statistiquement homogène (propriété de stationarité) sur l'ensemble de la surface (Burrough and McDonnell, 1998).

La statistique sur laquelle se fonde le krigeage est la semivariance. Elle permet de mesurer la dépendance entre les points échantillonnés. On définit la semivariance $\gamma(h)$ comme étant la moyenne des différences au carré d'un nombre n de paires de points, Z_i et Z_{i+h} , séparés par une distance h :

$$\gamma(h) = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n [Z_i - Z_{i+h}]^2 \quad (2)$$

La distribution statistique des semivariances en fonction de la distance des points (« lag ») est exprimée par le semi-variogramme. Le modèle de la variabilité spatiale des points échantillonnés est appelé semi-variogramme expérimental. Lors de l'interpolation, c'est le semi-variogramme théorique (linéaire, sphérique, gaussien, etc.) qui est utilisé. Ce modèle théorique est une fonction mathématique qui est ajustée, comme une courbe de régression, en fonction de minimiser le carré des écarts avec le modèle expérimental. La figure 3-4 présente le semi-variogramme expérimental des données du bassin de l'Hermine.

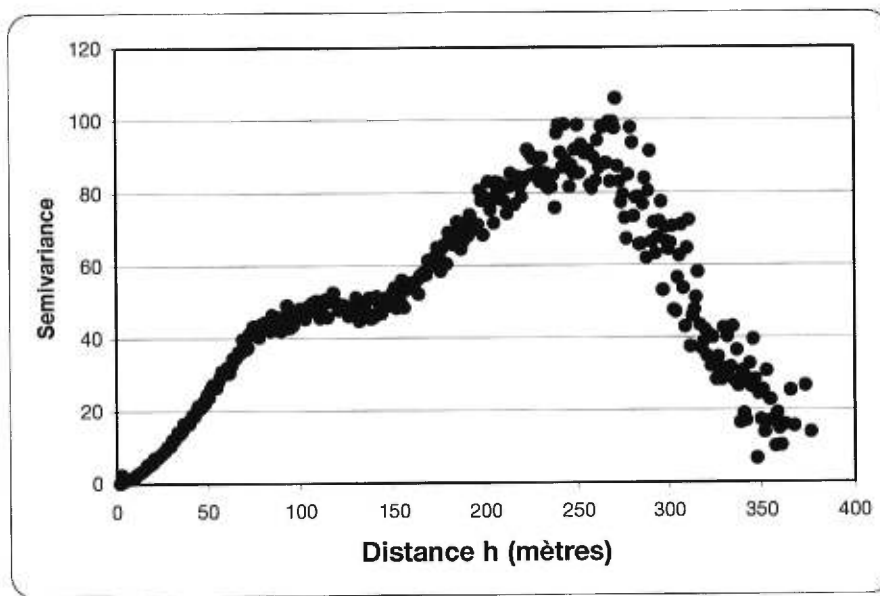


Figure 3-4. Semi-variogramme expérimental de l'Hermine

Pour de faibles distances, la semi-variance est petite. Celle-ci s'accroît alors que la distance augmente jusqu'à un plafonnement ($h = 100 - 150$). Le début de ce plateau (« sill ») indique la fin de l'aire d'influence (« range »), donc le point à partir duquel il y a absence d'autocorrélation. Ce phénomène se produit dans l'Hermine pour une distance de 100 mètres. On constate par la suite une remontée de la semi-variance, ce qui peut être interprété comme étant la manifestation d'une deuxième structure spatiale à une plus grande échelle et engendrant l'autocorrélation des valeurs des élévations.

Quoiqu'il en soit, on a mentionné la nécessité que le patron spatial des variations soit homogène (isotropique). Dans l'Hermine, ce n'est vrai que si l'on considère des paires de points distantes de moins de 40 mètres environ. C'est pourquoi, ne sachant quelle est la distance maximale la plus appropriée, deux surfaces sont générées, chacune d'elles s'appuyant sur un semi-variogramme théorique ayant un distance h maximale de 20 et 30 mètres, soit des rayons de recherche similaires à ceux utilisés avec la méthode IDW(R). Le semi-variogramme expérimental est ajusté à l'aide d'un modèle théorique gaussien

avec un coefficient de détermination supérieur à 96%. Exceptionnellement, nous avons fait appel à un logiciel statistique, GS+, pour effectuer l'interpolation. Ce logiciel est plus flexible que les routines de ARC/INFO, le seul SIG pouvant faire le krigeage qui nous soit disponible. En effet, quelques essais avec ARC/INFO ont révélé les limites du logiciel lorsque l'on doit ajuster un modèle théorique au semi-variogramme expérimental.

3.2.2.3 Voisinage naturel simple (« Simple Natural Neighbour » ou « SNN »)

L'interpolation basée sur le voisinage naturel simple, à ne pas confondre avec l'interpolation par plus proches voisins (« Nearest Neighbour »), est très peu répandue dans les SIG. L'algorithme utilisé se trouve dans la version 2 de Vertical Mapper.

Le voisinage naturel s'appuie sur une technique d'estimation géométrique. Cette méthode utilise les polygones de Thiessen (ou Voronoi) pour trouver l'aire d'influence de chacun des points échantillonnés. Ces polygones sont construits de telle façon que leurs frontières soient équidistantes des différents points du voisinage. Lors de l'interpolation, le voisinage naturel du point dont on cherche la valeur est trouvé et se superpose aux aires d'influence des points échantillonnés. La figure 3-5 illustre ce concept. La valeur interpolée peut être calculée à l'aide d'une solution qualifiée de linéaire, ou encore basée sur la pente.

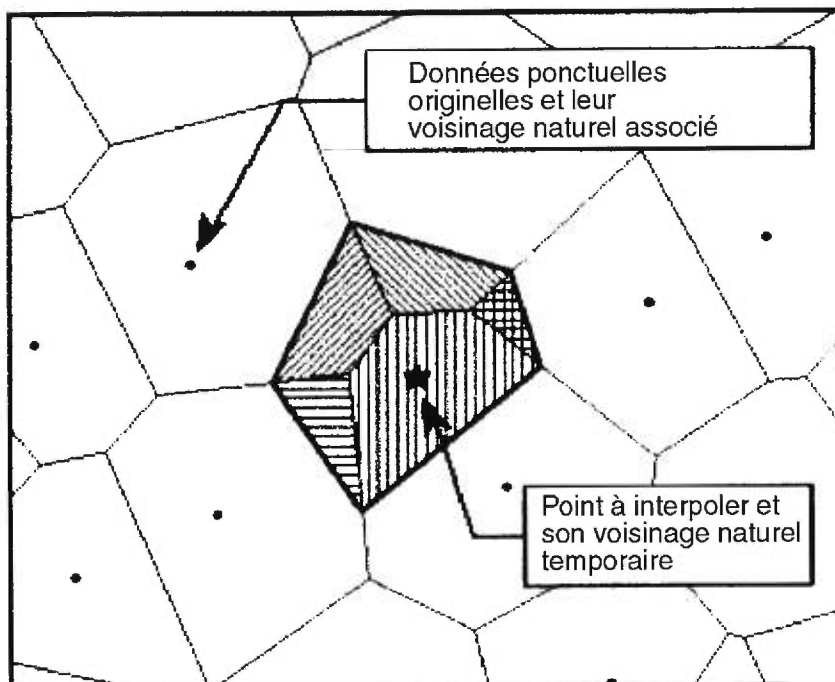


Figure 3-5. Méthode d'interpolation par voisinage naturel (Vertical Mapper, 1998)

La méthode SNN linéaire effectue la moyenne des valeurs voisines pondérées par l'aire qu'elles occupent dans le voisinage naturel du point à interpoler. La solution basée sur la pente, au lieu de s'appuyer seulement sur les élévations, estime d'abord la pente que devrait avoir le point interpolé. Pour chacune des aires présentes dans le voisinage naturel de ce point, une pente est extrapolée. La pente du point est calculée en pondérant les pentes par les aires communes au voisinage naturel du point. La méthode tient compte aussi des points mesurés qui sont des minima ou maxima dans leur voisinage afin d'éviter des sous et sur-estimations des valeurs interpolées. Cette technique donne une apparence plus lisse à la surface. C'est pourquoi nous l'appelons dans notre étude SNN lissé. Pour plus de détails à propos de cette méthode, le lecteur peut se référer à Gold and Roos (1994).

3.2.2.4 Interpolation linéaire et bivariée de 5^e degré basées sur un TIN

Les méthodes d'interpolation linéaire et bivariée basées sur les TIN sont exactes et locales. Toutes deux s'appuient sur la triangulation de Delaunay. Les données ponctuelles sont reliées de façon à former des facettes triangulaires jointives qui ne se superposent pas. Les points sont connectés sur la base de leur proximité et de telle sorte qu'un cercle passant par les trois coins de chaque facette triangulaire ne puisse inclure un autre point liant une arête d'un autre triangle. Cette structure liant les points échantillonnés est un TIN.

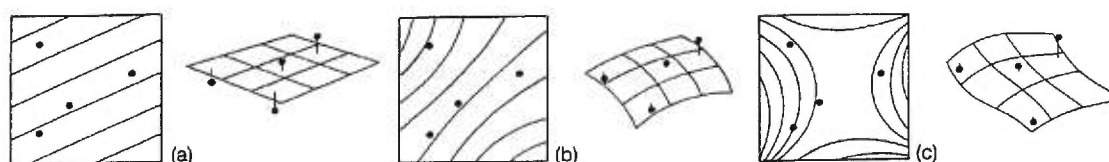
La surface est donc décrite par une mosaïque de facettes triangulaires. Chacune d'elles est caractérisée par une solution linéaire ou polynomiale bivariée de 5^e degré. Lors de l'interpolation linéaire, chacune des mailles du MNÉ est évaluée à l'aide d'un polynôme de premier ordre. Ce polynôme représente la surface plane triangulaire incluant spatialement le centroïde de chacune des mailles concernées. Le principal désavantage de cette technique est d'entraîner des transitions abruptes entre les pièces triangulaires.

C'est pour pallier à cette lacune que Akima (1978) a développé la méthode d'interpolation polynomiale bivariée de 5^e degré. Son approche nécessite la résolution de dérivées partielles pour chacun des sommets des triangles. Ces dérivées sont estimées à l'aide d'un nombre, déterminé par l'utilisateur, de plus proches voisins. Dans son exemple, Akima (1978) accroît le nombre de voisins de trois à cinq afin d'optimiser les résultats. Desmet (1997) en utilise six. Les algorithmes qui nous sont disponibles ne permettent pas le choix d'un nombre de voisins. Ce manque de contrôle sur la performance de la méthode d'interpolation nous incite à faire appel à deux logiciels plutôt qu'un, à savoir Vertical Mapper (MapInfo) et Arc/Info.

3.2.2.5 Surface de tendance (« trend surface »)

Toutes les méthodes présentées ci-haut sont exactes et locales. Afin de mettre en relief leurs performances, nous faisons également appel à une méthode d'interpolation approximative et globale : les surfaces de tendance.

L'interpolation d'une surface de tendance s'appuie sur le modèle d'une régression multiple. L'approche vise donc à ajuster une surface polynomiale à l'ensemble des points échantillonnés en minimisant les erreurs au carré. La surface est caractérisée par une tendance principale représentant l'allure générale de cette surface et par les résidus associés exprimant les variations locales ou encore des erreurs aléatoires. Selon la complexité de la surface à interpoler, l'ordre du polynôme peut varier. La figure 3-6 illustre la relation entre l'ordre et la forme de la surface. Dans notre étude, les surfaces sont générées pour des polynômes de 2, 4, 6, 8, 10 et 12 degrés.



□

Figure 3-6. Surfaces de tendance en deux dimensions :
a) linéaire, b) quadratique et c) cubique. (Burrough, 1986)

L'interpolation d'une surface de tendance a l'avantage d'être simple d'utilisation et peu exigeante en temps de calcul. On ne saurait considérer cette méthode comme adéquate pour la génération de MNÉ. Zink (1987) mentionne à cet effet que les désavantages de la méthode, comme le fait qu'elle soit influencée par les valeurs extrêmes ou encore les erreurs qu'elle génère en périphérie des zones échantillonnées, surpassent les avantages. Néanmoins, cette méthode est répandue, on la trouve d'ailleurs dans un SIG comme Arc/Info, et sert ici, comme on l'a dit, à des fins comparatives.

Terminons cette section en rappelant qu'un objectif important de cette recherche est d'évaluer la performance de méthodes d'interpolation et de les comparer. Il existe une multitude de méthodes d'interpolation et celles que l'on utilise ici sont disponibles dans différents SIG. Les méthodes d'interpolation utilisées dans cette recherche sont regroupées dans le tableau 3-1.

Tableau 3-1. Méthodes d'interpolation utilisées dans la recherche

• **Moyenne mobile pondérée par l'inverse de la distance (IDW)**

IDW(P) : le nombre de points est fixe (P = 2, 4, 6, 8, 10, 12)

IDW(R) : le rayon de recherche fixe (R = 20, 25, 30, 35, 40 m)

IDW(P+R) : le rayon de recherche fixe (R=25) et le nombre de points utilisés lors de l'interpolation est variable (P = 3 à 6)

• **Krigeage ponctuel**

Le variogramme est établi pour une distance maximale (R = 20 et 30 m) et le nombre de points utilisés lors de l'interpolation est fixe (P = 6)

• **Voisinage naturel simple (SNN)**

Les solutions sont linéaires ou lissées à l'aide de la pente

• **Interpolations basées sur un TIN**

Les interpolations linéaires ou polynomiales bivariées de 5^e degré

• **Surfaces de tendance (Trend)**

Les fonctions mathématiques caractérisant les surfaces de tendance sont de 2, 4, 6, 8, 10 et 12^e ordre

3.3 ÉVALUATION DE LA QUALITÉ D'UN MNÉ

Les diverses méthodes d'interpolation qui viennent d'être présentées nous permettent de générer une trentaine de surfaces. Nous devons évaluer leur qualité. Cette évaluation des MNÉ ne vise pas tant à déclarer qu'un MNÉ est bon ou mauvais mais plutôt à identifier les MNÉ ayant des caractéristiques répondant aux besoins de l'utilisateur. Bref, on cherche à mesurer la qualité d'un MNÉ plutôt que de le consacrer ou de le honnir. Ceci nous amènera à formuler des recommandations quant aux méthodes d'interpolation qui produiraient les résultats les plus intéressants dans un contexte similaire à celui du bassin de l'Hermine.

Il n'existe pas de critère unique pour évaluer la qualité d'un MNÉ (Östman, 1987). Nous considérons qu'un MNÉ étant représentatif de la réalité possède des propriétés statistiques et spatiales des élévations, des pentes et des formes (courbures) similaires ou du moins cohérentes avec ce que l'on connaît de la réalité. Dans notre étude, deux approches complémentaires sont utilisées pour évaluer la qualité des MNÉ : la quantification aspatiale et la visualisation (approche intégrant l'espace).

3.3.1 QUANTIFICATION ASPATIALE

La qualité d'un MNÉ est généralement exprimée en trois termes : l'exactitude, la précision et la fiabilité de sa forme (« shape reliability »). Dans la littérature traitant de l'évaluation d'une surface interpolée, on utilise souvent sans distinction les termes « exactitude » (« accuracy ») et « précision » (« precision »). C'est le terme « précision » qui est le plus fréquemment utilisé; on lui accorde alors le sens d'exactitude altimétrique. De façon rigoureuse, le terme exactitude indique la fidélité des valeurs mesurées par rapport à la réalité alors que la précision représente le degré de dispersion de ces valeurs mesurées lorsque comparées aux valeurs réelles. La figure 3-7 met en relation les concepts d'exactitude et de précision. Par exemple, un ensemble de valeurs

peut être imprécis mais exact ou à l’opposé, cet ensemble peut être inexact mais très précis.

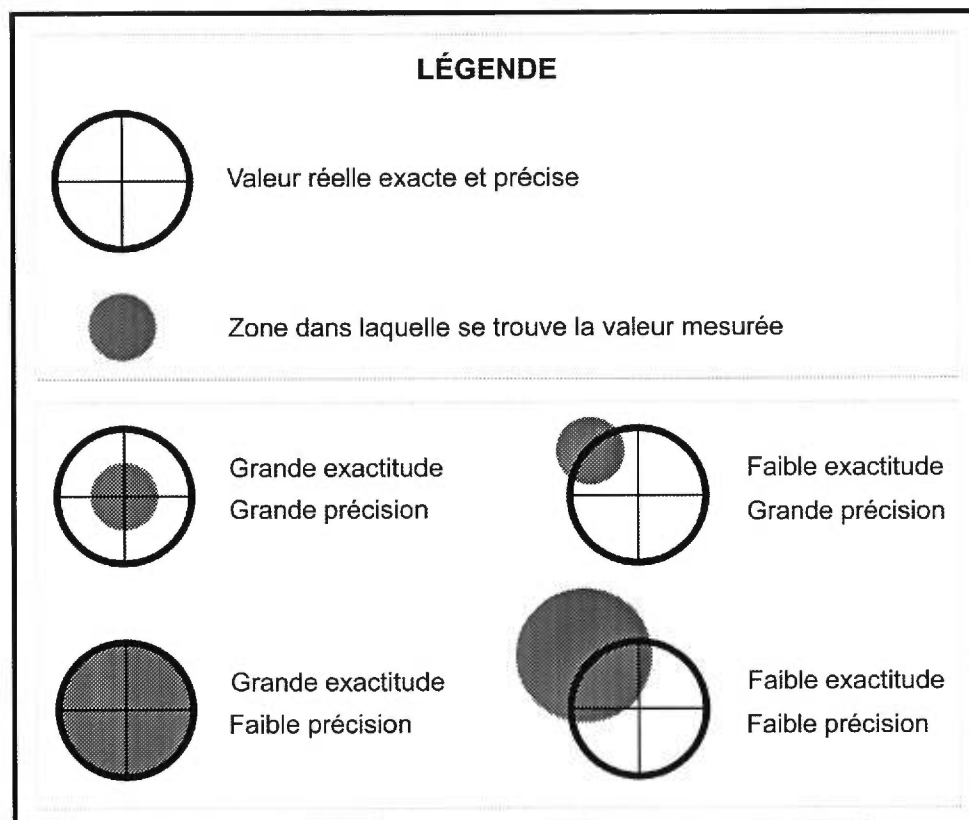


Figure 3-7. Concepts d’exactitude et de précision (inspirée de Ressources naturelles Canada, 1998, p. 26)

En ce qui a trait à la fiabilité des formes du MNÉ, elle représente le degré de restitution de la morphologie du terrain par le MNÉ. Declerq (1996) a montré que pour des interpolations différentes possédant une même précision, on peut retrouver des patrons distincts de la variable. Par extension, si les élévations montrent une organisation spatiale différente pour chacune des méthodes d’interpolation, on peut croire que la forme du terrain varie également. Une évaluation complète des méthodes d’interpolation nécessite donc de considérer la fidélité avec laquelle la forme ou le patron spatial de la topographie sont conservés dans la surface interpolée.

3.3.1.1 Les mesures d'exactitude et de précision

Les mesures d'exactitude et de précision qui permettent de quantifier la qualité d'un MNÉ sont basées sur des résidus. Ces résidus sont constitués, pour chacun des N points de validation, de l'écart (ΔZ_i) entre l'altitude vraie ($Z(x,y)$) et l'altitude de la surface interpolée ($\hat{Z}(x,y)$). Dans l'Herminie, 50 des 610 points d'altitude sont prélevés et utilisés comme points de validation (voir la figure 3.1). Ces points ne sont pas considérés lors des interpolations.

La mesure de qualité la plus répandue (Tahiri, 1994) est la racine de l'erreur quadratique moyenne (EQM). On exprime l'EQM sous la forme suivante :

$$EQM = \pm \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N \Delta Z_i^2}{N}} \quad (3)$$

Cette mesure statistique permet une validation des valeurs interpolées vis-à-vis des valeurs réelles. Li (1991) mentionne toutefois que la fiabilité de cette mesure dépend de plusieurs facteurs et il émet certaines réserves face à l'utilisation de l'EQM. Cette mesure s'appuie sur l'hypothèse que les erreurs sont aléatoires, donc distribuées normalement autour d'une moyenne de 0, ce qui n'est pas toujours le cas (Li, 1988). Afin d'incorporer le biais et la dispersion de l'erreur, Li (1988) recommande plutôt d'utiliser l'espérance mathématique $\mu(\Delta Z)$ et l'écart-type $\sigma(\Delta Z)$:

$$\mu(\Delta Z) = \frac{\sum_{i=1}^N \Delta Z_i}{N} \quad (4)$$

$$\sigma(\Delta Z) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (\Delta Z_i - \mu(\Delta Z))^2}{N-1}} \quad (5)$$

La combinaison de ces deux mesures constitue l'indice d'exactitude proposé par Li (1988) :

$$\mu(\Delta Z) \pm \sigma(\Delta Z) \quad (6)$$

Ainsi, dans une situation où l'espérance mathématique est 0, l'erreur standard sera égale au EQM.

Dans son étude, Desmet (1997) présente cet indice d'une façon erronée. En effet, malgré la référence à Li (1988), il présente plutôt une utilisation combinée de deux autres mesures, soit la moyenne des différences absolues $|\overline{\Delta Z}|$ («mean absolute difference» ou «mean absolute error») et l'écart-type de ces différences absolues $\sigma(|\overline{\Delta Z}|)$, représentées comme suit :

$$|\overline{\Delta Z}| = \frac{\sum_{i=1}^N |\Delta Z_i|}{N} \quad (7)$$

$$\sigma(|\overline{\Delta Z}|) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (|\Delta Z_i| - |\overline{\Delta Z}|)^2}{N-1}} \quad (8)$$

On retrouve l'utilisation de ces mesures, particulièrement la moyenne des différences absolues (MDA) dans quelques études comparant des algorithmes d'interpolation (Gallichand *et al.*, 1992; Hosseini *et al.*, 1993; Desmet, 1997). Encore une fois, il peut être avantageux d'utiliser la MDA plutôt que le EQM parce qu'elle peut intégrer le biais et la dispersion des écarts. C'est une mesure plus robuste. Les surfaces possédant les plus faibles MDA sont les plus précises.

Les résultats obtenus pour chacun des indices de précision sont présentés dans notre étude. Mais leur utilisation soulève un problème : les méthodes d'interpolation utilisées sont dites exactes. On ne peut donc calculer un résidu (ΔZ_i) pour les points servant à l'interpolation. Pour estimer le ΔZ_i des points interpolés/mesurés, Hosseini *et al.* (1993) ont exclu successivement chacun des points mesurés lors de l'interpolation. Cette approche est fastidieuse et longue, particulièrement lorsque le nombre de points échantillonnés est grand et que la résolution est élevée, comme c'est le cas dans notre recherche. L'approche que nous adoptons ici est qualifiée par Voltz and Webster (1990) de validation véridique (« true validation »). Il s'agit de scinder en deux ensembles les points d'élévation, l'un servant à l'interpolation de la surface, l'autre à sa validation par le calcul des écarts.

Il n'existe pas de règles précises dictant le nombre approprié de points servant à la validation. La proportion de points utilisés semble osciller entre 5 et 30% du nombre total de points échantillonnés. Par exemple, le EQM est communément utilisé par le USGS et calculé pour les MNÉ ayant une résolution de 30 mètres à partir d'un minimum de 28 points. En ce qui nous concerne, on ne peut extraire un nombre élevé de points sous peine d'altérer fortement la surface interpolée puisque chacun d'eux correspond à un point critique de la surface échantillonnée et que certaines régions du bassin sont sous-représentées. Pour ces raisons, la validation s'appuie sur 50 points choisis aléatoirement parmi les 610 points mesurés que nous avons retenus.

Les indices présentés ci-haut permettent de quantifier de façon absolue la précision d'une surface : un indice dont la valeur est proche de 0 signifie qu'une surface est précise alors qu'une valeur s'en éloignant exprime le fait qu'il y a erreur dans l'interpolation. Mais «il est difficile d'extraire la signification d'une simple mesure globale comme le EQM parce que l'incertitude des données variera presque toujours spatialement sur l'ensemble de la surface » (Wood and Fisher, 1993, p. 49). Dans une situation où, pour diverses méthodes

d'interpolation, on obtiendrait des différences majeures dans la valeur des indices, l'évaluation relative des méthodes pourrait être aisée. Par contre, dans le cas opposé, l'évaluation des surfaces serait plus complexe. On devrait absolument faire intervenir la qualité de la forme des surfaces. Or cet aspect est difficile à quantifier par un critère unique puisqu'on ne connaît de la réalité du terrain que des valeurs ponctuelles d'élévation.

3.3.1.2 Les mesures des formes des surfaces

On a recours ici à des caractéristiques propres à chacune des surfaces et menant à une évaluation relative des surfaces. D'abord, la géomorphométrie est évaluée à l'aide de la distribution des fréquences d'élévation de pente, d'orientation et de courbure. Celles-ci sont obtenues à partir des matrices calculées à l'aide des fonctions SLOPE, ORIENT et CURVATURE de Arc/Info. Pour chacune de ces distributions, on estime la moyenne, l'écart-type, les coefficients d'asymétrie et d'aplatissement (kurtose). Les statistiques obtenues pour chacune des surfaces permettent de les comparer.

Aussi, nous innovons en introduisant une caractéristique morphologique de la surface, caractéristique qui crée des difficultés aux modélisateurs hydrologiques : les dépressions. On a vu précédemment que la majorité des dépressions présentes dans un MNÉ sont considérées comme des artefacts liés à l'interpolation. Puisque ces dépressions empêchent l'écoulement superficiel, il faut utiliser des algorithmes palliant aux problèmes d'acheminement de l'eau. La pertinence de ces algorithmes est parfois discutable et entraîne inévitablement des erreurs en raison de l'approximation très grossière de la direction des écoulements réels. Pour un indice de précision similaire, on peut croire qu'une surface montrant un minimum de dépressions artificielles est plus proche de la réalité qu'une autre qui en est criblée. Par contre, une surface très lisse avec un indice élevé d'erreur présentera peu de dépressions artificielles. Le nombre de dépressions n'est donc pas garant de la qualité de la surface. C'est une mesure complémentaire qui peut apporter un supplément d'information dans les

situations où l'évaluation est difficile. L'algorithme FILL de ARC/INFO permet d'extraire les zones de dépressions et la fonction ZONALSTAT permet d'en tirer des statistiques de superficie et profondeur.

3.3.2 VISUALISATION

Toutes les mesures d'évaluation de la forme du terrain présentées dans la section précédente font abstraction de leur distribution spatiale pour l'ensemble du bassin. Cet aspect est abordé à l'aide de la visualisation des surfaces, approche descriptive et analytique dont l'intérêt a été souligné par Wood and Fisher (1993).

Nous abordons l'évaluation des matrices d'élévation, de pentes, de courbures et de dépressions à l'aide de la visualisation en deux dimensions. L'affichage des matrices en deux dimensions s'effectue généralement avec des gradations de couleurs. Ainsi, on regroupe des valeurs d'élévation sous des bandes de couleurs discrètes.

3.3.3 CALCUL DES AIRES CUMULATIVES ET DE L'INDICE TOPOGRAPHIQUE

La dernière partie de notre méthodologie vise à alimenter une discussion portant sur l'impact d'une méthode d'interpolation donnée sur l'extraction de données hydrologiques dérivées que sont les aires contributives et l'indice topohydrologique.

On a vu qu'il existe plusieurs algorithmes visant à acheminer les écoulements superficiels et nous permettant de calculer les aires contributives. Tarboton (1997) compare les diverses approches et conclut que, pour les bassins naturels, la distribution des patrons d'écoulement varie fortement selon la méthode employée, particulièrement à l'échelle du versant. Ceci est surtout observé lorsque la résolution de la matrice est fine. Le choix éclairé d'un algorithme de génération des patrons d'écoulement et la compréhension de son impact sur le calcul des aires contributives est important mais dépasse

largement les objectifs de la présente étude. Nous nous limiterons à l'utilisation de la fonction FLOWDIRECTION de Arc/Info. Cette méthode s'inspire de la méthode de Jenson et Domingue (1988) que l'on a brièvement présentée plus tôt. Ce choix s'explique par la popularité de cette méthode. Son utilisation est facilitée par son intégration dans Arc/Info. Cette fonction a la propriété de pallier aux problèmes des dépressions et des zones planes. Dans certaines situations, des essais ont montré que l'algorithme est incapable de « traverser » l'exutoire virtuel d'un MNÉ, c'est-à-dire qu'il empêche le cheminement de certains écoulements vers l'exutoire réel. Pour pallier à ce problème, la fonction SINK a été utilisée pour tous les MNÉ. Toutes les dépressions ont été comblées, éliminant du coup les manifestations de la faiblesse de FLOWDIRECTION.

L'évaluation de l'impact d'une méthode d'interpolation sur les données dérivées s'effectuera par la comparaison de la distribution de fréquences des aires cumulatives et de l'indice, ainsi que par la visualisation de leurs matrices respectives. Le calcul des aires cumulatives des différents MNÉ se fait à l'aide de la fonction FLOWACCUMULATION de Arc/Info. Cette dernière s'appuie sur les résultats de la fonction FLOWDIRECTION. Quant aux matrices des valeurs de l'indice de similarité topo-hydrologique, on les obtient en trouvant le logarithme népérien de la division d'une matrice des aires cumulatives par la matrice associée des pentes.

Pour conclure cette section, rappelons brièvement par le tableau 3-2 la démarche suivie dans notre recherche. La méthodologie privilégiée permet d'évaluer la performance de diverses méthodes d'interpolation lors de la génération de MNÉ. On constate dans la section suivante que les méthodes produisent des surfaces dont l'exactitude et les formes varient. Aussi, notre approche permet de mettre en évidence l'effet d'une méthode d'interpolation sur les caractéristiques hydrologiques qui sont extraites des MNÉ. Finalement, notre démarche vise la formulation de recommandations quant au choix d'une

méthode pour modéliser la topographie de l'Herminie ou de tout autre bassin similaire.

Tableau 3-2. Synthèse de la méthodologie adoptée dans la recherche

- | |
|--|
| <p>1) Terrain à l'étude : le petit bassin (< 5 ha) forestier de l'Herminie</p> <ul style="list-style-type: none"> • Délimitation manuelle du bassin versant • 560 points d'altitude sont retenus pour les interpolations • 50 points d'altitude sont conservés pour la validation des surfaces interpolées <p>2) Génération de modèles numérique d'élévations</p> <ul style="list-style-type: none"> • Les méthodes d'interpolation utilisées sont : <ul style="list-style-type: none"> - la moyenne mobile pondérée par l'inverse de la distance (IDW); - le krigeage ponctuel; - le voisinage naturel simple (SNN); - basées sur un TIN (linéaire et polynomiale bivariée); - les surfaces de tendance (trend). • Lors des interpolations, on fait varier la valeur des critères associés aux méthodes, comme <ul style="list-style-type: none"> - le nombre de points mesurés considérés; - le rayon de recherche de points mesurés; - le degré du polynôme représentant la surface. <p>3) Évaluation des surfaces interpolées</p> <ul style="list-style-type: none"> • On compare les caractéristiques suivantes : <ul style="list-style-type: none"> - l'exactitude et la précision des surfaces; - les formes des surfaces (élévations, pentes, courbures et dépressions); - les caractéristiques hydrologiques extraites (aires contributives et la distribution de l'indice de similarité topo-hydrologique). • Les outils de comparaison sont : <ul style="list-style-type: none"> - les descripteurs quantitatifs (EQM, MDA, des descripteurs associés aux distributions statistiques des caractéristiques des surfaces); - la visualisation des matrices des valeurs pour chacune des caractéristiques. |
|--|

CHAPITRE 4

PRÉSENTATION ET ANALYSE DES RÉSULTATS

Ce chapitre se divise en trois sections, chacune correspondant aux grandes étapes méthodologiques. Dans un premier temps sont présentés les résultats liés à l'évaluation de la précision des surfaces topographiques générées par les différentes procédures d'interpolation. Nous caractérisons ces surfaces par des indices afin d'évaluer leur performance. Dans la deuxième section, nous proposons une analyse statistique et cartographique des propriétés morphologiques des surfaces interpolées. Finalement, nous examinons l'effet de ces propriétés sur les variables hydrologiques.

4.1 ÉVALUATION DE L'EXACTITUDE ET DE LA PRÉCISION

Nous avons pour objectif de classer les méthodes d'interpolation selon leur performance et de savoir quelles sont les méthodes produisant les surfaces les plus proches de la réalité. Nous évaluons d'abord l'exactitude et la précision des méthodes d'interpolation par des indices s'appuyant sur les distributions statistiques des écarts entre les surfaces interpolées et notre connaissance de la réalité. Les indices sont la combinaison de l'espérance mathématique et l'écart-type des différences, de la moyenne des écarts absolus et leur écart type et finalement de l'erreur quadratique moyenne. Ces résultats sont synthétisés dans le tableau 4-1 (voir l'annexe A-1 pour les résultats détaillés).

Tableau 4-1. Intervalles des valeurs (mètres) des indices de précision pour chacune des grandes méthodes d'interpolation

Méthodes d'interpolation/ Critère	Espérance mathématique	Écart-type	Moyenne des écarts absolus	Écart-type des écarts absolus	EQM
Krigeage	-0,221 – -0,206	0,757 – 0,777	0,546 – 0,559	0,551 – 0,586	0,789 – 0,805
SNN	-0,231 – -0,217	0,895 – 0,904	0,607 – 0,612	0,692 – 0,695	0,925 – 0,930
Linéaire (TIN)	-0,222 – -0,218	0,885 – 0,894	0,646 – 0,651	0,639 – 0,644	0,913 – 0,921
Polynomiale bivariable (TIN)	-0,223 – 0,211	0,919 – 0,940	0,646 – 0,652	0,685 – 0,704	0,946 – 0,964
IDW(R+P)	-0,365	0,847	0,626	0,673	0,924
IDW(P)	-0,469 – -0,337	0,897 – 1,022	0,643 – 0,799	0,709 – 0,770	0,965 – 1,116
IDW(R)	-0,546 – -0,380	1,059 – 1,412	0,802 – 1,194	0,782 – 0,919	1,127 – 1,516
Trend	-0,697 – -0,194	1,175 – 3,230	0,905 – 2,776	0,799 – 1,751	1,214 – 3,306

4.1.1 L'INDICE D'EXACTITUDE DE LI (1988)

L'indice d'exactitude de Li (1988) défini par l'intervalle $\mu(\Delta h) \pm \sigma(\Delta h)$ est présenté à la figure 4-1 pour chacune des méthodes d'interpolation à l'exception des résultats extrêmes obtenus des surfaces de tendance basées sur des polynômes de 2^e et 4^e degré et qui sont exclus pour une meilleure lisibilité. L'information produite par la combinaison de l'espérance mathématique et l'écart-type semble intéressante mais permet difficilement, *a priori*, de discriminer aisément les méthodes d'interpolation à l'aide des distributions statistiques des écarts. Il importe d'abord de mettre en contexte la signification de l'espérance mathématique et l'écart-type des écarts lors de l'évaluation de la qualité d'une surface.

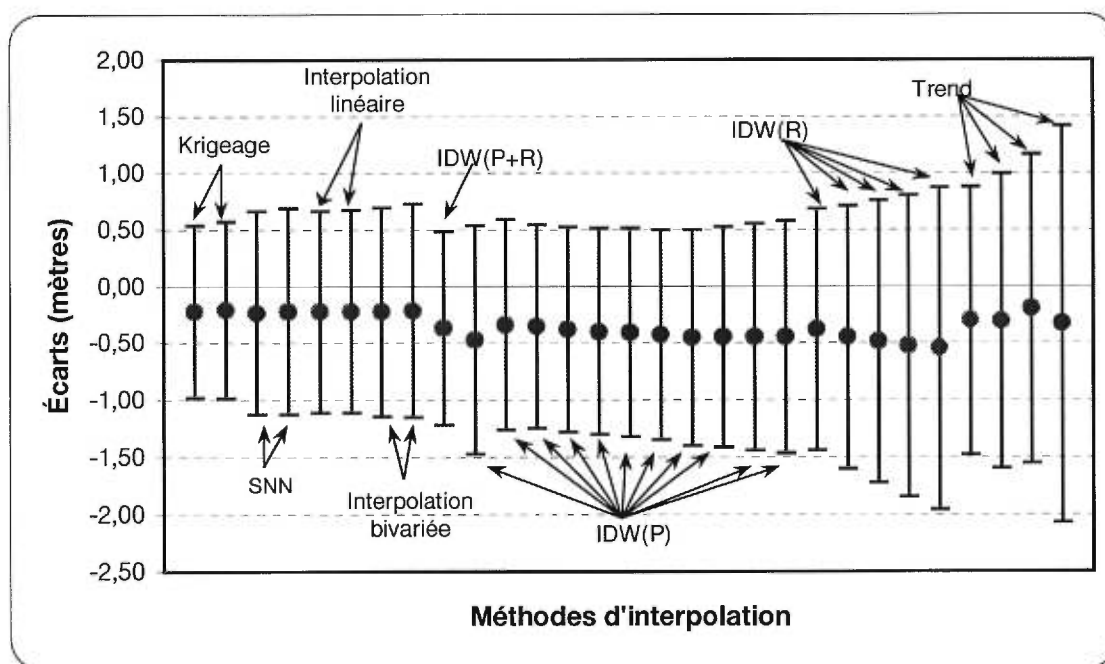


Figure 4-1. Espérances mathématiques et écarts-types des distributions statistiques des écarts

L'espérance mathématique des écarts représente l'exactitude d'une surface par rapport à la réalité. Elle est l'expression d'un effet compensatoire entre les écarts positifs et négatifs et caractérise une tendance de l'interpolateur à sur ou sous-estimer une surface d'élévation. On constate dans le tableau 4-1 que toutes les méthodes-critères présentent des espérances mathématiques négatives. La grande majorité d'entre elles (27/31) oscillent entre $-0,2$ et $-0,5$ mètre. La sous-estimation (en terme d'élévation) des surfaces semble donc être plus importante que la sur-estimation. Ce sont les surfaces interpolées à l'aide du krigeage qui présentent les valeurs les plus proches de 0 alors que la surface de tendance (2^e degré) produit l'espérance la plus basse ($-0,7$ mètre). Cette dernière n'est pas représentative de l'ensemble des valeurs des surfaces de tendance puisque les autres surfaces présentent des espérances supérieures à $-0,4$ mètre. Ce sont plutôt les surfaces interpolées par IDW qui donnent généralement les espérances les plus faibles.

Seule, l'espérance mathématique ne nous permet pas de bien saisir l'ampleur et la variabilité des écarts. Pour pallier à cette lacune, il nous faut utiliser la valeur de l'écart-type. Cet écart-type des écarts représente la précision des surfaces interpolées. Les méthodes à la gauche de la figure 4-1, celles qui ont le plus faible écart-type, se distinguent des distributions de droite, dont l'écart-type est plus élevé. Si la différence entre les extrêmes est perceptible, ce n'est toutefois pas le cas pour les méthodes situées au centre de la figure 4-1.

La surface possédant la plus grande exactitude est la surface de tendance décrite par un polynôme d'ordre 8 (trend (8)). Elle est suivie de près par le krigeage (30) et d'autres méthodes-critères appartenant aux grandes méthodes d'interpolation SNN, celles basées sur un TIN et le krigeage. Les surfaces les plus inexactes sont générées par IDW. En ce qui a trait à la précision, c'est le krigeage qui produit les surfaces les plus précises alors que les méthodes IDW(R) et les surfaces de tendance sont les moins précises. Les

valeurs de précision des méthodes SNN, linéaire et polynomiale se distinguent difficilement mais elles sont généralement plus précises que les surfaces générées par IDW(P). Il existe une corrélation d'intensité moyenne ($r = -0,51$) entre l'espérance et l'écart-type. Généralement, plus l'espérance des écarts est négative, plus l'écart-type s'accroît. Cette relation prend de l'importance si on la considère pour des méthodes-critères spécifiques : $r = -0,76$ pour IDW(P), $r = -0,99$ pour IDW(R) et $r = -0,9$ pour les surfaces de tendance. Cela signifie que, généralement, ces surfaces interpolées offrent une précision qui va de pair avec leur exactitude.

L'indice de Li permet d'intégrer les valeurs d'exactitude et de précision mais rend difficile la comparaison des surfaces interpolées. En effet, cet indice quantifie la qualité d'une surface d'abord sur la base de la valeur de l'espérance mathématique des erreurs (i.e. de l'exactitude) et accorde un rôle marginal à la précision. Cela pose problème lorsque l'on veut mettre en ordre la performance des méthodes-critères malgré la relation générale que l'on observe entre l'exactitude et la précision. Par exemple, doit-on considérer que la méthode trend(8), qui possède la plus grande exactitude mais une faible précision, représente mieux la surface originale que le krigeage (30) qui, lui, produit une surface légèrement moins exacte mais beaucoup plus précise?

Nous croyons que la précision exprime mieux la réalité des écarts, par conséquent de la qualité des surfaces, que l'exactitude. Pour un même écart-type, une méthode produisant une espérance absolue plus faible, donc un plus faible biais, devrait être considérée comme meilleure. Dans une situation où l'on serait confronté à choisir entre une surface représentée par une espérance mathématique très négative avec un petit écart-type, et une surface ayant une espérance de 0 couplée à un écart-type moyen, quelle serait la surface la plus précise? Si l'on se fie à la règle évoquée plus haut, ce serait celle qui a l'espérance négative. Pourtant, une espérance très négative avec un faible écart-type implique que presque tous les écarts sont grands alors que la surface

à l'espérance égale à 0 possède seulement quelques grands écarts. C'est donc une faiblesse de l'indice de précision et de la règle que nous lui associons. Toutefois, en aucun moment dans notre étude sommes-nous confrontés aussi clairement à cette situation hypothétique. Cette approche semble donc adéquate pour deux raisons : premièrement, les différences entre les distributions sont faibles et l'espérance avoisine 0. Deuxièmement, nous avons montré que généralement, plus l'espérance est faible, plus l'écart-type augmente.

Dans le contexte où l'on veut quantifier la qualité d'un MNÉ à partir des écarts des MNÉ, l'indice de Li sous sa forme originale ne nous paraît pas adéquat. Nous proposons plutôt d'évaluer la qualité des surfaces en privilégiant l'utilisation de la précision, mesure à laquelle l'exactitude apporte un complément d'information. Selon ces critères, dans notre étude, la meilleure méthode d'interpolation est le krigeage (20).

4.1.2 ÉVALUATION BASÉE SUR LES ÉCARTS ABSOLUS

Les distributions des écarts absolus présentent des moyennes (MEA) variant de 0,546 à 2,776 mètres alors que leur écart type (ETA) se retrouve dans l'intervalle de 0,551 à 1,751 mètre (tableau 4-1 et annexe A-1). Ces deux mesures sont très fortement corrélées ($r = 0,985$) comme on peut le voir à l'aide de la figure 4-2. Plus la moyenne des écarts est grande, plus l'écart-type augmente. Il y a donc redondance d'information très marquée entre la moyenne et les écarts-types.

Cette redondance peut s'expliquer par le fait que la MEA incorpore le biais et la dispersion des erreurs (Isaaks and Srivastava, 1989). Le biais auquel nous faisons référence ici est associé à l'exactitude quantifiée par l'espérance mathématique des écarts, et la dispersion des écarts est la précision à laquelle nous avons fait référence dans la section 4.1.1. Ainsi, l'espérance

mathématique est inversement corrélée à la moyenne absolue des écarts ($r = -0,55$). L'intensité de la relation entre l'écart-type des écarts et la moyenne absolue de ces écarts est beaucoup plus élevée ($r = 0,997$). La MEA tient donc ici plus le rôle d'une mesure de précision que d'exactitude. Quant aux ETA, ils sont aussi fortement corrélés aux écart-types des erreurs ($r = 0,988$), ce qui peut expliquer la redondance d'information entre les MEA et ETA. Cette redondance explique pourquoi Gallichand *et al.* (1992) et Hosseini *et al.* (1993) utilisent la MEA seule lorsqu'ils comparent diverses méthodes d'interpolation. Desmet (1997) fait de même lorsqu'il présente les résultats de l'ETA sans en faire usage pour caractériser et classifier ses méthodes d'interpolation.

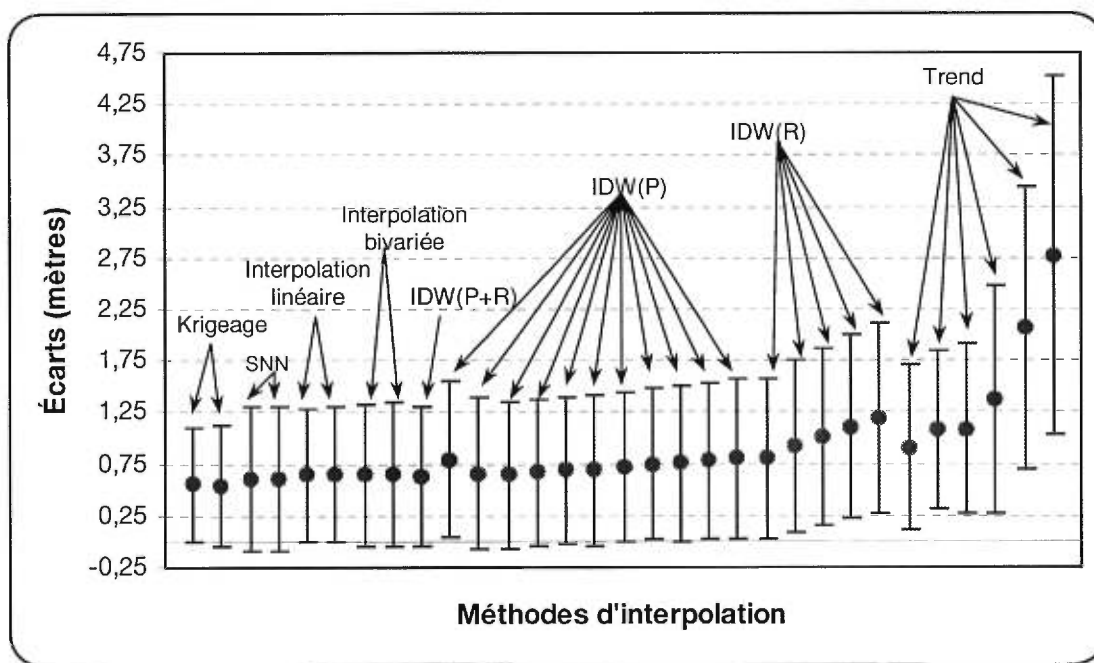


Figure 4-2. Moyennes et écarts-types des distributions statistiques des écarts absolus

Si l'on considère le MEA comme indicateur de précision ou même d'exactitude des surfaces interpolées, il apparaît que le krigeage produit les meilleurs résultats alors que IDW(R) et les surfaces de tendance produisent les pires. Et comme pour l'indice de Li (1988), la tendance n'est pas claire entre les résultats des méthodes SNN, linéaire, polynomiale et IDW(P+R). On observe entre ce groupe de méthodes et IDW(R) la performance intermédiaire de la méthode-critère IDW(P).

Terminons en mentionnant que l'évaluation de la qualité des surfaces à l'aide des écarts absolus ne permet pas par définition d'estimer le sens du biais des écarts (positif ou négatif) comme le fait l'indice de Li (1988). Par contre, les moyennes et écarts-types des écarts absolus ont l'avantage de refléter clairement l'importance et l'amplitude des écarts entre une surface interpolée et les points de mesure, ce qui n'est pas le cas lorsque l'on utilise l'espérance mathématique des écarts.

4.1.3 ERREUR QUADRATIQUE MOYENNE (EQM)

À l'instar des résultats présentés par Li (1992), un test statistique bilatéral sur les moyennes ($\alpha = 0,05$) des écarts des surfaces interpolées montre qu'elles sont toutes différentes de zéro, rendant du coup l'utilisation de l'EQM inappropriée au sens statistique. Selon Li (1988), il est alors préférable d'utiliser l'espérance mathématique et l'écart-type pour une meilleure évaluation des erreurs.

Il est cependant intéressant de se pencher sur la performance de cet indice de précision. Encore une fois, on observe que le krigeage produit les surfaces les plus précises (EQM = 0,789) alors que les surfaces de tendance produisent les surfaces avec les erreurs les plus prononcées (EQM = 3,306). Ces valeurs sont semblables aux écarts-types des différences. Les deux indices sont d'ailleurs très fortement liés ($r=0,998$). Pour chacune des méthodes

d'interpolation, le EQM est légèrement supérieur à l'écart-type. Aussi, plus l'espérance mathématique diminue, plus on a une surface inexacte, plus l'écart entre la valeur de l'EQM et de l'écart-type s'accroît.

Par contre, l'EQM est faiblement inversement corrélé à l'espérance mathématique ($r=-0,56$). Il en va tout autrement pour les moyennes et écarts-types des différences absolues. En effet, dans le premier cas, on a un $r=0,999$ et pour le deuxième, un $r=0,993$. Il y a donc une redondance presque parfaite dans les résultats produits par les indices MEA et EQM. Cela s'explique entre autres par le fait que ces deux indices de précision s'attardent sur l'amplitude des erreurs et n'intègrent pas le sens des écarts (positif ou négatif) comme le fait l'espérance mathématique des écarts. Les deux indices ne subissent pas l'effet de compensation des erreurs caractérisant l'espérance mathématique.

Si l'on considère qu'une surface ayant un faible EQM est plus précise, les performances des méthodes d'interpolation s'apparentent aux deux indices précédents. Le krigeage ressort comme la meilleure technique. Les méthodes SNN, linéaire et polynomiale suivent pêle-mêle. Finalement, ce sont les méthodes IDW(P), IDW(R) et les surfaces de tendance qui offrent les performances les moins intéressantes.

4.1.4 ORDRE DE GRANDEUR DE LA PRÉCISION DES SURFACES

Les nombreuses valeurs d'exactitude et de précision rapportées jusqu'ici sont de l'ordre de la grandeur du décimètre. Dans quelle mesure les erreurs associées aux surfaces sont-elles importantes? Afin de répondre à cette question nous allons nous référer à ce qui est publié dans la littérature.

Desmet (1997) rapporte des EQM variant de 0,037 à 0,145 mètre et des MEA qui oscillent entre 0,032 et 0,1 mètre, soit des valeurs une vingtaine de fois plus faibles que celles observées pour nos surfaces interpolées de

l'Hermine. Cette différence s'explique d'abord par le fait que Desmet (1997) génère des surfaces pour un bassin agricole ayant une surface lisse et une faible dénivelée. Or, les erreurs d'élévation des MNÉ sont très souvent liées à la pente (Veregin, 1996) et à la variabilité de la surface, deux caractéristiques distinguant la surface de l'Hermine de celle étudiée par Desmet (1997). Toutefois, il faut faire attention à la comparaison entre notre étude et celle de Desmet puisque les méthodes/critères ne sont pas toutes les mêmes et que celui-ci a abondamment utilisé des filtres pour traiter ses surfaces.

La précision des MNÉ (10 ou 30 mètres de résolution) générés par le USGS de niveau 2 est un autre élément de comparaison de la précision des surfaces. Cette précision est évaluée à l'aide de l'EQM et ne peut excéder trois mètres, soit une erreur près de quatre fois supérieure à ce que l'on obtient avec le krigeage dans notre étude. L'interprétation de cette erreur doit tenir compte du fait que les surfaces évaluées par le USGS n'ont pas la même dimension et que la résolution spatiale de leur MNÉ est bien plus grossière.

Il faudrait, pour établir une comparaison rigoureuse, avoir des indicateurs sans dimension qui permettraient d'extraire le rôle du relief, de la superficie du bassin, de la résolution du MNÉ et du nombre de points de validation. L'exercice est complexe et dépasse largement le cadre de cette étude. Malgré tout, on constate que la précision des surfaces générées dans cette recherche se situe entre celles rapportées par Desmet (1997) et celles utilisées par le USGS.

4.1.5 PERFORMANCE DES MÉTHODES D'INTERPOLATION

Le tableau 4-2 synthétise les résultats des sections précédentes en présentant l'ordre de performance (rang) de chacune des méthodes-critères pour les trois indices de précision. À l'instar des valeurs des indices, il existe un certain lien entre les rangs des écarts-types des erreurs, les MEA ainsi que les

EQM. On discerne des groupements de méthodes-critères sur le plan des performances. Ainsi, le krigeage occupe toujours le 1^{er} ou le 2^e rang. Les rangs 3 à 10 reviennent généralement aux méthodes SNN, linéaire, polynomiales et IDW(R+P). La méthode IDW(P) est caractérisée surtout par les rangs 11 à 20. Finalement, dans les rangs 21 à 31 se côtoient les surfaces générées par IDW(R) et les surfaces de tendance.

Tableau 4-2. Ordre de performance des méthodes d'interpolation selon les indices de précision

Méthodes d'interpolation/critère	Écart-types des erreurs (Li, 1988)	MEA	EQM
Krigeage (20)	1	2	1
Krigeage (30)	2	1	2
SNN Lissé	6	3	6
SNN Linéaire	9	4	7
Tin linéaire (Arc/Info)	4	8	3
Tin linéaire (MapInfo)	5	9	4
Tin 5e ordre (MapInfo)	12	7	8
Tin 5e ordre (Arc/Info)	15	10	9
IDW (P+R)	3	5	5
IDW (p=2)	19	19	19
IDW (p=3)	14	11	12
IDW (p=4)	7	6	10
IDW (p=5)	8	12	11
IDW (p=6)	10	13	13
IDW (p=7)	11	14	14
IDW (p=8)	13	15	15
IDW (p=9)	16	16	16
IDW (p=10)	17	17	17
IDW (p=11)	18	18	18
IDW (p=12)	20	20	20
IDW (r=20)	21	21	21
IDW (r=25)	22	23	23
IDW (r=30)	24	24	25
IDW (r=35)	26	27	27
IDW (r=40)	28	28	28
Trend (12)	23	22	22
Trend (10)	25	25	24
Trend (8)	27	26	26
Trend (6)	29	29	29
Trend (4)	30	30	30
Trend (2)	31	31	31

S'il semble y avoir concordance entre les indices en ce qui a trait à l'ordre de performance des grandes méthodes d'interpolation, particulièrement les méthodes produisant les meilleures et pires performances, il en va autrement pour l'ordre fin des méthodes-critères. En effet, à l'intérieur de chacun des groupes évoqués précédemment, le rang de chacune des interpolations varie d'un indice à l'autre. Ces différences sont particulièrement marquées dans le deuxième groupe, celui constitué des méthodes SNN, linéaire, polynomiale et IDW(R+P).

Bien que les ordres varient d'un indice à l'autre, il apparaît que les valeurs des critères imposées aux méthodes d'interpolation jouent aussi un rôle décisif sur leur performance. C'est le cas, entre autres, des surfaces de tendance. Comme on pouvait s'y attendre, plus l'ordre du polynôme est élevé, plus la précision est grande. Une surface variable comme celle de l'Hermite nécessite une représentation mathématique complexe. C'est donc la surface produite par le polynôme de 12^e degré qui possède la plus grande précision. Alors que l'on pourrait croire qu'une méthode globale ne puisse rivaliser avec une méthode locale, la précision de Trend(12) se compare pourtant aux meilleurs résultats de la méthode-critère IDW(R).

Dans le même sens, la taille du rayon de recherche de la méthode IDW(R) affecte la précision des surfaces : la précision diminue avec un accroissement du rayon. Ceci s'explique par le fait qu'une zone à grand rayon comptera un plus grand nombre de points qu'une zone à rayon plus petit. Au tableau 4-3, on constate que le nombre moyen de points servant à l'interpolation passe de 13,9 pour un rayon de 20 mètres à 53,5 pour un rayon de 40 mètres. Les distributions statistiques du nombre de mailles faisant appel à un nombre déterminé de points échantillonnés, en fonction du rayon, sont représentées par la figure 4-3. L'augmentation du rayon favorise un aplatissement des distributions et une certaine symétrie. Ainsi, un grand rayon de recherche favorise l'interpolation d'une valeur représentant un contexte plus

« régional » que local. On peut donc émettre l'hypothèse que l'accroissement du rayon encourage l'imprécision des surfaces, particulièrement dans les zones où la variabilité locale est élevée.

Tableau 4-3. Statistique du nombre de points échantillonnés se trouvant dans un rayon d'échantillonnage r (méthode IDW(R))

	Rayon d'échantillonnage (mètres)							
	r=5	r=10	r=15	r=20	r=25	r=30	r=35	r=40
Minimum	0	0	0	1	3	5	8	9
Maximum	6	18	33	49	63	81	99	115
Moyenne	0,3	3,1	7,5	13,9	21,7	31,0	41,8	53,5
Écart-type	0,7	2,6	4,7	7,6	10,8	14,5	18,6	22,8
CV	2,03	0,85	0,63	0,54	0,50	0,47	0,44	0,43

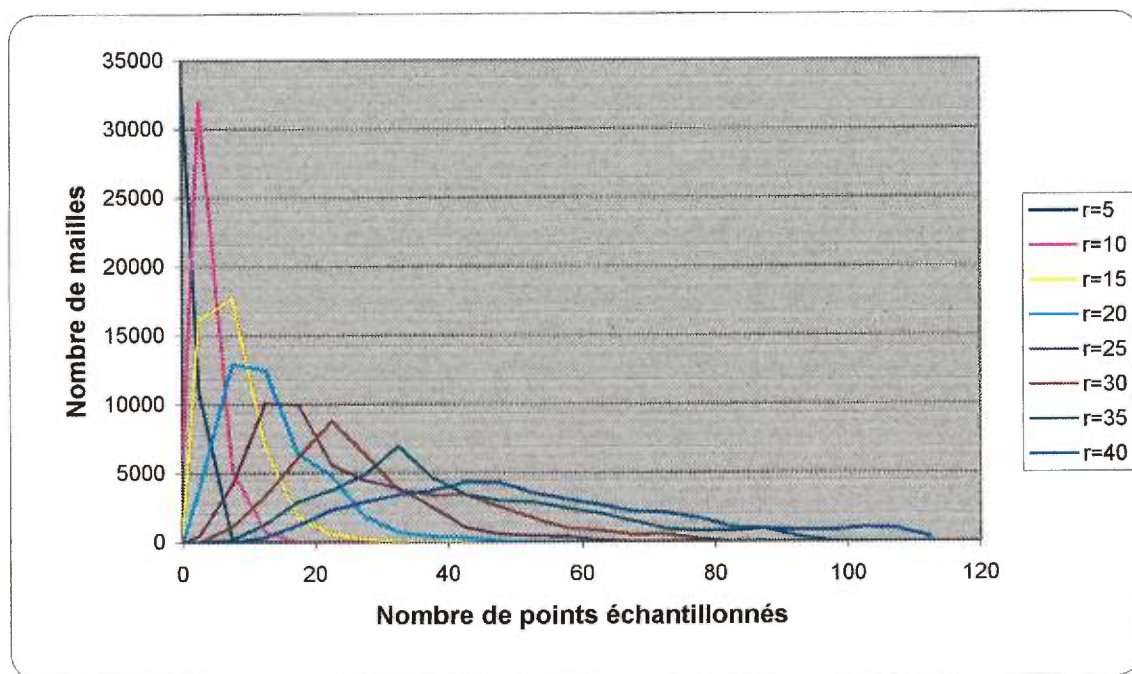


Figure 4-3. Distribution des mailles possédant un nombre n de points échantillonnés dans un rayon r donné

La méthode IDW(P) est également influencée par le nombre de points utilisés lors de l'interpolation (tableau 4-2). Tous les indices indiquent, pour cette méthode-critère, qu'avec 4 points, on obtient la plus grande précision alors que l'utilisation de 12 points produit la surface la moins précise. À l'exception des surfaces générées par IDW(p= 2 et 3), l'accroissement du nombre de points servant à l'interpolation va de pair avec la perte de précision. Ces résultats confirment le rôle du rayon de recherche. Comme on le constate dans le tableau 4-4, l'utilisation de 4 points nécessite de les acquérir dans un rayon moyen de 11 mètres alors qu'il faut étendre les recherches à un rayon de 22 mètres pour trouver 12 points. Le tableau 4-4 montre aussi que l'augmentation du nombre de points implique un aplatissement des distributions parallèlement à une augmentation de l'écart-type donc de la variabilité de la taille des aires d'influence affectant les interpolations. Notons la similitude des performances de IDW(r=20), où 14 points en moyenne servent à l'interpolation et de IDW(p=12) qui nécessite en moyenne un rayon de recherche de 22 mètres.

Tableau 4-4. Rayon de recherche (m) nécessaire pour l'acquisition d'un nombre de points donnés

	Nombre de points									
	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Minimum	1,41	2,24	3,16	4,00	4,24	5,10	5,83	6,40	7,07	7,28
Maximum	24,60	25,02	29,15	30,48	30,81	37,64	40,80	41,00	42,43	45,18
Moyenne	9,27	10,85	12,22	13,49	14,66	15,74	16,72	17,70	18,60	19,45
Écart-type	3,14	3,43	3,63	3,87	4,11	4,36	4,54	4,75	4,89	5,05

En général, le recours à deux critères simultanément (IDW(P+R)) offre un avantage marqué. Par exemple, l'utilisation des 3 à 6 points les plus proches trouvés dans un rayon de recherche maximal de 25 mètres permet une interpolation encore plus précise qu'avec l'un ou l'autre (P ou R) des critères. La méthode transcende les désavantages d'utiliser un seul critère. En effet, un rayon fixe, aussi petit soit-il, entraîne dans les zones fortement échantillonnées une généralisation de l'information. Pour un nombre donné de points, il y a

danger d'une mauvaise représentation du terrain dans les zones où il y a peu de points de données. L'information pouvant être mal distribuée autour du point à interpoler, l'algorithme peut s'appuyer sur des valeurs situées trop loin pour être représentatives. Cette approche à deux critères permet donc d'intégrer une information proximale lorsqu'elle est disponible tout en limitant la distance de recherche lorsque cette information n'est pas disponible.

La pertinence de considérer principalement les points à proximité lors d'une interpolation est encore mise en évidence par les méthodes SNN, linéaire et polynomiale, généralement plus précises que les méthodes IDW(P), IDW(R) et les surfaces de tendance. La précision des deux surfaces produites par SNN est presque identique (voir tableau A-1). Par contre, les interpolations s'appuyant sur un TIN offrent une précision différente l'une de l'autre. C'est l'interpolation polynomiale qui est la moins précise, probablement parce qu'elle permet des prolongements au-dessus (« overshoot ») et au-dessous de la surface obtenue par interpolation linéaire. On peut noter au passage que selon le logiciel utilisé pour les interpolations linéaires et polynomiales, la précision varie légèrement, particulièrement pour les polynomiales.

Finalement, la méthode la plus précise, sans contredit, est le krigeage. Contrairement à la méthode IDW, l'accroissement du rayon de recherche semble avoir un effet bénéfique. Bien que le krigeage soit une méthode d'interpolation locale, elle permet d'intégrer une information globale à l'aide du variogramme. Le krigeage « s'inspire » des tendances présentes à l'échelle régionale sans s'y limiter comme le font les surfaces de tendance. Le krigeage permet en plus de respecter les caractéristiques locales du point interpolé.

4.1.6 PREMIÈRES CONCLUSIONS SUR LES PERFORMANCES DES MÉTHODES

Quelques constats émergent des résultats présentés à partir des indices de performance. D'abord, l'espérance mathématique montre qu'il y a un biais d'estimation pour tous les algorithmes d'interpolation : il y a sous-estimation des élévations des surfaces. Aussi, pour chacun des indices, les gradients de valeurs permettent de distinguer des groupes de méthodes, et de montrer l'impact des critères utilisés (e.g. rayon de recherche). Ces distinctions entre les méthodes d'interpolation varient sensiblement selon l'indice utilisé, ce qui pose un problème lorsque l'on veut faire un classement définitif des méthodes entre elles.

Si l'on désire faire une analyse exhaustive de l'exactitude et de la précision des surfaces interpolées, il est intéressant d'utiliser plusieurs indices. Il est possible de faire ressortir des tendances communes entre les indices. Par contre, si l'on doit évaluer rapidement la précision, nous conseillons de faire appel à la MEA. Contrairement à l'indice de Li, qui combine l'espérance mathématique et l'écart-type, cette mesure a l'avantage d'être claire. De plus, son utilisation est toujours appropriée sur le plan statistique, ce qui n'est pas le cas de l'EQM.

Pour notre terrain d'étude, il apparaît que le krigeage produit les surfaces les plus précises et parmi les plus exactes, particulièrement lorsqu'il est employé avec un rayon de recherche de 30 mètres.

4.2 ÉVALUATION DE LA QUALITÉ DES SURFACES

On a montré que les méthodes d'interpolation peuvent produire des surfaces d'élévation dont la précision varie. L'intérêt est maintenant de se pencher sur l'impact de ces variations sur les propriétés morphologiques des surfaces. Les distributions statistiques et spatiales de la pente et de la courbure des surfaces sont utilisées. Aussi, la caractérisation des dépressions internes des surfaces interpolées est abordée.

Avant d'aller plus loin, il faut mentionner que nous avons produit une grande quantité de résultats. Afin de ne pas alourdir la présentation, nous avons consigné en annexe l'ensemble des résultats statistiques sur les variables morphologiques. De plus, nous n'utiliserons ici que les résultats les plus pertinents. En ce qui a trait à la visualisation des surfaces, il n'est pas possible de reproduire ici toutes les figures. Seulement les méthodes-critères les plus précises à l'intérieur de chacun des grands groupes sont retenues. Il s'agit des méthodes krigeage(30), SNN lissé, linéaire (Arc/Info), polynomiale (MapInfo), IDW(R+P), IDW($\rho=4$), IDW($r=20$) et Trend(12).

4.2.1 LA DISTRIBUTION DES ALTITUDES

4.2.1.1 Statistiques descriptives

Cette section compare les distributions des altitudes des MNÉ générés à l'aide des différentes méthodes d'interpolation. Les statistiques utilisées décrivent la tendance centrale (moyenne), la dispersion (écart-type), l'étendue des altitudes (min - max) et la forme des distributions (kurtose et coefficient d'asymétrie) des altitudes. Les statistiques descriptives des élévations des MNÉ sont présentées sommairement au tableau 4-5 (tableau A-2 pour les détails).

Tableau 4-5. Statistiques des distributions des élévations selon les groupes de méthodes d'interpolation

Méthodes-critères	Moyenne	Écart-type	Min - Max	Kurtose	Coefficient d'asymétrie
Krigeage	18,054 – 18,056	6,503 – 6,523	0,100 – 31,590	-0,68	-0,03
SNN	18,042	6,556 – 6,562	0,100 – 31,556	-0,67	-0,03
Linéaire (TIN)	18,021 – 18,027	6,525 – 6,528	0,100 – 31,556	-0,67	-0,03
Polynomiale bivariée (TIN)	18,015 – 18,026	6,564 – 6,592	0,100 – 31,556	-0,67 – -0,66	-0,03
IDW(R+P)	18,007	6,559	0,551 – 31,393	-0,67	-0,03
IDW(P)	17,959 – 18,026	6,473 – 6,600	0,100 – 31,556	-0,67 – -0,66	-0,03 – -0,02
IDW(R)	17,850 – 17,984	6,259 – 6,486	0,100 – 31,556	-0,68 – -0,66	-0,01 – 0,04
Trend	17,708 – 18,022	6,038 – 6,695	-0,431 – 38,772	-0,89 – 0,05	-0,77 – 0,05

D'une manière générale, on peut conclure de ce tableau que la distribution des valeurs d'élévation est semblable pour toutes les méthodes d'interpolation sauf celles basées sur les surfaces de tendance. Aussi, les distributions sont symétriques (coefficients d'asymétrie près de 0) et quelque peu platikurtiques par rapport à une distribution normale (valeurs de kurtose négatives).

Les moyennes des distributions d'élévations oscillent autour de 18 mètres. C'est le krigeage(30) qui produit la moyenne la plus élevée alors que la surface de tendance de 2^e ordre donne la plus faible moyenne. La figure 4-4 montre la relation entre la moyenne des altitudes et l'espérance mathématique des différences (voir le tableau A-1 pour l'espérance de chacune des méthodes). En effet, l'espérance mathématique des différences indique une sous-estimation chronique de la part des interpolateurs. Cette figure montre qu'il y a une relation directe entre l'espérance des différences et la moyenne des élévations. Cette relation prend de l'intensité à l'intérieur des méthodes-critères IDW(P = 4-12) et IDW(R). Il y a donc une certaine cohérence entre les résultats liés à l'évaluation ponctuelle de la précision des surfaces et l'ensemble des valeurs d'élévation.

Dans notre étude, parce que les intervalles de valeurs sont similaires d'une surface à une autre, une moyenne faible exprime une forme « d'affaissement » de la surface. La moyenne est corrélée à l'écart-type des altitudes (figure 4-5). Encore une fois, on observe une relation particulièrement intense à l'intérieur des méthodes-critères IDW(P) ($r = 0,997$) et IDW(R) ($r \cong 1$). L'écart-type, qui représente la variabilité des élévations, peut être vu comme une mesure « d'aplatissement » des surfaces. Plus il est faible, plus la surface sera aplatie.

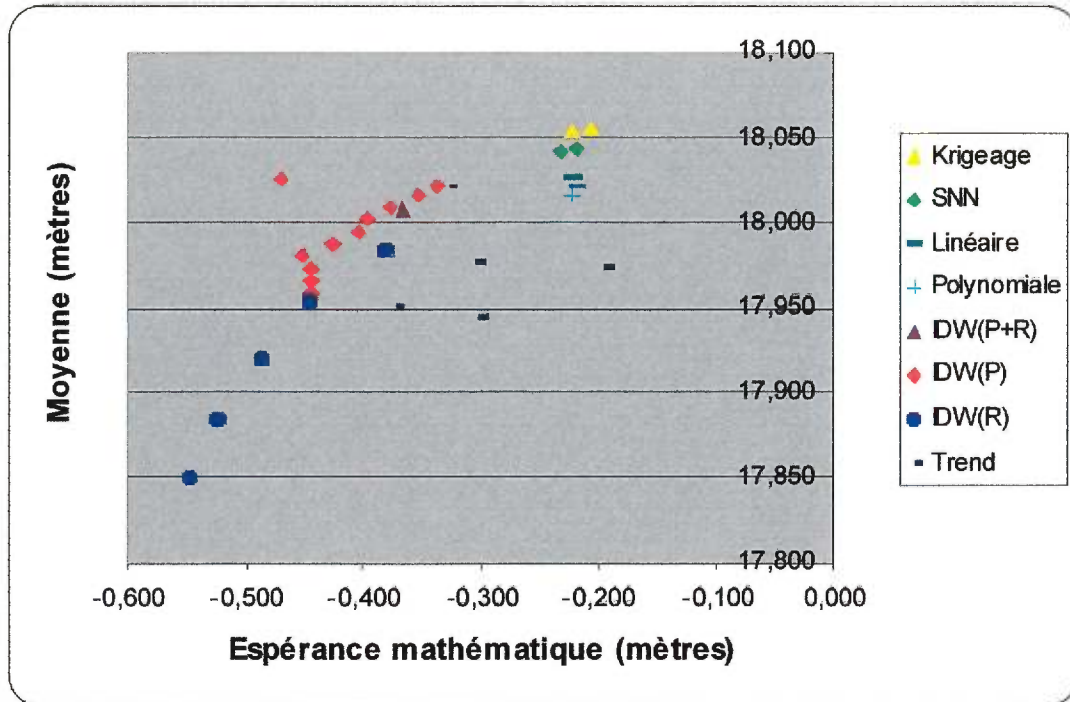


Figure 4-4. Relation entre l'espérance mathématique des écarts et la moyenne des élévations des surfaces

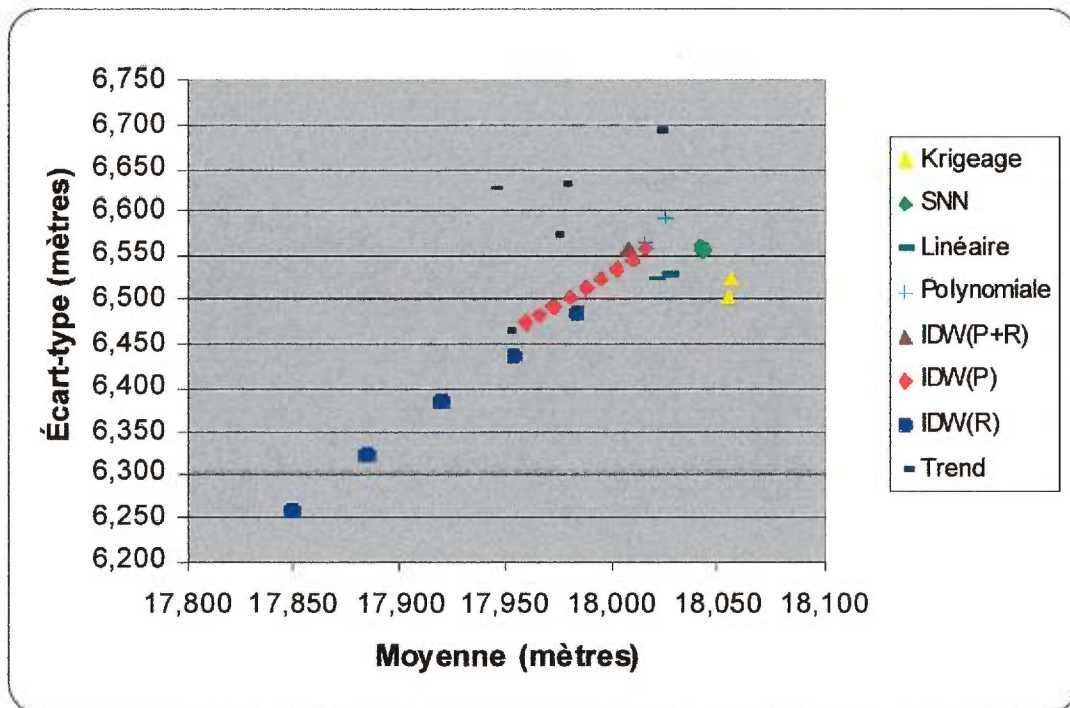


Figure 4-5. Relation entre la moyenne et l'écart-type des élévations de surface

La figure 4-6 montre la relation de la moyenne des élévations et du nombre de points utilisés dans les méthodes IDW(P) et IDW(R). Plus le nombre de points est élevé, plus la surface interpolée s'affaisse vers la valeur minimale d'élévation et s'aplanit. Ce phénomène s'explique probablement par la densité d'échantillonnage des points d'élévation et de la position de la valeur à interpoler. En effet, on sait que cette densité s'accroît généralement des crêtes vers le talweg. Une interpolation IDW doit faire appel à un nombre de points déterminés ou se trouvant dans un rayon donné. Or, si l'on doit interpoler une valeur se situant sur les versants ou près des crêtes, la probabilité que l'on fasse appel à des points de plus faible élévation est bien plus importante que celle d'avoir des valeurs de plus grande élévation. Ce phénomène est particulièrement vrai pour IDW(R) qui impose généralement par le biais des rayons de recherche l'utilisation d'un nombre plus grand de points que IDW(P).

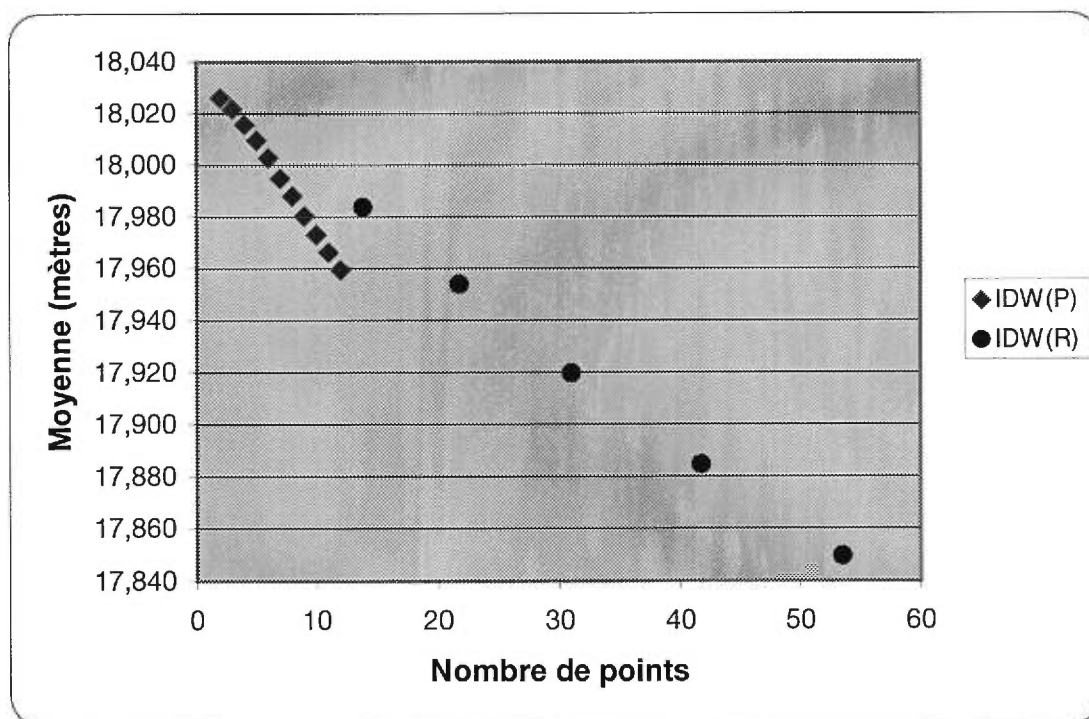


Figure 4-6. Relation entre le nombre de points servant à l'interpolation et la moyenne des élévations

4.2.1.2 Comparaison visuelle des cartes topographiques interpolées

La comparaison visuelle des matrices d'élévations s'effectue à l'aide de deux approches. La première combine des courbes de niveau à un gradient de couleurs (figure 4-7a à figure 4-7h) et la deuxième fait appel à un effet artificiel d'ombrage provoqué par une source de lumière virtuelle sur les surfaces (figure 4-8a à figure 4-8h). Rappelons ici que nous n'examinerons que les surfaces les plus performantes de chaque groupe de méthodes.

Les courbes de niveau présentent les traits grossiers des élévations puisque l'équidistance n'est que de trois mètres. Si une équidistance plus faible nous permet de représenter plus précisément les élévations, la multiplication des courbes, elle, nous empêche de lire facilement les cartes. C'est pourquoi nous ajoutons un gradient de couleur qui fait ressortir une information plus fine que les courbes de niveau. Toutefois, à cause des limites de l'œil et de l'impression, les gradients de couleurs peuvent difficilement permettre à eux seuls une évaluation exhaustive des surfaces. Il nous semble donc plus pertinent de combiner couleurs et courbes de niveau.

On constate qu'il existe des tendances communes à toutes les matrices d'élévations tout en percevant certains éléments distinctifs. Ainsi, de toutes les cartes, la surface de tendance (figure 4-7h) possède les courbes de niveau les plus lisses, les plus « harmonieuses ». À celle-ci s'oppose l'interpolation linéaire (figure 4-7c) pour laquelle les courbes de niveau ont, en bien des endroits, une apparence anguleuse, héritage des facettes triangulaires servant à l'interpolation. Cette apparence est légèrement atténuée pour l'interpolation bivariée (figure 4-7d). Les différences les plus marquées entre les courbes de niveau apparaissent généralement dans la région centrale du bassin (cuvette) et dans les régions où les élévations varient rapidement. On perçoit donc certaines différences entre les surfaces mais l'évaluation de ces différences demeure sommaire.

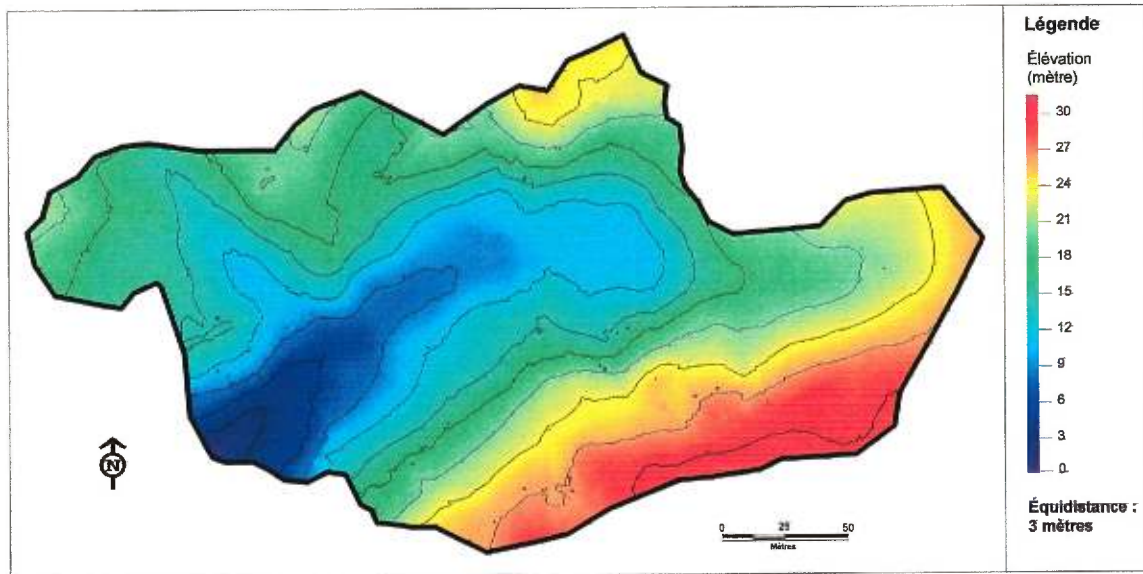


Figure 4-7a. Distribution spatiale des élévations d'un MNÉ généré par krigeage ($r=30$)

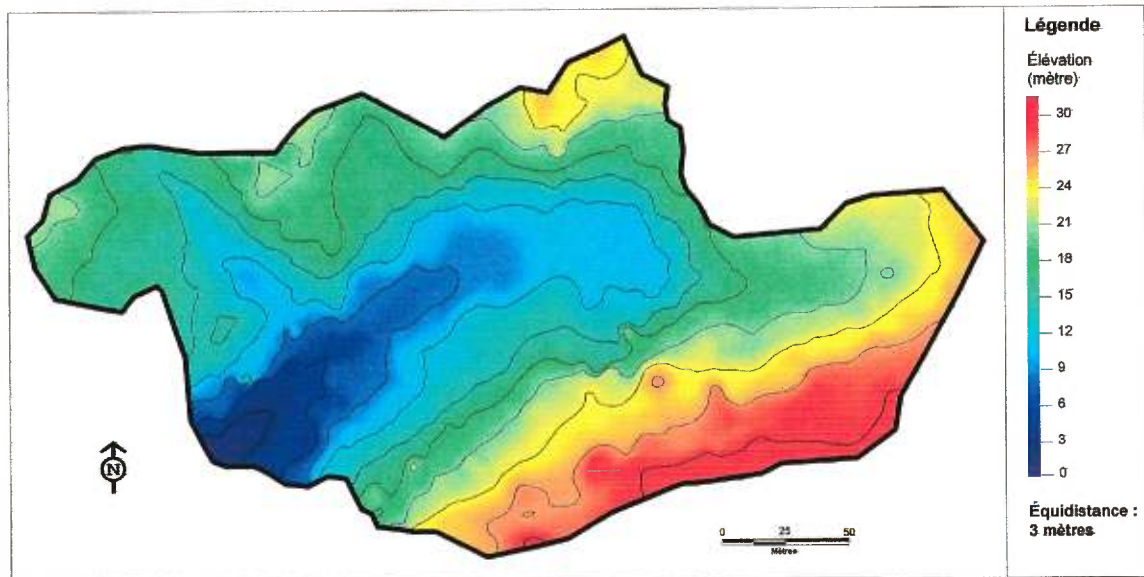


Figure 4-7b. Distribution spatiale des élévations d'un MNÉ généré par SNN (lissé)

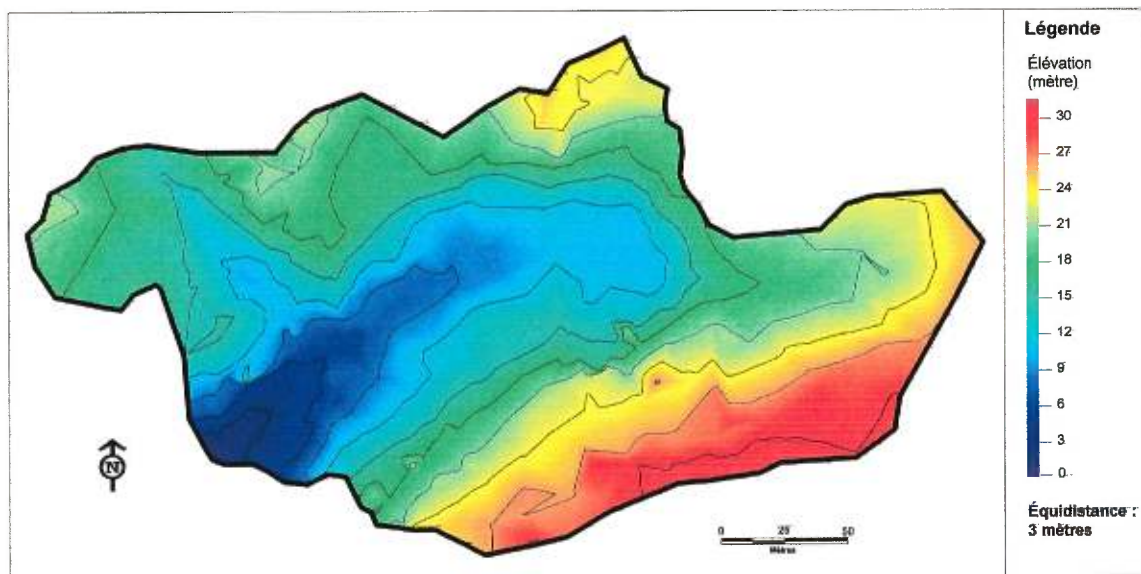


Figure 4-7c. Distribution spatiale des élévations d'un MNÉ généré par interpolation linéaire (TIN)

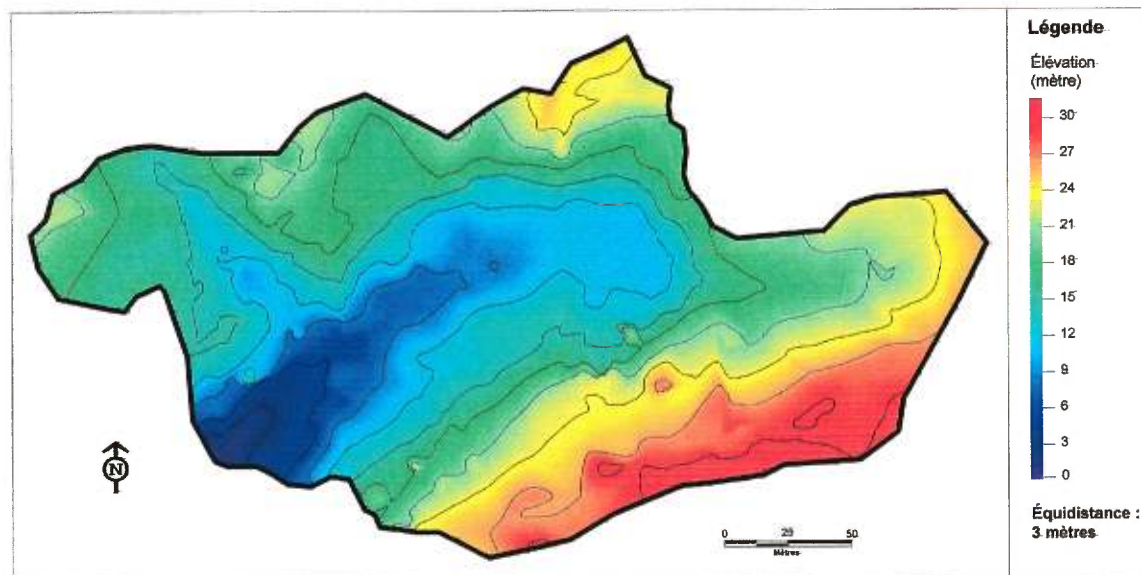


Figure 4-7d. Distribution spatiale des élévations d'un MNÉ généré par interpolation bivariée (TIN, 5e degré)

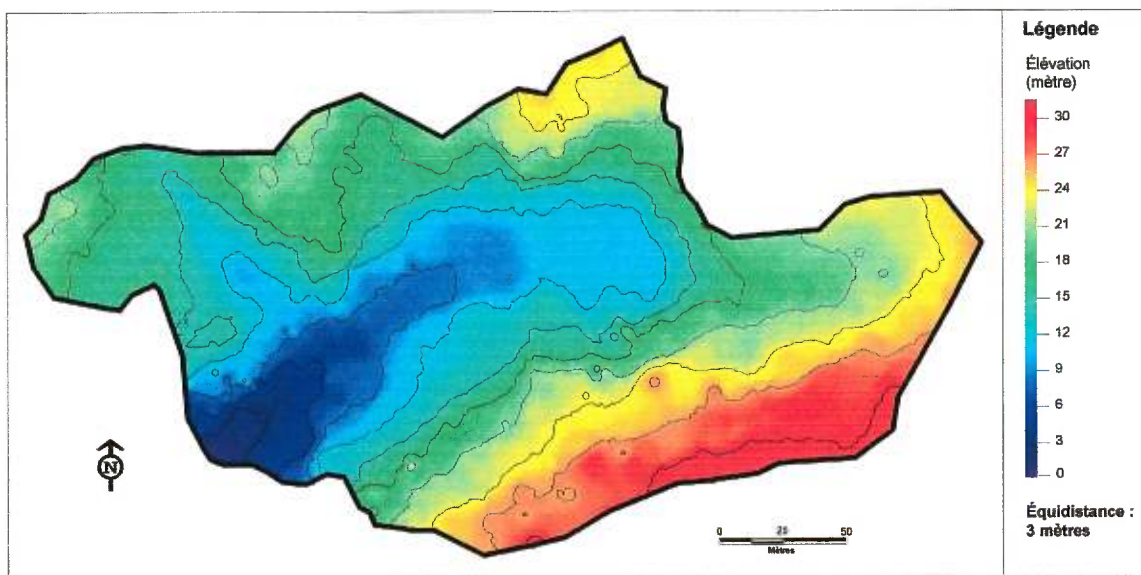


Figure 4-7e. Distribution spatiale des élévations d'un MNÉ généré par IDW ($p=4$)

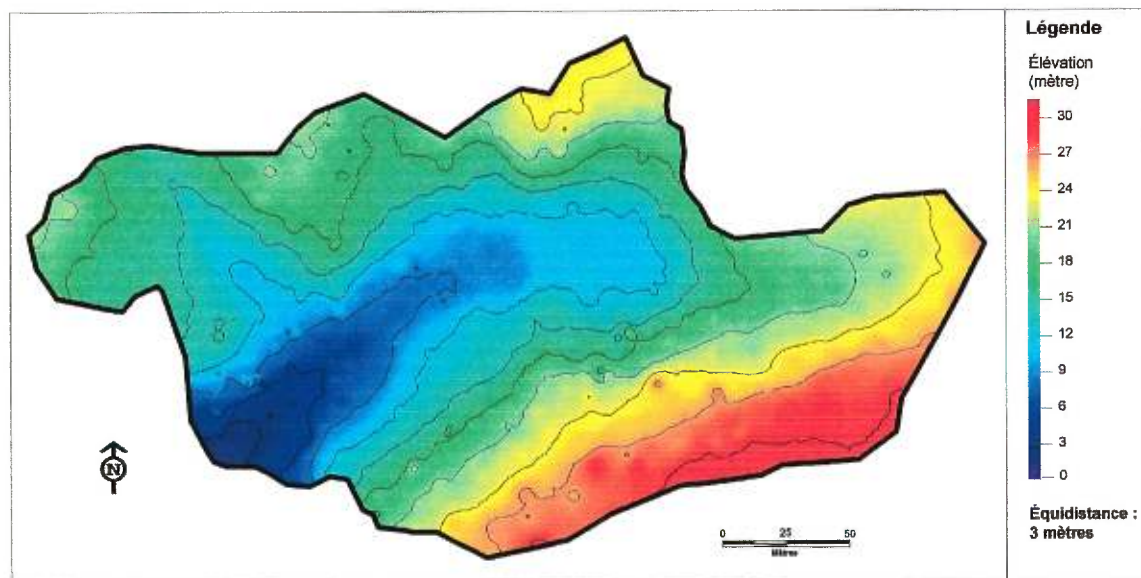


Figure 4-7f. Distribution spatiale des élévations d'un MNÉ généré par IDW ($r=20$)

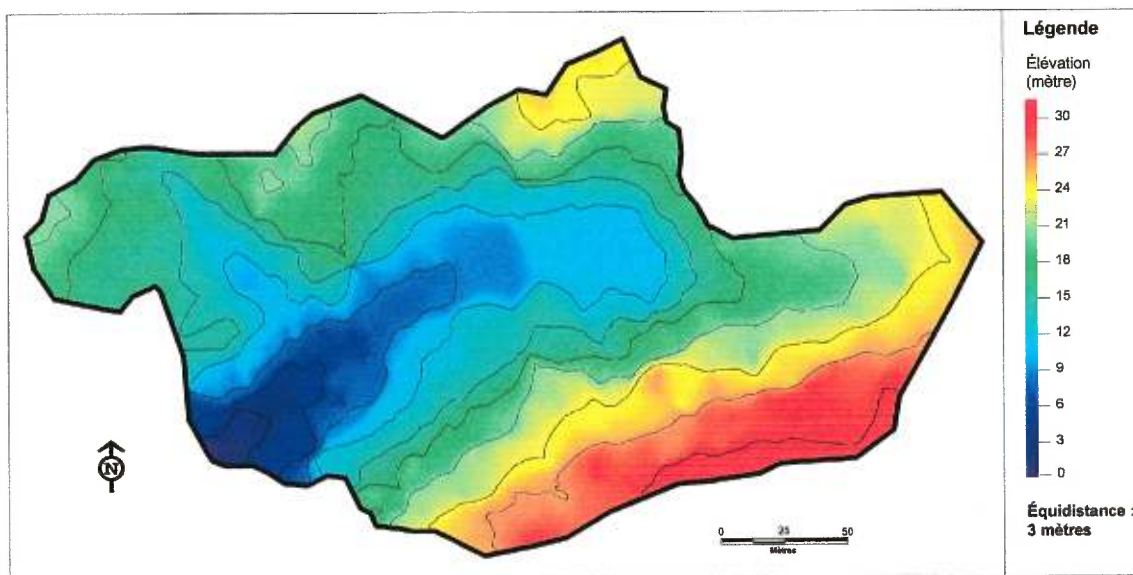


Figure 4-7g. Distribution spatiale des élévations d'un MNÉ généré par IDW ($r=25$ et $p=3-6$)

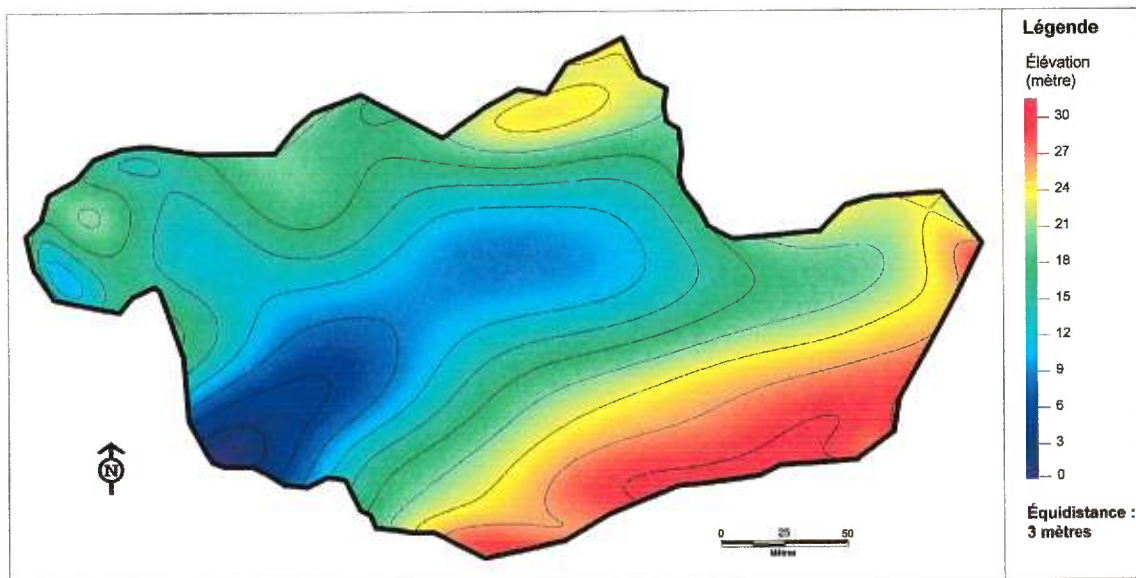


Figure 4-7h. Distribution spatiale des élévations d'un MNÉ généré par une surface de tendance (Trend, 12e degré)

Il est plus aisé de faire émerger des différences entre les surfaces lorsque l'on utilise les jeux d'ombrage, ce qui met en évidence les formes du bassin de l'Herminie. Par contre, puisque les tons de gris associés aux altitudes sont faussés par les ombres, on ne peut se servir de ces images pour en extraire visuellement les élévations. L'étude des figures 4-8(a à h) met en évidence les différences apparentes de la rugosité des surfaces. Il est intéressant de constater que la surface SNN présente en quelques endroits des formes en coup de cuillère. Les méthodes d'interpolation appuyées sur un TIN produisent quant à elles des surfaces qui ont l'apparence d'un substrat rocheux dont on aurait prélevé des éclats, ces éclats étant représentés par les facettes triangulaires du TIN. Les traits caractéristiques les plus prononcés se révèlent dans les surfaces IDW. On observe la présence de plateaux pour IDW(P=4) et IDW(P+R), dans la partie sud du bassin, alors que la méthode IDW(R) produit une multitude de bosses et de dépressions. Ce phénomène de plateaux est également observé par Desmet (1997). Finalement, le krigeage et la surface de tendance Trend (12) offrent, dans l'ensemble, les surfaces les plus lisses d'entre toutes. Par contre, le krigeage produit localement une fine rugosité qui se manifeste sur les cartes par des points noirs (trous) et blancs (pics) ainsi que des lignes blanches associées aux petites variations abruptes des élévations.

Les jeux d'ombrage permettent de cerner rapidement les formes caractéristiques de chacune des surfaces mais la visualisation des cartes sur un support papier (par opposition à la visualisation à l'écran) nous fait perdre une partie de l'information. Comme on pourra le constater, l'information visuelle extraite à l'aide des jeux d'ombrage confirme des observations faites à l'aide de la courbure des surfaces.

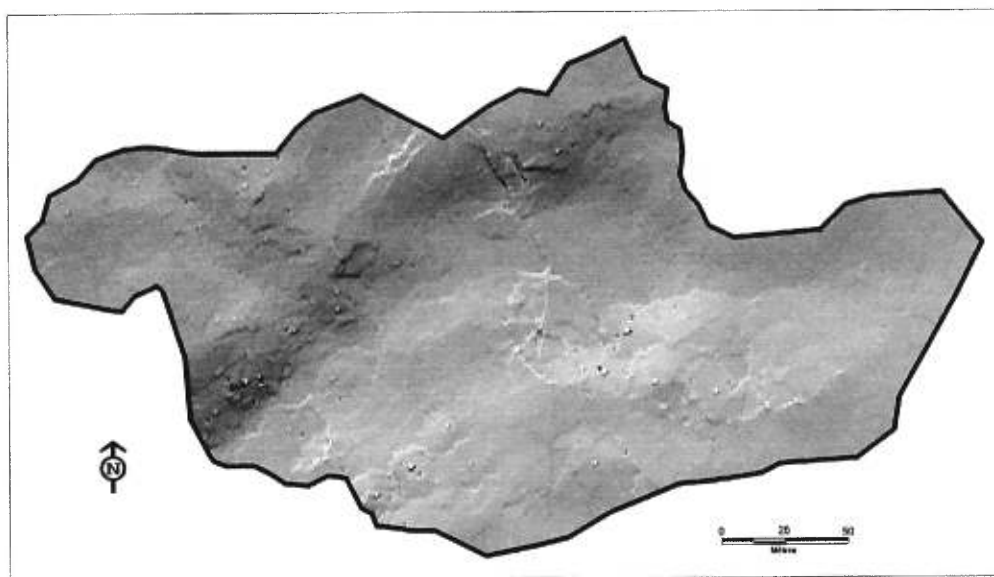


Figure 4-8a. Jeu d'ombrage sur le relief d'un MNÉ généré par krigeage ($r=30$)

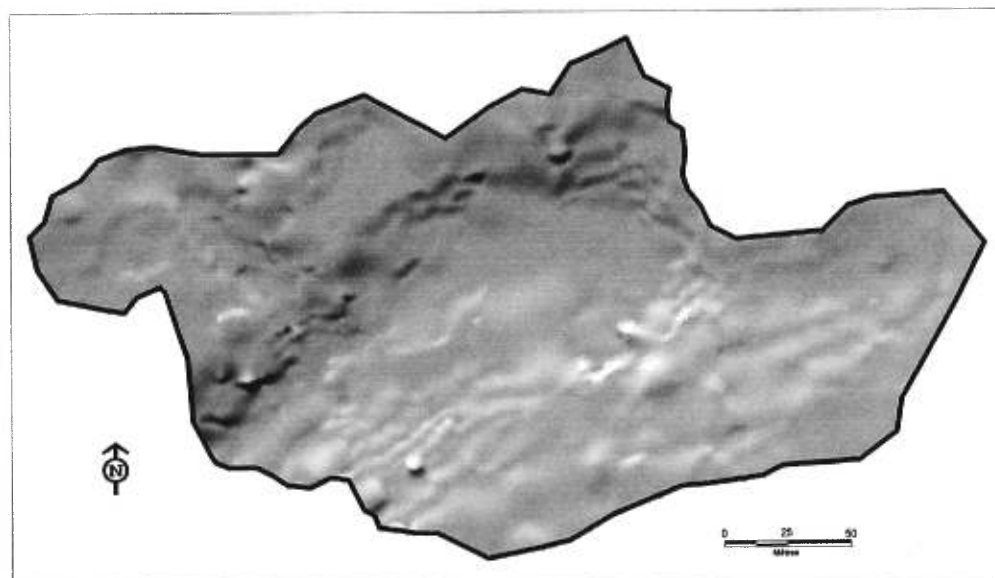


Figure 4-8b. Jeu d'ombrage sur le relief d'un MNÉ généré par SNN (lissé)

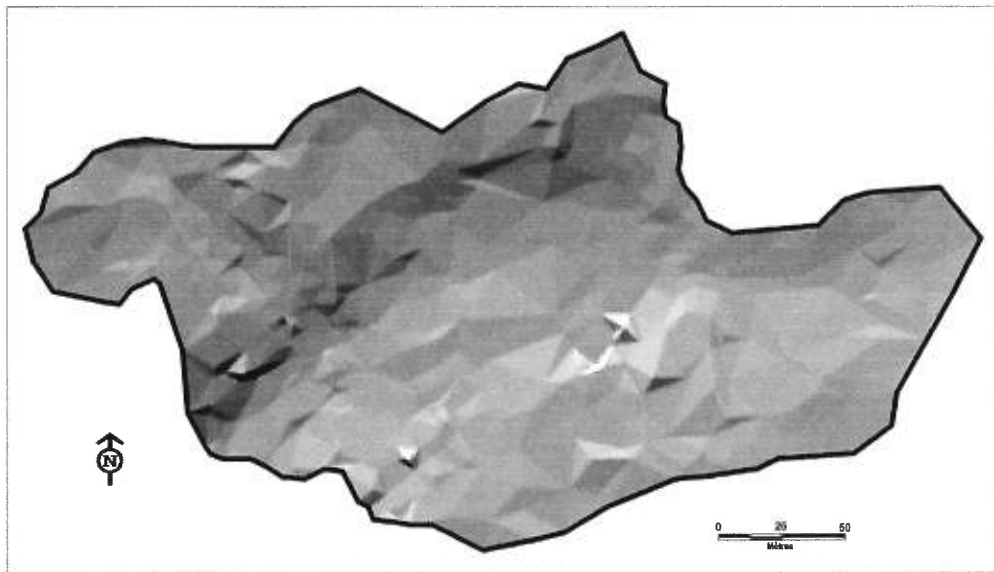


Figure 4-8c. Jeu d'ombrage sur le relief d'un MNÉ généré par interpolation linéaire (TIN)

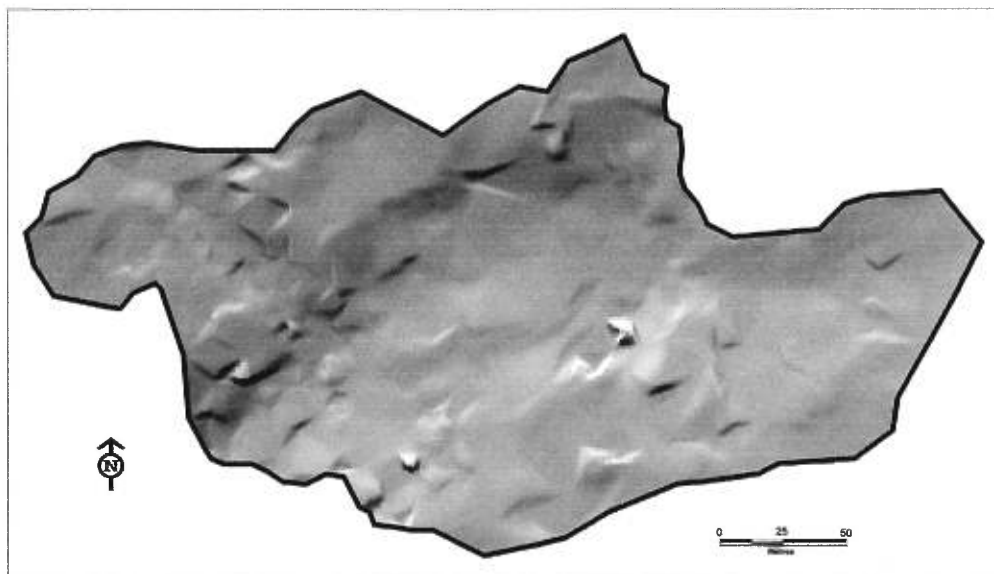


Figure 4-8d. Jeu d'ombrage sur le relief d'un MNÉ généré par interpolation bivariée (TIN, 5e degré)

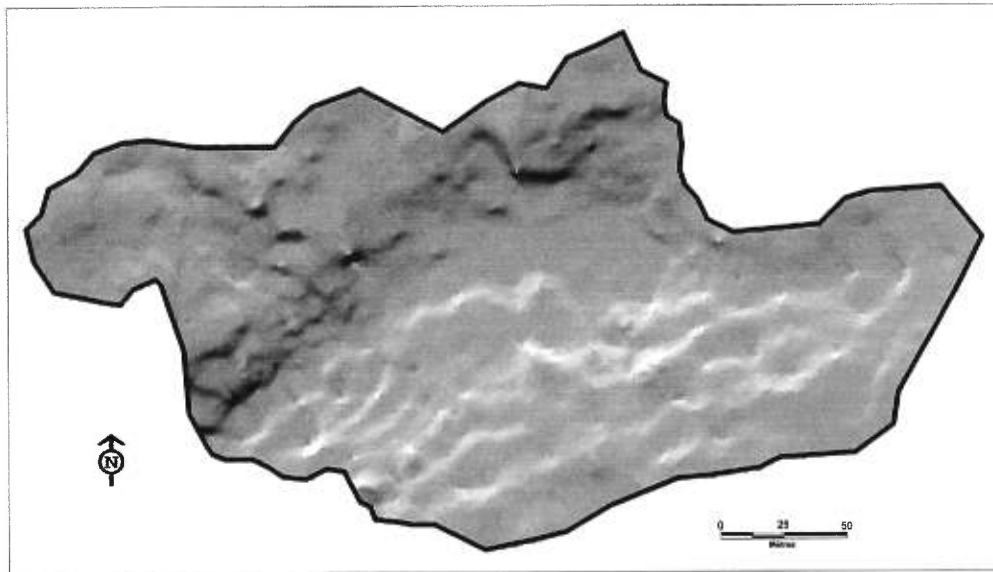


Figure 4-8g. Jeu d'ombrage sur le relief d'un MNÉ généré par IDW ($r=25$ et $p=3-6$)

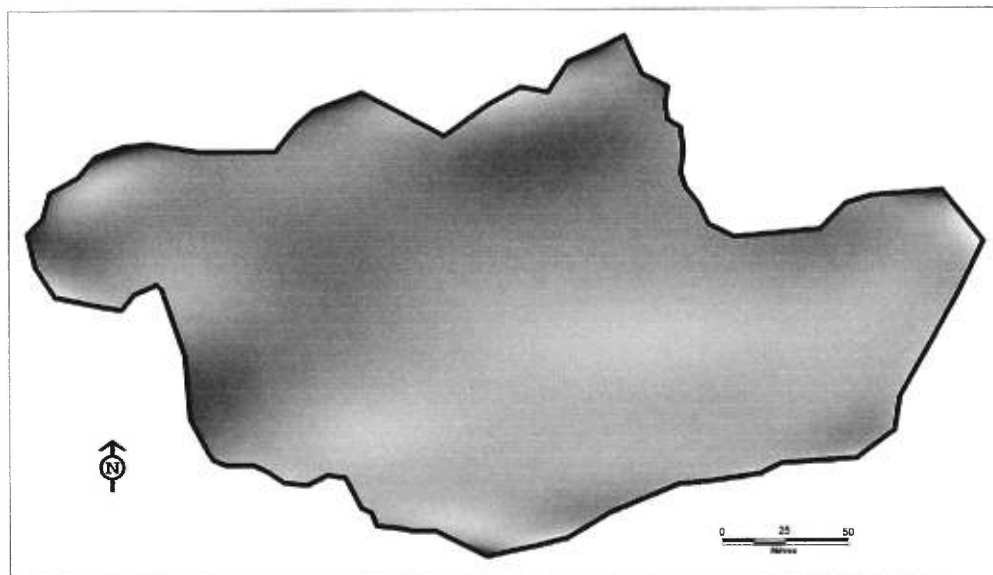


Figure 4-8h. Jeu d'ombrage sur le relief d'un MNÉ généré par une surface de tendance (Trend, 12e degré)

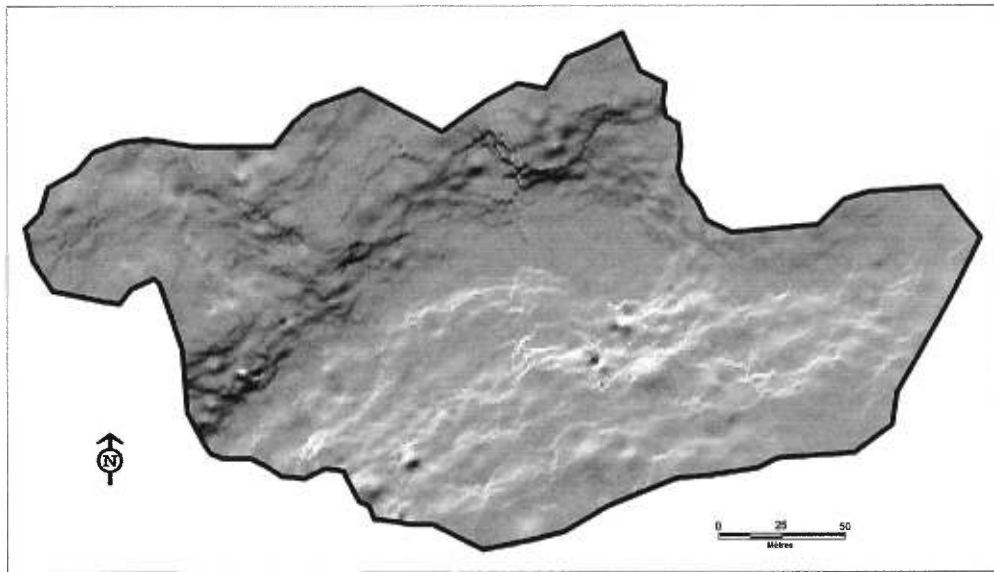


Figure 4-8e. Jeu d'ombrage sur le relief d'un MNÉ généré par IDW ($p=4$)

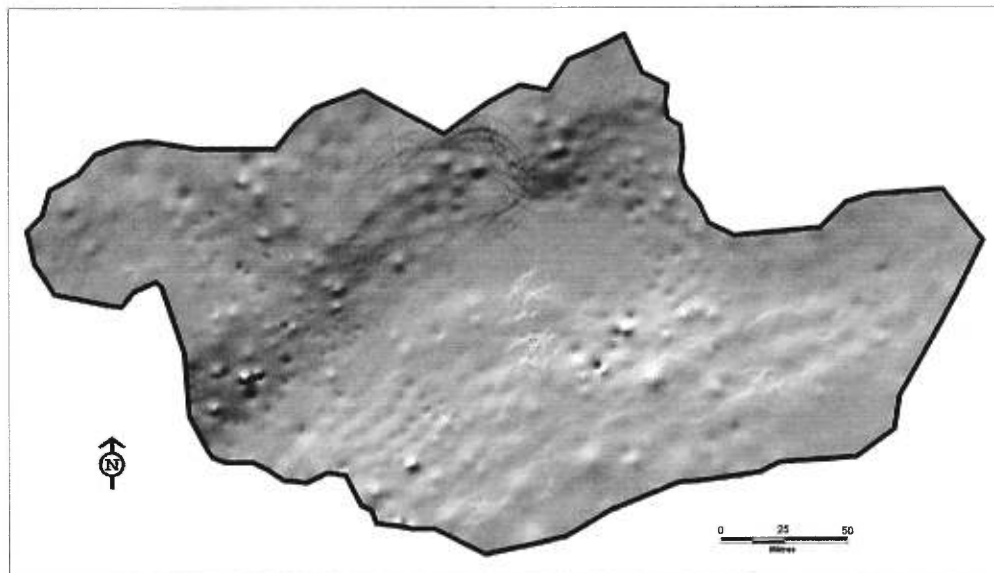


Figure 4-8f. Jeu d'ombrage sur le relief d'un MNÉ généré par IDW ($r=20$)

4.2.2 LA DISTRIBUTION DES PENTES

4.2.2.1 Statistiques descriptives

Nous comparons ici la distribution des pentes des MNÉ générés à l'aide des diverses méthodes d'interpolation. Les comparaisons s'effectuent sur la base des statistiques suivantes : la moyenne, l'écart-type, le minimum et le maximum des valeurs, la kurtose et le coefficient d'asymétrie. Les résultats de ces statistiques descriptives pour chaque groupe de méthodes d'interpolation se trouvent dans le tableau 4-6. Les détails plus spécifiques des diverses surfaces se trouvent dans le tableau A-3 en annexe. Aussi, la distribution de fréquences et la distribution cumulative des pentes sont présentées respectivement dans les figures 4-9 et 4-10. Afin d'en faciliter la lecture, on ne retrouve sur ces figures que les huit méthodes-critères les plus précises de leur groupe, les mêmes qui sont utilisées lors de la comparaison visuelle des matrices (voir introduction de la section 4.2).

Tableau 4-6. Statistiques de la distribution des pentes (%) selon les groupes de méthodes d'interpolation

Méthodes-critères	Moyenne	Écart-type	Min - Max	Kurtose	Coefficient d'asymétrie
Krigeage	21,69 – 21,73	12,68 – 13,10	0,00 – 163,82	4,1 – 4,9	1,3 – 1,5
SNN	23,43 – 23,46	18,46 – 18,60	0,02 – 275,03	13,2 – 14,0	2,3 – 2,4
Linéaire (TIN)	23,04 – 23,04	16,16 – 16,16	0,11 – 287,94	26,9	3,14
Polynomiale bivariable (TIN)	24,38 – 24,81	18,49 – 19,34	0,04 – 333,95	28,0 – 32,9	3,5 – 3,7
IDW(P+R)	22,61	19,58	0,03 – 273,09	9,5	2,25
IDW(P)	22,47 – 26,91	15,81 – 30,36	0,00 – 331,26	6,2 – 8,5	1,8 – 1,9
IDW(R)	22,30 – 22,60	14,56 – 15,63	0,03 – 230,87	8,6 – 10,8	1,8 – 2,1
Trend	17,26 – 22,87	8,81 – 16,91	0,02 – 234,50	-1,0 – 18,5	0,3 – 2,3

Le tableau 4-6 montre que d'une façon générale, à l'exception des surfaces de tendance, les différences entre les distributions des pentes sont plus prononcées entre les méthodes-critères qu'à l'intérieur de chaque groupe de méthodes. Les coefficients d'aplatissement et d'asymétrie l'indiquent bien. Aussi, les distributions de fréquence sont toutes asymétriques à droite, ce qui

est confirmé par les valeurs positives du coefficient d'asymétrie, et leptokurtiques (valeurs de kurtose positives) par rapport à une distribution normale (voir la figure 4-9). Des écarts dans l'asymétrie existent mais dans une importance moindre que pour les coefficients d'aplatissement où il y a une variabilité marquée.

En ce qui a trait aux moyennes des pentes, elles se situent en majorité (24/31) entre 21,5 et 24,5%. Les écarts-types, quant à eux, se trouvent généralement (24/31) dans l'intervalle de 11 à 20%. On observe une forte corrélation entre la moyenne et l'écart-type qui, encore une fois, est maximale ($r \cong 1$) pour la méthode-critère IDW(P). La moyenne subit l'effet des valeurs maximales des pentes de chacune des distributions, ce qui se traduit par une relation directe entre la moyenne et le maximum ($r = 0,92$). Les valeurs maximales des distributions montrent qu'une majorité de surfaces présentent des pentes supérieures à 100% mais qu'elles représentent une fraction marginale comme en témoignent les distributions cumulatives (figure 4-10).

Avec les plus faibles valeurs de kurtose et de coefficient d'asymétrie parmi les méthodes d'interpolation locales, la distribution statistique des pentes obtenues par la méthode du krigeage est la plus proche d'une distribution normale. C'est aussi celle qui présente le plus faible maximum de pente. D'autres surfaces se distinguent par certaines caractéristiques de leur distribution. C'est le cas de Trend(12) où la proportion des pentes de plus de 20% est la plus forte. On remarque aussi que la distribution des pentes de la surface produite par l'interpolation linéaire montre de nombreux pics prononcés dans sa distribution de fréquences. On l'explique par une manifestation de classes de pentes privilégiées dans le MNÉ. Finalement, entre toutes les surfaces, celle qui est générée par IDW(R=4) semble posséder la distribution statistique la plus « moyenne » (celle qui s'éloigne le plus des extrêmes) tant au plan de la moyenne que du kurtose et du coefficient d'asymétrie.

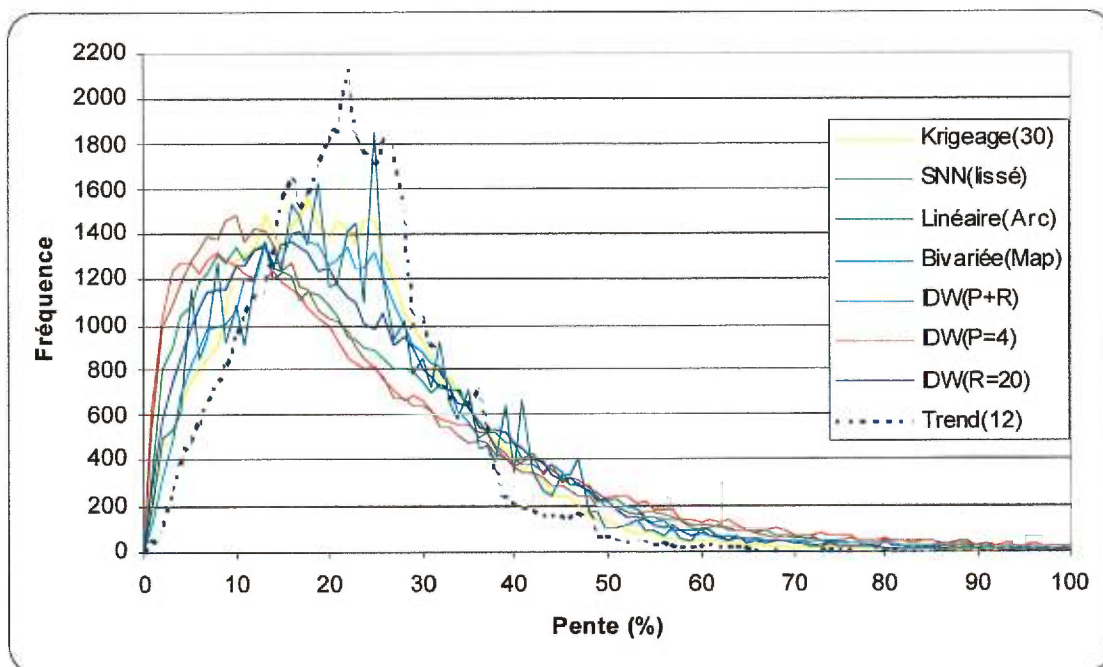


Figure 4-9. Distribution de fréquences des pentes

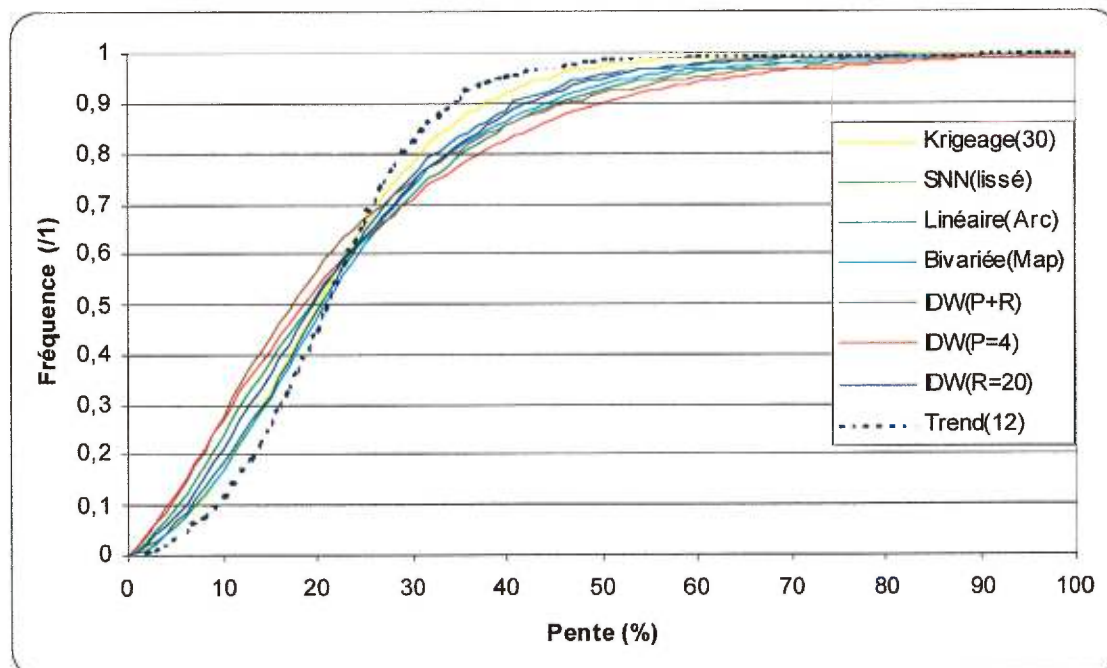


Figure 4-10. Distribution cumulative des pentes

4.2.2.2 Comparaison visuelle des cartes de pentes

À l'examen des figures 4-11a à 4-11h, on voit une certaine similitude entre les surfaces. En général, les pentes les plus faibles se situent en périphérie et au centre du bassin. Entre ces deux zones, sur les versants, les pentes sont plus fortes et on y retrouve les pentes maximales. Chacune des surfaces est marquée par une auréole, souvent discontinue, de pentes plus fortes. Ces surfaces sont relativement complexes et se distinguent principalement par la nature (forme, longueur) des zones de transitions d'une valeur de pente à une autre.

Considérons d'abord les variations de pentes très graduelles de la surface de tendance (figure 4-11h). Que les gradients des valeurs de pente soient faibles ou forts, ils sont continus dans l'espace. On devine l'aspect lisse de la surface, exempte de la rugosité fine que l'on retrouve dans les surfaces générées par les autres méthodes. À l'opposé, on observe des variations très abruptes des pentes pour la surface générée à l'aide de l'interpolation linéaire (figure 4-11c). On décèle sur cette surface une multitude de facettes du réseau triangulaire à la base de l'interpolation. La pente sur une facette triangulaire est uniforme mais la transition entre deux facettes est souvent très abrupte. Bien que la structure générale des pentes soit semblable, ce phénomène est beaucoup moins perceptible pour l'interpolation bivariée (figure 4-11d) dont l'algorithme se base également sur un TIN. Entre ces deux extrêmes, on retrouve des surfaces exhibant des patrons réticulés, des « nervures » où les valeurs de pentes sont élevées. Selon la méthode d'interpolation, les caractéristiques de ces nervures varient (la densité, la largeur, l'intensité). Par exemple, le krigeage présente des nervures prenant l'apparence de cheveux fins entremêlés (4-11a). La densité de nervures fines est grande et la variation des pentes peut être faible à élevée selon l'endroit. Ces transitions fréquentes et rapides des valeurs de pente sont la manifestation d'une rugosité élevée de

la surface interpolée. À l'opposé, les surfaces SNN lissée (figure 4-11b) et IDW(P+R) (figure 4-11g) se distinguent par des nervures larges, moins denses et plus espacées et présentant des variations des valeurs de pente élevées. Les transitions des pentes sont donc beaucoup plus graduelles et caractérisent des surfaces plus lisses que celles générées par krigeage. Les surfaces IDW(P=4) et IDW(R=20) ont une apparence intermédiaire entre celles produites par le krigeage et IDW(P+R).

L'étendue et la localisation des zones de pentes fortes (90% et plus) permettent aussi de distinguer les surfaces entre elles. À ce sujet, la surface de tendance Trend(12) est marginale avec sa petite zone en bordure de la partie est du bassin. Le krigeage aussi produit très peu de fortes pentes et les rares endroits affectés sont ponctuels alors que les autres surfaces présentent des zones de fortes pentes plus étendues.

Il est donc clair que les méthodes d'interpolation affectent la distribution spatiale des pentes du bassin versant et, règle générale, d'une façon plus marquée que les statistiques des distributions de pente. Cette constatation, bien que fort intéressante, ne permet pas d'évaluer quelle est la surface qui représente le mieux la réalité de l'Hermine. Ne possédant aucune donnée quantitative pour les pentes du bassin, notre réflexion doit s'appuyer sur nos connaissances visuelles du terrain. L'évaluation est donc subjective.

Le bassin de l'Hermine présente peu de pentes très fortes. Bien que la surface du bassin présente une rugosité à l'échelle locale, dans l'ensemble, la valeur des pentes varie graduellement. Les surfaces des MNÉ où l'on retrouve des alternances très abruptes et très fréquentes ou de grandes zones à pentes uniformes sont donc à exclure. C'est pourquoi on croit approprié d'éliminer le krigeage(30), l'interpolation linéaire, IDW(P=4), IDW(R=20) et la surface de

tendance(12). L'interpolation bivariée offre des transitions de pentes s'approchant certainement de la réalité. Toutefois, en d'autres endroits, on perçoit encore l'influence du TIN, ce qui nous encourage à la rejeter. Finalement, bien qu'elles montrent des différences, il nous est difficile de choisir entre les deux surfaces restantes. SNN lissé et IDW(P+R) présentent des nervures larges définissant de larges séquences de transition de pentes faibles à pentes plus fortes. Ceci est caractéristique de ce que l'on voit dans le bassin de l'Hermine.

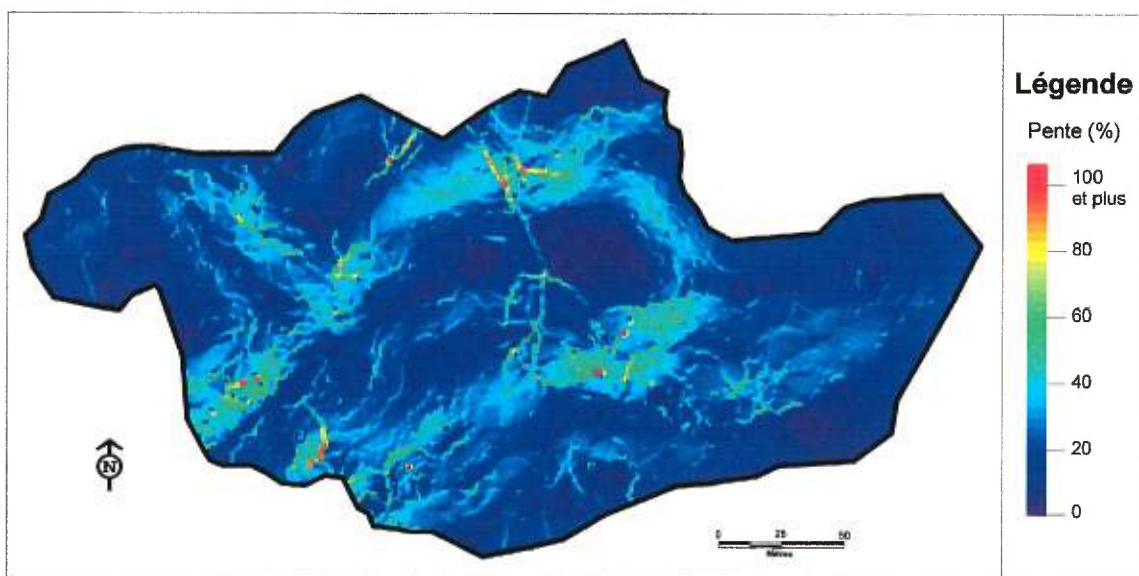


Figure 4-11a. Distribution spatiale de la pente de la surface générée par krigeage ($r=30$)

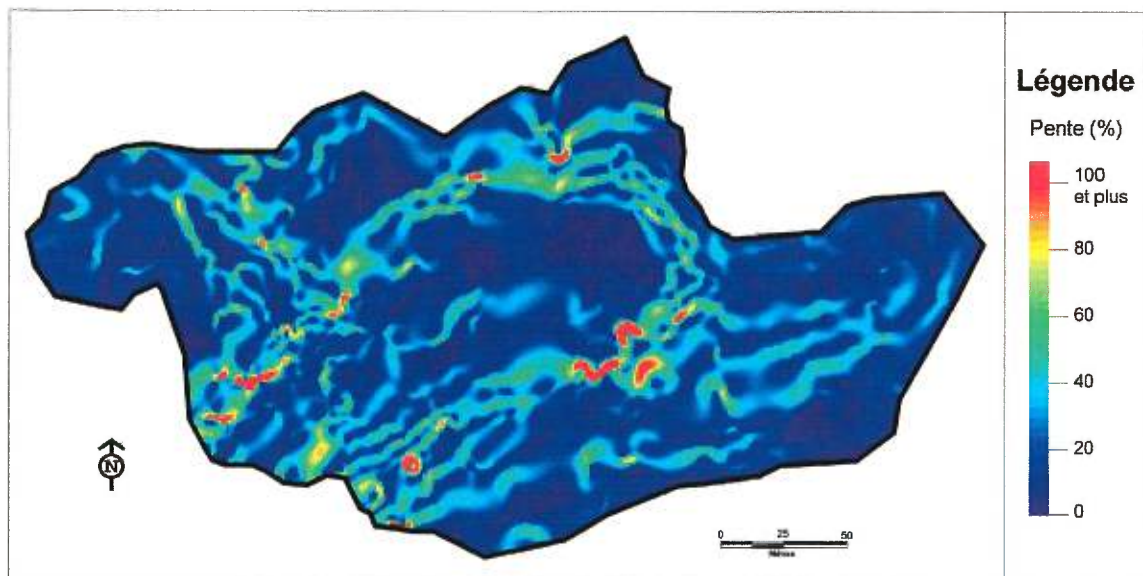


Figure 4-11b. Distribution spatiale de la pente de la surface générée par la méthode SNN (lissé)

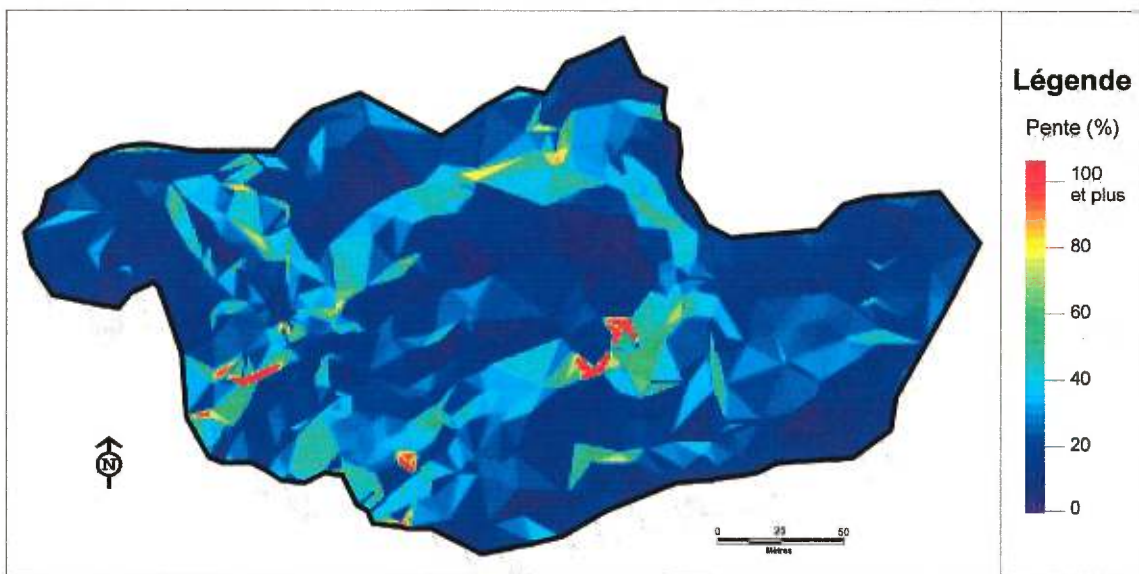


Figure 4-11c. Distribution spatiale de la pente de la surface générée par interpolation linéaire (TIN)

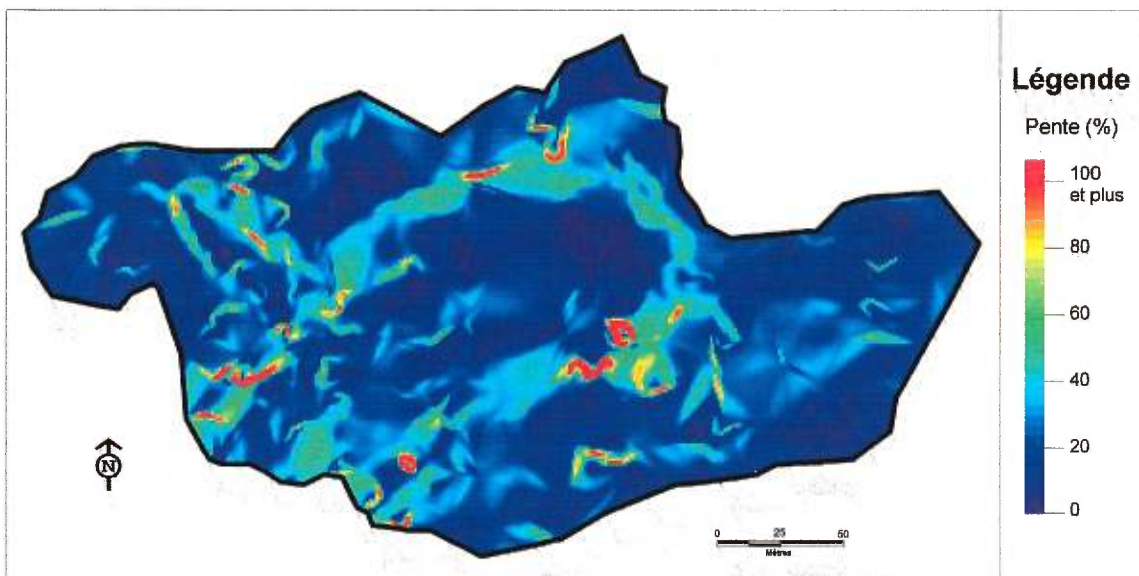


Figure 4-11d. Distribution spatiale de la pente de la surface générée par interpolation bivariée (TIN, 5e degré)

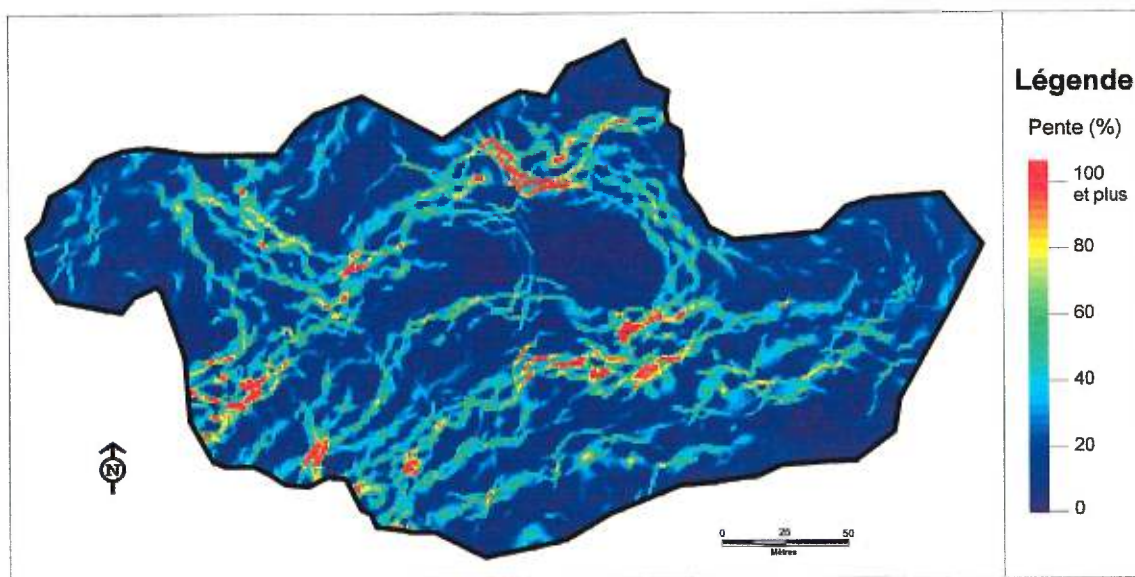


Figure 4-11e. Distribution spatiale de la pente de la surface générée par IDW ($p=4$)

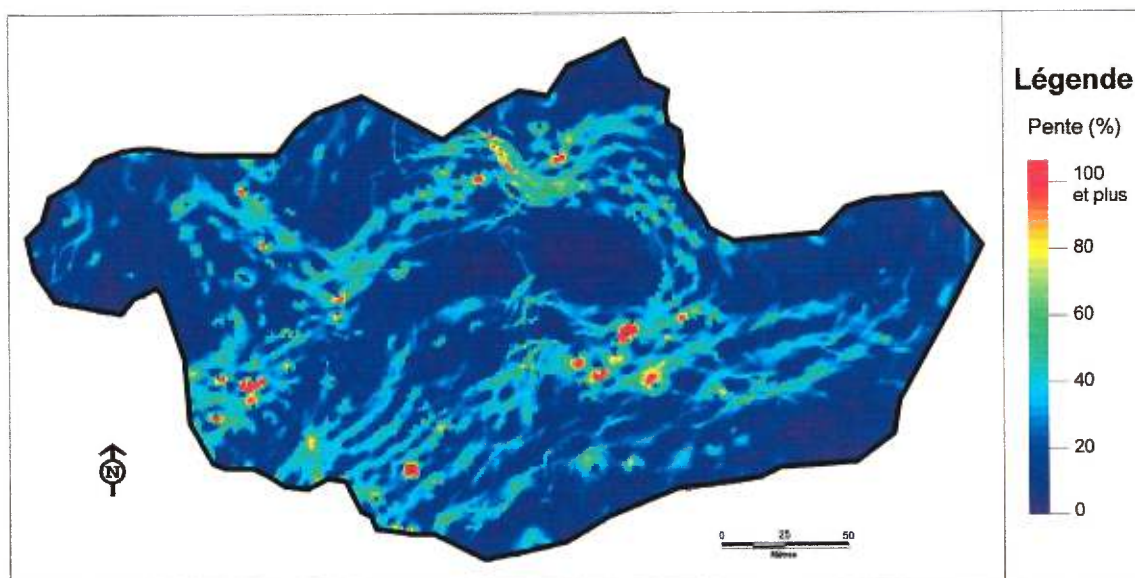


Figure 4-11f. Distribution spatiale de la pente de la surface générée par IDW ($r=20$)

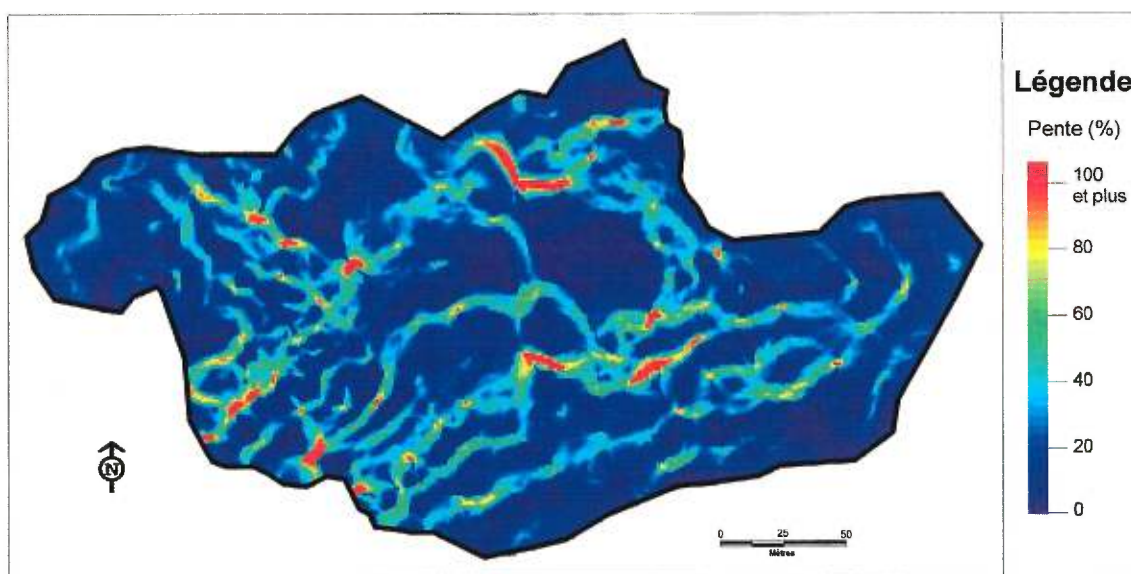


Figure 4-11g. Distribution spatiale de la pente de la surface générée par IDW ($r=25$ et $p=3-6$)

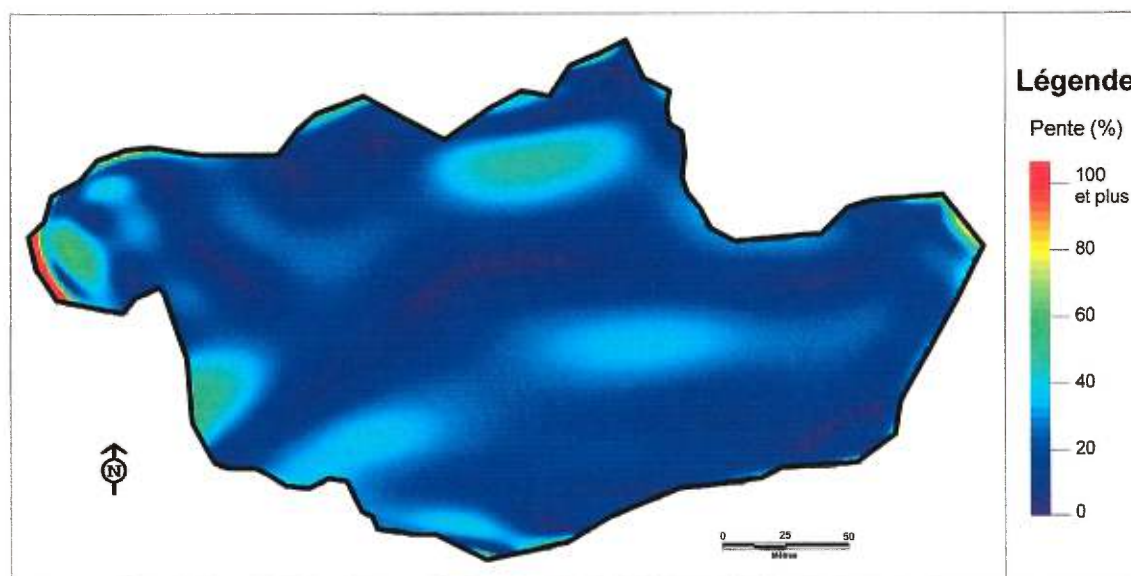


Figure 4-11h. Distribution spatiale de la pente de la surface générée par une surface de tendance (Trend, 12e degré)

4.2.3 LA DISTRIBUTION DES COURBURES

L'extraction automatique de variables hydrologiques s'appuie rarement sur la courbure du terrain. L'intérêt de nous attarder ici sur les inflexions des surfaces interpolées réside dans le fait que la courbure nous donne des indices quant aux caractéristiques morphologiques propres aux surfaces. L'étude de la courbure des surfaces peut donc mettre en évidence des zones de convergence ou de divergence, réelles ou non, dans les écoulements superficiels.

4.2.3.1 Statistiques descriptives

Les données portant sur les statistiques descriptives des distributions de courbure sont résumées dans le tableau 4-7. Règle générale, comme pour les pentes, la variabilité des distributions de courbure est plus grande entre les méthodes-critères qu'à l'intérieur de ces dernières. Aussi, encore une fois, afin d'alléger les figures, seules les huit méthodes-critères possédant le plus faible MEA de leur groupe respectif sont étudiées plus en détail. Il faut souligner qu'il est possible que les méthodes retenues ne soient pas représentatives des caractéristiques moyennes de leur groupe. C'est le cas avec la méthode IDW(P) pour laquelle le nombre de points affecte de façon considérable la dispersion des distributions statistiques. Le lecteur peut alors se référer aux données détaillées dans le tableau A-4, en annexe, pour mieux apprécier les différences se manifestant à l'intérieur des méthodes-critères.

Un premier élément se dégage des statistiques du tableau 4-7 : chacune des moyennes des courbures est égale à zéro. On le voit bien avec la figure 4-12, les distributions statistiques se distinguent plutôt par leur dispersion et leur aplatissement. La kurtose est toujours élevée, reflétant l'aspect très étroit et élevé de la zone modale au-dessus de la moyenne. Tel que mentionné dans les sections précédentes, les caractéristiques statistiques des surfaces de tendance s'opposent aux surfaces obtenues par le krigeage et par la méthode IDW(P = 2 à 4). Les distributions cumulatives à la figure 4-13 montrent bien

l'opposition entre la Trend(12) et le groupe constitué du krigeage(30) et de IDW(P=4).

Tableau 4-7. Statistiques des distributions de courbures (m/m/100m)

Méthodes-critères	Moyenne	Écart-type	Min - Max	Kurtose	Coefficient d'asymétrie
Krigeage	0,00	43,63 – 50,18	-1312 – 1284	131 – 183	2,1 – 2,5
SNN	0,00	15,12 – 15,52	-479 – 394	107 – 115	0,9 – 1,0
Linéaire (TIN)	0,00	20,05 – 20,06	-626 – 764	188	1,7
Polynomiale bivariée (TIN)	0,00	20,95 – 22,14	-715 – 729	184 – 221	0,8 – 0,9
IDW(P+R)	0,00	18,48	-469 – 530	69	0,03
IDW(P)	0,00	23,09 – 84,91	-1034 – 1189	15 – 40	0,0 – 0,5
IDW(R)	0,00	19,23 – 23,57	-544 – 646	48 – 133	0,6 – 1,9
Trend	0,00	2,78 – 8,51	-146 – 296	92 – 324	2,7 – 10,8

En effet, les surfaces de tendance présentent les plus faibles écarts-types. Parallèlement, elles montrent les plus fortes valeurs d'asymétrie et se caractérisent par une forme élancée de la distribution (forte kurtose) comme on le voit sur la figure 4-12. Trend(12) se démarque en ayant le plus fort écart-type des surfaces de tendances et les valeurs les plus élevées d'entre toutes les méthodes, pour le coefficient d'asymétrie et la kurtose. Les plus forts écarts-types pour les surfaces sont obtenus par le krigeage et IDW(P = 2 à 4). Dans le cas du krigeage, cette méthode produit les courbures en valeur absolue les plus fortes alors que les surfaces de tendance offrent un très faible intervalle de courbures. Les inflexions de la surface obtenue par krigeage sont donc beaucoup plus prononcées et diversifiées que pour les surfaces de tendance. Ceci laisse présager que le krigeage peut générer une surface plus rugueuse que les surfaces de tendance. Nous confirmerons cette hypothèse lors de la comparaison visuelle des surfaces.

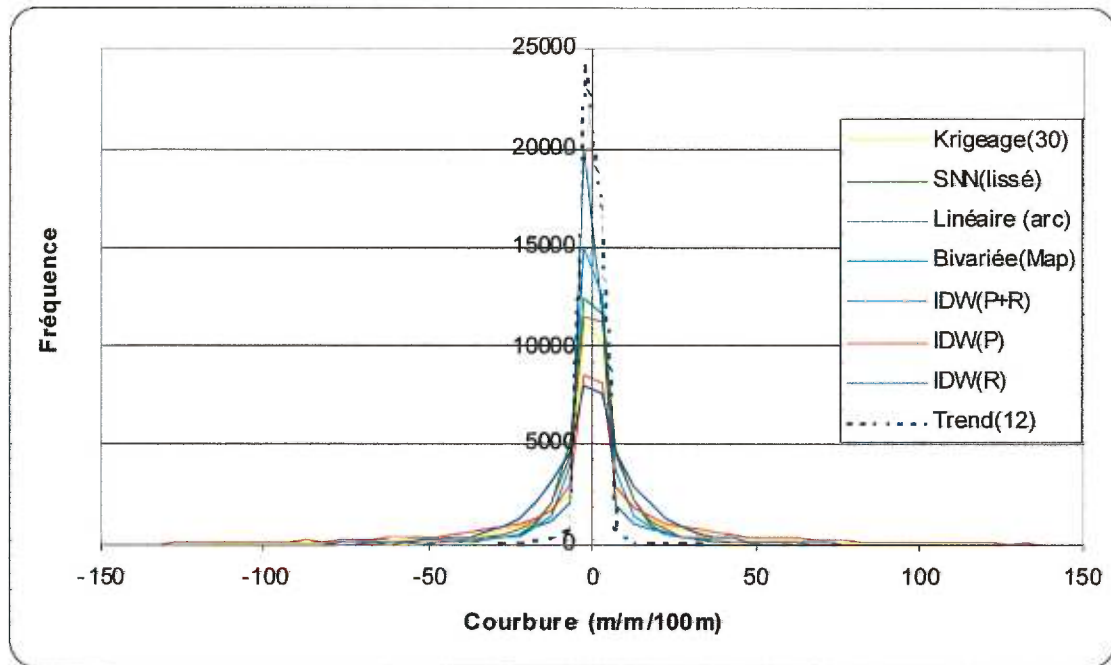


Figure 4-12. Distribution des fréquences des courbures

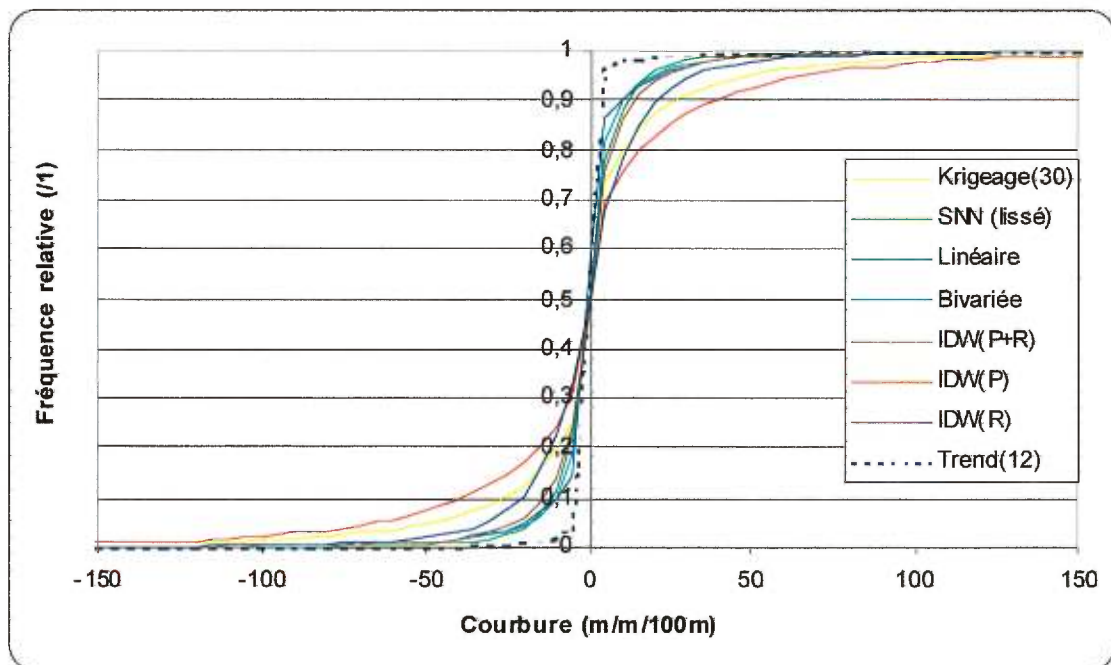


Figure 4-13. Distribution cumulative des courbures

En ce qui a trait aux méthodes IDW, la méthode IDW(P+R) est caractérisée par une distribution présentant une plus faible dispersion que les méthodes à un seul critère. Ajoutons que dans ces deux derniers cas, on observe à l'intérieur des méthodes-critères une corrélation inverse entre l'écart-type et la kurtose; c'est le même constat pour les surfaces de tendance. Donc, pour ces méthodes-critères, un étalement d'une distribution entraîne également un aplatissement. Cette relation n'est pas nécessairement linéaire.

4.2.3.2 Comparaison visuelle des cartes des courbures

Tout comme pour la pente, les caractéristiques statistiques de la courbure diffèrent de façon importante selon les surfaces interpolées. Cette constatation est appuyée par l'analyse des cartes de courbures. Les figures 4-14a à 4-14h présentent la distribution spatiale des courbures des huit surfaces interpolées qui sont les meilleures de leur groupe respectif. Les zones en blanc caractérisent des surfaces de très faible courbure, voire plane, alors que le rouge indique les zones convexes et le bleu les zones concaves. Un coup d'œil rapide permet de déceler des différences majeures entre les distributions spatiales des courbures des MNÉ. Les patrons spatiaux des valeurs d'inflexion des différentes surfaces se distinguent par leurs formes (p. ex. réticulées, circulaires, rectilignes, etc.)

L'information véhiculée par ces surfaces est intéressante pour deux raisons : 1) les cartes des courbures raffinent les conclusions tirées de l'analyse statistique des pentes présentées plus tôt; 2) les courbures peuvent faire ressortir les ruptures de pentes des surfaces interpolées, ruptures qui ont été considérées lors de l'échantillonnage des points d'élévation.

La surface de tendance présente très peu d'endroits où la courbure est importante. On constate que les seules inflexions de la surface sont en périphérie du bassin. On imagine aisément que cette représentation est peu réaliste. À l'intérieur du bassin, la surface est pratiquement plane, les variations de la courbure ne sont pratiquement pas perceptibles. Toutes les autres surfaces possèdent sur l'ensemble du bassin des variations de courbure dont la

densité est variable. Tout comme c'était le cas pour la pente, le krigeage produit un patron spatial réticulé (figure 4-14a). De fines nervures parsèment densément le bassin. Ces nervures sont généralement constituées d'une bande convexe côtoyant une bande concave. De telles structures évoquent des ruptures de pente très abruptes.

Ces patrons réticulés se retrouvent également dans les surfaces générées par IDW(P=4) (figure 4-14e) et dans une moindre mesure sur celles générées par IDW(R=20) (figure 4-14f). La surface IDW(P=4) semble avoir une densité de nervures similaire à celle obtenue par le krigeage mais leur organisation diffère un peu. De plus, cette surface possède une multitude de points bleus et rouges qui s'apparentent à des séquences de creux et de bosses. Ces éléments morphologiques se situent sur les points d'élévation échantillonnés. On retrouve le même phénomène pour la surface IDW(R=20). Par contre, cette surface montre moins de nervures et elles prennent la forme d'arcs de cercle dont le rayon d'une vingtaine de mètres est similaire à la valeur de rayon utilisée lors de l'interpolation. Aussi, ces nervures se localisent dans les zones où la densité d'échantillonnage est la plus faible (voir figure 3-2). Bien qu'appartenant à la même grande famille d'interpolation, la méthode IDW(P+R) produit une surface aux courbures différentes des deux surfaces abordées précédemment. Les nervures fines, tout comme les buttes et fosses, sont absentes. Les transitions de courbures ne sont pas nettes. Toutefois, on peut discerner des successions de surfaces convexes et concaves dont l'intensité des valeurs est corrélée avec la densité des nervures de IDW(P=4). Puisque les similitudes entre IDW(P+R) et IDW(P=4) sont plus marquées qu'entre IDW(P+R) et IDW(R), on peut émettre l'hypothèse que ces ressemblances sont liées au nombre de points utilisés lors de l'interpolation. En effet, alors que IDW(R=20) utilise en moyenne une douzaine points lors de l'interpolation, IDW(P+R) en utilise seulement de trois à six, soit un nombre de points semblable à IDW(P=4).

Les interpolations s'appuyant sur un réseau triangulaire présentent des patrons de courbures très différents de ce qu'on a vu précédemment.

L'interpolation linéaire (figure 4-14c) crée une surface sur laquelle les inflexions se trouvent seulement sur les arêtes des facettes triangulaires. L'interpolation bivariée (figure 4-14d), quant à elle, exhibe les mêmes axes de courbure que l'interpolation linéaire mais avec la différence que ceux-ci sont moins abrupts; les courbures se manifestent plus graduellement. Cet aspect graduel ou diffus des transitions entre les différentes courbures est encore plus marqué dans la surface obtenue par la méthode SNN (lissé) (figure 4-14b). Dans les secteurs les plus densément échantillonnés les zones de courbures convexes ou concaves sont de plus petite taille et sont séparées par peu de zones planes.

Cette analyse des surfaces à partir de la courbure des pentes mène à une conclusion similaire à celle retenue pour les gradients de pente. L'interpolation par surface de tendance doit être rejetée parce qu'elle produit des surface trop lisses, voire exemptes de ruptures de pentes. Également, nous croyons que les méthodes reposant sur un TIN ainsi que les méthodes IDW(R) et IDW(P) ne sont pas appropriées pour représenter la surface de l'Hermine parce qu'elles produisent des artefacts. En effet, les interpolations linéaire et bivariée présentent des courbures suivant presque essentiellement des axes linéaires des triangles. Dans les deux cas, il s'agit d'une simplification trop grossière de la réalité, d'un artefact. En ce qui a trait aux méthodes IDW, la présence de très nombreuses petites fosses ou buttes rondes laisse croire que la majorité d'entre elles sont artificielles. En effet, l'échantillonnage des données d'élévation n'a pas été effectué pour caractériser la surface avec autant de détails. Ainsi, lorsque l'on considère toutes ces fosses, buttes et nombreuses nervures présentes sur les surfaces générées par IDW(P) et IDW(R), il y a plus de zones d'inflexions que celles échantillonnées. On rejette donc ces deux méthodes-critères pour l'Hermine. Il en est de même pour le krigeage qui produit une surface avec des nervures de densité similaires à IDW(P=4) mais avec des buttes et fosses de moindre importance. Il reste donc les surfaces générées par SNN(lissé) et IDW(P+R). Toutes deux ne semblent pas montrer d'artefacts importants. Ce jugement ne peut être définitif mais il ressort que ces deux méthodes donnent les résultats les plus raisonnables.

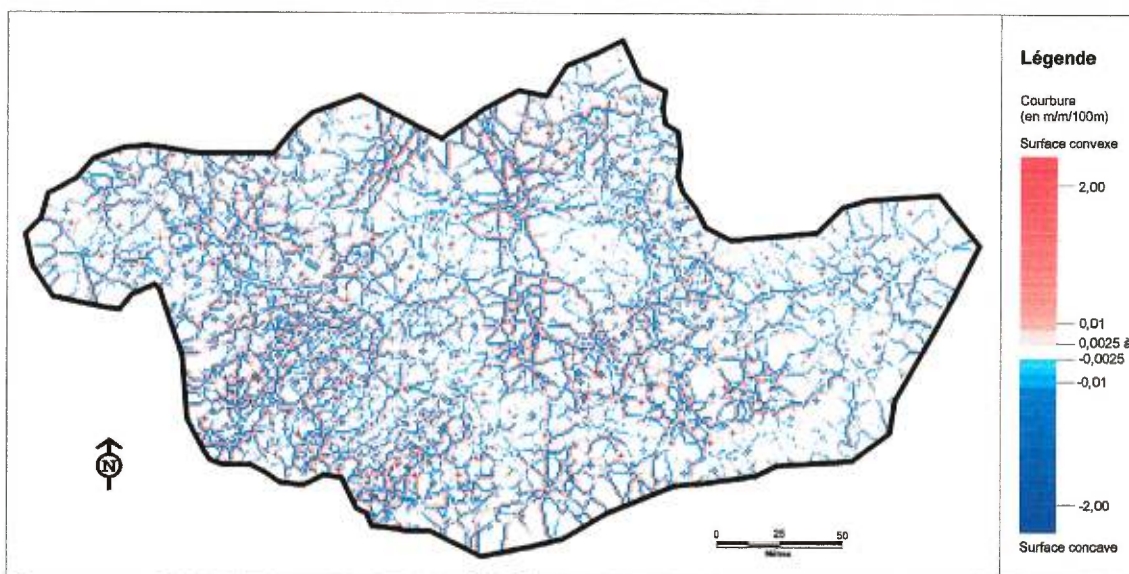


Figure 4-14a. Distribution spatiale de la courbure de la surface générée par krigeage ($r=30$)

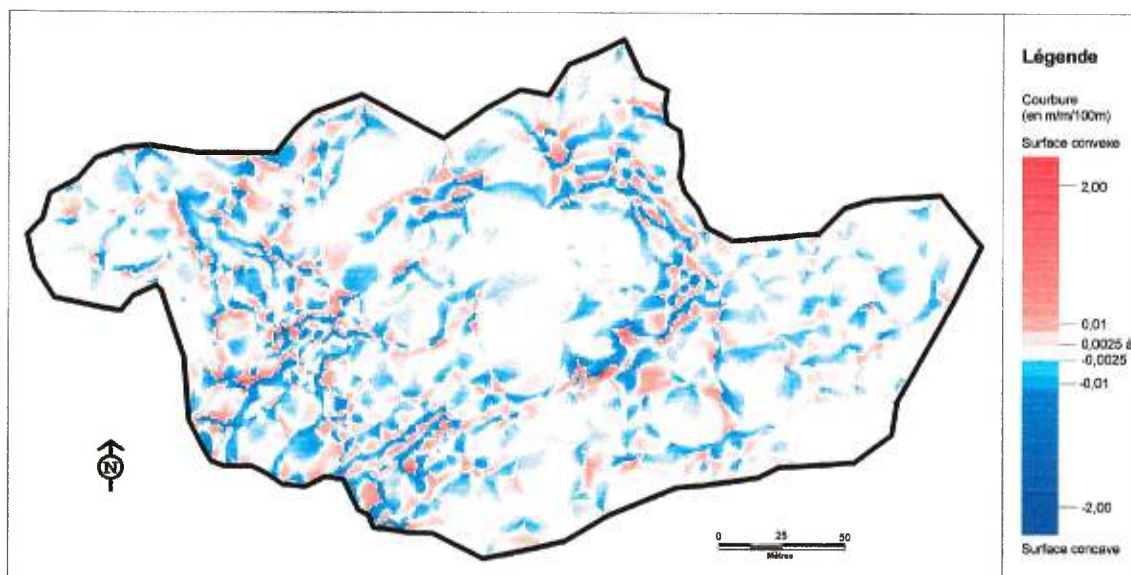


Figure 4-14b. Distribution spatiale de la courbure de la surface générée par la méthode SNN (lissé)

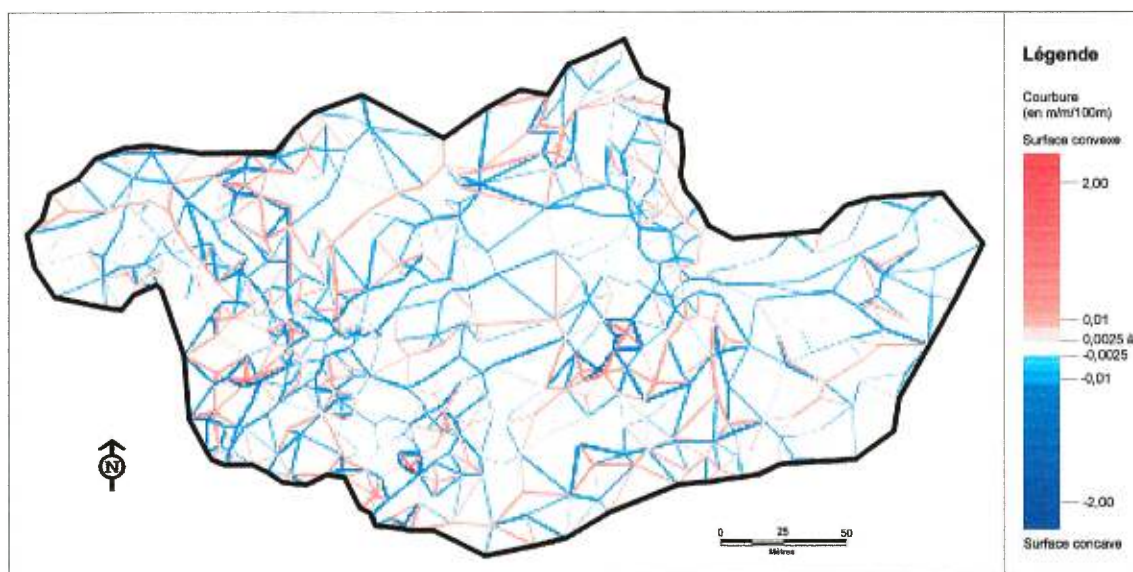


Figure 4-14c. Distribution spatiale de la courbure de la surface générée par interpolation linéaire (TIN)

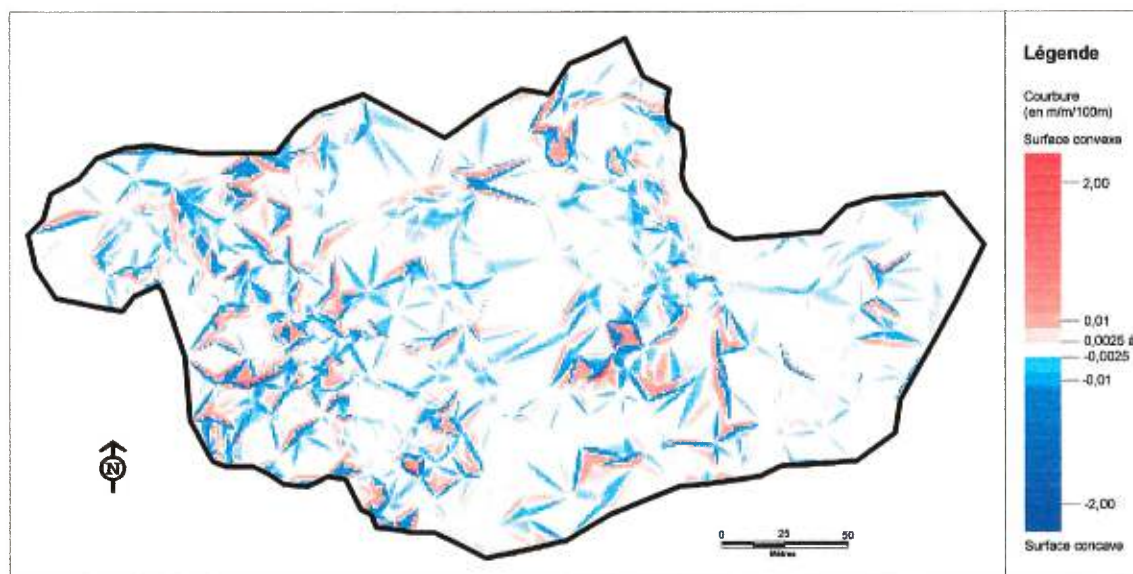


Figure 4-14d. Distribution spatiale de la courbure de la surface générée par interpolation bivariée (TIN, 5e degré)

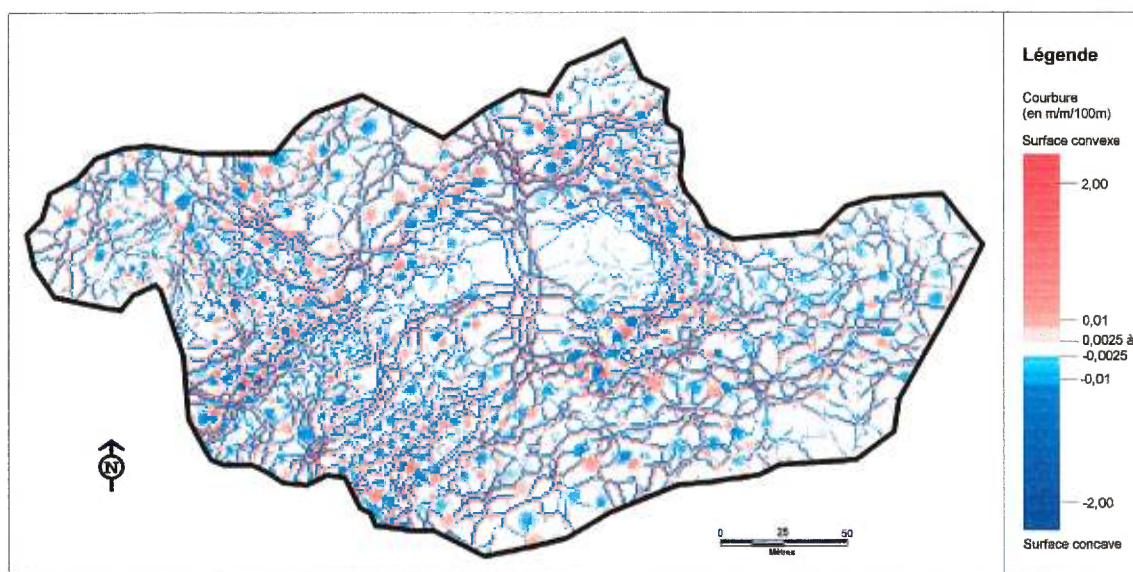


Figure 4-14e. Distribution spatiale de la courbure de la surface générée par IDW ($p=4$)

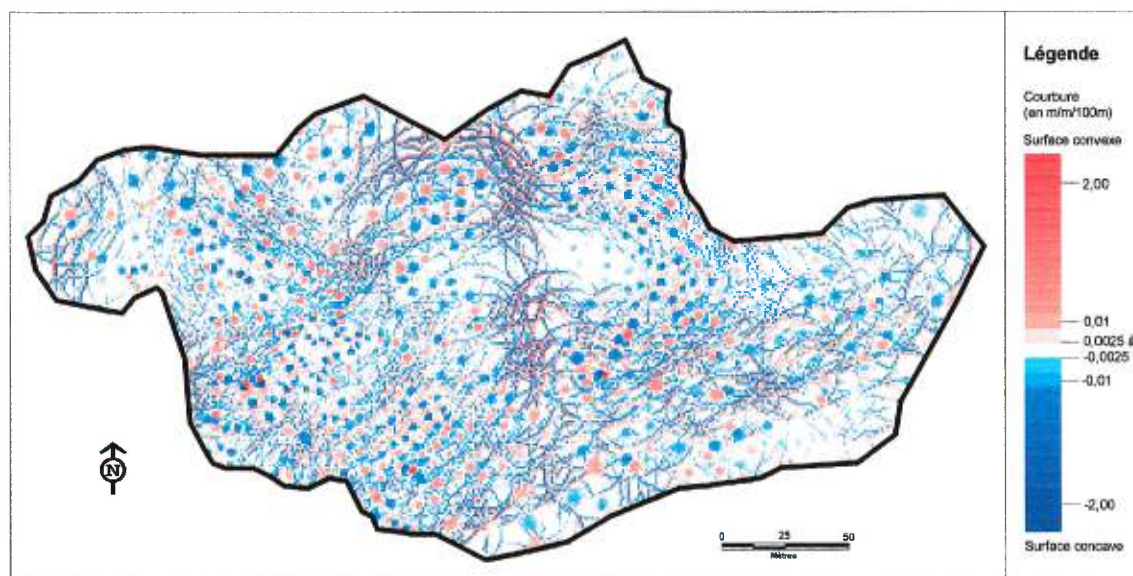


Figure 4-14f. Distribution spatiale de la courbure de la surface générée par IDW ($r=20$)

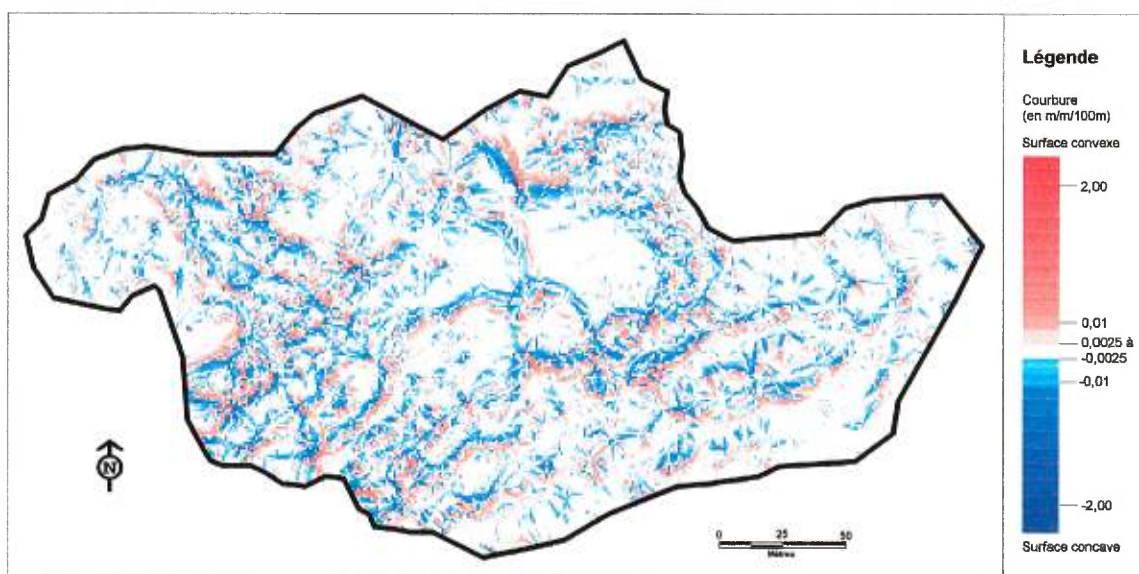


Figure 4-14g. Distribution spatiale de la courbure de la surface générée par IDW ($r=25$ et $p=3-6$)

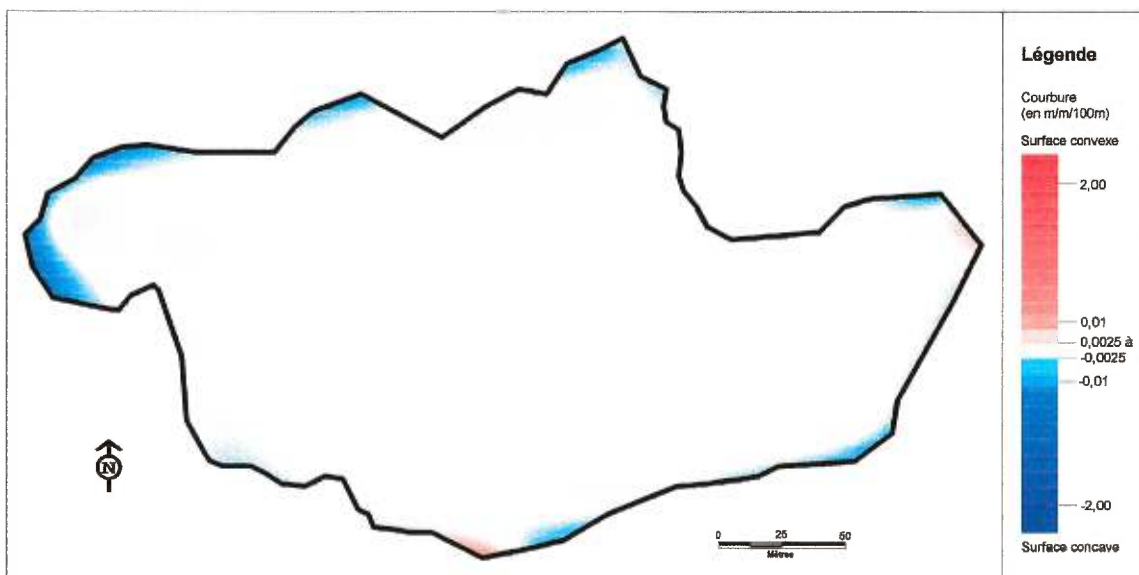


Figure 4-14h. Distribution spatiale de la courbure de la surface générée par une surface de tendance (Trend, 12e degré)

4.2.4 ÉVALUATION DES SURFACES PAR LEURS DÉPRESSIONS

Chacune des dépressions d'un MNÉ cause un problème lors de l'acheminement des écoulements superficiels. Il existe une multitude de subterfuges pour « corriger » l'effet de ces dépressions que l'on considère, pour la plupart, comme artificielles. La présence de dépressions artificielles implique donc deux choses. La première est que la surface possède des erreurs et la deuxième est qu'il faut corriger ces erreurs par une approximation dont la pertinence est souvent discutable. Bref, dans une situation idéale, on voudrait que la surface générée possède un minimum de dépressions artificielles. À l'opposé, on ne veut pas que cette surface oblitère les dépressions réelles, parce que trop lissée, car ce serait encore là un témoignage que le MNÉ représente mal la surface.

4.2.4.1 Statistiques descriptives

Les chiffres du tableau 4-8 (voir le tableau A-5 en annexe pour plus de détails) caractérisent les dépressions pour l'ensemble des techniques d'interpolation. Les analyses statistiques et les comparaisons visuelles portent sur tous les types de dépression, qu'elles soient réelles ou artificielles. Les travaux de terrain nous indiquent avec certitude qu'il existe une grande dépression naturelle au centre du bassin.

Le tableau 4-8 montre que le nombre de dépressions est très variable selon la méthode-critère. Ce sont les surfaces de tendance qui comptent le moins de dépressions alors que le krigeage en produit la plus grande quantité. Les méthodes se séparent en deux groupes distincts : celles qui génèrent moins de 100 dépressions (SNN, linéaire, bivariée, IDW(P+R), trend) et celles en ayant plus de 200 (krigeage, IDW(P), IDW(R)).

Tableau 4-8. Description quantitative des dépressions

Méthodes-critères	Nombre de dépressions	Nombre de dépressions communes	Dépressions unitaires (% du total)	Surface des dépressions (m ²)	Volume (m ³)
Krigeage	292 – 331	237	78 – 79	1669 – 1683	356 – 371
SNN	34 – 43	33	18 – 26	1404 – 1406	318 – 321
Linéaire	75 – 82	74	67 – 70	1240 – 1248	267 – 268
Bivariée	65 – 70	61	15 – 31	1963 – 2217	463 – 554
IDW(P+R)	70	70	36	1409	214
IDW(P)	192 – 228	93	33 – 46	1967 – 3635	298 – 478
IDW(R)	191 – 215	160	30 – 34	2008 – 2181	288 – 489
Trend	6 – 26	0	25 – 73	157 – 2556	19 – 2438

On doit, en plus du nombre, considérer la distribution de la taille des dépressions. Les dépressions de grande taille entraînent des approximations grossières ou erronées de l'orientation des écoulements. Par contre, les dépressions unitaires, c'est-à-dire celles occupant une seule maille (1 m²), ont des effets souvent négligeables. Dans notre étude, une des causes les plus évidentes des dépressions unitaires est une légère sur-estimation des valeurs d'altitude autour des points échantillonnés. Ceci confirme l'hypothèse de Rieger (1998) selon laquelle le fond d'une dépression représente souvent une altitude réelle alors qu'on trouve autour des valeurs d'élévations sur-estimées. On observe cette situation particulièrement pour les méthodes IDW et le krigeage.

Si l'on exclut les dépressions unitaires du nombre total de dépressions, seules les méthodes IDW(P) et IDW(R) franchissent le cap des 100 dépressions. Ce sont les surfaces de tendance qui présentent encore le moins de dépressions. Puisque l'on connaît les piètres performances en précision de la majorité des surfaces de tendance, le faible nombre de dépressions n'est pas garant de la qualité de la surface mais plutôt l'expression d'un lissage excessif. Parmi les méthodes exactes, c'est l'interpolation linéaire qui produit le plus faible nombre de dépressions (n = 25) ayant plus d'une maille, suivie des

interpolations SNN et IDW(P+R). L'augmentation de leur nombre entraîne un accroissement de la superficie totale qu'occupent les dépressions. Dans le cas de IDW(R), alors que le rayon augmente, le nombre de dépressions diminue et paradoxalement leur superficie totale augmente.

On observe donc des différences marquées entre les surfaces en ce qui a trait aux dépressions. Si l'on se fixe comme critère d'optimisation le fait de minimiser le nombre de dépressions artificielles, ce sont les surfaces de tendance qui seraient les plus intéressantes. Pourtant, on sait qu'elles sont peu fiables car trop imprécises et qu'elles ne passent pas nécessairement par les points mesurés. Il faut donc plutôt se tourner vers les méthodes locales. Nous croyons qu'il est préférable de retenir une méthode d'interpolation produisant un minimum de dépressions de grande taille puisque ce sont ces grandes dépressions qui ont l'impact le plus marqué sur la détermination des orientations des écoulements. Pour un nombre égal de grandes dépressions, on choisira la méthode produisant le moins de dépressions unitaires. Parmi les méthodes d'interpolation testées, on retiendrait donc en premier lieu l'interpolation linéaire suivie de SNN lissé qui a un nombre total de dépressions moindre mais couvrant par contre de plus grandes superficies.

4.2.4.2 Comparaison visuelle des cartes des dépressions

Les figures 4-15a à 4-15h présentent les dépressions communes à de toutes les surfaces produites par une méthode-critère donnée. Une grande dépression vers le centre du bassin se retrouve sur presque toutes les surfaces. Sa taille et sa forme varient selon les méthodes. Il s'agit d'une dépression réelle que l'on a relevée lors de visites sur le terrain. Par contre, il nous est difficile de juger du réalisme de toutes les autres dépressions se manifestant dans les diverses surfaces. Certaines d'entre elles sont communes à plusieurs méthodes-critères. On observe donc des similitudes entre les surfaces SNN (lissé) (figure 4-15b) et les méthodes s'appuyant sur un réseau triangulaire (TIN) (figures 4-15 c et d). Elles ont en commun, entre autres, des dépressions

côtoyant les frontières de l'Herminette. Les méthodes IDW(P) (figure 4-15e) et IDW(R) (figure 4-15f) partagent des dépressions bien rondes constellant (avec une intensité moindre que le krigeage) la surface des MNÉ. D'ailleurs, il est intéressant de noter que IDW(P+R) (figure 4-15g) présente des dépressions différentes des deux autres méthodes IDW et ce, au niveau de leur localisation, de leur nombre et de leur taille. Finalement, puisque les surfaces de tendance n'ont aucune dépression commune, nous présentons les résultats de Trend(12) (figure 4-15h). On y retrouve encore la dépression centrale. Mais celle-ci est plus imposante et elle est décalée vers l'aval par rapport aux autres surfaces. La surface montre surtout des dépressions en périphérie.

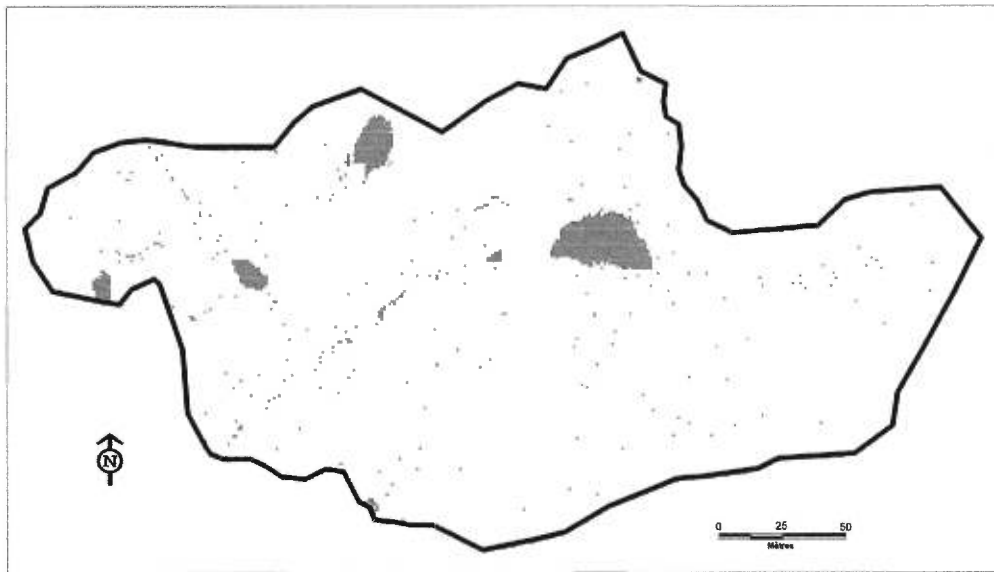


Figure 4-15a. Distribution spatiale des dépressions communes aux surfaces générées par krigeage

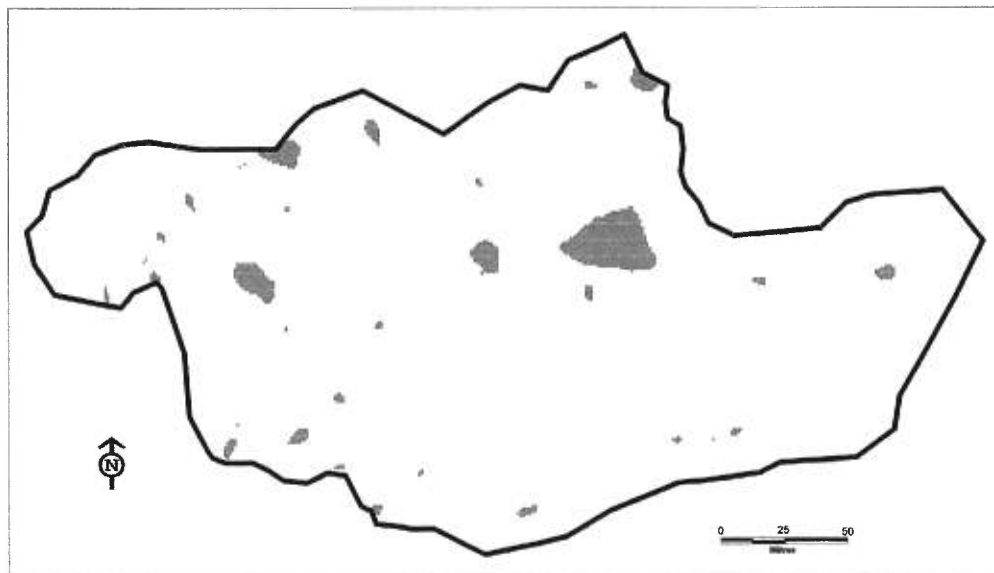


Figure 4-15b. Distribution spatiale des dépressions communes aux surfaces générées par SNN

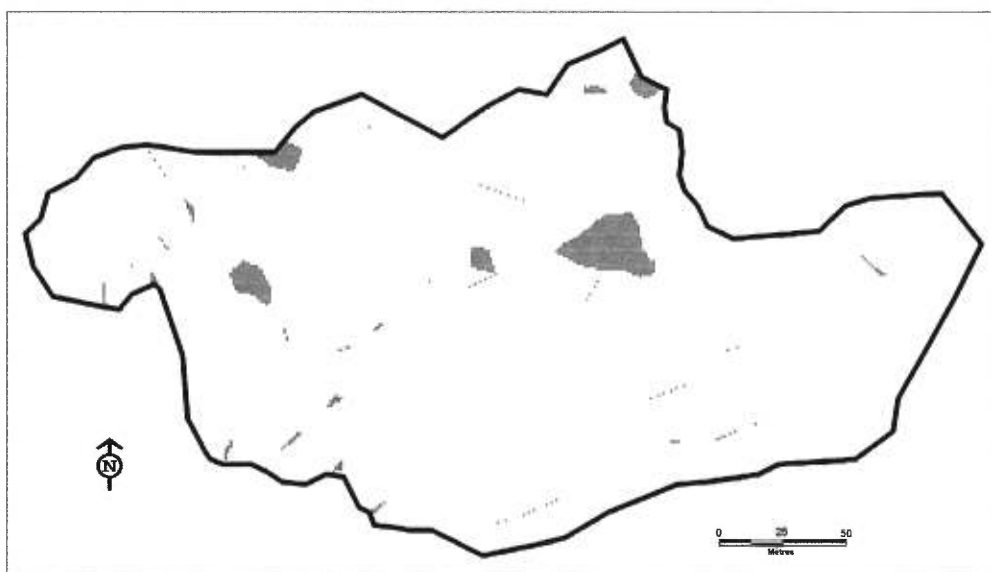


Figure 4-15c. Distribution spatiale des dépressions communes aux surfaces générées par interpolation linéaire

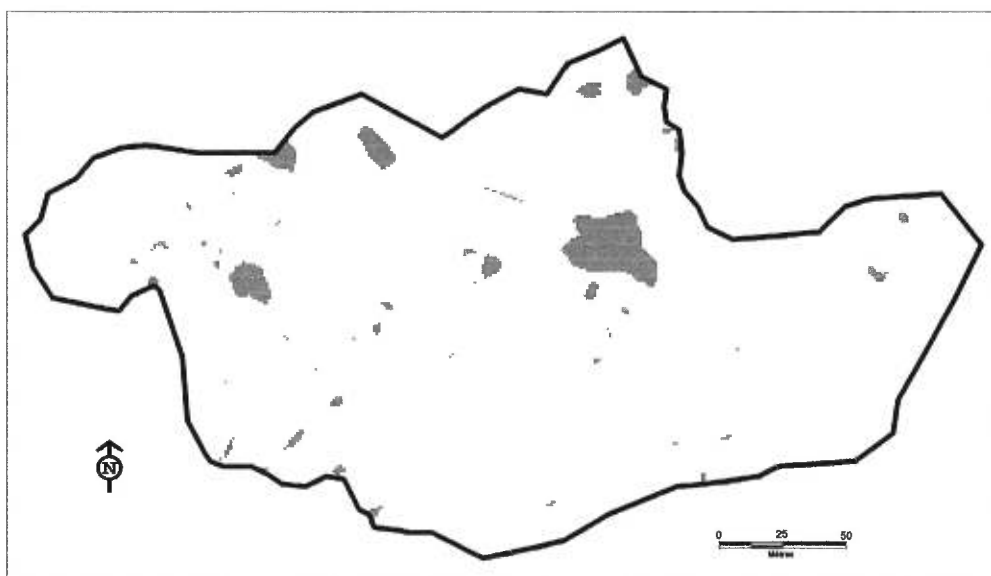


Figure 4-15d. Distribution spatiale des dépressions communes aux surfaces générées par interpolation bivariée

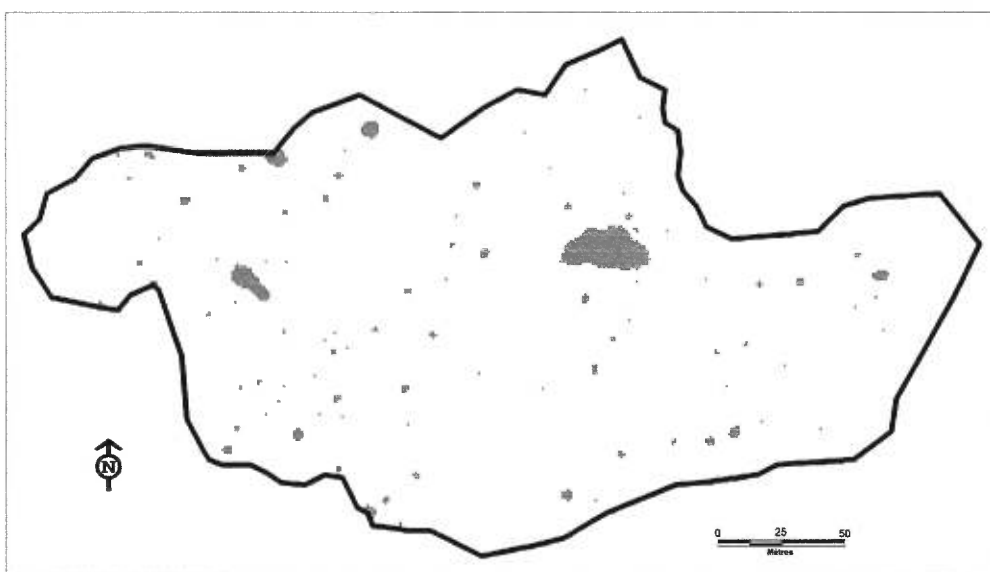


Figure 4-15e. Distribution spatiale des dépressions communes aux surfaces générées par IDW (P)

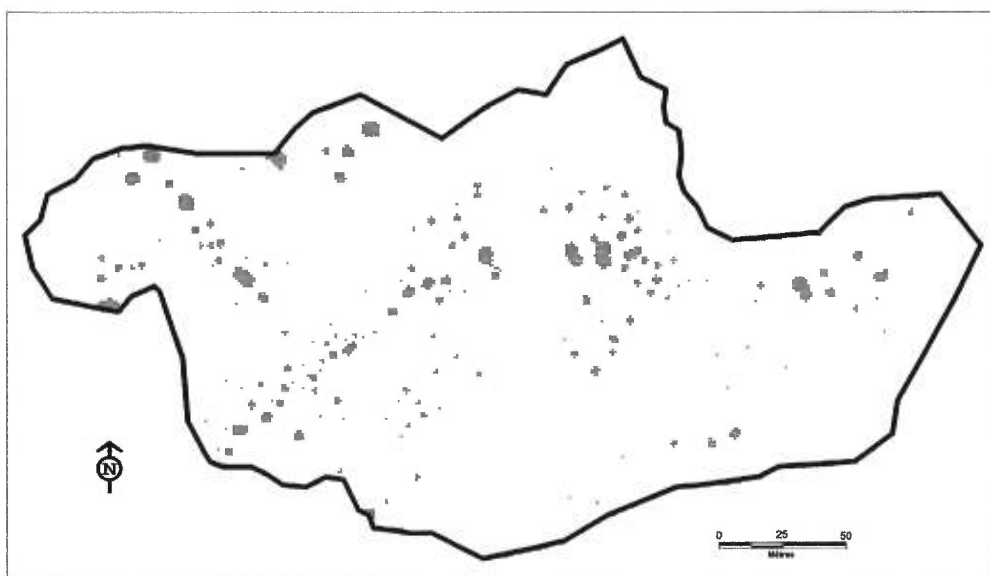


Figure 4-15f. Distribution spatiale des dépressions communes aux surfaces générées par IDW (R)

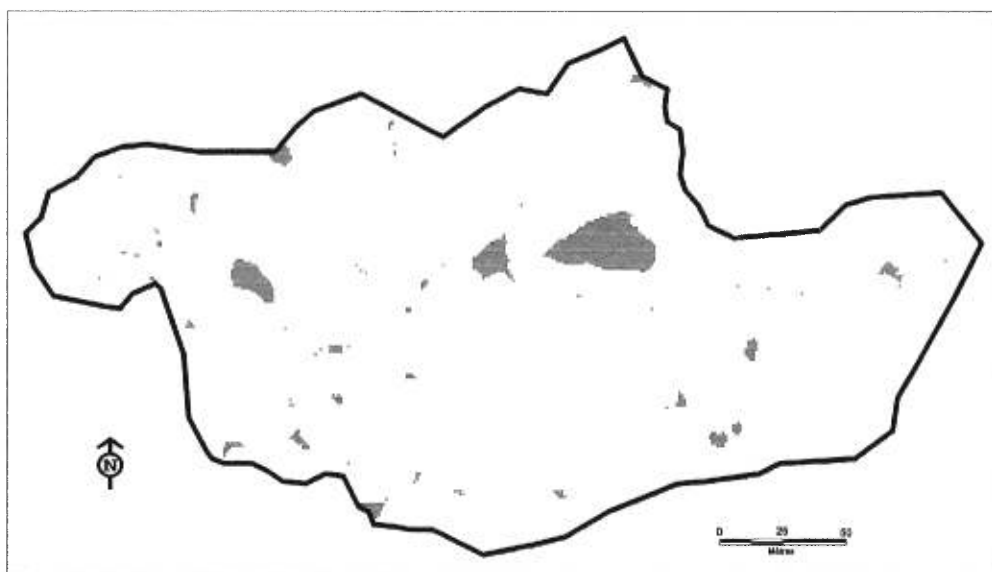


Figure 4-15g. Distribution spatiale des dépressions de la surface générée par IDW ($r=25$ et $p=3-6$)

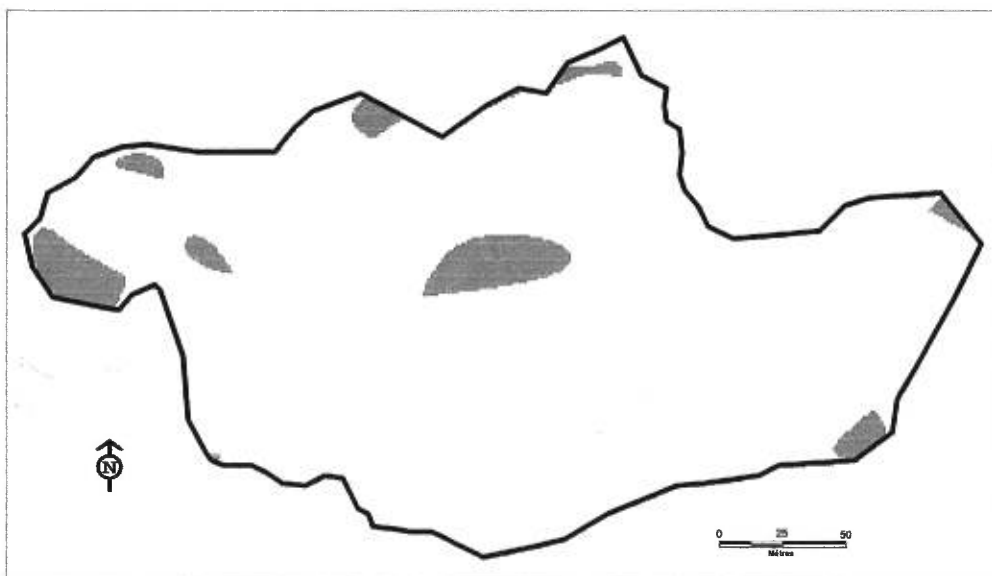


Figure 4-15h. Distribution spatiale des dépressions de la surface de tendance (Trend, 12e degré)

4.2.5 CONCLUSION SUR L'ÉVALUATION DES FORMES

L'évaluation de la fiabilité des formes des surfaces interpolées s'est appuyée sur une analyse statistique et une comparaison visuelle des élévations, pentes, courbures et dépressions associées aux surfaces. Après l'analyse de ces caractéristiques morphologiques, un constat s'impose : la forme du bassin-versant peut être très différente d'une surface à l'autre. La forme de chacune des surfaces est liée aux propriétés des méthodes d'interpolation associées. Cette section explique brièvement en quoi certaines caractéristiques des méthodes d'interpolation affectent la forme des surfaces.

4.2.5.1 Surfaces de tendance

Les plus grandes différences apparaissent entre les surfaces obtenues à l'aide des méthodes globales approximatives et des méthodes locales exactes. Les méthodes globales sont représentées essentiellement, dans cette étude, par les surfaces de tendance. Les surfaces de tendance expriment le comportement général de l'ensemble de la surface estimée. Elles ne s'attardent pas au voisinage immédiat du point à interpoler comme le font les méthodes locales. Aussi, les surfaces de tendance sont approximatives, elles doivent minimiser les écarts entre la valeur d'altitude des points interpolés et des points mesurés et ne se voient pas imposer de passer par les points mesurés comme c'est le cas pour les méthodes exactes. C'est pourquoi les surfaces de tendance sont très lisses, présentent peu d'inflexions et très peu de dépressions alors que les autres méthodes locales et exactes génèrent des surfaces ayant une plus forte rugosité (nombre plus élevé de dépressions, et des ruptures de pente abruptes, etc.).

Ajoutons que la forme des surfaces de tendance est très dépendante du degré du polynôme utilisé. Plus la surface est complexe, plus on doit faire appel à un polynôme d'un haut degré pour accroître la précision et le réalisme des

formes. L'utilisation d'une fonction mathématique pour décrire l'ensemble de la surface peut engendrer des erreurs dans les élévations en bordure de la zone d'étude, lorsque les données mesurées sont plus rares ou qu'il n'existe aucune donnée mesurée à l'extérieur des limites de la zone d'étude. La surface trend(12) montre un bel exemple de ce type d'erreur dans la partie nord-ouest du bassin (figure 4-7h) où des altitudes sont sous-estimées, ce qui entraîne du coup la formation d'une grande dépression artificielle (figure 4-15h).

4.2.5.2 Krigeage ponctuel

Au niveau des méthodes locales, ce sont les MNÉ obtenus par krigeage qui montrent les surfaces les plus lisses sur l'ensemble du bassin. À la différence des surfaces de tendance, les surfaces générées par krigeage ont une forte rugosité à une échelle très locale. Cette rugosité est la conséquence des nombreuses dépressions (surtout unitaires) et inflexions très localisées de la surface. L'uniformité régionale et la rugosité très locale des surfaces sont causées par l'utilisation d'un semi-variogramme. Ce semi-variogramme permet de décrire globalement la relation spatiale entre les points d'élévation mesurés mais il permet difficilement de restituer localement la forme de la surface, tout particulièrement à proximité des points mesurés. Cela cause problème parce que le krigeage est une méthode exacte et doit produire une surface passant par les points mesurés. C'est pourquoi, en bien des endroits, l'algorithme «force» la surface pour la faire passer par les points en question, ce qui cause la formation d'une multitude de dépressions unitaires et de petits pics.

4.2.5.3 Moyenne pondérée par l'inverse de la distance (IDW)

Comme pour le krigeage, la méthode IDW manifeste son caractère exact par un grand nombre de dépressions et bosses sur les surfaces interpolées. IDW(P) présente des patrons de courbure similaires au krigeage, mais tout comme dans le cas de IDW(R), les dépressions et les bosses sont moins

nombreuses et leur taille est plus grande que pour le krigeage. La taille de ces artefacts et l'intensité des ruptures de pente (courbure prononcée) dépendent du critère de recherche des points mesurés et de sa valeur.

L'impact de la valeur du critère de recherche sur les surfaces interpolées est particulièrement marqué pour IDW(R). Une augmentation du rayon de recherche, même faible, oblige cette méthode à considérer un grand nombre de points mesurés. Or, plus ce nombre de points est grand, plus la précision est faible et plus la forme de la surface s'éloigne de la réalité. Cette perte de qualité de la surface s'explique par le fait que la méthode IDW est très fortement influencée par la distribution spatiale des points mesurés. La densité variable de l'échantillonnage, qui se manifeste par des agglomérations de points et des zones de mesures éparses, entraîne respectivement soit une sur- ou une sous-représentation de valeurs d'élévations réelles. Ainsi, lorsque le rayon de recherche des points servant à l'interpolation s'accroît, on augmente le risque d'intégrer dans l'aire de recherche un noyau de valeurs d'élévation similaires ou une zone non-échantillonnée, ce qui entraîne une perte dans la qualité de la surface interpolée. La méthode-critère IDW(P+R) permet d'atténuer les impacts de la densité variable des points mesurés. L'avantage de cette approche par rapport à IDW(R) est qu'elle permet de considérer surtout les points proximaux (P=3-6), comme le fait IDW(P). Dans les zones faiblement échantillonnées, IDW(P+R) a l'avantage sur IDW(P) de pouvoir effectuer une recherche jusqu'à 25 mètres - souvenons-nous que la distance moyenne de recherche de IDW(P=12) est d'environ 20 mètres - ce qui aide à obtenir une distribution de points mesurés uniforme autour du point à interpoler et permet de limiter les cas de favoritisme directionnel.

4.2.5.4 Interpolations linéaire et polynomiale bivariée de 5e degré

Les points mesurés dans l'Hermine ont été choisis pour leur représentativité d'éléments morphologiques importants de la surface, particulièrement les points d'inflexion. La position de chacun des points par rapport aux points se trouvant dans son voisinage a donc une signification. L'essence de ces relations d'adjacence est conservée dans la structure d'un réseau triangulaire irrégulier (TIN). C'est ce qui explique probablement la performance remarquable de l'interpolation linéaire au chapitre du faible nombre de dépressions de grande taille. Les cinq ou six plus grandes dépressions ne semblent pas être des artefacts liés à l'interpolation. Ces dépressions sont également celles qui sont généralement les plus importantes sur les surfaces produites par IDW(P+R) et SNN (lissé).

De toutes les méthodes présentées dans cette recherche, les interpolations basées sur un TIN sont les seules qui montrent des zones de pente uniforme séparées par de courts axes de transition très abrupte (les arêtes des facettes triangulaires). L'utilisation d'un TIN a le désavantage de produire des surfaces qui sont anguleuses, particulièrement lorsque l'interpolateur est linéaire. L'utilisation d'un polynôme de 5^e degré confère l'avantage d'atténuer partiellement les effets des arêtes des facettes triangulaires. Les transitions spatiales des valeurs de pente et de courbure sont plus graduelles que pour l'interpolation linéaire. Toutefois, pour arriver à de tels résultats tout en demeurant une méthode d'interpolation exacte, l'interpolation polynomiale bivariée de 5^e degré doit exagérer les tendances de la surface ce qui entraîne en certains endroits une sur-estimation des valeurs d'élévation et en d'autres endroits, une sous-estimation. C'est ce phénomène de sous-estimation qui explique pourquoi l'interpolation polynomiale de 5^e degré présente beaucoup plus de dépressions que l'interpolation linéaire.

4.2.5.5 Voisinage naturel simple (SNN)

Le propre de cette méthode est l'absence de caractéristiques très marquées de la surface. C'est la « méthode du milieu ». Comme la méthode IDW(P+R), la rugosité des surfaces générées par cette méthode se trouve à mi-chemin des extrêmes représentés par les surfaces de tendance (lisses) et le groupe constitué du krigeage et des méthodes IDW(P) et IDW(R). Cet état est confirmé, entre autres, par le fait que la méthode SNN est l'interpolation exacte qui produit les surfaces ayant le plus faible nombre de dépressions. Cette méthode est aussi caractérisée par des transitions de pentes graduelles.

Comme pour les méthodes basées sur un réseau triangulaire, la méthode SNN est particulièrement bien adaptée aux distributions irrégulières de points. Aussi, elle conserve la relation d'adjacence typique des TIN puisqu'elle s'appuie sur les polygones de Thiessen. L'originalité de cette méthode est de considérer ses plus proches voisins et d'intégrer l'information sur l'aire d'influence de ces mêmes points. On accorde donc un poids à chacun des points mesurés selon son importance dans le voisinage. Cette approche permet d'éviter les inconvénients de la méthode IDW lorsqu'il y a une densité variable de points dans le voisinage. En effet, souvenons-nous que IDW accorde un poids similaire à tous les points se trouvant dans un noyau de points, même si la variabilité des valeurs est faible. La méthode SNN permet donc d'éviter de sous- ou sur-représenter une partie du voisinage du point à interpoler.

La diversité des propriétés morphologiques des méthodes d'interpolation présentées dans cette recherche nous laisse anticiper des résultats différents lors de l'extraction des variables hydrologiques des MNÉ. On n'a qu'à penser à l'impact de la courbure sur la convergence ou la divergence des écoulements ou encore au rôle de la pente sur le potentiel d'une zone à se saturer.

4.3 PROPRIÉTÉS HYDROLOGIQUES DES SURFACES

On présente dans cette section les résultats de l'extraction des aires cumulatives et de l'indice de similarité topo-hydrologique à partir des surfaces interpolées. À l'instar de la section 4.2, la visualisation se limite aux surfaces obtenues par le krigeage($r=30$), par SNN(lissé), par interpolation linéaire et bivariée de 5^e degré, par IDW($P=4$), IDW($R=20$) et IDW($P+R$) ainsi que par trend(12), afin de faciliter l'analyse.

4.3.1 LES AIRES CUMULATIVES

L'aire cumulative est calculée pour chacune des mailles d'un MNÉ et correspond à l'aire de la surface se drainant dans cette maille. Par exemple, l'aire cumulative de la maille située à l'exutoire du bassin devrait être de 43773 m², soit la superficie estimée du bassin de l'Hermine. Une maille qui possède une forte aire cumulative a donc le potentiel de drainer une grande surface. C'est pourquoi les algorithmes d'extraction du réseau hydrographique d'un bassin associent les cours d'eau aux valeurs élevées (dont le seuil est déterminé par l'utilisateur) des aires cumulatives. Le calcul des aires cumulatives dépend directement de l'estimation de l'orientation que devraient prendre les écoulements superficiels sur les surfaces interpolées.

Nous avons vu précédemment que les surfaces se distinguent par leurs formes comme la taille, le nombre et la localisation des dépressions. Plusieurs modèles hydrologiques spatialisés, comme TOPMODEL, nécessitent une gestion des écoulements superficiels faisant abstraction des dépressions et zones planes. Puisque ces deux éléments morphologiques sont un frein aux écoulements de surface simulés par ces modèles hydrologiques, ils doivent être éliminés, qu'ils soient réels ou qu'ils soient le produit d'erreurs d'interpolation. Toutefois, ce n'est pas parce qu'on élimine certains symptômes (dépressions, zones planes) témoignant de différences entre les surfaces interpolées que ces

différences ne se transmettent pas lors du calcul des aires cumulatives. Les figures 4-16a à 4-16h en témoignent. Afin de faciliter la comparaison visuelle, une couleur est associée à un intervalle de valeurs. Les valeurs supérieures à 18000 m^2 (en bleu) représentent un tracé approximatif du chenal de premier ordre de l'Herminie. À la couleur rouge, on associe les chenaux éphémères. Les mailles en jaune et en vert ne font pas partie du réseau hydrographique et caractérisent plutôt des zones de convergence ayant une aire cumulative de moins de 2000 m^2 . Les mailles ayant une valeur inférieure à 500 m^2 ont été exclues pour faciliter la visualisation.

Toutes les surfaces présentent les plus fortes aires cumulatives dans le fond du bassin, ce qui est attendu. Par contre, le tracé qui caractérise le cours d'eau (en bleu) prend des allures qui, dans le détail, peuvent être différentes. Par exemple, bien que ce tracé des fortes aires cumulatives soit placé sensiblement au même endroit dans le bassin, la surface de tendance génère des segments rectilignes alors que ces segments sont plus sinueux pour les surfaces IDW(P) et IDW(R). Également, les chenaux éphémères sur les versants et les tributaires au fond de la vallée sont communs à toutes les surfaces. C'est le cas, entre autres, de celui qui se situe dans la partie nord-ouest du bassin et qui forme un « Y » (en rouge, vert et jaune) caractéristique. Par contre, d'autres apparaissent comme des excroissances spécifiques à chacune des surfaces. Il apparaît que les aires cumulatives élevées sont localisées, dans l'ensemble du bassin, généralement aux mêmes endroits. Dans le détail (p. ex. au niveau de la sinuosité), on peut trouver de nombreuses petites différences. Ces différences entre les surfaces sont beaucoup plus marquées en ce qui a trait à la position des chenaux éphémères. Les différences ne cessent de s'accroître alors que la valeur des aires cumulatives va en décroissant. Ainsi, la position des zones de convergence locales ayant une faible aire cumulative ($< 1000 \text{ m}^2$) peut être très différente selon les

surfaces interpolées alors que les zones de convergence majeure présentent, généralement, des similitudes plus importantes. Ces observations rejoignent les conclusions de Veregin (1997). En effet, ce dernier a montré à l'aide de critères quantitatifs que localement, les différences des orientations d'écoulement et des aires cumulatives peuvent être très marquées. Nous allons un peu plus loin en démontrant, visuellement toutefois, que ces différences entre les patrons des chenaux s'estompent alors que la valeur des aires cumulatives augmente.

Il est également intéressant de s'attarder à la position des exutoires et de l'aire cumulative de ceux-ci. Certaines surfaces présentent un exutoire qui coïncide avec l'exutoire véritable (interpolation linéaire, IDW(R=20)). On peut retrouver sur les autres surfaces un exutoire distant jusqu'à une dizaine de mètres de l'exutoire réel. Les surfaces IDW(P=4) et IDW(P+R) présentent une bifurcation prononcée du « chenal » à proximité de l'exutoire. Cette bifurcation est fictive et n'existe pas sur le terrain. Il s'agit d'un autre artefact lié à l'interpolation ou à la présence de dépressions et de zones planes.

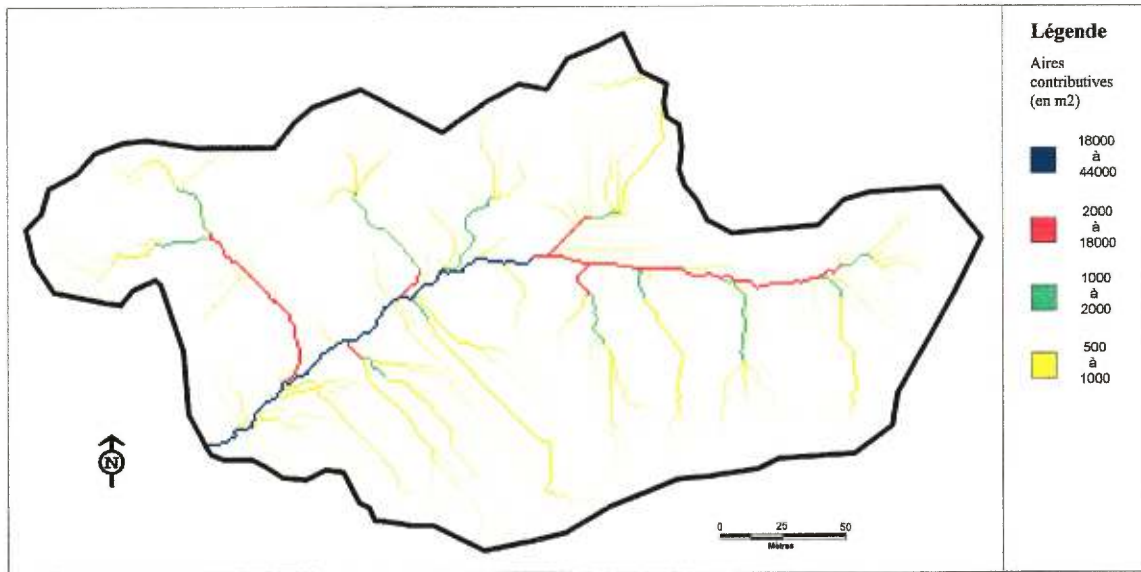


Figure 4-16a. Distribution spatiale des aires cumulatives d'un MNÉ généré par krigeage ($r=30$)

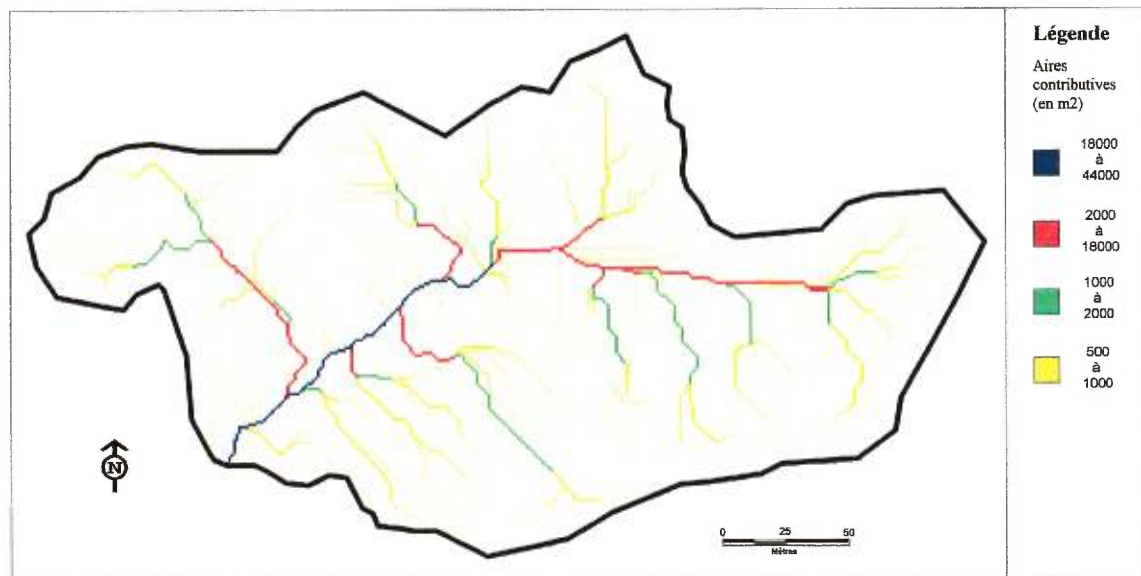


Figure 4-16b. Distribution spatiale des aires cumulatives d'un MNÉ généré par SNN (lissé)

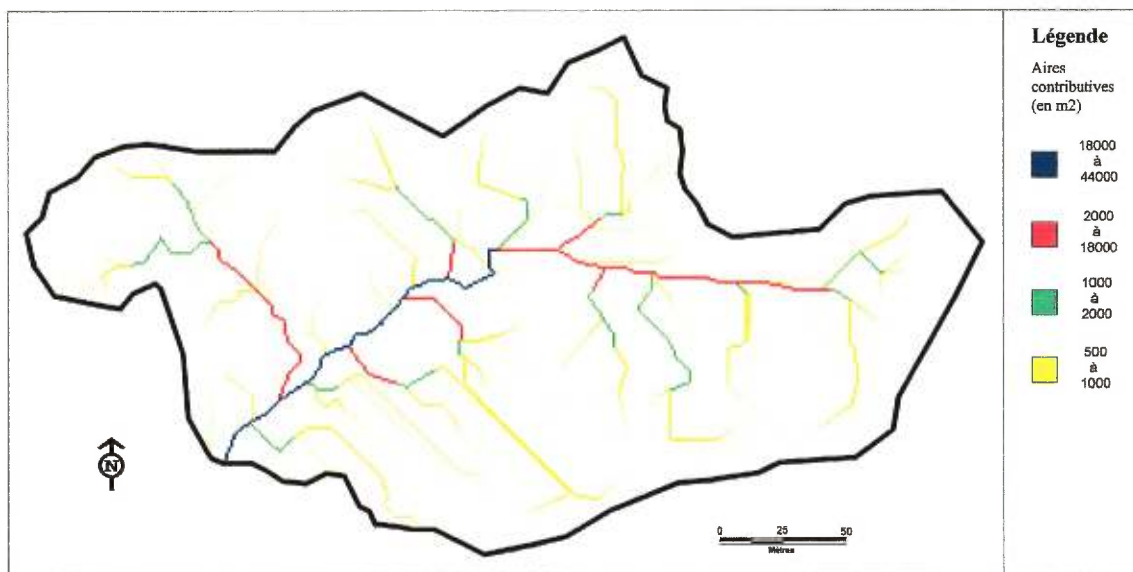


Figure 4-16c. Distribution spatiale des aires cumulatives d'un MNÉ généré par interpolation linéaire (TIN)

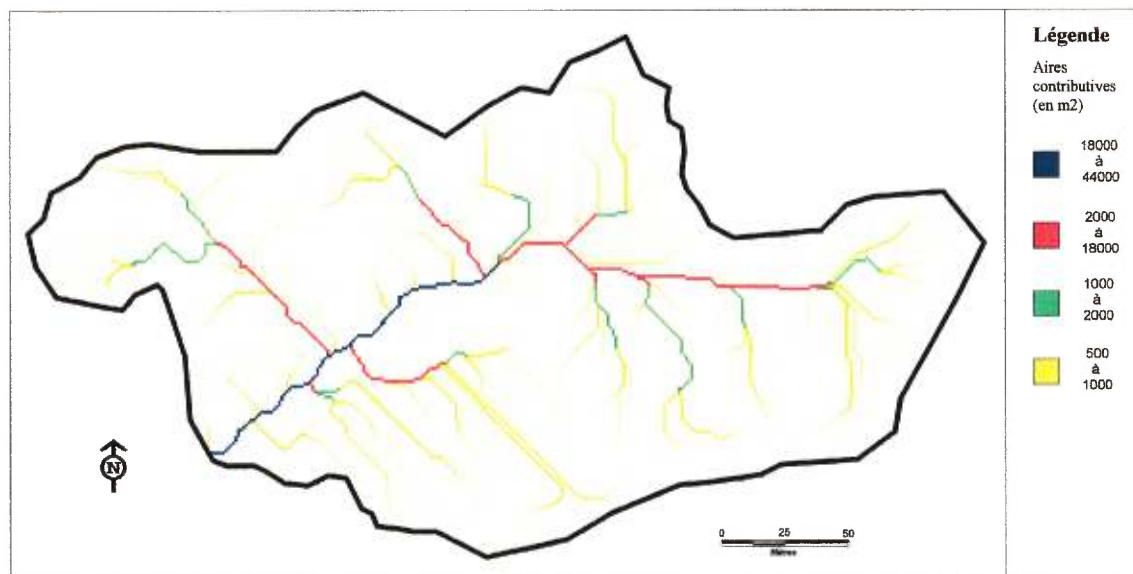


Figure 4-16d. Distribution spatiale des aires cumulatives d'un MNÉ généré par interpolation bivariée (TIN, 5e degré)

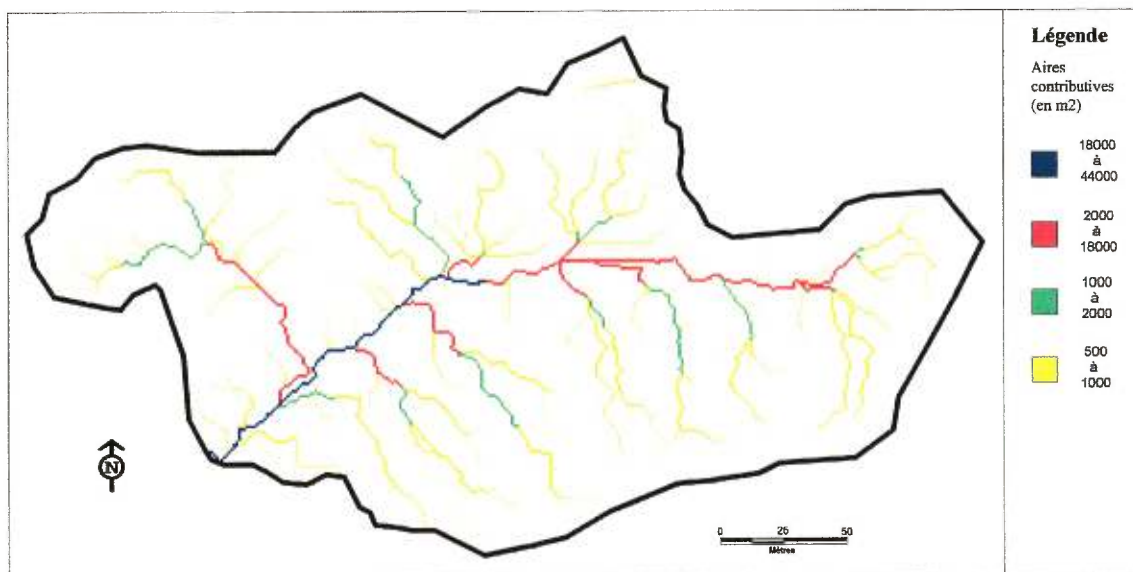


Figure 4-16e. Distribution spatiale des aires cumulatives d'un MNÉ généré par IDW ($p=4$)

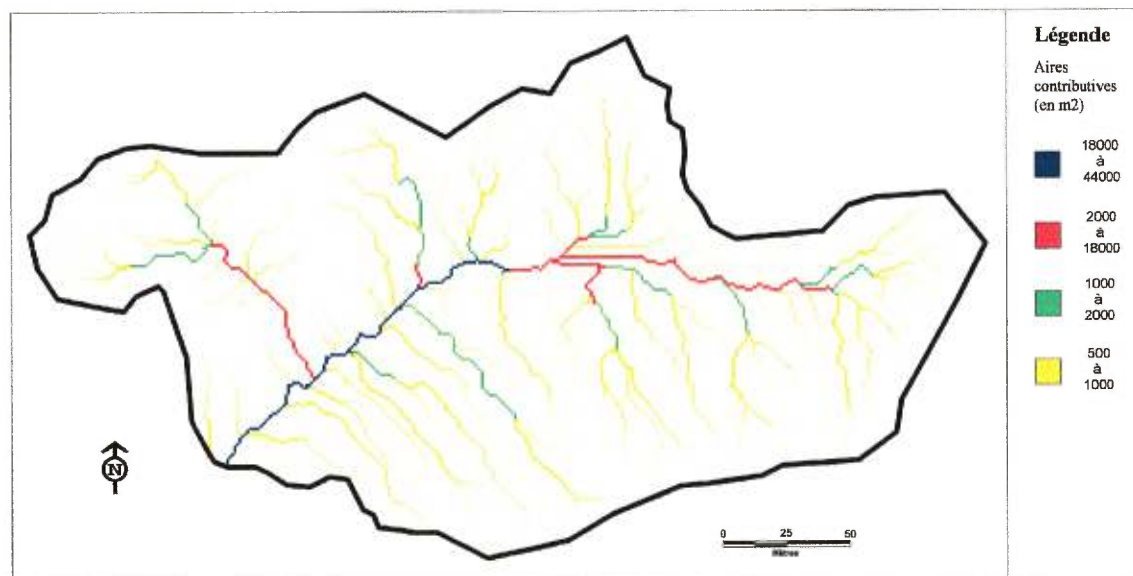


Figure 4-16f. Distribution spatiale des aires cumulatives d'un MNÉ généré par IDW ($r=20$)

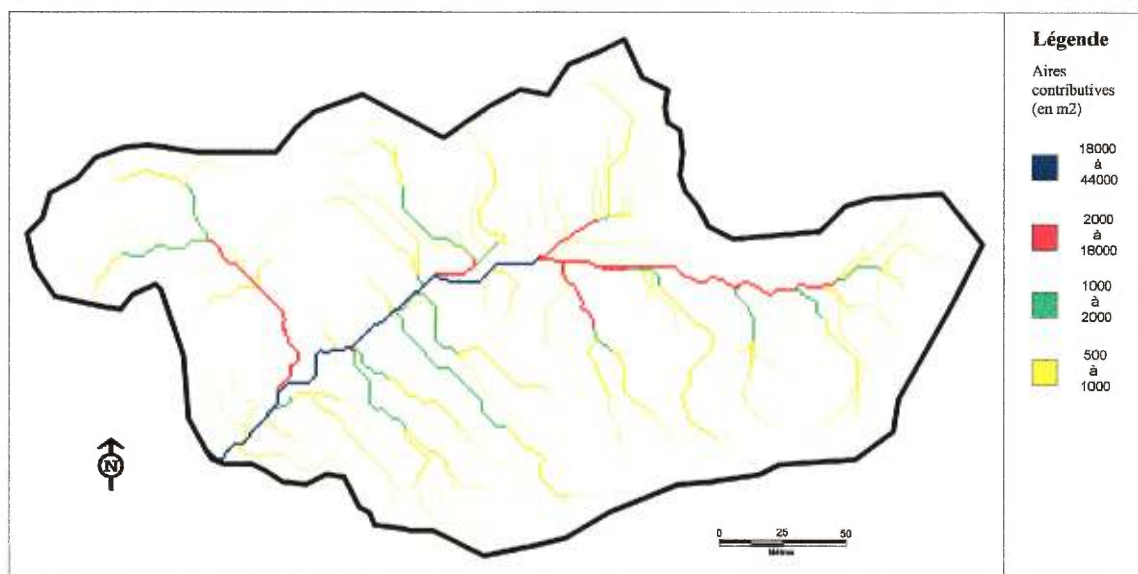


Figure 4-16g. Distribution spatiale des aires cumulatives d'un MNÉ généré par IDW ($r=25$ et $p=3-6$)

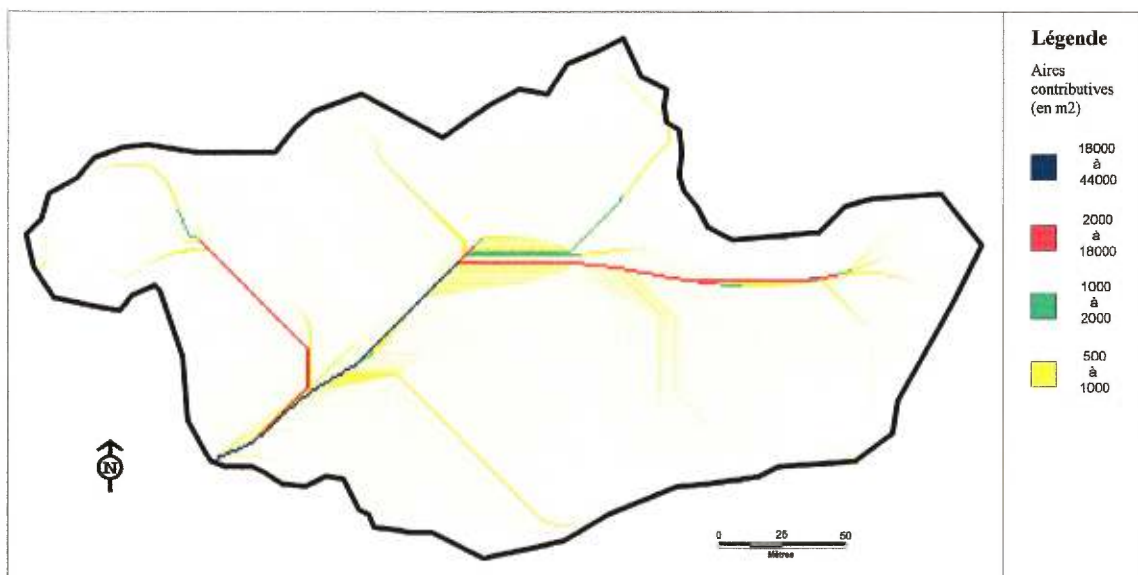


Figure 4-16h. Distribution spatiale des aires cumulatives d'un MNÉ généré par une surface de tendance (Trend, 12e degré)

Les valeurs d'aire cumulative des exutoires sont présentées dans le tableau 4-9. Aucune de ces valeurs n'est égale à la taille estimée du bassin-versant (l'aire du MNE), soit de 43773 m². Cela signifie qu'une partie des écoulements se dirige à l'extérieur du bassin, par un ou d'autres exutoires virtuels. Les dépressions sur la bordure du bassin sont généralement la cause des pertes en écoulement. Cette perte implique qu'un algorithme ayant pour tâche de délimiter automatiquement le bassin de l'Hermine à partir de son exutoire, trouverait un bassin d'une superficie inférieure à celle que nous avons déterminée. La forme du bassin délimité pourrait varier également selon les propriétés des surfaces interpolées. On peut imaginer qu'une telle situation pourrait avoir des répercussions sur la modélisation hydrologique du bassin puisque la surface recevant les précipitations serait plus petite virtuellement. Les quantités en eau estimées à l'exutoire pourraient donc s'en trouver affectées.

Tableau 4-9. Aire cumulative à l'exutoire (en m²)

Krigeage	SNN	Linéaire	Bivariée	IDW(P+R)	IDW(P)	IDW(R)	Trend
41993		42575	42600		41332	41885	30610
–	43042	–	–	43075	–	–	–
42796		42595	42315		42589	42557	41018

Il est difficile d'évaluer la distribution spatiale des aires cumulatives des diverses surfaces interpolées. Toutefois, il est possible d'affirmer que les surfaces produites par interpolation linéaire et les surfaces de tendance produisent des patrons d'aires cumulatives qui ne sont pas réalistes. On retrouve sur ces surfaces des chenaux formant des segments linéaires et qui bifurquent abruptement.

4.3.2 L'INDICE DE SIMILARITÉ TOPO-HYDROLOGIQUE

L'indice de similarité topo-hydrologique associé à une surface représente le potentiel de cette dernière à se saturer et à engendrer un ruissellement superficiel lors d'un événement hydrologique. Cet indice synthétise l'information associée à la pente et aux aires cumulatives. Ainsi, dans une zone de haute convergence et de faible pente, là où les conditions sont favorables à la saturation du sol, on trouve les valeurs les plus élevées de l'indice. Plus ces zones sont étendues, plus la contribution du ruissellement de surface sera marquée lors de la simulation des débits par un modèle hydrologique comme TOPMODEL.

Les figures 4-17a à 4-17h présentent les cartes de la distribution spatiale de l'indice topo-hydrologique pour les huit méthodes-critères les plus précises de leur grande classe. Un constat s'impose : la mosaïque des valeurs de l'indice prend une forme qui est très différente selon la surface interpolée. Toutes les surfaces présentent au niveau du cours d'eau des valeurs d'indice supérieures à 12. Par contre, la surface de tendance est la seule à offrir en bordure du cours d'eau une zone homogène de quelques mètres constituée de valeurs supérieures à 9. Cette zone correspond à une région bien réelle de l'Hermine, en bas de versant, qui se sature lors de la fonte des neiges au printemps et qui permet un ruissellement superficiel intense. Toutefois, c'est le seul aspect positif de la surface de tendance car les valeurs de l'indice sur le restant du bassin ont une apparence très diffuse qui est caractéristique d'une surface trop lisse pour représenter la réalité.

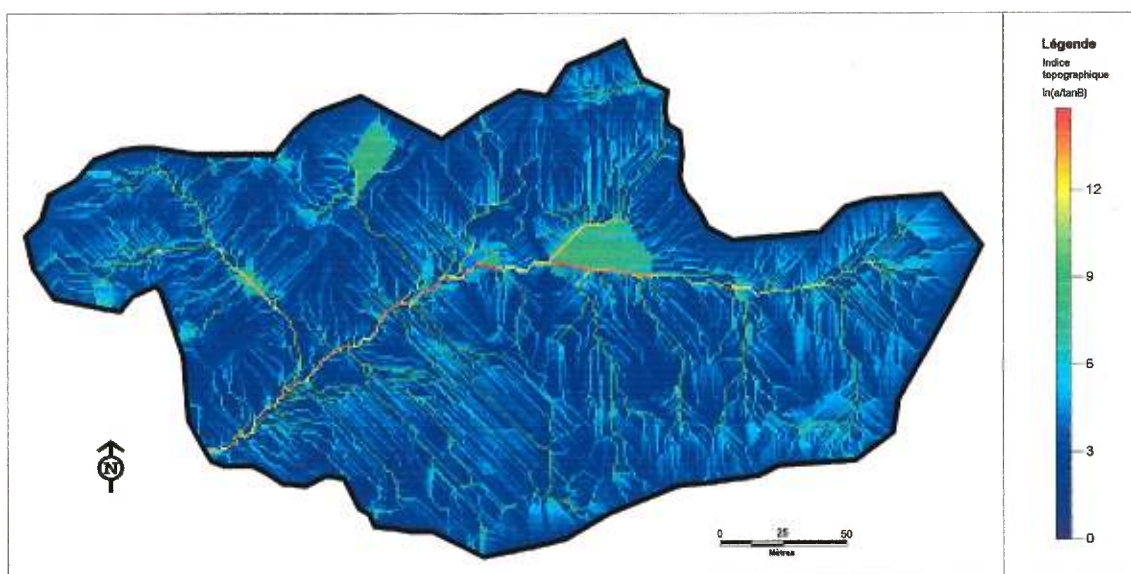


Figure 4-17a. Distribution spatiale de l'indice topographique $\ln(a/\tan\beta)$ d'un MNÉ généré par krigeage ($r=30$)

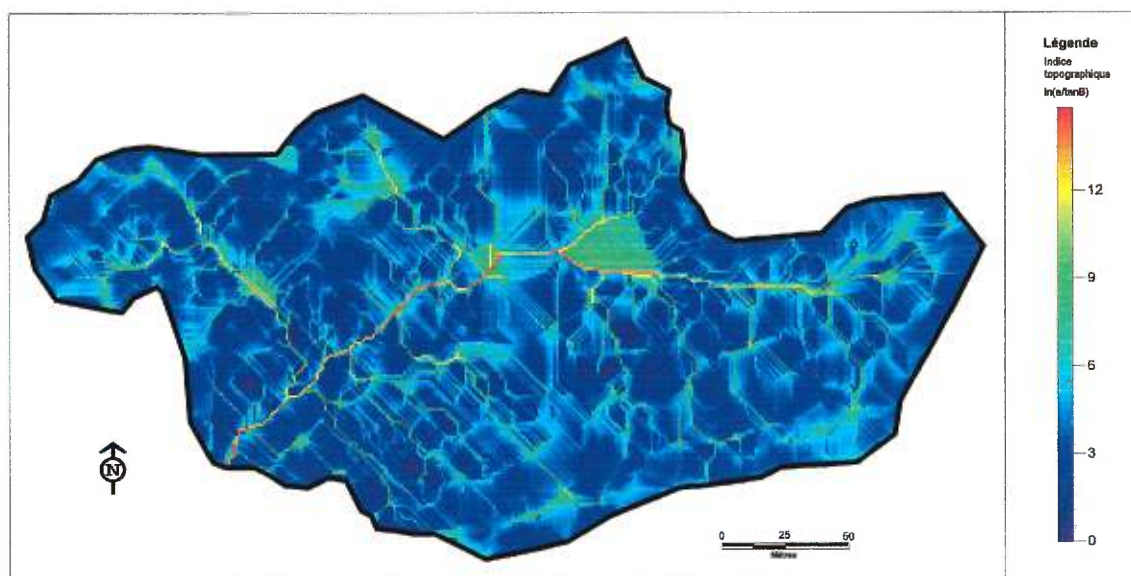


Figure 4-17b. Distribution spatiale de l'indice topographique $\ln(a/\tan\beta)$ d'un MNÉ généré par la méthode SNN (lissé)

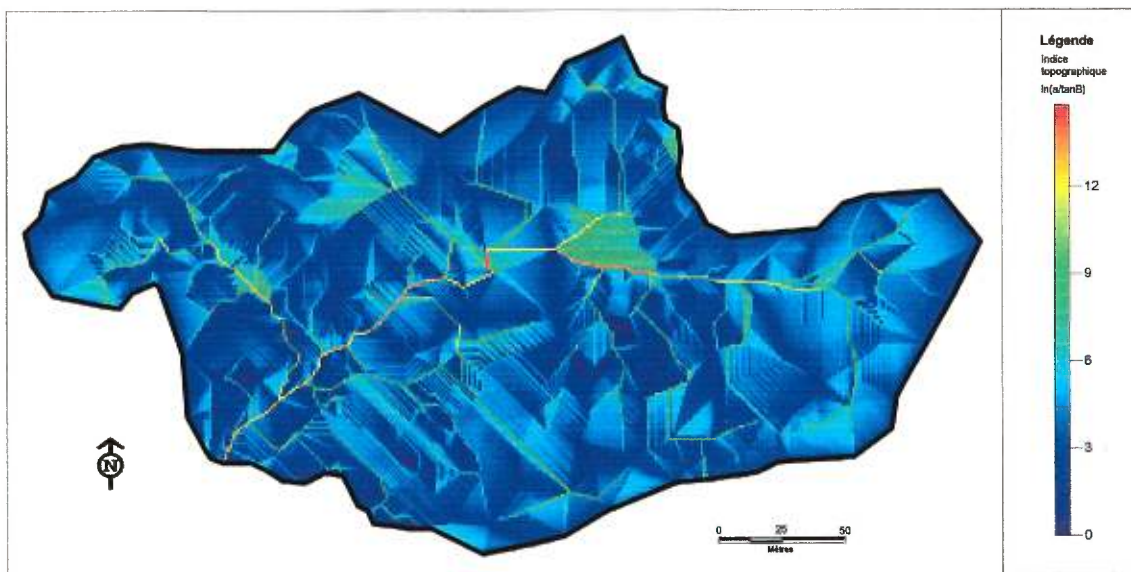


Figure 4-17c. Distribution spatiale de l'indice topographique $\ln(a/\tan b)$ d'un MNÉ généré par interpolation linéaire (TIN)

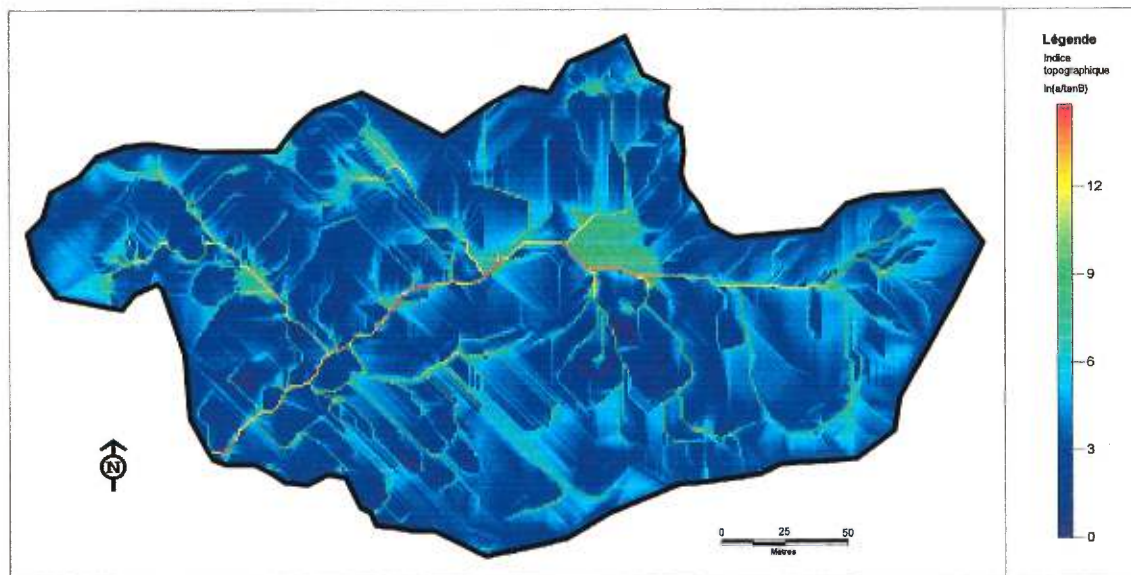


Figure 4-17d. Distribution spatiale de l'indice topographique $\ln(a/\tan b)$ d'un MNÉ généré par interpolation bivariée (TIN, 5e degré)

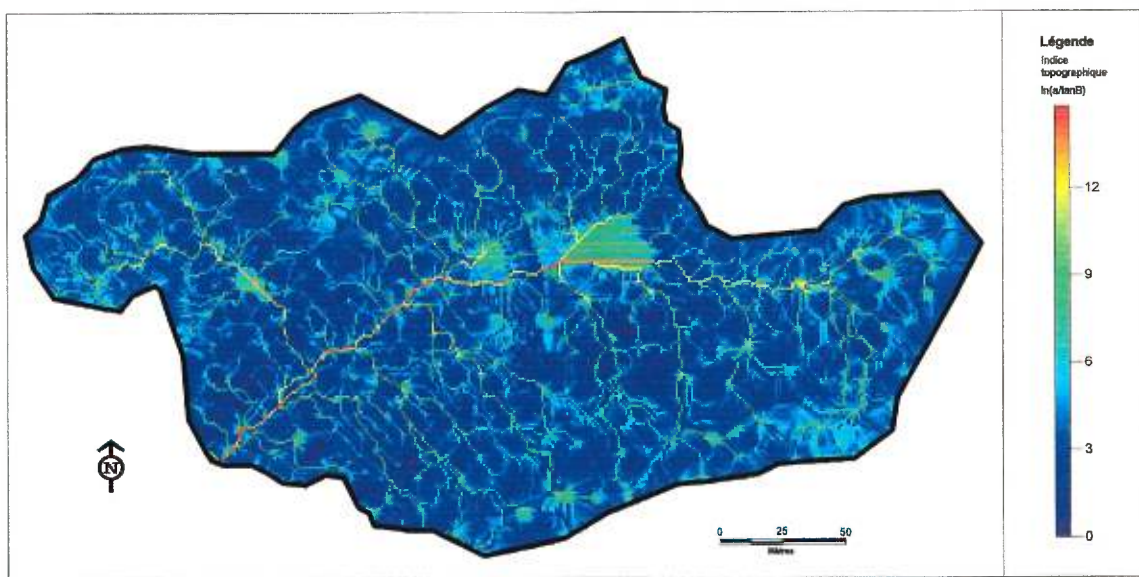


Figure 4-17e. Distribution spatiale de l'indice topographique $\ln(a/\tan\beta)$ d'un MNÉ généré par IDW ($p=4$)

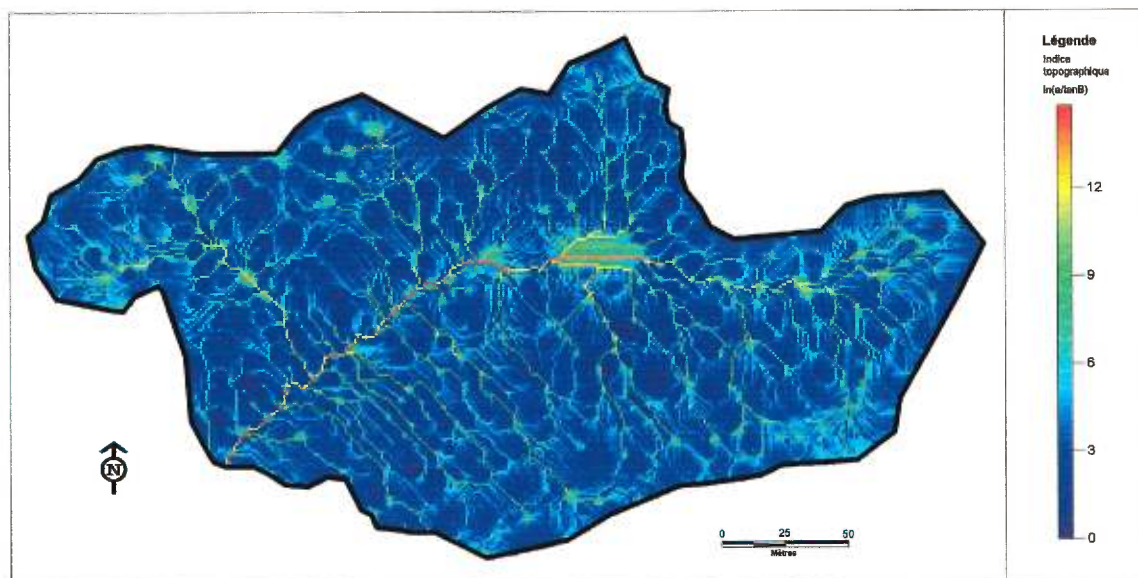


Figure 4-17f. Distribution spatiale de l'indice topographique $\ln(a/\tan\beta)$ d'un MNÉ généré par IDW ($r=20$)

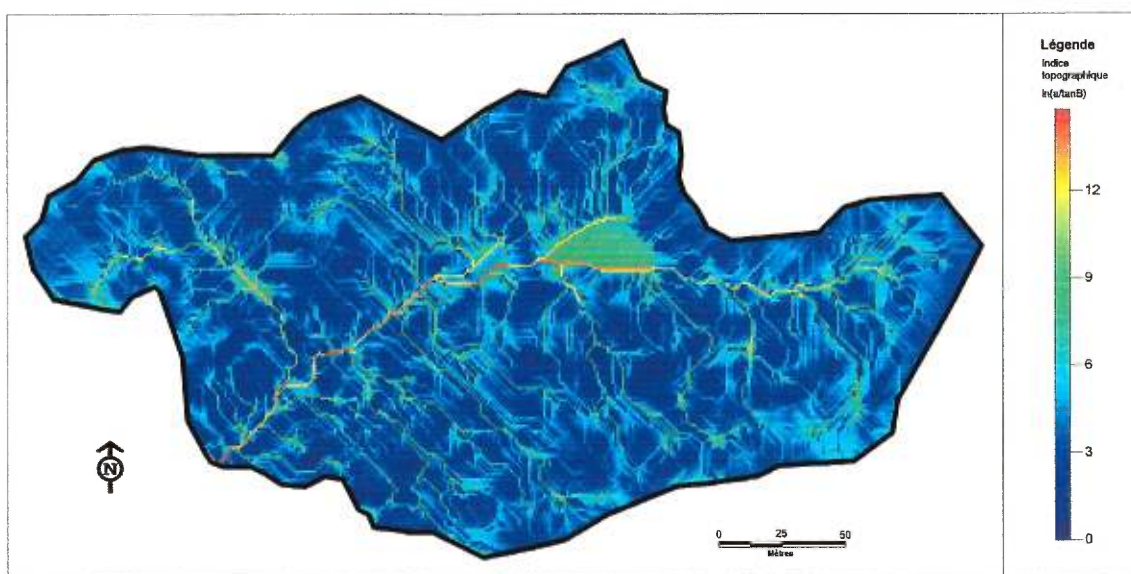


Figure 4-17g. Distribution spatiale de l'indice topographique $\ln(a/\tan\beta)$ d'un MNÉ généré par IDW ($r=25$ et $p=3-6$)

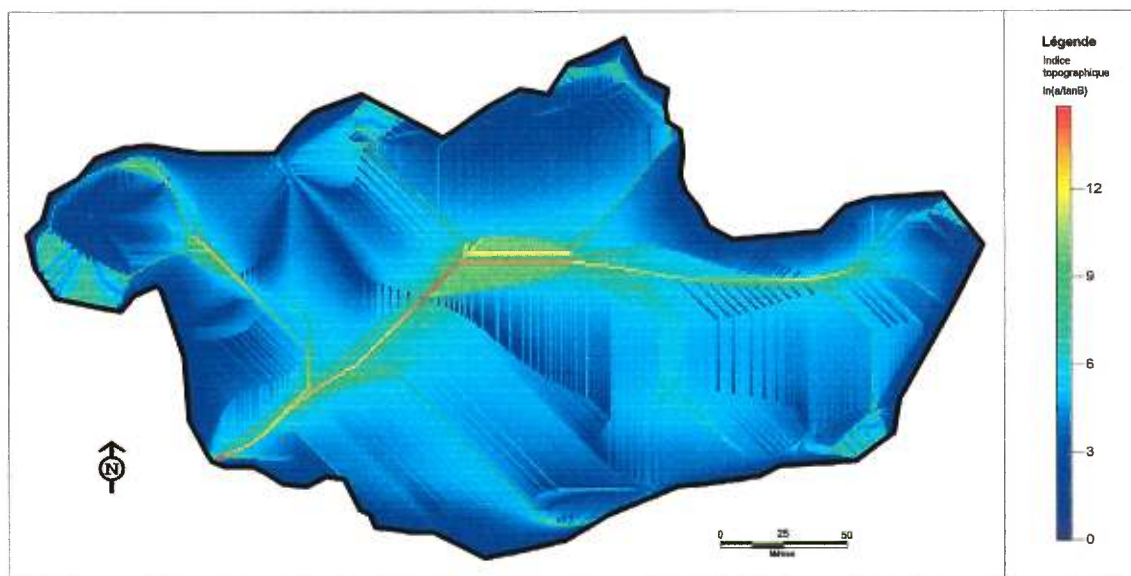


Figure 4-17h. Distribution spatiale de l'indice topographique $\ln(a/\tan\beta)$ d'un MNÉ généré par une surface de tendance (Trend, 12e degré)

Ainsi, la forme de la surface a une influence notable sur l'organisation spatiale des valeurs de l'indice topo-hydrologique. Par exemple, les surfaces interpolées à partir d'un TIN, plus particulièrement pour l'interpolation linéaire, présentent en certains endroits une organisation des valeurs d'indice qui suit des formes géométriques. Il s'agit d'un artefact hérité des pentes uniformes des facettes triangulaires et qui s'est répercuté dans le calcul de l'indice. Les surfaces générées par IDW(P) et IDW(R) présentent aussi des artefacts qui ont l'apparence d'une cellule nerveuse et ses dendrites. Cette fois, l'organisation des valeurs est liée à la présence des nombreuses dépressions, qui ont dû être comblées pour déterminer l'orientation des écoulements, et à la présence de buttes sur la surface. On peut imaginer que le noyau des cellules est localisé là où se trouvent les dépressions alors que les dendrites sont des aires de convergence entre les buttes.

Aussi, sur toutes les surfaces, à l'exception de celles générées par IDW(P) et IDW(R), on retrouve des valeurs d'indice qui oscillent autour de 6 (bleu-turquoise) et qui s'organisent en patrons linéaires perpendiculaires au chenal du bassin. Ce sont des artefacts liés aux aires cumulatives et qui sont causés par l'algorithme D8 lorsqu'il attribue les écoulements selon des axes préférentiels cardinaux et diagonaux.

Malgré toutes les différences quant à l'organisation spatiale des indices, la portion de l'espace qu'occupent les valeurs de l'indice semble similaire. Cette impression est confirmée par les figures 4-18 et 4-19 qui représentent respectivement les distributions de fréquence et cumulative des valeurs de l'indice topo-hydrologique pour les huit surfaces retenues. À l'exception de la surface de tendance qui sur-estime la valeur des indices, il apparaît que les distributions de fréquences tendent à être similaires. Ce constat est troublant en regard de la modélisation hydrologique avec TOPMODEL. En effet, ce modèle utilise la distribution relative de la fréquence des indices topo-hydrologiques pour prévoir la part des débits provenant d'écoulements hypodermiques et la

part provenant d'écoulements superficiels. Cette distribution caractérise donc les processus hydrologiques qui seront considérés comme dominants dans le bassin-versant.

Ainsi, pour des distributions de fréquences similaires, même si l'organisation spatiale des valeurs est très différente, un modèle comme TOPMODEL générera la réponse hydrologique d'un bassin de la même façon. Dans un tel contexte, une zone se saturant rapidement et pouvant générer un écoulement de surface contribuera de la même façon à la génération des débits simulés, qu'elle soit à proximité du cours d'eau ou totalement en marge. Évidemment, la réalité hydrologique d'un bassin-versant est tout autre : un ruissellement de surface à proximité d'un cours d'eau contribue directement à la génération des débits alors qu'un écoulement superficiel qui ne peut rejoindre un cours d'eau finira par s'infiltrer un peu plus en aval de sa source et contribuera aux écoulements hypodermiques. L'utilisation de l'indice de similarité hydrologique en modélisation hydrologique spatialisée d'un bassin-versant est donc discutable et elle soulève une problématique qui dépasse largement le cadre de cette recherche.

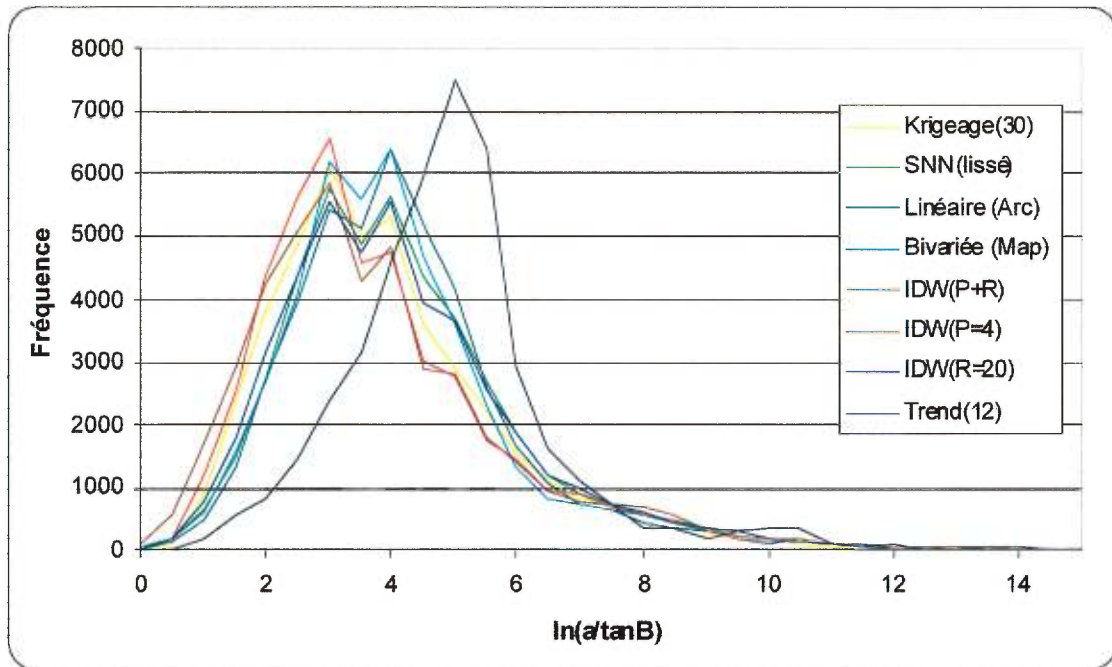


Figure 4-18. Distribution de fréquence des valeurs de l'indice topo-hydrologique

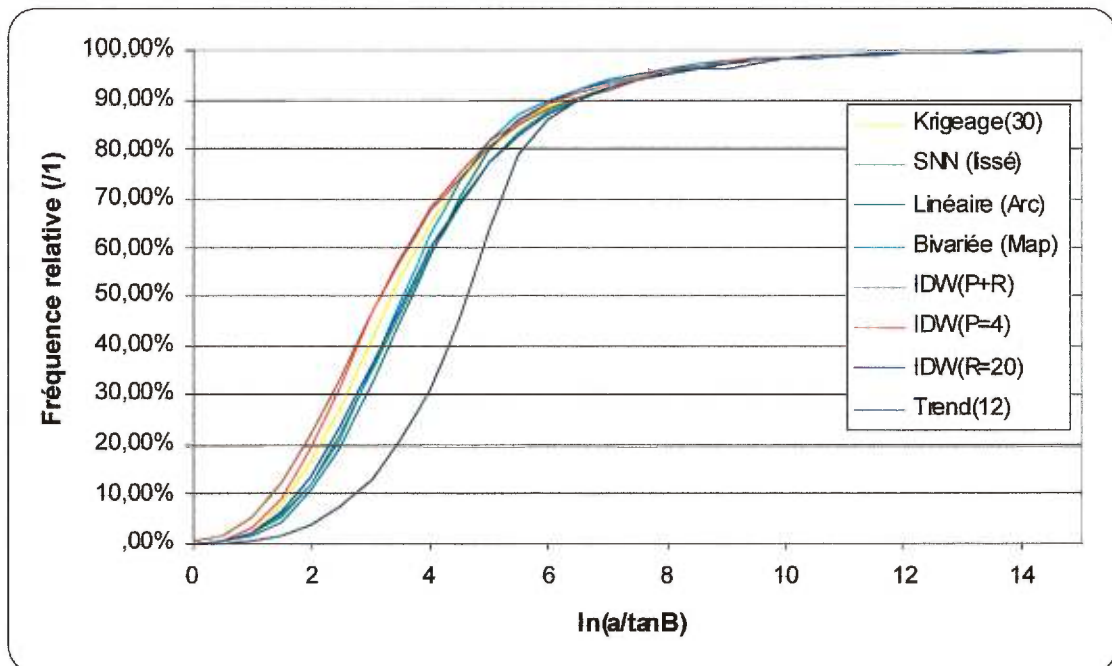


Figure 4-19. Distribution cumulative des valeurs de l'indice topo-hydrologique

4.4 SYNTHÈSE DES RÉSULTATS

Une grande quantité de résultats a été produite dans cette recherche. Il importe de les regrouper afin de donner une vue d'ensemble sur les performances des méthodes d'interpolation. Le tableau 4-10 présente une classification des performances de chacune des méthodes-critères selon la précision des surfaces générées (Li, MEA, EQM), leurs formes (élévations, pentes, courbures, dépressions) et les variables topo-hydrologiques qui en sont extraites (aires cumulatives et indices hydrologiques). Puisqu'il n'existe aucun critère quantitatif clair pour évaluer la performance générale des surfaces, la classification est subjective et s'appuie sur la performance relative des surfaces entre elles. Pour chacune des caractéristiques évaluées, la performance peut être qualifiée de trois façons : 1) bonne; 2) moyenne et 3) mauvaise. Les mauvaises performances sont accordées aux surfaces qui présentent des caractéristiques qui sont clairement différentes de ce que l'on trouve dans la réalité. C'est le cas des surfaces qui sont parsemées d'artefacts. Les bonnes performances sont attribuées aux méthodes qui produisent clairement les meilleurs résultats ou qui semblent les plus proches de la réalité du terrain. Lorsque notre connaissance du terrain est limitée ou que la propriété évaluée permet difficilement de discriminer les méthodes entre elles (p. ex. les élévations), nous nous abstenons de donner la note de bonne performance à une méthode. Finalement, les méthodes auxquelles on ne peut accorder l'un ou l'autre des deux qualificatifs précédents se voient attribuer une performance moyenne.

Tableau 4-10. Synthèse des résultats d'analyse des surfaces selon les performances relatives des méthodes

	Les formes des surfaces						Variables hydrologiques	
	Exactitude / Précision	Élévations	Pentes	Courbures	Dépressions	Aires cumulatives	Indices hydrologiques	
Méthodes d'interpolation	MEA							
Krigeage								
SNN								
Linéaire								
Polynomiale bivariable de 5e degré								
IDW(P+R)								
IDW(P)								
IDW(R)								
Surfaces de tendance (Trend)								

: bonne performance

: performance moyenne

: mauvaise performance

CHAPITRE 5

**CONCLUSION GÉNÉRALE ET
RECOMMANDATIONS**

Depuis quelques décennies, on tente d'intégrer le caractère spatial des processus de génération des débits à la modélisation hydrologique. Certains de ces processus, comme le ruissellement sur aires saturées en bas de versant, s'expliquent par la topographie des bassins. L'analyse manuelle de la topographie pour en tirer des informations à caractère hydrologique est fastidieuse et l'automatisation des procédures est souhaitable. Dans cette situation, l'utilisation des SIG pour extraire automatiquement des variables hydrologiques à partir d'une représentation numérique de la topographie, le MNÉ, prend tout son sens.

La représentation numérique d'une surface topographique continue d'un petit bassin-versant forestier, comme celui de l'Hermine (< 5 ha), requiert une information précise et rarement disponible. L'utilisation de données altimétriques ponctuelles prises au niveau d'arpentage ou au tachéomètre est nécessaire. Ces données ponctuelles doivent être interpolées pour obtenir un MNÉ. Or, la compatibilité du MNÉ généré avec un objectif de modélisation hydrologique n'est pas assurée. La présence de dépressions et de zones planes causent des problèmes d'acheminement des écoulements superficiels vers l'exutoire. Ces éléments morphologiques (dépressions et zones planes) sont considérés par les modélisateurs comme étant des artefacts associés à l'interpolation. Desmet (1997) a montré que la qualité des MNÉ est influencée par le choix d'une méthode d'interpolation. Ce choix est problématique puisqu'il n'existe aucun critère clair pour guider la décision. L'utilisateur doit donc faire appel à son expérience, souvent déficiente, ce qui peut entraîner des conséquences non souhaitées sur les propriétés et la qualité des MNÉ interpolés. Les résultats de Veregin (1997) laissaient présager que la qualité d'un MNÉ aurait un impact important sur les variables hydrologiques qui en seraient extraites.

L'objectif central de cette recherche était de montrer l'impact du choix d'une méthode d'interpolation sur le calcul de l'indice topo-hydrologique nécessaire à la modélisation hydrologique avec TOPMODEL. Également, nous

avons pour objectifs spécifiques de faire une évaluation de la performance de diverses méthodes d'interpolation à l'aide de différents critères et de formuler des recommandations quant au choix d'une méthode pour modéliser la topographie d'un petit bassin-versant.

5.1 RETOUR SUR LES RÉSULTATS DE LA RECHERCHE

Cette recherche a mis en évidence le fait que le choix d'une méthode d'interpolation affecte la précision altimétrique et les propriétés morphologiques d'une surface. Toutefois, il apparaît que la précision n'est pas garante de la qualité de la forme de la surface interpolée. Le krigeage en est un bel exemple puisqu'il génère les surfaces les plus précises tout en produisant le plus grand nombre de dépressions artificielles. Nous avons utilisé trois indices de précision et il a été mis en évidence que le MEA est l'indice qui est le plus flexible et qui donne les résultats les plus probants.

Nous avons présenté dans cette recherche des propriétés qui nous ont aidé dans l'évaluation de la qualité des formes des MNÉ interpolés. Les descripteurs statistiques (moyenne, écart-type, etc.) ont permis de quantifier les propriétés des surfaces et de montrer des différences entre les surfaces interpolées. Toutefois, le rôle de ces descripteurs dans une analyse comparative est très limité car ils n'intègrent pas la distribution spatiale des caractéristiques morphologiques. C'est par une comparaison visuelle des cartes des variables morphologiques que l'ampleur des différences entre les surfaces peut être mise plus clairement en évidence en exposant divers patrons spatiaux. De toutes les mesures morphologiques, c'est la courbure qui permet une discrimination la plus claire des surfaces. L'utilisation de jeux d'ombrages sur les MNÉ permet aussi de percevoir la morphologie typique de chacune des surfaces analysées. C'est une approche qui a l'avantage de faire saisir à l'observateur intuitivement les différences entre les surfaces en plus de demander moins de travail de traitement que l'analyse de la courbure.

L'extraction des aires cumulatives et des indices topo-hydrologiques a mis en évidence que les propriétés morphologiques différentes des surfaces produisent des patrons spatiaux très contrastés de ces variables. L'analyse de la morphologie des surfaces montre que certaines méthodes d'interpolation causent de façon plus ou moins importante des artefacts topographiques tels les dépressions et les zones planes. Ces artefacts sont des éléments qui affectent les variables hydrologiques extraites du MNÉ.

Dans le bassin de l'Hermine, l'indice topo-hydrologique obtient un succès mitigé dans la prédiction des aires contributives variables. Ces aires, qui se saturent et qui contribuent à la génération d'écoulements de surface rapides, particulièrement au printemps, se situent en bordure du cours d'eau. Or, aucune surface interpolée, à l'exception de trend(12) n'a permis d'extraire ces zones.

Le tableau 4-10 permet de visualiser rapidement la performance de chacune des méthodes pour les critères et propriétés évaluées. Au niveau de la précision, c'est le krigeage qui produit les meilleurs résultats. En ce qui a trait aux formes de la surface, la méthode SNN (voisinage naturel simple) permet d'obtenir les formes les plus compatibles avec ce que l'on connaît de la réalité. Elle est suivie de près par la méthode IDW(P+R). Finalement, ce sont les surfaces interpolées par le krigeage, la méthode SNN et la méthode IDW(P+R) dont on peut tirer les résultats les plus intéressants au niveau des variables hydrologiques. En considérant l'ensemble des critères de précision, formes des surfaces et variables hydrologiques extraites, il nous apparaît que la méthode d'interpolation SNN génère la surface topographique la plus représentative de toutes les surfaces générées et évaluées.

5.1.1 REMARQUES SUR LE RÔLE DE L'ÉCHELLE

On a vu qu'un MNÉ possédant une résolution très fine permet d'exprimer deux éléments constituant le paysage : les grandes tendances des surfaces (élévations, pentes, orientations) et la rugosité (courbure, petites buttes et dépressions). Règle générale, on observe des similitudes entre les divers MNÉ en ce qui a trait aux tendances générales des versants. Par contre, l'analyse des pentes et particulièrement de la courbure et des dépressions met en évidence que, localement, la rugosité des surfaces générées peut être très différente selon la méthode d'interpolation utilisée. L'importance relative des différences dépend donc de l'échelle d'analyse.

Puisque les valeurs des aires cumulées contributives sont estimées à l'aide de caractéristiques locales (orientation des écoulements), la rugosité de la surface joue donc un rôle de premier plan lors de leur calcul. Cette rugosité, artificielle ou non, nécessite d'être modifiée afin de satisfaire les impératifs de la modélisation hydrologique spatialisée, à savoir de permettre aux écoulements de surface leur cheminement vers l'exutoire. On est en droit de se demander si une résolution aussi fine que celle utilisée dans l'Hermine est nécessaire, cette résolution entraînant du coup un bruit, une rugosité artificielle, dans le MNÉ. Si les restrictions imposées par la modélisation hydrologique ne nous permettent pas de profiter de cette « information supplémentaire », rien ne sert de la conserver et de s'imposer l'utilisation d'algorithmes de correction d'écoulements.

5.2 LES RECOMMANDATIONS

Il n'existe pas de critères clairs pour choisir *a priori* une méthode d'interpolation qui convient à des données d'altitude. Ainsi, lors du choix d'une méthode disponible dans un SIG ou un logiciel de géostatistique, l'utilisateur moyen se retrouve avec peu de ressources pour diriger son choix. Aussi, la majorité des SIG commerciaux ne porte aucune attention au problème de la qualité du MNÉ (Desmet, 1997). Rares sont les outils offerts dans les SIG qui

permettent de déterminer l'impact du choix d'une méthode d'interpolation sur la qualité de la surface générée et sur les variables secondaires qui en seront extraites. Les mécanismes de propagation des erreurs sont fort complexes et encore mal compris. Devant le peu de ressource et une maigre littérature, il est compréhensible que les utilisateurs choisissent à la va-comme-je-te-pousse une méthode d'interpolation pour la création de leur MNÉ. Cette attitude semble d'autant plus « légitime » qu'il existe des algorithmes qui règlent tous les problèmes (dépressions, zones planes) pouvant séparer l'étape de création d'un MNÉ de l'étape de la modélisation hydrologique.

Pourtant, nous avons démontré que le choix d'une méthode affecte la précision, les propriétés morphologiques des surfaces et les variables hydrologiques extraites. Il nous apparaît donc nécessaire que le choix d'une méthode d'interpolation soit éclairé et rigoureux. Nous croyons que pour faire un choix approprié d'une méthode, il faut en tester une variété. Pour chacune de ces méthodes, il faut faire varier les critères.

Notre étude permet de dégager certains guides en ce qui a trait au choix d'une méthode d'interpolation. D'abord, il faut souligner que l'utilisation d'une méthode d'interpolation globale, comme les surfaces de tendance, est à éviter dans un contexte où la rugosité de la surface est élevée. Les surfaces de tendance éliminent la rugosité réelle et entraîne souvent la création d'erreurs en bordure du bassin. Aussi, il ressort de notre recherche que la méthode SNN (lissé) produit dans l'ensemble les résultats les plus intéressants et ce, pour la précision et la forme. Notre choix est donc différent des méthodes privilégiées dans la littérature, à savoir les splines et la méthode IDW. Quelques facteurs peuvent expliquer cette situation. D'abord, la méthode SNN a rarement sinon jamais été comparée à d'autres méthodes avant notre étude, probablement parce qu'elle est très peu répandue. Aussi, nous n'avons pas évalué les splines comme Desmet (1997) l'a fait. En ce qui a trait à la méthode IDW, malgré sa grande popularité, les résultats de notre étude montrent qu'elle n'est pas

appropriée lorsque la densité des données échantillonnées à la base de l'interpolation varie spatialement, particulièrement lorsque le critère de sélection des points est un rayon. À l'opposé, la méthode SNN semble appropriée pour gérer les densités variables d'échantillonnage. Finalement, la méthode IDW combinant un nombre de points à trouver et un rayon de recherche fixe produit des résultats qui se démarquent nettement de IDW(P) et IDW(R) à un point tel que cette méthode pourrait satisfaire les objectifs de la modélisation hydrologique spatialisée. La pertinence d'utiliser cette méthode dépendra des connaissances de l'utilisateur sur la distribution spatiale des points mesurés et sur la valeur des critères (rayon et nombre de points) qu'il faut imposer à la méthode.

Comme pour la grande majorité des bassins où la modélisation hydrologique a été tentée, la situation qui prévaut dans le bassin de l'Herminie en est une où l'on ne connaît pas en détail la surface du bassin-versant. Dans un tel cas, reconnaissant qu'aucune surface générée ne peut représenter parfaitement la surface étudiée, le choix d'une méthode d'interpolation devrait viser à identifier la méthode produisant la surface la « moins pire » plutôt que la meilleure. Dans notre étude, les pires surfaces sont généralement celles qui présentent des distributions statistiques extrêmes pour les différentes propriétés morphologiques. Elles sont aussi victimes d'artefacts topographiques distribués sur les surfaces et mis en évidence à l'aide de la représentation spatiale des propriétés morphologiques.

5.3 CRITIQUE DE LA RECHERCHE

Trois aspects de cette recherche sont critiqués. Le premier concerne le choix des points de validation lors de l'évaluation de la précision des altitudes des surfaces. Le deuxième point abordé est la justification statistique des indices de précision. Finalement, le dernier aspect que nous discutons porte sur le choix de l'algorithme de routage 8D.

5.2.1 LES POINTS DE VALIDATION

Li (1988) mentionne que les espérances mathématiques d'une distribution d'écarts qui sont différentes de zéro, comme c'est le cas pour toutes les surfaces étudiées dans notre étude, peuvent être une des manifestations de la mauvaise qualité des points de contrôle. Ce peut être aussi le résultat de la présence d'erreurs systématiques. Malheureusement, l'évaluation des surfaces ne nous permet pas de déterminer la cause exacte du décalage des espérances mathématiques par rapport à zéro. Il aurait donc été opportun d'effectuer des vérifications sur l'impact qu'a notre échantillon de points de validation sur l'évaluation de la précision.

Ainsi, l'évaluation de la précision des élévations repose sur l'utilisation de points de vérification, au nombre de cinquante dans notre étude. L'extraction de la cinquantaine de points à partir des 610 originalement mesurés soulève deux questions. Dans un premier temps, on peut se demander quel est le nombre optimal de points nécessaire à l'évaluation des surfaces sans affecter de façon marquée leurs propriétés ? Dans un deuxième temps, il faut s'interroger sur notre choix des points de validation.

Notre échantillon compte un peu moins de 10 % du nombre total de points. Les études antérieures ont utilisé un ratio points de validation/points mesurés qui est similaire. C'est le cas entre autres de Desmet (1997) qui présente des mesures de précision basées sur 100 points de validation alors que 944 points servent à l'interpolation. Par contre, ce dernier évalue aussi la précision avec 50 et 200 points de validation. Il conclut que les mesures de précision donnent des résultats similaires pour les trois échantillons de points de validation. Notre étude portant sur un bassin dont la surface est beaucoup plus variable, il aurait été intéressant de tester, à l'instar de Desmet, la sensibilité de nos résultats en modifiant le ratio points de validation/points mesurés. Ceci nous aurait permis de savoir si nos résultats de précision sont influencés par la taille de l'échantillon de points de validation.

Aussi, on doit se demander si la règle aléatoire qui a prévalu pour l'extraction des points était la bonne. Un échantillonnage aléatoire a pour effet de donner plus de poids aux régions, comme en bas de pente, ayant une densité d'échantillonnage élevée en réponse à leur forte rugosité. L'aire d'influence d'un point se trouvant dans ce type de zone est beaucoup plus petite que pour un point situé dans une zone dont la densité d'échantillonnage est faible. C'est pourquoi on peut croire que le prélèvement des points de validation dans une région de forte densité est moins critique localement que pour les zones faiblement échantillonnées. Par conséquent, on peut se demander si le fait qu'une forte proportion des points de validation se retrouvent dans les zones de haute densité entraîne une meilleure précision. Il serait approprié de comparer nos résultats à ce que l'on obtiendrait en basant notre choix des points de validation selon une approche stratifiée aléatoire. Cette approche permettrait de limiter l'impact de la densité des points échantillonnés.

5.2.2 JUSTIFICATION STATISTIQUE DES PERFORMANCES DES INDICES DE PRÉCISION

Les tableaux et figures présentés nous ont permis de constater que les méthodes se distinguent entre elles en ce qui a trait à la précision des surfaces qu'elles peuvent générer. En fait, elles produisent des résultats qui ne sont pas identiques en absolu mais qui, très souvent, varient seulement de l'ordre de quelques millimètres à quelques centimètres. À la seule vue de ces résultats, il est difficile d'apprécier les gradients dans les valeurs des indices. Mais, lorsque l'on sait que la dénivelée du bassin est de 32 mètres, ces écarts semblent bien faibles. Il serait intéressant de se demander si toutes ces différences perçues sont significatives ou non du point de vue statistique.

5.2.3 ALGORITHMES D'ÉCOULEMENT

Les résultats obtenus pour les aires cumulatives et l'indice topohydrologique ont été produits à l'aide de l'algorithme 8D qui est particulièrement sensible à la topographie. Les algorithmes d'écoulement multi-directionnels le sont généralement moins et c'est pourquoi ils ne cessent de croître en popularité. Ils semblent mieux représenter la dynamique réelle des écoulements. Or, les distributions spatiales des aires cumulatives extraites des MNÉ interpolés présentent des artefacts liés aux limites du 8D, ce qui peut laisser croire que les limites de l'algorithme ont eu plus de poids sur la détermination des directions d'écoulement que la topographie elle-même. On peut anticiper que les patrons des aires cumulatives auraient été fort différents avec l'utilisation d'un algorithme multi-directionnel. Dans un tel cas, notre interprétation des impacts des méthodes d'interpolation sur les variables hydrologiques pourraient être différentes.

RÉFÉRENCES

- Akima, H. (1978) A Method of Bivariate Interpolation and Smooth Surface Fitting for Irregularly Distributed Data Points, *ACM Transactions on Mathematical Software*, **4**(2) :148-159
- Ambroise, B., Beven, K., and Freer, J. (1996) Toward a generalization of the TOPMODEL concepts: Topographic indices of hydrological similarity, *Water Resources Research*, **32**(7), 2135-2145.
- Band, L.E. (1986) Topographic partition of watersheds with digital elevation models, *Water Resources Research*, **22**(1) :15-24.
- Band, L.E.; Patterson, P.; Nemani, R.; Running, S.W. (1993) Forest ecosystem processes at the watershed scale: incorporating hillslope hydrology, *Agricultural and Forest Meteorology*, **63**(1-2) :93-126.
- Barling, R.D., Moore, I.D., and Grayson, R.B. (1994) A quasi-dynamic wetness index for characterizing the spatial distribution zones of surface saturation and soil water content, *Water Resources Research*, **30**(4) :1029-1044.
- Betson, R.P. (1964) What is watershed runoff?, *J. Geophys. Res.*, **69** :1541-1552.
- Beven, K.J., and Kirkby, M.J. (1979) A physically based variable contributing area model of basin hydrology, *Hydrological Science Bulletin*, **24**(1), 43-69.
- Beven, K.J., and Wood, E.F. (1983) Catchment geomorphology and the dynamics of runoff contributing areas, *Journal of Hydrology*, **65** :139-158.
- Beven, K.J., Lamb, R., Quinn, P.F., Romanowicz, R., and Freer, J. (1995) TOPMODEL, in *Computer Models of Watershed Hydrology*, 627-668, edited by Singh, V.P., Water Resources Publication, Highland Ranch, Colo.
- Bhaskar, N.R., James, W.P.; Devulapalli, R.S. (1992) Hydrologic parameter estimation using geographic information system, *Journal of Water Resources Planning and Management*, **118**(5) :492-512.
- Biron, P.M., Roy, A.G., Courchesne, F., Hendershot, W.H., Côté, B., and Fyles, J. (1999) The effects of antecedent moisture conditions on the relationship of hydrology to hydrochemistry in a small forested watershed, *Hydrological Processes*, **13**(11):1541-1555.

- Bruneau, P., Gascuel-Oudou, C., Robin, P., Merot, P., Beven, K. (1995) Sensitivity to space and time resolution of a hydrological model using digital elevation data, *Hydrological Processes*, **9**(1) : 69-81.
- Burrough, P.A. (1986) *Principles of geographical information systems for land assessment*, Oxford University Press.
- Burrough, P.A. and McDonnell, R.A. (1998) *Principles of Geographical Information Systems*, Oxford University Press, 333 pp.
- Burt, T. P., and D. P. Butcher (1986) Development of topographic indices for use in semi-distributed hillslope runoff models, *Annales de Géomorphologie (Z. Geomorph)* Suppl. 58, 1-19.
- Carter, J.R. (1988) Digital representation of topographic surfaces, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, **54**(11) :1577-1580.
- Carter, J. (1992), The effect of data precision on the calculation of slope and aspect using gridded DEMs, *Cartographica*, **29**(1) :22-34.
- Chang, K.T., and Tsai, B.W. (1991) The effect of DEM resolution on slope and aspect mapping, *Cartography and Geographic Information Systems*, **18**(1) :69-77.
- Coles N.A, Sivapalan, M., Larsen J.E., Linnet, P.E. and Fahrner, C.K. (1997) Modelling runoff generation on small agricultural catchments – can real world runoff response be captured, *Hydrological Processes*, **11**(2) :111-136
- Corwin, D.L., and Wagenet, R.J. (1996) Application of GIS to the Modeling of NonPoint Source Pollutants in the Vadose Zone: A Conference Overview, *Journal of Environmental Quality*, **25** :403-411.
- Courchesne, F. et Hendershot, W.H. (1988) Cycle des éléments nutritifs dans un bassin-versant forestier : contribution de la litière fraîche, *Journal canadien de la recherche forestière*, **18**(7):930-936.
- Crain, I.K. (1970) Computer interpolation and contouring of two-dimensional data : A review, *Geo-exploration*, **8** :71-86.
- Crawford, N. H., and Linsley, R. K. (1962) The synthesis of continuous streamflow hydrographs on a digital computer, Tech. Rep. 12, Dep. of Civ. Eng., Stanford Univ., Stanford, Calif.
- Declercq, F. (1996) Interpolation Methods for Scattered Sample Data: Accuracy, Spatial Patters, Processing Time, *Cartography and Geographic Information Systems*, **23**(3) :128-144.

- Delfiner, P. (1976) Linear estimation of non-stationary spatial phenomena. In *Advanced geostatistics in the mining industry*, ed. M. Guarascio, M. David, and C. Huijbregts, pp. 49-68. Dordrecht, Holland : Reidel.
- Desmet, P.J.J. (1997) Effects of interpolation errors on the analysis of DEMs, *Earth Surface Processes and Landforms*, **22** :563-580.
- Desmet, P.J.J. and Govers, G. (1996) Comparison of routing algorithms for digital elevation models and their implications for predicting ephemeral gullies, *International Journal of Geographical Information Systems*, **10** :311-331.
- DeVantier, A. B., and Feldman, A. D. (1993) Review of GIS applications in hydrologic modeling, *Journal of Water Resources Planning and Management*, **119**(2) :246-261.
- Dingman, S.L. (1994) *Physical Hydrology*, Prentice-Hall, 575 p.
- Douglas, D.H. (1986) Experiments to locate ridges and channels to create a new type of elevation model, *Cartographica*, **23** :29-61.
- Dubrulle, O. (1984) Comparing splines and kriging, *Computers and Geosciences*, **10**(2-3) :327-338.
- Dunne, T. and Black, R. D. (1970) Partial area contributions to storm runoff in a small New England watershed, *Water Resources Research*, **6**(5) :1296-1311.
- Dunne, T., and Leopold, L. B. (1978) *Water in environmental planning*, W.H. Freeman & Co., San Francisco
- Dunne, T., T. R. Moore, and C. H. Taylor (1975) Recognition and prediction of runoff-producing zones in humid regions, *Hydrological Science Bulletin*, **20** :305-327.
- Fahsi, A., Ulliman, J., and Chang, K.T. (1990) The effect of the source and spatial resolution of digital elevation models on contour map accuracy, GIS/LIS 1990. Proceedings Bethesda, Md.: *American Society for Photogrammetry and Remote Sensing*. pp. 335-344.
- Fairfield, J. and Leymarie, P. (1991) Drainage networks from grid digital elevation models, *Water-Resources-Research*, **27**(5) :709-717.
- Freeman, T. G. (1991) Calculating catchment area with divergent flow based on a regular grid, *Computers & Geosciences*, **17**(3) :413-422.

- Freeze, R. A., and Harlan, R. L. (1969) Blueprint for a physically-based digitally-simulated hydrologic response model, *Journal of Hydrology*, **9** :237-258.
- Fryer, J.G., Chandler, J.H. and Cooper, M.A.R. (1994) On the accuracy of heighting from aerial photographs and maps: implication to process modellers, *Earth Surface Processes and Landforms*, **19** :577-583.
- Gallichand, J., Buckland, G.D., Marcotte, D., and Hendry, M.J. (1992) Spatial interpolation of soil salinity and sodicity for a saline soil in Southern Alberta, *Canadian Journal of Soil Science*, **72** :503-516.
- Gao, J. (1997) Resolution and accuracy of terrain representation by grid DEMs at a micro-scale, *International Journal of Geographical Information Sciences*, **11**(2) :199-212.
- Garbrecht, J. and Martz, L.W. (1997) The assignment of drainage direction over flat surfaces in raster digital elevation model, *Journal of Hydrology*, 193(1-4), 204-213.
- Gardner, T.W., Sasowsky, K.C. and Day, R.L. (1990) Automated extraction of geomorphometric properties from digital elevation data, *Annales de géomorphologie (Z. Geomorph)* Suppl. 80, 57-68.
- Grayson, R.B., Bloschl, G., Barling, R. D. and Moore, I.D. (1993) Process, scale and constraints to hydrological modelling in GIS. in: Applications of geographic information systems in hydrology and water resources management. Proc. international conference, Vienna, 1993. (IAHS; Publication, 211), pp 83-92.
- Greene, R. G., and Cruise, J. F. (1995) Urban watershed modeling using geographic information system, *Journal of Water Resources Planning and Management*, 318-325.
- Gold, C.M. and Roos, T. (1994) Surface modelling with guaranteed consistency – an object-based approach; in Nievergelt, J. Roos, T., Schek, H.-J. and Widmayer, P. (éditeurs), IGIS '94, Proceedings of the International Workshop on Advanced Research in Geographic Information Systems, Lecture Notes in Computer Science 884; Springer-Verlag, pp.70-87.
- Goodchild, M.F. and Lam. N.S. (1980) Areal interpolation : A variant of the traditional spatial problem, *Geo-Processing*, **1** :297-312.
- Hendershot, W.H., Mendes, L., Lalande, H., Couchesne, F., and Savoie, S. (1992) Soil an Stream Water Chemistry During Spring Snowmelt, *Nordic Hydrology*, **23** :13-26.

- Hewlett, J. D., and A. R. Hibbert (1967) *Factors affecting the response of small watersheds to precipitation in humid areas*, edited by W. E. Sopper and H. W. Lull, International Symposium on Forest Hydrology, pp. 275-290, Pergamon, New York.
- Holmgren, P. (1994) Multiple flow direction algorithms for runoff modelling in grid-based elevation models: an empiric evaluation, *Hydrological Processes*, **8** :327-334.
- Horton, R.E. (1933) The rôle of infiltration in the hydrological cycle, *Trans. Am. Geophys. Union*, **14** :446-460.
- Hosseini, E., Gallichand, J., and Caron, J. (1993) Comparison of several interpolators for smoothing hydraulic conductivity data in South West Iran, *Transactions of the ASAE* **36**(6) :1687-1693.
- Hutchinson, M.F. (1989) A new procedure for gridding elevation and stream line data with automatic removal of spurious pits, *Journal of Hydrology*, **106** :211-232.
- Isaaks, E.H. and Srivastava, R.M. (1989) *Applied Geostatistics*. New York : Oxford University Press.
- Jenson, S. K. and Domingue, J. O. (1988) Extraction of topographic structure from digital elevation data for Geographic Information System analysis, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, **54** :1593-1600.
- Jones, J. A. A. (1986) Some limitations to the a/s index for predicting basin-wide patterns of soil water drainage, *Annales de Géomorphologie (Z. Geomorph)* Suppl. 60, 7-20.
- Kumler, M.P. (1994) An intensive comparison of triangulated irregular networks (TINs) and digital elevation models (DEMs), *Cartographica*, **31**(2), Monograph 45.
- Lam, N. (1983) Spatial Interpolation Methods: A review, *The American Cartographer*, **10**(2) :129-149.
- Laslett, G.M., McBratney, A.B. (1990) Estimation and implications of instrumental drift, random measurement error and nugget variance of soil attributes – A case study for soil pH, *Journal of Soil Science*, **45** :451-471.
- Laslett, G.M., McBratney, A.B., Pahl, P.J. and Hutchinson, M.F. (1987) Comparison of several prediction methods for soil pH, *Journal of Soil Science*, **38** :225-241.

- Leberl, F. (1973) Interpolation in square grid DTM, *ITC Journal*, **5** :755-807.
- Lee, J., Snyder, P.K., and Fisher, P.F. (1992) Modeling the effect of data errors on feature extraction from digital elevation models, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, **58**(10), pp. 1461-67.
- Li, Z. (1988) On the measure of digital terrain model accuracy, *Photogrammetric Record*, **12**(72) :873-877.
- Li, Z. (1991) Effects of check points on the reliability of DTM accuracy estimates obtained from experimental tests, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, **57**(10) :1333-1340.
- Li, Z. (1992) Variation of the accuracy of digital terrain models with sampling interval, *Photogrammetric Record*, **14**(79) :113-128.
- Li, Z. (1994) A comparative study of the accuracy of digital terrain models (DTMs) based on various data models, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, **49**(1), 2-11.
- Likens, G.E. and Bormann, F.H. (1995) *Biogeochemistry of a Forested Ecosystem*, Springer-Verlag : New-York, 176 pp.
- Linsley, R. K., and N. H. Crawford (1960) Computation of a synthetic streamflow record on a digital computer, Publ. 51, pp. 526-538, *International Association of Hydrological Science*, Wallingford, England.
- Lopez, C. (1997) Locating some types of random errors in Digital Terrain Models, *International Journal of Geographical Information Science*, **11**(7) :677-698.
- MacEachren, A.M., and Davidson, J.V. (1987) Sampling and Isometric Mapping of Continuous Geographic Surfaces, *The American Cartographer*, **14**(4) :299-320.
- MacMillan, R.A.; Furley, P.A.; Healey, R.G. (1993) Using hydrological models and geographic information systems to assist with the management of surface water in agricultural landscapes., edited by Haines-Young,-R.; et-al, in: *Landscape ecology and GIS*. (Taylor & Francis), pp 181-209.
- Mark, D.M. (1984) Automated detection drainage networks from digital elevation models, *Cartographica*, **31**(213), 168-178.
- Marks, D., Dozier, J., and, Frew, J. (1984) Automated basin delineation from digital elevation data, *Geoprocessing*, **2**, 299-311.

- Martz, L.W. and Garbrecht, J. (1998) The treatment of flat areas and depressions in automated drainage analysis of raster digital elevation models, *Hydrological Processes*, **12** :843-855.
- Mazion Jr., E., and Yen, B.C. (1994) Computational Discretization Effect on Rainfall-Runoff Simulation, *Journal of Water Resources Planning and Management*, **120**(5), 715-734.
- McCullagh, M.J. (1988) Terrain and Surface Modelling Systems: Theory and Practice, *Photogrammetric Record*, **12**(72), 747-779.
- McDonnell, RA (1996) Including the spatial dimension - using geographical information systems in hydrology [Review], *Progress in Physical Geography*, **20**(2) :159-177.
- Montgomery, D.R., and Dietrich, W.E. (1994) A physically based model for the topographic control on shallow landsliding, *Water Resources Research*, **30**(4) :1153-1171.
- Montgomery, D.R., and Dietrich, W.E. (1995) Hydrologic processes in a low-gradient source area, *Water Resources Research*, **31**(1) :1-10.
- Montgomery, D.R., and Foufoula-Georgiou, E. (1993) Channel Network Source Representation Using Digital Elevation Models, *Water Resources Research*, **29**(12) :3925-3934.
- Monmonier, M.S. (1982) *Computer-assisted cartography: principles and prospects*, Englewood Cliffs, N.J.: Prentice-Hall, Inc.
- Moore, I. D., O'Loughlin, E. M., and Burch, G. J. (1988) A contour based topographic model for hydrological and ecological applications, *Earth Surface Processes and Landforms*, **13** :305-320.
- Moore, I. D., R. B. Grayson, and A. R. Ladson (1991) Digital terrain modelling: A review of hydrological, geomorphological and biological applications, *Hydrological Processes*, **5** : 3-30.
- Moore, R. D. (1989) Tracing runoff sources with deuterium and oxygen-18 during spring melt in a headwater catchment, southern laurentians, Quebec, *Journal of Hydrology*, **112** :135-148.
- Moussa, R. (1993) Modélisation hydrologique spatialisée et système d'information géographique, *Houille Blanche*, **48**(5), pp 293-301.

- O'Callaghan, J.F. and Mark, D.M. (1984) The extraction of drainage networks from digital elevation data, *Comput. Vis. Graphics Image Process.*, **28** :323-344.
- O'Loughlin, E. M. (1981) Saturation regions in catchments and their relations to soil and topographic properties, *Journal of Hydrology*, **53** :229-246.
- O'Loughlin, E.M. (1986) Prediction of surface saturation zones in natural catchments by topographic analysis, *Water Resources Research*, **22**(5) :794-804.
- O'Neill, M.P., and Mark, D.M. (1987) On the frequency distribution of land slope, *Earth Surface Processes and Landforms*, **12** :127-136.
- Östman, A. (1987) Quality control of photogrammetrically sampled Digital Elevation Model, *Photogrammetric Record*, **12** : 333-341.
- Palacios-Vélez, O.L. and Cuevas-Renaud, B. (1992) SHIFT: a distributed runoff model using irregular triangular facets., *Journal of Hydrology*, **134**(1-4) :35-55.
- Pearce, A. J., M. K. Stewart and M. G. Sklash (1986) Storm runoff generation in humid headwater catchments, 1. Where does the water come from?, *Water Resources Research*, **22**(8) :1263-1272.
- Quentin, E. (1999) *Optimisation des paramètres de la procédure géomatique d'extraction des caractéristiques hydrologiques d'un bassin versant à partir d'un modèle numérique d'altitude*, Thèse doctorale en télédétection, Université de Sherbrooke.
- Quinn, P., Beven, K.J., Chevallier, P., and Planchon, O. (1991) The prediction of hillslope flow paths for distributed hydrological modelling using digital terrain models, *Hydrological Processes*, **5**(1) :59 - 79.
- Quinn, P.F.; Beven, K.J.; Lamb, R. (1995) The $\ln(a / \tan \beta)$ index: how to calculate it and how to use it within the TOPMODEL framework., *Hydrological Processes*, **9**(2) :161-182.
- Ressources naturelles Canada (1998) *Guide pour le positionnement GPS*. Géomatique Canada, Division des levés géodésiques, 120p.
- Rhind, D. (1975) A skeletal overview of spatial interpolation techniques, *Computer Applications*, **2**(3-4) :293-309.
- Rieger, W. (1998) A phenomenon-based approach to upslope contributing area and depressions in DEMs, *Hydrological Processes*, **12** :857-872.

- Ripley, B. (1981) *Spatial statistics*. New York: Wiley.
- Skidmore, A.K. (1989) A comparison of techniques for calculating gradient and aspect from a gridded digital elevation model, *International Journal of Geographical Informations Systems*, **3**(4), pp. 323-34.
- Smith, M.B. (1993) A GIS-based distributed parameter hydrologic model for urban areas, *Hydrological Processes*, **7**(1) :45-61.
- Tahiri, D. (1994) Précision et fidélité des modèles numériques de terrain, *Bulletin de la Société Belge d'Études Géographiques – SOBEG* 1994-2.
- Tarboton, D.G. (1997) A new method for the determination of flow direction and upslope areas in grid digital elevation models, *Water Resources Research*, **33**(2) :309-319.
- Tribe, A. (1992) Automated recognition of valley lines and drainage networks from grid digital elevation models: a review and a new method, *Journal of Hydrology*, **139**(1-4) :263-293.
- United States Geological Survey (USGS) (1997) Standards For Digital Elevation Models, Part 1: General, Part 2: Specifications, Part3: Quality Control, Department of the Interior, Washington, DC.
- Van Kuilenburg, J., De Gruijter, J.J., Marsman, B.A., and Bouma, J. (1982) Accuracy of spatial interpolation between point data on soil moisture supply capacity, compared with estimates from mapping units, *Geoderma*, **27** :311-325.
- Veregin, H. (1997) The effects of vertical error in digital elevation models on the determination of flow-path direction, *Cartography and Geographic Information Systems*, **24**(2) :67-79.
- Voltz, M., and Webster, R. (1990) A comparison of kriging, cubic splines and classification for predicting soil properties from sample information, *Journal of Soil Science*, **41** :473-490.
- Ward, R. C. (1984) On the response to precipitation of headwater streams in humid areas, *Journal of Hydrology*, **74** :171-189.
- Watson, D.F. (1994) *Countouring: A guide to the analysis and diisplay of spatial data*. Oxford: Elsevier.
- Weber, D. and Englund, E. (1992) Evaluation and comparison of spatial interpolators, *Math. Geology*, **24**(4) :381-391.

- Wolock, D. M. and Price, C. V. (1994) Effects of digital elevation model map scale and data resolution on a topography based watershed model, *Water Resources Research*, **30**(11) :3041-3051
- Wood, J.D. and Fisher, P.F. (1993) Assessing interpolation accuracy in elevation models, *Computer Graphics & Applications*, 48-56.
- Wren, A.E. (1975) Trend surface analysis – A review, *Canadian Society of Exploration Geophysics Journal*, **9** :39-44.
- Zevenbergen, L.W., and Thorne, C.R. (1987) Quantitative analysis of land surface topography, *Earth Surface Processes and Landforms*, **12** :47-56.
- Zhang, W., and Montgomery, D.R. (1994) Digital elevation model grid size, landscape representation and hydrologic simulations, *Water Resources Research*, **30**(4) :1019-1028.
- Zhang, X.C., Nearing, M.A., Risse, L.M., and McGregor, K.C. (1996) Evaluation of WEPP Runoff and Soil Loss Predictions using NATural Runoff Plot Data, *Transactions of the ASAE*, **39**(3) :855-863.
- Zink, D.M. (1989) *Spatial Interpolation Procedures for Digital Terrain Models: A Review*, Institute for Space and Terrestrial Science, Department of Geography, University of Waterloo.

ANNEXE

Tableau A-1. Description des écarts entre 50 points mesurés et leurs correspondants interpolés pour chacune des surfaces d'élévation

		Esp. Math.	Écart-type	Asymétrie	M (abs)	ET (abs)	RMSE
Krigeage 20	GS+	-0,221	0,757	0,26	0,559	0,551	0,789
Krigeage 30	GS+	-0,206	0,777	0,54	0,546	0,586	0,805
SNN linéaire	MapInfo	-0,217	0,904	0,91	0,612	0,695	0,930
SNN lissé	MapInfo	-0,231	0,895	0,98	0,607	0,692	0,925
Tin linéaire	ArclInfo	-0,222	0,885	1,22	0,646	0,639	0,913
Tin linéaire	MapInfo	-0,218	0,894	1,20	0,651	0,644	0,921
Tin 5e ordre	Map/Info	-0,223	0,919	1,32	0,646	0,685	0,946
Tin 5e ordre	ArclInfo	-0,211	0,940	1,36	0,652	0,704	0,964
IDW r25 s3-6	MapInfo	-0,365	0,847	0,09	0,626	0,673	0,924
IDW (p=2)	Grass	-0,469	1,003	0,57	0,796	0,764	1,109
IDW (p=3)	Grass	-0,337	0,924	0,71	0,655	0,729	0,984
IDW (p=4)	Grass	-0,352	0,897	0,71	0,643	0,714	0,965
IDW (p=5)	Grass	-0,376	0,903	0,62	0,669	0,709	0,980
IDW (p=6)	Grass	-0,396	0,908	0,69	0,686	0,709	0,992
IDW (p=7)	Grass	-0,404	0,917	0,57	0,687	0,724	1,003
IDW (p=8)	Grass	-0,425	0,921	0,54	0,709	0,720	1,016
IDW (p=9)	Grass	-0,452	0,947	0,38	0,746	0,734	1,052
IDW (p=10)	Grass	-0,443	0,970	0,29	0,755	0,748	1,068
IDW (p=11)	Grass	-0,444	0,994	0,24	0,781	0,752	1,090
IDW (p=12)	Grass	-0,444	1,022	0,17	0,799	0,770	1,116
IDW (r=20)	ArclInfo	-0,380	1,059	0,03	0,802	0,782	1,127
IDW (r=25)	ArclInfo	-0,445	1,157	-0,06	0,911	0,833	1,241
IDW (r=30)	ArclInfo	-0,486	1,239	-0,08	1,007	0,861	1,333
IDW (r=35)	ArclInfo	-0,522	1,325	-0,08	1,108	0,883	1,426
IDW (r=40)	ArclInfo	-0,546	1,412	-0,11	1,194	0,919	1,516
Trend (12)	ArclInfo	-0,300	1,175	-0,27	0,905	0,799	1,214
Trend (10)	ArclInfo	-0,303	1,295	0,01	1,075	0,769	1,331
Trend (8)	ArclInfo	-0,194	1,356	-0,32	1,087	0,818	1,370
Trend (6)	ArclInfo	-0,327	1,743	-0,32	1,377	1,101	1,774
Trend (4)	ArclInfo	-0,372	2,476	0,31	2,074	1,371	2,504
Trend (2)	ArclInfo	-0,697	3,230	0,06	2,776	1,751	3,306

Tableau A-2. Statistiques descriptives de la distribution de fréquence des élévations pour chacune des surfaces générées par les diverses méthodes d'interpolation

	Moyenne	Écart-type	Minimum	Maximum	Kurtose	Asymétrie
Krigeage 20	18,054	6,503	0,100	31,590	-0,68	-0,03
Krigeage 30	18,056	6,523	0,100	31,560	-0,68	-0,03
SNN linéaire	18,042	6,556	0,100	31,556	-0,67	-0,03
SNN lissé	18,042	6,562	0,100	31,556	-0,67	-0,03
Linéaire (Arc)	18,027	6,528	0,100	31,556	-0,67	-0,03
Linéaire (Map)	18,021	6,525	0,100	31,556	-0,67	-0,03
Bivariée (Map)	18,015	6,564	0,100	31,630	-0,67	-0,03
Bivariée (Arc)	18,026	6,592	0,100	31,556	-0,66	-0,04
IDW r25 s3-6	18,007	6,559	0,551	31,393	-0,67	-0,03
IDW (p=2)	18,026	6,600	0,100	31,556	-0,67	-0,03
IDW (p=3)	18,022	6,576	0,100	31,556	-0,67	-0,03
IDW (p=4)	18,016	6,559	0,100	31,556	-0,67	-0,03
IDW (p=5)	18,009	6,546	0,100	31,556	-0,67	-0,03
IDW (p=6)	18,003	6,534	0,100	31,556	-0,67	-0,03
IDW (p=7)	17,995	6,523	0,100	31,556	-0,67	-0,03
IDW (p=8)	17,988	6,512	0,100	31,556	-0,67	-0,03
IDW (p=9)	17,980	6,502	0,100	31,556	-0,67	-0,03
IDW (p=10)	17,973	6,492	0,100	31,556	-0,66	-0,03
IDW (p=11)	17,966	6,482	0,100	31,556	-0,66	-0,03
IDW (p=12)	17,959	6,473	0,100	31,556	-0,66	-0,02
IDW (r=20)	17,984	6,486	0,100	31,556	-0,68	-0,01
IDW (r=25)	17,954	6,437	0,100	31,556	-0,68	0,00
IDW (r=30)	17,920	6,383	0,100	31,556	-0,67	0,02
IDW (r=35)	17,884	6,323	0,100	31,556	-0,67	0,03
IDW (r=40)	17,850	6,259	0,100	31,556	-0,66	0,04
Trend (12)	17,944	6,627	0,928	32,091	-0,77	0,00
Trend (10)	17,977	6,634	1,125	31,118	-0,76	0,00
Trend (8)	17,974	6,574	-0,431	32,650	-0,86	0,01
Trend (6)	18,022	6,695	1,206	33,853	-0,89	0,11
Trend (4)	17,950	6,465	1,764	37,249	-0,47	0,40
Trend (2)	17,708	6,038	7,209	38,772	0,05	0,65

Tableau A-3. Statistiques descriptives de la distribution de fréquence des pentes (%) pour chacune des surfaces générées par les diverses méthodes d'interpolation

	Moyenne	Écart-type	Minimum	Maximum	Kurtose	Asymétrie
Krigeage 20	21,678	13,104	0,000	163,819	4,92	1,47
Krigeage 30	21,725	12,680	0,000	162,421	4,11	1,25
SNN linéaire	23,455	18,595	0,018	269,515	13,23	2,32
SNN lissé	23,429	18,459	0,079	275,031	14,01	2,38
Linéaire (Arc)	23,038	16,159	0,136	287,940	26,92	3,14
Linéaire (Map)	23,044	16,161	0,108	287,943	26,92	3,14
Bivariée (Map)	24,381	18,487	0,073	333,952	32,88	3,74
Bivariée (Arc)	24,813	19,337	0,037	328,468	27,99	3,46
IDW r25 s3-6	22,607	19,576	0,025	273,092	9,54	2,25
IDW (p=2)	26,912	30,363	0,000	331,262	8,26	2,36
IDW (p=3)	25,013	23,407	0,000	238,278	6,15	1,99
IDW (p=4)	24,044	20,563	0,018	235,796	6,23	1,90
IDW (p=5)	23,546	19,003	0,018	235,115	6,54	1,84
IDW (p=6)	23,267	18,077	0,025	234,970	7,07	1,85
IDW (p=7)	23,031	17,401	0,050	235,579	7,14	1,80
IDW (p=8)	22,870	16,914	0,018	234,502	7,16	1,76
IDW (p=9)	22,732	16,553	0,073	232,427	7,40	1,75
IDW (p=10)	22,634	16,255	0,119	232,580	7,86	1,76
IDW (p=11)	22,545	15,994	0,025	232,146	8,24	1,78
IDW (p=12)	22,472	15,812	0,040	232,326	8,52	1,79
IDW (r=20)	22,603	15,626	0,033	230,872	8,63	1,79
IDW (r=25)	22,380	14,971	0,020	230,195	9,70	1,84
IDW (r=30)	22,298	14,665	0,067	229,549	10,32	1,93
IDW (r=35)	22,316	14,562	0,069	229,282	10,61	2,00
IDW (r=40)	22,384	14,572	0,060	228,406	10,75	2,06
Trend (12)	21,933	11,215	0,113	188,999	18,54	2,33
Trend (10)	19,619	9,215	0,099	69,639	-0,34	0,35
Trend (8)	22,870	16,914	0,018	234,502	7,16	1,76
Trend (6)	17,456	8,814	0,100	39,651	-0,88	0,24
Trend (4)	17,471	9,397	0,048	45,670	-0,03	0,73
Trend (2)	17,256	8,835	1,236	39,151	-0,98	0,27

Tableau A-4. Statistiques descriptives de la distribution de fréquence des courbures (m/m/100m) pour chacune des surfaces générées à l'aide des diverses méthodes d'interpolation

	Moyenne	Écart-type	Minimum	Maximum	Kurtose	Asymétrie
Krigeage 20	0,00	50,18	-1312,0	1719,0	130,92	2,06
Krigeage 30	0,00	43,63	-1284,0	1645,0	183,24	2,47
SNN linéaire	0,00	15,52	-478,5	393,6	106,86	0,87
SNN lissé	0,00	15,12	-472,4	394,4	115,23	1,00
Linéaire (Arc)	0,00	20,05	-626,0	763,9	188,12	1,73
Linéaire (Map)	0,00	20,06	-625,8	763,9	187,90	1,73
Bivariée (Map)	0,00	22,14	-715,0	729,0	220,78	0,78
Bivariée (Arc)	0,00	20,95	-607,0	645,5	184,34	0,91
IDW r25 s3-6	0,00	18,48	-468,5	529,7	68,77	0,26
IDW (p=2)	0,00	84,91	-1034,3	1188,8	18,56	-0,01
IDW (p=3)	0,00	57,86	-669,6	644,9	15,61	-0,02
IDW (p=4)	0,00	44,93	-555,1	558,3	15,07	0,06
IDW (p=5)	0,00	37,60	-509,3	530,9	14,83	0,04
IDW (p=6)	0,00	33,40	-505,9	556,9	16,33	0,09
IDW (p=7)	0,00	30,57	-516,0	564,1	17,13	0,16
IDW (p=8)	0,00	28,04	-526,8	566,7	20,88	0,16
IDW (p=9)	0,00	26,50	-530,4	568,9	24,49	0,23
IDW (p=10)	0,00	25,18	-531,8	578,7	28,90	0,29
IDW (p=11)	0,00	24,05	-532,6	587,1	34,05	0,36
IDW (p=12)	0,00	23,09	-534,3	596,5	39,75	0,47
IDW (r=20)	0,00	23,57	-543,8	646,3	47,90	0,64
IDW (r=25)	0,00	20,50	-554,0	671,0	82,70	1,20
IDW (r=30)	0,00	19,40	-556,8	684,5	112,34	1,59
IDW (r=35)	0,00	19,23	-560,7	709,5	129,41	1,84
IDW (r=40)	0,00	19,43	-563,2	715,3	133,18	1,91
Trend (12)	0,00	8,51	-145,5	296,4	324,43	10,85
Trend (10)	0,00	3,75	-57,9	104,8	152,98	6,96
Trend (8)	0,00	3,82	-77,3	92,0	149,54	5,56
Trend (6)	0,00	2,78	-45,3	59,1	114,77	2,74
Trend (4)	0,00	3,41	-38,1	63,7	123,29	8,89
Trend (2)	0,00	3,68	-22,3	52,6	91,87	9,01

Tableau A-5. Descriptions des dépressions présentes sur les diverses surfaces interpolées

		Nombre de dépressions	Dépressions Unitaires	Surface des dépressions (m2)
Krigeage 20	GS+	292	230 (78,8%)	1669 (3,81%)
Krigeage 30	GS+	331	257 (77,6%)	1683 (3,84%)
SNN linéaire	MapInfo	43	11 (25,6%)	1404 (3,21%)
SNN lissé	MapInfo	34	6 (17,6%)	1406 (3,21%)
Tin linéaire	ArclInfo	82	57 (69,5%)	1248 (2,85%)
Tin linéaire	MapInfo	75	50 (66,7%)	1240 (2,83%)
Tin 5e ordre	Map/Info	70	22 (31,4%)	1963 (4,49%)
Tin 5e ordre	ArclInfo	65	10 (15,4%)	2217 (5,07%)
IDW r25 s3-6	MapInfo	70	25 (35,7%)	1409 (3,22%)
IDW (p=2)	Grass	228	86 (37,7%)	3635 (8,30%)
IDW (p=3)	Grass	225	104 (46,2%)	2645 (6,04%)
IDW (p=4)	Grass	225	98 (43,6%)	2233 (5,10%)
IDW (p=5)	Grass	218	95 (43,6%)	2215 (5,06%)
IDW (p=6)	Grass	222	100 (45,0%)	2089 (4,77%)
IDW (p=7)	Grass	221	98 (44,3%)	2078 (4,75%)
IDW (p=8)	Grass	204	79 (38,7%)	2008 (4,59%)
IDW (p=9)	Grass	210	83 (39,5%)	1990 (4,55%)
IDW (p=10)	Grass	196	72 (36,7%)	2040 (4,66%)
IDW (p=11)	Grass	193	75 (38,9%)	1993 (4,55%)
IDW (p=12)	Grass	192	64 (33,3%)	1967 (4,49%)
IDW (r=20)	ArclInfo	215	74 (34,4%)	2049 (4,68%)
IDW (r=25)	ArclInfo	206	69 (33,5%)	2081 (4,75%)
IDW (r=30)	ArclInfo	202	65 (32,2%)	2008 (4,59%)
IDW (r=35)	ArclInfo	196	59 (30,1%)	2081 (4,75%)
IDW (r=40)	ArclInfo	191	58 (30,4%)	2181 (4,98%)
Trend (12)	ArclInfo	16	4 (25,0%)	2556 (5,84%)
Trend (10)	ArclInfo	27	13 (48,1%)	2520 (5,76%)
Trend (8)	ArclInfo	16	8 (50,0%)	1751 (4,00%)
Trend (6)	ArclInfo	26	15 (57,7%)	428 (0,98%)
Trend (4)	ArclInfo	15	11 (73,3%)	157 (0,36%)
Trend (2)	ArclInfo	6	3 (50,0%)	1031 (2,36%)