

JOHANN LEVESQUE

**ÉVALUATION DE LA QUALITÉ DES DONNÉES
GÉOSPATIALES**
***Approche top-down* et gestion de la métaqualité**

Mémoire présenté
à la Faculté des études supérieures de l'Université Laval
dans le cadre du programme de maîtrise en géomatique
pour l'obtention du grade de maître ès sciences (M. Sc.)

DÉPARTEMENT DES SCIENCES GÉOMATIQUES
FACULTÉ DE FORESTERIE ET DE GÉOMATIQUE
UNIVERSITÉ LAVAL
QUÉBEC

2007

Résumé

Depuis l'avènement du numérique, la demande de données par les utilisateurs des systèmes d'information géographique (SIG) ne fait qu'augmenter. Les organismes utilisateurs se retrouvent souvent devant plusieurs sources de données géographiques potentielles et ils doivent alors évaluer la qualité de chaque source en fonction de leurs besoins. Pour ce faire, ces organismes pourraient faire appel à un expert en qualité qui pourrait les aider à déterminer s'il y a adéquation (i.e. qualité externe) entre les données et leurs besoins.

Pour utiliser le système MUM, l'expert en qualité doit recueillir de l'information sur les jeux de données. Dans le domaine de la géomatique, cette information se retrouve généralement sous la forme de métadonnées émises par les producteurs de données. Le système MUM, développé par Devillers *et al.* [2004b], a été conçu initialement en fonction d'une approche *bottom-up*, où on utilise des métadonnées fines pour extraire des indicateurs globaux de qualité, à l'aide d'opérateurs d'agrégation typiques des outils SOLAP. Il s'agit là d'une solution qui permet de faciliter l'analyse de la qualité, particulièrement dans des contextes de données hétérogènes. Par contre, comme le mentionnent les concepteurs de MUM, le manque de métadonnées fines est un obstacle à l'utilisation du système MUM dans sa forme actuelle. L'objectif de la présente recherche a donc été d'élaborer une méthode de génération des métadonnées dite *top-down*. Cette méthode permet de générer, lorsque possible, les métadonnées fines (au niveau des occurrences, voire des primitives géométriques) d'un jeu de données à l'aide des métadonnées grossières et des opinions d'experts touchant un ensemble d'occurrences. Cette méthodologie amène l'expert en qualité à utiliser dans certains cas des sources de données différentes. Ceci soulève alors un problème concernant l'hétérogénéité de la fiabilité des sources utilisées pour évaluer la qualité externe. Le concept de métaqualité a été introduit pour répondre à ce problème d'hétérogénéité. Il permet en effet de quantifier le risque lié à l'imperfection de l'information contenue dans les indicateurs de qualité. L'enrichissement du système MUM a donc été réalisé grâce à la conception du modèle E-QIMM (*Extended Quality Information Management Model*) qui est une extension du modèle QIMM de Devillers [2004] et qui permet d'intégrer la dimension « Métaqualité » dans le processus d'évaluation de la qualité.

Avant-propos

Si on m'avait dit il y a quelques années que j'aurais à écrire une page de remerciement pour mon mémoire de maîtrise j'aurais sûrement éclaté de rire et demandé où sont les caméras. Aujourd'hui, je me rends compte que la maîtrise n'est pas une aventure qui se fait en solitaire et c'est pour cette raison que j'en suis venu à bout. J'aimerais donc mettre en lumière tous ceux et celles qui ont contribué de près ou de loin à sa réalisation.

Je tiens d'abord à remercier mon directeur Dr Yvan Bédard et mon codirecteur Dr Marc Gervais de m'avoir conseillé, aiguillé et appuyé tout au long de cette aventure. De plus, je remercie la Chaire de recherche industrielle en bases de données géospatiales décisionnelles du Dr Yvan Bédard de m'avoir appuyé financièrement afin que je puisse me consacrer entièrement à la réalisation de ce projet de maîtrise.

Je remercie également les membres de l'équipe du Dr Yvan Bédard au CRG de leur disponibilité et de leurs conseils judicieux. Par la même occasion, je remercie également les autres étudiants qui, grâce à de nombreuses discussions, m'ont permis d'approfondir mon sujet et de me détendre un peu.

Dans un autre ordre d'idée, je tiens à remercier ma famille d'avoir cru en moi et de m'avoir donné le goût d'aller toujours plus loin. Je remercie particulièrement ma copine d'avoir été ma correctrice et la personne sur qui j'ai pu tester la clarté de mes concepts.

Pour terminer, je remercie mon amie Eveline Bernier du CRG. C'est grâce à tes encouragements et aux nombreuses heures que tu as passées à discuter avec moi, à relire mes ébauches et à m'aider à structurer mes idées que j'ai été en mesure de mener à terme cette aventure. Merci Éveline.

Table des matières

Chapitre 1	7
1.1 Mise en contexte	7
1.1.1 Domaine de l'évaluation de la qualité	8
1.1.2 Lien avec le domaine de la gestion	12
1.2 Problématique	14
1.3 Hypothèse générale	16
1.4 Objectifs	16
1.5 Méthodologie	17
1.6 Conclusion	20
Chapitre 2	22
2.1 Audit de la qualité	22
2.2 Indicateurs	25
2.2.1 Étapes de conception des indicateurs	26
2.2.1.1 Définition du contexte de l'analyse (besoins et objectifs)	26
2.2.1.2 Conception des indicateurs	27
2.2.1.3 Vérification de la qualité des indicateurs	28
2.2.1.4 Création du dictionnaire associé aux indicateurs	30
2.2.1.5 Association des sources d'information aux indicateurs	31
2.2.1.6 Hiérarchisation des indicateurs	32
2.2.1.7 Définition des calculs d'agrégation	32
2.2.1.8 Peuplement des indicateurs	33
2.2.2 Exemple de hiérarchie et d'agrégation d'indicateurs	34
2.2.3 Indicateurs génériques	35
2.2.4 Approches orientée producteur et orientée utilisateur	37
2.3 Sources d'information servant à peupler les indicateurs	37
2.3.1 Métadonnées	38
2.3.2 Opinions d'experts	38
2.3.2.1 Sources possibles d'un énoncé	39
2.3.2.2 Opinions et incertitudes	41
2.3.2.3 Identifier les biais afin de minimiser l'incertitude	42
2.3.3 Processus d'acquisition des opinions d'experts	43
2.3.3.1 Méthodes directes	46
2.3.3.2 Méthodes indirectes	46
2.3.4 Agrégation des opinions	47
2.4 Système MUM	52
2.4.1 Modèle QIMM	54
2.4.2 Tableaux de bord	58
2.5 Conclusion	60
Chapitre 3	62
3.1 Méthode top-down	62
3.1.1 Génération de l'information fine (quatre scénarii)	63
3.2 Métaqualité	67
3.2.1 Indicateurs de métaqualité	68
3.2.2 Mesures des indicateurs de métaqualité	72
3.3 Modèle QIMM étendu (E-QIMM)	75
3.4 Implantation du E-QIMM	78
3.5 Modélisation multidimensionnelle	81

3.6	Instanciation	85
3.6.1	Instanciation orientée utilisateur	85
3.6.2	Instanciation orientée producteur	86
3.7	Représentation de la métaqualité	87
3.7.1	Seuil de tolérance aux risques	87
3.7.2	Affichage des indicateurs de métaqualité	89
3.8	Documentation de la métaqualité	90
3.8.1	Documentation hypermédia	90
3.8.2	Aspects légaux	91
3.9	Conclusion	92
Chapitre 4	94
4.1	Étapes de pré-analyse	96
4.1.1	Sélection du jeu de données	96
4.1.2	Sélection des sources d'information (métadonnées et/ou opinions d'experts)	97
4.1.3	Sélection des indicateurs de qualité et de métaqualité	98
4.1.4	Définition des calculs d'agrégation	101
4.1.5	Définition des seuils de tolérance	101
4.1.6	Peuplement des indicateurs par la méthode <i>top-down</i>	103
4.1.6.1	Génération de la métadonnée fine	103
4.1.6.2	Peuplement du système MUM	105
4.2	Étapes d'analyse	106
4.2.1	Choix de la méthode de maquettage	106
4.2.2	Navigation et analyse	107
4.3	Étapes de post-analyse	116
4.4	Conclusion	117
Chapitre 5	119
5.1	Remise en contexte	119
5.2	Objectifs	120
5.3	Résultats	121
5.4	Discussion	121
5.5	Perspectives de recherche	122

Table des figures

Figure 1. Dimensions et membres du Quality information Management Model [Devilleers, 2004].....	11
Figure 2. Utilisation du système MUM selon les méthodes.....	15
Figure 3. Méthodologie	18
Figure 4. Modèle conceptuel d'un audit de la qualité [Gervais, 2005]	24
Figure 5. Hiérarchie et agrégation d'indicateurs de qualité, adapté de [Devilleers, 2004]	34
Figure 6. Sources possibles d'un énoncé [Thibaudeau, 1997].....	40
Figure 7. Acquisition des opinions d'experts.....	45
Figure 8. Exemple d'agrégation des opinions	51
Figure 9. Indicateurs de qualité utilisés pour le prototypage de MUM par Devillers	55
Figure 10. Exemple de la hiérarchie de la dimension « Donnée analysée » [Devilleers, 2004]	57
Figure 11. Exemple de tableau de bord extrait de l'application MUM adapté de [Devilleers <i>et al.</i> , 2004]..	58
Figure 12. Axe d'instanciations de MUM en fonction du type de méthode.....	63
Figure 13. Génération des métadonnées fines	65
Figure 14. Hiérarchie de la dimension « Métaqualité »	69
Figure 15. Exemples de mesures des indicateurs	74
Figure 16. Modèle E-QIMM	76
Figure 17. Exemple de navigation dans le modèle E-QIMM.....	78
Figure 18. Combinaison de dimensions	79
Figure 19. Dimensions indépendantes.....	80
Figure 20. Modèle multidimensionnel des dimensions du cube Qualité/Métaqualité.....	82
Figure 21. Modèle des membres de la dimension « Qualité »	84
Figure 22. Modèle des membres de la dimension « Métaqualité »	85
Figure 23. Instanciation « Utilisateur »	86
Figure 24. Instanciation « Producteur »	87
Figure 25. Affichage des indicateurs.....	90
Figure 26. Étapes de l'évaluation de la qualité à l'aide du système MUM	95
Figure 27. Hiérarchie des indicateurs de qualité	99
Figure 28. Hiérarchie des indicateurs de métaqualité.....	100
Figure 29. Génération métadonnée fine « Exactitude spatiale »	104
Figure 30. Génération métadonnée fine « Complétude »	104
Figure 31. Modèle E-QIMM, observations générales	108
Figure 32. Navigation MUM, observations générales.....	109
Figure 33. Modèle E-QIMM, forage métaqualité	110
Figure 34. Navigation MUM, forage métaqualité	110
Figure 35. Modèle E-QIMM, forage qualité	112
Figure 36. Navigation MUM, forage qualité.....	112
Figure 37. Modèle E-QIMM, forage métaqualité 2	113
Figure 38. Navigation MUM, forage métaqualité 2	114
Figure 39. Modèle E-QIMM, forage métaqualité 3	115
Figure 40. Navigation MUM, forage métaqualité 3	115
Figure 41. Exemple de documents hypermédias pouvant être associés à un indicateur	116

Table des tableaux

Tableau 1. Exemple de dictionnaire d'indicateurs, adapté de Voyer [1994] et Diaz [2005].....	30
Tableau 2. Exemple de dictionnaire des sources d'information adapté de Voyer [1994].....	31
Tableau 3. Exemples de mesures pour les indicateurs de métaqualité.....	73
Tableau 4. Dictionnaire des sources d'information.....	97
Tableau 5. Dictionnaire d'indicateurs de qualité.....	99
Tableau 6. Seuils de tolérance aux risques des indicateurs de qualité.....	102
Tableau 7. Seuils de tolérance aux risques des indicateurs de métaqualité.....	103
Tableau 8. Valeurs de peuplement du cube pour l'indicateur de qualité « Exactitude spatiale ».....	106

Chapitre 1

Introduction

1.1 Mise en contexte

Depuis l'avènement de la donnée géospatiale numérique, la demande par les utilisateurs des systèmes d'information géographique (SIG) n'a fait qu'augmenter. Les utilisateurs de SIG collectent parfois leurs propres données et peuvent en assurer, en partie, la qualité *a priori* grâce à l'utilisation de contraintes d'intégrité spatiales lors du peuplement de leur base de données. Par contre, plus souvent qu'autrement, ils se retrouvent devant plusieurs sources de données géographiques potentielles et doivent alors évaluer la qualité de chaque source *a posteriori*, i.e. après que les données aient été recueillies, et ce, en fonction de leurs besoins et en tenant compte de l'hétérogénéité des données à l'intérieur d'un même jeu de données (ex. spatialisation de la qualité). Un tel exercice s'avère très complexe. Selon Goodchild [1995, traduction libre], « *le pire ennemi du SIG est le SIG lui-même car il incite les gens à trouver de nouvelles sources de données et ce faisant, les incite également à être irresponsables dans l'utilisation de celles-ci* ». Pour aider l'utilisateur dans l'évaluation *a posteriori* de la qualité des données, les métadonnées peuvent être exploitées.

Présentement, ce sont majoritairement les métadonnées qui sont utilisées pour définir les caractéristiques d'un jeu de données et, dans certaines occasions, leurs limitations inhérentes. Ces métadonnées permettent à un producteur de décrire ses jeux de données afin que les utilisateurs, puissent à leur tour déterminer si ces jeux répondent à leurs besoins [ISO 19115, 2003a]. Toutefois, ces informations s'avèrent insuffisantes car il est prouvé dans la littérature que les métadonnées sont souvent trop complexes et qu'elles sont rarement utilisées [Timpf *et al.*, 1996; Frank, 1998; Harvey, 1998; Devillers, 2004; Gervais, 2004]. Les métadonnées ne semblent pas contenir toutes les informations utiles, nécessaires et compréhensibles pour permettre aux utilisateurs de choisir convenablement et en toute connaissance de cause les sources de données les plus susceptibles de satisfaire à leurs besoins. De plus, l'utilisation simple des métadonnées, i.e. en l'absence d'une approche structurée, ne permet pas de déterminer facilement la qualité des données en fonction des besoins. Tout au plus, on peut se demander dans quelle mesure un

utilisateur non expert est apte à évaluer adéquatement la qualité, même avec des métadonnées complètes.

Plusieurs travaux ont été réalisés pour développer des approches permettant d'évaluer l'adéquation des données par rapport aux besoins d'un utilisateur [Agumya et Hunter, 1997; Grum et Vasseur, 2004]. Cependant, ces approches manquent d'intuitivité et de capacité d'analyse à l'aide d'outils informatique, et requièrent souvent plusieurs manipulations pour arriver aux résultats. Face à ce constat, de récents travaux proposent un nouveau système, appelé MUM (Manuel à l'Usager Multidimensionnel), basé sur l'utilisation d'indicateurs de qualité [Bédard *et al.*, 2004; Devillers 2004; Devillers *et al.*, 2005]. Ces indicateurs permettent d'obtenir de l'information sur la qualité interne et externe (i.e. axée sur les besoins de l'utilisateur) des occurrences composant un jeu de données géospatiales. L'instanciation de ce système a été réalisée à l'aide de la technologie SOLAP [Bédard, 2004] qui a déjà fait ses preuves dans le domaine la géomatique décisionnelle.

1.1.1 Domaine de l'évaluation de la qualité

Le processus de détermination de l'adéquation d'un jeu de données vis-à-vis les besoins des utilisateurs passe donc par l'évaluation de la qualité du jeu en question. Selon Le Petit Robert [2004], la notion de qualité se définit comme étant « *ce qui fait qu'une chose est plus ou moins recommandable; degré plus ou moins élevé d'une échelle de valeurs pratiques* ». Plus précisément, on distingue deux types de qualité dans le domaine spatial : la qualité interne et la qualité externe [Aalders, 2002; Dassonville *et al.*, 2002; Devillers, 2004; Gervais *et al.*, 2005; Devillers et Jeansoulin, 2006]. La première repose sur les données elles-mêmes. Elle relève du producteur et est en quelque sorte le respect des normes et des standards de production. Par exemple, si le producteur affirme que ses données ont une précision métrique mais que dans les faits, elle est plus proche de 10 mètres, ceci est du domaine de la qualité interne. La qualité externe, quant à elle, est définie par « *l'ensemble des caractéristiques qui rendent apte une donnée à référence spatiale à satisfaire les besoins définis par un utilisateur dans le cadre d'une application précise* » [Bédard *et al.*, 1996]. Toujours selon l'exemple précédent, supposons que pour une application spécifique, l'utilisateur ait besoin de données avec une précision de 5 mètres. Dans ce cas, la qualité externe des données ne serait pas adéquate. Cet exemple démontre

bien la connectivité qui existe entre ces deux concepts puisque la détermination de la qualité externe nécessite la connaissance de la qualité interne. Ainsi, une information de qualité pour un utilisateur ne représente pas forcément l'information la plus précise ou la plus détaillée, mais plutôt l'information qui est en adéquation avec ses besoins [Azouzi et Merminod, 1996]. L'évaluation de la qualité externe demeure un problème puisque, premièrement, une grande partie des utilisateurs ne sont pas familiers avec la notion, deuxièmement, une analyse détaillée des métadonnées peut parfois impliquer l'analyse de près de 400 informations (classes d'objets, attributs et relations d'un modèle conceptuel de métadonnées) et, troisièmement, les jeux de données sont rarement homogènes quant à leurs métadonnées, tant spatialement que temporellement. L'évaluation de la qualité externe prend toute son importance avec, d'une part, l'avènement du numérique qui a fait exploser les possibilités en termes de traitements et d'applications géospatiales et d'autre part, le développement d'Internet, qui a permis d'obtenir facilement des données géospatiales. Les utilisateurs sont donc maintenant confrontés à des choix de plus en plus difficiles car les sources de données ne font qu'augmenter.

On ne peut pas aborder le thème de la qualité sans faire référence à l'incertitude qui peut être définie comme étant une « *chose incertaine, mal connue, qui prête au doute* » [Le Petit Robert, 2004]. Selon Bédard [1987], il existe trois façons de gérer l'incertitude : l'ignorer, la réduire ou l'absorber. Le fait d'ignorer l'incertitude est l'option comportant le plus de risques car ceci signifie que l'on utilise la donnée sans égard aux conséquences. La réduction de l'incertitude consiste à modifier la donnée originale (i.e. améliorer la qualité) ou bien à acquérir de nouvelles données si l'incertitude persiste. Cette option touche les deux niveaux de qualité (i.e. interne et externe). Finalement, l'incertitude peut être absorbée par le producteur, l'utilisateur ou un tiers (ex. un professionnel ou une compagnie) ou en partie par les trois. L'incertitude ainsi absorbée est en quelque sorte le niveau de risque monétaire potentiel lié à un dommage découlant de l'utilisation de cette donnée qui continue à contenir une incertitude inhérente résultante même après réduction [Bédard, 1986; Epstein *et al.*, 1998]. S'il ne peut réduire l'incertitude ou ne désire pas l'absorber, il ne doit pas prendre en compte cette donnée lors de la prise de décision. S'il le fait, il doit être conscient des risques. Même si la notion d'incertitude est inhérente aux données géographiques, elle est souvent ignorée [Agumya et Hunter, 1997]. Ceci est un obstacle

majeur car « *la connaissance de l'incertitude permet aux usagers d'évaluer la qualité externe des données utilisées* » [Devillers, 2004].

Comme mentionné précédemment, il existe plusieurs méthodes pour évaluer la qualité relative aux données géographiques. Selon Devillers *et al.* (2002, 2004), la majorité des méthodes existantes reposent sur l'exploitation simple des métadonnées tant dans le monde décisionnel que géomatique transactionnel. Chaque méthode utilise les métadonnées pour évaluer l'adéquation d'un jeu de données. Ces métadonnées sont une donnée généralement associée au jeu de données, ou dans de rares cas aux occurrences le constituant, que les producteurs offrent avec leurs produits. Elles sont la plupart du temps complexe et dans format texte qui est généralement mal adaptées à un contexte d'analyse.

C'est dans le but de pallier en partie à ces problèmes qu'a été développé le système MUM qui permet d'analyser de façon plus efficace la qualité des données géospatiales, de surmonter plus facilement la grande complexité de cette tâche, et de communiquer facilement l'information sur la qualité interne des données à différents niveaux de détails afin de permettre à l'utilisateur de se faire une idée de la qualité externe [Devillers, 2004]. Ce système repose sur le modèle QIMM (figure 1), lui-même basé sur des indicateurs permettant d'évaluer la qualité des données selon différents niveaux de granularité.

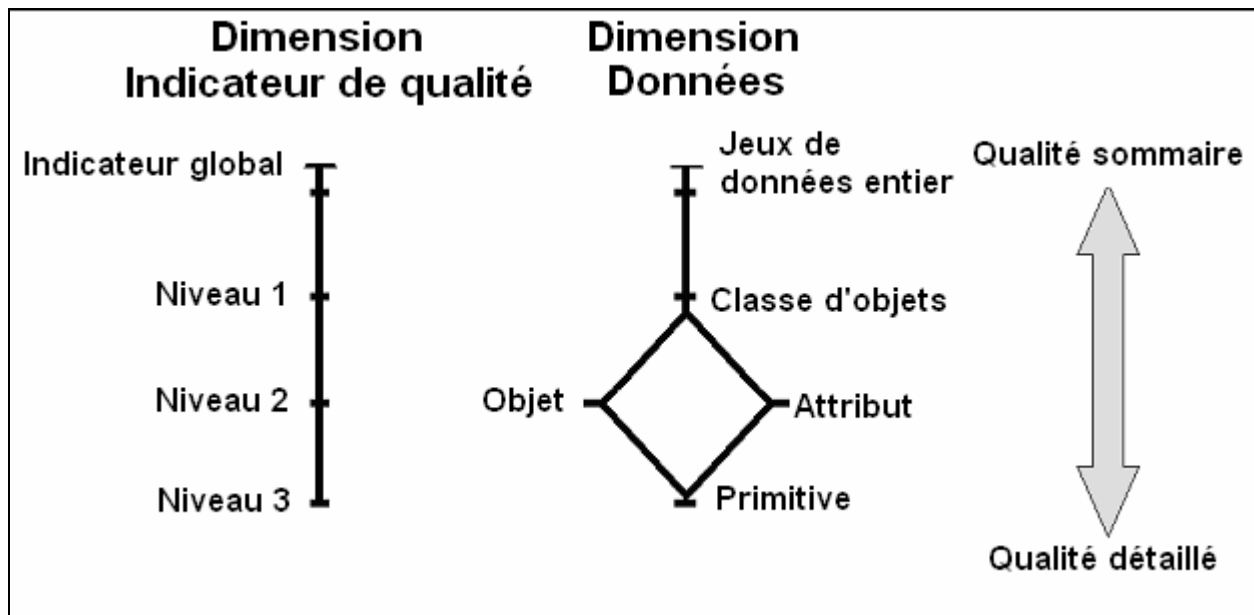


Figure 1. Dimensions et membres du Quality information Management Model [Devillers, 2004]

Les indicateurs permettent d'avoir de l'information sur la complétude, la cohérence logique ainsi que l'exactitude spatiale, sémantique et temporelle. Le système développé par Devillers repose sur la technologie SOLAP qui permet « *d'effectuer des analyses et des explorations spatio-temporelles rapides et faciles en suivant une approche multidimensionnelle qui comporte différents niveaux d'agrégation, une visualisation cartographique ainsi que des tableaux et des schémas* » [traduction libre, Rivest *et al.*, 2003]. Par exemple, on peut obtenir l'exactitude d'un ensemble d'occurrences à l'aide de la métadonnée concernant l'exactitude associée à chacune des occurrences en question, et ce, en seulement quelques clics de souris. Les possibilités d'agrégation qu'offrent ces outils permettent plus facilement de souligner l'hétérogénéité spatiale, temporelle ou descriptive de la qualité [Devillers, 2004].

Pour l'instant, le système MUM n'est pas approprié pour des utilisateurs non experts car il requiert une compréhension approfondie des principes, pouvant être complexes, rattachés à l'évaluation de la qualité. Ainsi, l'évaluation des valeurs pour les indicateurs, les manipulations à l'intérieur du système MUM pour obtenir de l'information sur la qualité et la définition des besoins des utilisateurs afin d'être convertis en indicateurs doivent être confiées à un spécialiste en qualité des données, car « *cette évaluation implique de nombreuses caractéristiques documentées à différents niveaux de détails et généralement communiquées dans un langage*

hermétique pour des non-experts » [Devilleers, 2004]. Leur synthèse demande de connaître les sciences fondamentales ayant conduit à leur production (ex. géodésie, photogrammétrie, cartographie, topométrie, télédétection et base de données).

En résumé, savoir déterminer l'adéquation d'un jeu de données géospatiales en fonction des besoins d'un utilisateur, c'est-à-dire en déterminer la qualité externe, est un enjeu capital dans le contexte actuel. D'ailleurs, la qualité est un des dix problèmes d'importance auxquels auront à faire face les entreprises dans le futur [Knightsbridge Solutions LLC, 2005]. C'est dans cette optique que le système MUM a été développé. C'est d'ailleurs ce système qui servira à notre recherche. Ce système a été choisi car, par rapport aux autres méthodes définies plus tôt, il est intuitif, facile d'utilisation et est basé sur la technologie OLAP qui a fait ses preuves dans le domaine de l'informatique décisionnelle. La technologie OLAP « *visé à assister l'utilisateur dans son analyse en lui facilitant l'exploration de ses données et en lui donnant la possibilité de le faire rapidement* » [Bédard, 2004]. Cette facilité d'utilisation et d'analyse permet donc à l'utilisateur d'un système OLAP de se concentrer sur son analyse et non sur le processus [Bédard, 2004]. De leur côté, les indicateurs qui ont déjà fait leurs preuves dans le monde de la prise de décision. Un prototype a déjà permis de valider les concepts théoriques de ce système. Cependant, les conditions d'expérimentation étaient idéales, i.e. que le jeu de données était peu volumineux et les métadonnées se situaient au niveau des occurrences (métadonnées fines). Malheureusement, la réalité est souvent toute autre car d'une part, les métadonnées se situent généralement au niveau global du jeu de données (métadonnées grossières) plutôt qu'au niveau des primitives géométriques ou des occurrences d'objets, et d'autre part, la fréquence de la présence et la qualité de ces métadonnées peuvent être très inégales.

1.1.2 Lien avec le domaine de la gestion

Tout comme les travaux de Devillers [2004], notre projet de recherche s'appuiera largement sur des concepts issus du domaine de la prise de décision OLAP. Parmi ceux-ci, on retrouve les indicateurs et les tableaux de bord.

Les indicateurs sont au cœur même du processus d'évaluation de la qualité effectué à l'aide du système MUM. Ces concepts étant présents dans le domaine SOLAP, nous devons nous

assurer qu'il n'y a pas collision entre le concept d'indicateur dans le domaine de la prise de décision OLAP versus le domaine de la géomatique/SIG/SOLAP. Lors de ses travaux, Devillers [2004] a défini les indicateurs comme étant des membres d'une dimension SOLAP. Il précise que ceux-ci peuvent être gérés de manière hiérarchique afin que l'agrégation des indicateurs détaillés permette d'obtenir des indicateurs de plus haut niveau. Cette définition de Devillers rejoint celle de Ochala et Kerkides [2004] qui stipule que l'agrégation d'indicateurs élémentaires (i.e. détaillés) permet de créer un supra indicateur. On remarque ainsi que, dans les deux domaines, les indicateurs sont représentés sous une forme hiérarchique permettant tout aussi bien d'obtenir de l'information globale que détaillée. Le concept d'indicateur étant intimement lié à celui de mesure, il est préférable de le définir d'emblée.

Selon Fernandez [2003], auteur de plusieurs ouvrages sur la prise de décision, le rôle d'un indicateur est de mesurer une situation. Dans le domaine SOLAP, la mesure est plutôt le résultat du croisement de différentes dimensions [Bédard *et al.*, 2003]. Dans ce mémoire, lorsqu'il sera question de SOLAP, le terme « mesure » fera référence à la définition avancée par Bédard *et al.* Lorsqu'il sera question d'indicateur proprement dit, la mesure sera plutôt définie comme étant la donnée qui peuple l'indicateur [Marakas, 1999]. Ceci est en lien avec les définitions proposées par Fernandez.

Les indicateurs ont besoin d'un support pour communiquer efficacement l'information et ils sont normalement intégrés à des tableaux de bord. Ces derniers sont utilisés, entre autres, dans le monde décisionnel OLAP depuis un certain temps déjà. Leur venue dans le domaine de la géomatique décisionnelle/SOLAP est quant à elle relativement récente et émerge des travaux de Devillers [2004]. Quel que soit le domaine d'application, les tableaux de bord ont le même rôle, soit celui de fournir de l'information agrégée grâce aux indicateurs [Devillers, 2004].

Évidemment, tous ces concepts seront approfondis plus loin dans le cadre de ce mémoire, cette section n'ayant pour but que de les énoncer et les positionner les uns par rapport aux autres.

1.2 Problématique

Le système MUM a généralement été conçu dans une optique *bottom-up* (utilisation de métadonnées fines pour en extraire des indicateurs globaux). Les concepts relatifs au système MUM ont été validés par prototypage par Devillers [2004]. L'expérimentation a été effectuée à l'aide d'un petit jeu de données dans lequel les métadonnées étaient directement associées aux occurrences. Ce contexte idéal a permis de valider les aspects théoriques du système MUM. Cependant, dans la réalité, le contexte dans lequel on doit définir l'adéquation des données est tout autre.

Dans les faits, il est plutôt rare qu'un jeu de données possède les métadonnées fines nécessaires à l'utilisation du système MUM. On peut reformuler l'idée en disant que même si la métadonnée fine existe, elle ne satisfait que rarement nos attentes (ex. On a accès la précision planimétrique pour toutes les occurrences, mais les besoins de l'analyse requièrent la précision altimétrique et de savoir si elle est la même sur tout le territoire et pour toutes les données acquises au cours des 30 dernières années). Il faut donc être en mesure d'effectuer une analyse *top-down* (utilisation de métadonnées grossières et d'opinions d'experts pour en extraire des métadonnées fines) afin de combler le manque d'information sur les données et, lorsque possible, d'associer des métadonnées utiles et détaillées aux occurrences mêmes, voire aux primitives (figure 2). La génération de ces métadonnées fines est en soi problématique car d'une part, la valeur des métadonnées peut différer largement entre les occurrences d'un même jeu de données (ex. précision rurale versus précision urbaine peut différer en fonction des instruments de mesure utilisés) et d'autre part, l'utilisation des opinions d'experts est délicate car elle amène de la subjectivité dans la génération des métadonnées. Un fait important à noter est que l'insertion de subjectivité dans les métadonnées n'est pas exclusive aux opinions d'experts, elle peut provenir d'autres sources comme le producteur de la donnée par exemple.

De plus, la génération des métadonnées fines à l'aide des métadonnées grossières et des opinions d'experts amène l'expert en qualité à utiliser plus d'une source d'information lors du peuplement des indicateurs de qualité. Ces sources d'information peuvent avoir des niveaux de confiance qui diffèrent, leur agrégation faisant alors surgir le problème d'hétérogénéité des sources. Pour être en mesure de gérer cet aspect, Aalders [2002] suggère d'associer aux

indicateurs de qualité des indicateurs de métaqualité. Ceci permettrait d'évaluer la qualité du processus d'évaluation de la qualité. Cependant, l'ajout de ces indicateurs aurait comme effet de complexifier davantage ce processus.

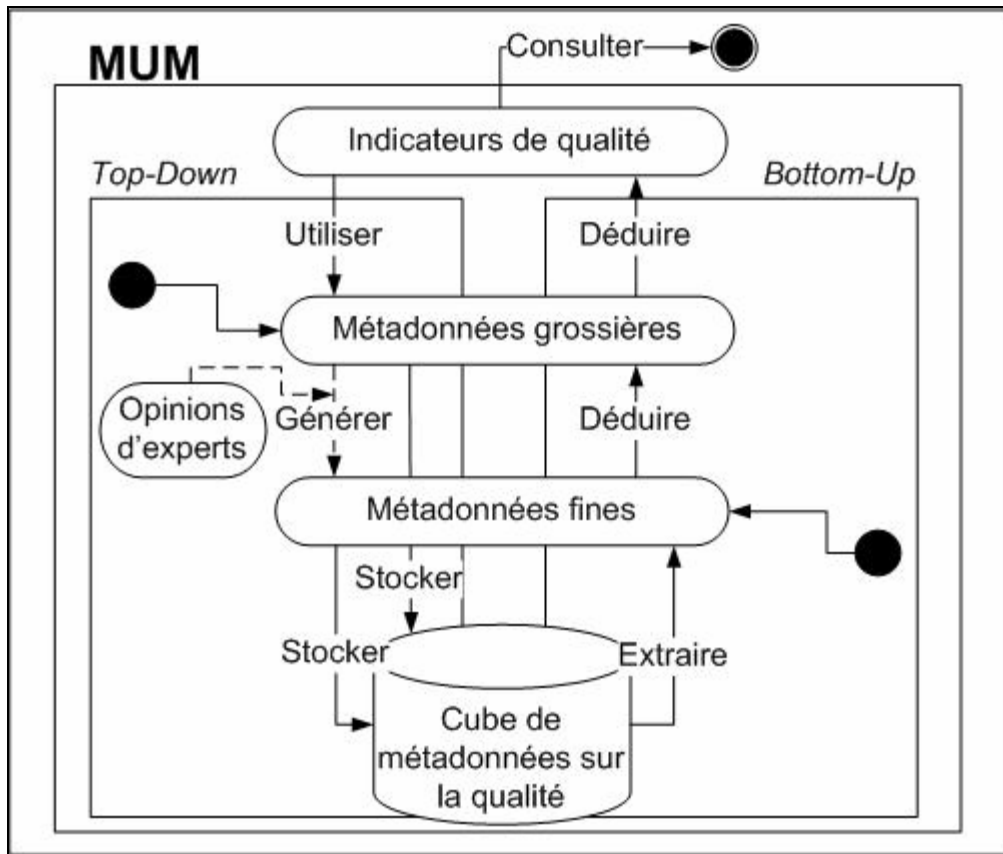


Figure 2. Utilisation du système MUM selon les méthodes

En résumé, la problématique à laquelle nous faisons face peut se formuler ainsi.

Formulation du problème :

Le manque de métadonnées fines, lorsqu'il se produit, est de nature à nuire à une évaluation juste de la qualité externe d'un jeu de données géospatiales.

Formulation de la question de recherche :

Est-il possible de combler le manque de métadonnées fines par la saisie de métadonnées grossières et d'opinions d'experts afin d'évaluer la qualité?

1.3 Hypothèse générale

La conception d'une méthode descendante (i.e. *top-down*) de génération des métadonnées devrait permettre de combler en partie le manque de métadonnées fines à l'aide de nouvelles métadonnées jugées suffisamment pertinentes pour les ajouter dans un système d'analyse de qualité comme MUM.

1.4 Objectifs

Le résultat escompté par cette recherche est de valider le système MUM dans un contexte se rapprochant davantage de la situation réelle, i.e. lorsque le manque de métadonnées fines amène l'expert en qualité à utiliser plus d'une source d'information (métadonnées plus grossières et opinions d'experts) lors du processus d'évaluation de la qualité externe.

L'objectif principal de la recherche qui est **l'élaboration d'une méthode de génération des métadonnées dite *top-down*** nous permettra d'atteindre ce but. Cette méthode devra permettre de générer, lorsque possible, les métadonnées fines (au niveau des occurrences) d'un jeu de données à l'aide de métadonnées grossières et d'opinions d'experts. Cette méthode sera ensuite intégrée au système MUM afin d'en évaluer la viabilité.

Pour démontrer la validité de l'hypothèse, plusieurs objectifs spécifiques devront être atteints :

- définir les concepts théoriques initiaux sous-jacents à la méthode *top-down*;
- concevoir et implanter la méthode *top-down*;
- gérer l'hétérogénéité des sources d'information;
- évaluer la viabilité du système MUM par maquettage;
- définir les concepts théoriques finaux.

Les résultats attendus de ce projet de recherche ne sont pas de revoir en profondeur les concepts développés par Devillers en 2004 mais plutôt de les compléter, le tout tel qu'indiqué dans la portion de sa thèse de doctorat concernant les travaux futurs. La réalisation de ce projet permettra d'obtenir :

- une méthode de génération des métadonnées dite *top-down*;

- l'ajout d'une extension au modèle QIMM de Devillers afin de permettre la gestion de la qualité des indicateurs de qualité qui varie selon plusieurs paramètres;
- une simulation du processus d'évaluation de la qualité à l'aide du système MUM;
- un enrichissement du système MUM grâce aux nouveaux concepts.

1.5 Méthodologie

Ce projet de recherche fait suite aux résultats obtenus par Rodolphe Devillers lors de son doctorat au Département des sciences géomatiques de l'Université Laval, en 2004. Il s'inscrit dans le cadre de la Chaire de recherche industrielle en bases de données géospatiales décisionnelles du Dr Yvan Bédard. Il se positionne dans l'axe de la chaire portant sur l'amélioration de l'évaluation de la qualité des informations disponibles. Ce projet de recherche est de type expérimental car il est basé sur l'enrichissement et l'évaluation du système MUM dans un contexte réel. En d'autres mots, le but est donc de savoir si, avec une méthode de génération des métadonnées dite *top-down* et des sources d'information hétérogènes, le système MUM nous permet de déterminer efficacement l'adéquation d'un jeu de données géospatiales en fonction de l'utilisation désirée par un utilisateur pour des besoins précis.

Afin d'atteindre nos objectifs de recherche, notre méthodologie comprend les quatre étapes suivantes : une revue de littérature, la conception de la méthode, son développement et son test puis, finalement, son enrichissement (figure 3).

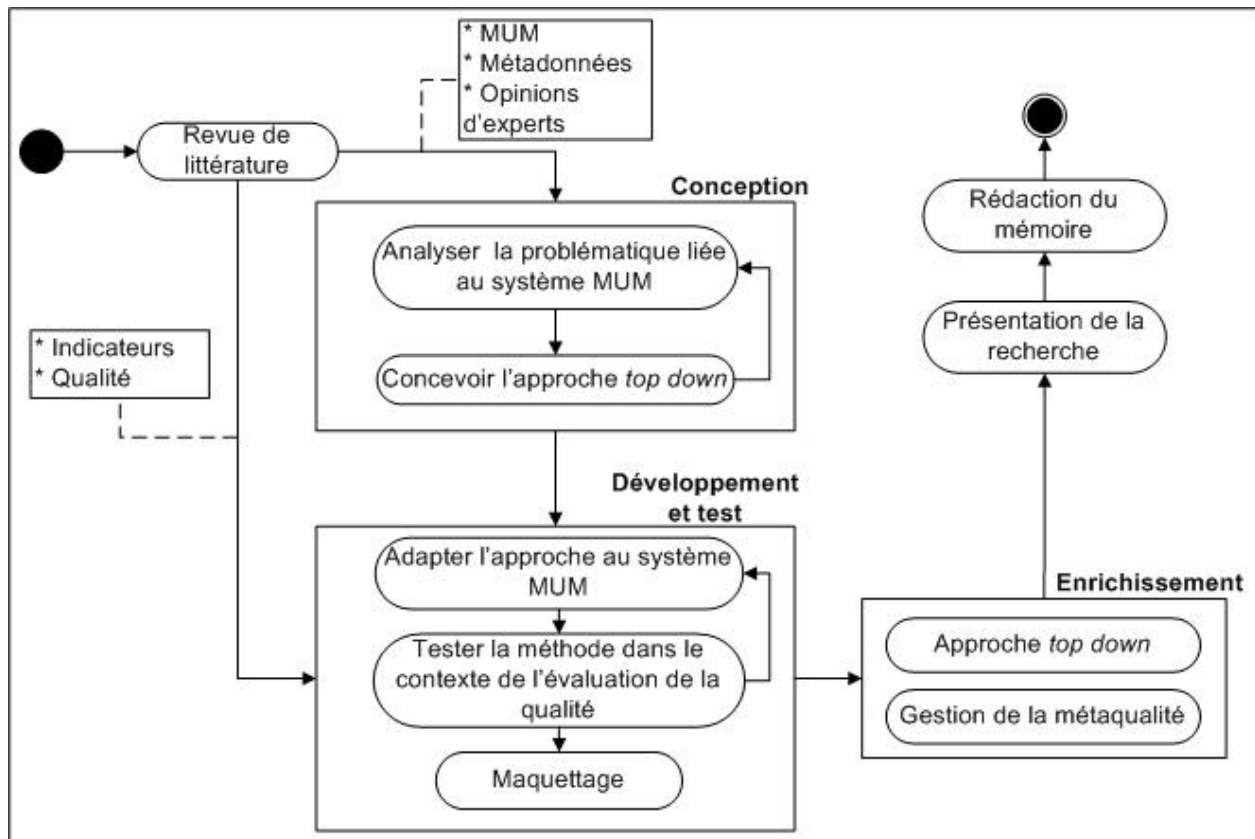


Figure 3. Méthodologie

Revue de littérature

Cette première étape consiste à faire un tour d’horizon des concepts théoriques existants. La revue de littérature est effectuée en deux temps : une première phase lors de la conception de la méthode *top-down* et une seconde lors l’adaptation des nouveaux concepts au système MUM.

La première phase est axée sur plusieurs aspects distincts : les métadonnées, les opinions d’experts, la qualité des données, la technologie SOLAP et évidemment, le système MUM. Le premier aspect permet de définir les concepts sous-jacents à la génération des métadonnées et aux méthodes *top-down* et *bottom-up*. Le second, quant à lui, permet de se familiariser avec les concepts gravitant autour de la qualité des données à référence spatiale, comme la qualité interne, la qualité externe, l’incertitude, les indicateurs de qualité et les risques découlant de l’utilisation d’une donnée inadéquate. Les troisième et quatrième aspects permettent d’approfondir le côté plus technique associé à l’utilisation du SOLAP et du système MUM.

La seconde phase de la revue de littérature est principalement axée sur la communication de la qualité à l'aide des indicateurs de qualité et des tableaux de bord. Cet aspect permet de définir les concepts menant à la création des indicateurs. Ces concepts guideront la création des indicateurs permettant la gestion de l'hétérogénéité des sources d'information dans le système MUM.

Conception d'une méthode descendante (*top-down*) de génération des métadonnées

La seconde étape consiste à élaborer la méthode descendante de génération des métadonnées. Premièrement, les concepts théoriques de la méthode de génération des métadonnées sont conçus à l'aide des informations recueillies lors de la revue de littérature. Par la suite, cette méthode a été présentée aux acteurs de la géomatique dans le cadre d'une session d'affiches lors d'une réunion de l'Association canadienne des sciences géomatiques à l'automne 2005. La méthode a également été présentée à une équipe de trois géomaticiens du Centre d'information topographique de Sherbrooke (CIT-S) à l'été 2005. Les critiques et suggestions recueillies lors d'échange d'idées durant ces événements permettent, lors d'une seconde itération, de définir les concepts théoriques finaux.

Développement et test du système MUM

Cette étape consiste à intégrer la méthode de génération des métadonnées *top-down* au système MUM. Pour ce faire, le modèle QIMM est modifié afin qu'il puisse gérer la qualité des sources d'information, en plus de la qualité des données, dans le but de réduire les impacts négatifs découlant de l'hétérogénéité des sources en question. Cette portion de la recherche a été présentée à des géomaticiens du Centre d'information topographique de Sherbrooke (CIT-S) ainsi qu'à l'équipe de gestion des données d'Hydro-Québec à l'été 2005. Les discussions qui ont suivies les présentations ont permises d'adapter notre méthode aux réalités avec les acteurs doivent composer. Ces échanges d'idées nous ont amenés à simplifier davantage notre méthode afin qu'elle soit plus accessible. Les commentaires recueillis par ces différents acteurs du milieu de la géomatique ainsi que la théorie obtenue lors de la revue de littérature permettent de procéder à l'extension du modèle QIMM afin qu'il puisse gérer la qualité du processus d'évaluation de la qualité (i.e. la métaqualité).

La validité des concepts définis précédemment est confirmée au cours de la simulation du processus d'évaluation de la qualité à l'aide du système MUM. L'aspect navigation de cette simulation est démontré par maquetage à l'aide du logiciel JMap Spatial OLAP de KHEOPS Technologies.

Enrichissement du système MUM

Le système MUM développé par Devillers et le Dr Yvan Bédard a ainsi été enrichi par l'ajout de 1) la méthode *top-down* et de 2) l'extension du modèle QIMM pour permettre la gestion de la métaqualité.

1.6 Conclusion

Ce chapitre permet de bien définir le contexte de notre projet de recherche. De plus, il présente la problématique, les objectifs à atteindre et une méthodologie globale.

Le chapitre 2 aborde tout d'abord les concepts d'indicateurs, de collecte de l'information et de démarche scientifique. Ces concepts font partie du modèle d'audit de l'évaluation de la qualité. Ce chapitre présente également le système MUM et le modèle QIMM sous-jacent.

La première partie du chapitre 3 présente la méthode de génération des métadonnées dite *top-down* qui permet d'obtenir des métadonnées fines à partir de métadonnées grossières et d'opinions d'experts. La seconde partie du chapitre aborde la problématique d'hétérogénéité des sources d'informations et elle présente l'extension du modèle QIMM qui permet de gérer la qualité du processus d'évaluation de la qualité (i.e. la métaqualité).

Ensuite, le chapitre 4 simule le processus d'évaluation de la qualité selon trois étapes : la pré-analyse, l'analyse et la post-analyse. La simulation de l'analyse est effectuée à l'aide d'une maquette utilisant le logiciel JMap Spatial OLAP auquel un volet tableau de bord a été ajouté.

La conclusion de ce mémoire comprend un retour sur les objectifs de la recherche afin d'en présenter les résultats et elle présente également les possibilités de recherches futures qui

permettront d'améliorer et de faire progresser les concepts et les méthodes définis dans ce mémoire.

Chapitre 2

Les facettes de la qualité

Ce chapitre constitue l'inventaire de l'existant. Il présente et discute les différents aspects connexes à nos travaux. Il traite premièrement de l'audit de la qualité, démarche scientifique encadrant un processus d'évaluation. Ensuite, certaines facettes des audits, comme les indicateurs et les sources d'information servant à les peupler, sont approfondies. Ce chapitre se termine avec la présentation du système MUM, développé par Devillers [2004], qui permet de communiquer l'information sur la qualité sous la forme d'un tableau de bord composé d'indicateurs (peuplés uniquement avec des métadonnées). Le tout étant intégré à la technologie SOLAP, ce système permet la visualisation et la navigation des informations à différents niveaux de détail.

2.1 Audit de la qualité

L'évaluation de l'adéquation d'un jeu de données en fonction d'un besoin spécifique est une tâche complexe qui peut être réalisée par un expert en la matière [Gervais, 2005]. Cet expert doit baser son évaluation sur une démarche scientifique. Dans plusieurs autres domaines, comme la comptabilité et la gestion de projet, le processus d'audit est la méthodologie utilisée pour encadrer l'évaluation de la qualité [Gervais, 2005b].

Selon la norme ISO 19011, l'audit est un processus systématique, indépendant et documenté permettant d'obtenir des preuves et de les évaluer de manière objective, pour déterminer dans quelle mesure les critères à observer sont satisfaisants. Plus spécifiquement, l'audit de la qualité est « *un examen méthodique et indépendant en vue de déterminer si les activités et les résultats relatifs à la qualité satisfont aux dispositions préétablies et si ces dispositions sont mises en œuvre de façon effective et sont aptes à atteindre les objectifs.* » [Villalonga, 2003].

L'audit sur la qualité est également défini dans la norme ISO 9001. Cette norme permet de rassurer les partenaires quant aux capacités du fournisseur à bien effectuer le travail pour lequel il a été mandaté [Vandeville, 2003].

Dans le domaine de la géomatique, l'audit de la qualité a également comme objectif de rassurer, de faire des constats et de formuler des recommandations [Gervais, 2005b]. D'une part, il permet de rassurer un producteur de données en démontrant que son jeu de données respecte les spécifications de production (cf. qualité interne). D'autre part, il permet de rassurer un organisme utilisateur de données géospatiales en démontrant qu'un jeu de données est en adéquation avec ses besoins d'utilisation (cf. qualité externe) ou qu'il peut le devenir moyennant un certain nombre d'opérations précises. La présence d'un professionnel en qualité des données peut permettre de réduire l'incertitude et, par ses conseils, orienter l'organisme dans la bonne direction.

Gervais [2005] a conçu un modèle conceptuel d'audit de la qualité des données géospatiales (figure 4). Ce modèle permet de bien positionner les différentes facettes de l'évaluation de la qualité qui sont pertinentes dans notre contexte. Les aspects relatifs aux indicateurs, aux experts, à la collecte d'information et à la démarche scientifique seront abordés plus en détail dans le présent chapitre.

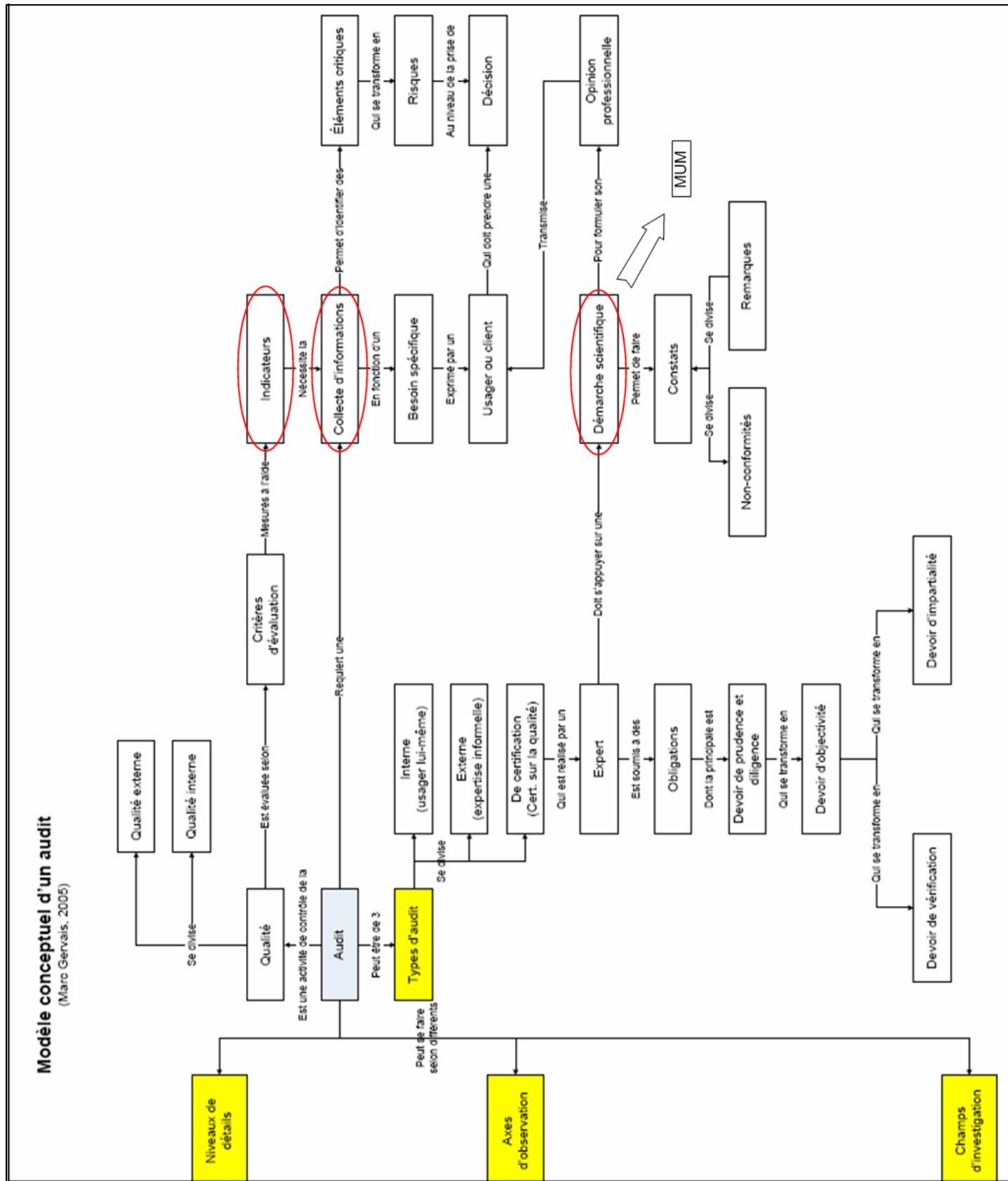


Figure 4. Modèle conceptuel d'un audit de la qualité [Gervais, 2005]

2.2 Indicateurs

Selon le modèle conceptuel présenté à la figure 4, les indicateurs sont des outils qui associent une mesure aux critères d'évaluation afin de permettre d'évaluer la qualité d'un jeu de données.

L'utilisation des indicateurs est largement répandue dans les domaines liés à la gestion (ex. la gestion et le suivi de la productivité d'une entreprise). Les indicateurs sont très utiles car ils sont porteurs d'informations pertinentes pour le décideur lors d'un processus de prise de décision. L'indicateur est composé de données qui sont, à la base, des faits, des mesures ou des observations sans contexte [Marakas, 1999]. Ces données ne prennent la forme d'information qu'une fois « *organisées de manière à être utiles et appropriées à un décideur pour la résolution d'un problème* » [Marakas, 1999]. Plusieurs auteurs ont défini le concept d'indicateur. Entre autres, Fernandez [2003] définit un indicateur comme étant « *une information ou un regroupement d'informations contribuant à l'appréciation d'une situation par le décideur* ». Pour Voyer [1994], un indicateur est un objet dit « informationnel », ce qui signifie qu'il permet d'obtenir de l'information sur un phénomène. L'indicateur est créé à partir des préoccupations relatives au phénomène que l'on désire évaluer. Ces préoccupations servent ensuite à préciser la mesure par laquelle l'indicateur sera évalué. Selon cette dernière définition, la notion d'indicateur est intimement liée à celle de mesure. L'action de mesurer peut être définie comme le fait « *d'attribuer une quantité quelconque à un phénomène ou à un objet à partir d'une règle d'attribution déterminée a priori* » [Plante, 1994]. Bien que cette définition traite des mesures quantitatives, il faut spécifier que la mesure n'est pas nécessairement une quantité; elle peut également être qualitative.

L'utilisation des indicateurs de qualité dans le domaine de la géomatique est une approche récente, développée par Devillers [2004], qui consiste à utiliser des indicateurs de qualité pour évaluer la qualité interne des données géospatiales afin que l'utilisateur du système MUM en évalue la qualité externe. Dans le contexte du système MUM, qui repose sur la technologie SOLAP, la notion de mesure revêt toutefois une signification différente de celles présentées au paragraphe précédent, issues du monde de la gestion. Ainsi, dans le domaine des bases de données multidimensionnelles, la mesure est définie comme une valeur numérique

provenant de l'analyse (du croisement) de plusieurs dimensions [Rivest *et al.*, 2001]. C'est cette mesure, provenant des sources d'information (métadonnées ou opinions d'experts), qui servira à alimenter l'indicateur. Les sections suivantes aborderont les étapes du processus de conception d'un indicateur en débutant par la définition des besoins, la conception, la vérification et pour terminer par les méthodes de calculs et d'agrégation. Des outils pour faciliter la conception des indicateurs seront également discutés. Il ne suffit pas de bien comprendre les concepts relatifs aux indicateurs; pour effectuer une analyse efficace, il faut *a priori* définir adéquatement le cadre de l'analyse en question.

2.2.1 Étapes de conception des indicateurs

La conception des indicateurs comporte plusieurs étapes dont la définition des besoins, la conception proprement dite, la vérification de la qualité des indicateurs, la création des dictionnaires, la hiérarchisation, l'agrégation et le peuplement des indicateurs. La réalisation de l'ensemble de ces étapes contribue à obtenir des indicateurs robustes et bien documentés. Ceci est une condition primordiale pour assurer une bonne utilisation ou une bonne réutilisation des indicateurs.

2.2.1.1 Définition du contexte de l'analyse (besoins et objectifs)

Avant même de définir les indicateurs, il faut d'abord déterminer quels sont les objectifs à atteindre et les besoins à combler pour une analyse déterminée. Pour être pertinent, un indicateur doit être nécessairement associé à un objectif ou à un besoin précis [Aïm, 2004; Diaz, 2005; Fernandez, 2005]. Donc pour être pertinent, il ne lui suffit pas seulement d'être associé à un objectif, il faut également qu'il mesure le bon phénomène dans le bon contexte [Gervais, 2005]. Les objectifs et les besoins peuvent être de nature qualitative ou quantitative. Par exemple, les besoins peuvent être d'avoir une exactitude spatiale de moins de 5 mètres pour la classe d'objets « Bâtiments » ou bien d'obtenir un jeu de données dont la mise à jour est effectuée annuellement. Une fois les objectifs et les besoins définis, il faut s'assurer qu'ils sont réalistes, clairement définis par écrit et que l'on dispose des moyens pour les combler [Aïm, 2004]. Certains besoins peuvent être critiques. Par exemple, dans le cas ci-dessus, la présence de la classe d'objets « Bâtiments » à l'intérieur de son jeu de données est un facteur critique à l'évaluation de l'exactitude spatiale des bâtiments. En cas d'absence de cette classe d'objets, l'expert en qualité

doit trouver une autre source de données qui comprend les bâtiments, pour mener à bien l'évaluation de la qualité. Pour sauver temps et argent, il est primordial d'identifier en début de processus les besoins critiques. Ce n'est qu'une fois cette étape terminée qu'il est possible de débiter la conception des indicateurs proprement dits.

2.2.1.2 Conception des indicateurs

Une façon efficace de concevoir des indicateurs de qualité est d'utiliser la méthode dite du *Brainstorm* [Fernandez, 2003; Aïm, 2004]. Le *Brainstorm* consiste à créer un petit groupe d'au plus 10 personnes qui émettront un maximum d'idées sur un sujet donné et ce, sans les argumenter. Cette méthode permet ainsi d'obtenir beaucoup d'informations qui, une fois synthétisées, serviront à créer les indicateurs. Pour que la séance de *Brainstorm* soit efficace, elle doit être axée sur la recherche de réponses à des questions précises. Voici une liste des questions pouvant être considérées lors de la création d'indicateurs, tirée de plusieurs ouvrages scientifiques [Cérutti et Gattino, 1992; Voyer, 1994; Fernandez, 2003; Aïm, 2004; Diaz, 2005; Fernandez, 2005]

- La méthode QQOCP :
 - **Quoi mesurer?** : i.e. le phénomène à évaluer (ex. exactitude spatiale des routes).
 - **Qui mesure?** : Dans notre cas, il s'agit de l'expert en qualité (cf. l'utilisateur du système MUM).
 - **Où mesurer?** : i.e. l'étendue spatiale du phénomène à évaluer (ex. un feuillet cartographique, une ville).
 - **Comment mesurer?** : i.e. quelle sera la source d'information qui servira à alimenter l'indicateur (métadonnées provenant du producteur ou bien d'opinions d'experts).
 - **Pourquoi mesurer?** : i.e. besoin qui précède la création de l'indicateur (ex. besoin de savoir si le géocodage du jeu de données A est assez exact pour permettre son utilisation dans un système d'appels 911).
- Quelle est l'unité de la mesure? Quelles sont les bornes inférieures et supérieures de l'indicateur?

- Quelles seront les sources de métadonnées et/ou d'opinions d'experts qui serviront à peupler l'indicateur?
- Est-ce que les sources d'information (métadonnées et/ou opinions d'experts) sont suffisantes? Sinon, est-ce que le coût d'acquisition de ces métadonnées est raisonnable?
- À quelle fréquence les sources d'information sont-elles mises à jour?
- À quelle fréquence doit-on mettre à jour l'indicateur? Par exemple, si la métadonnée utilisée pour peupler l'indicateur est mise à jour mensuellement, il serait opportun d'également mettre à jour les indicateurs pour refléter le changement.
- Comment est calculé l'indicateur? Par exemple, l'indicateur de « Complétude » est calculé à partir des valeurs des indicateurs « Omission » et « Commission » [Devillers *et al.*, 2004].
- Comment hiérarchiser les indicateurs dans la dimension pour faciliter leur agrégation?
- Quel type de représentation choisir? Par exemple, une gradation de couleur de vert à rouge ou des symboles différents.
- Quelle facette de la qualité cet indicateur permettra-t-il d'évaluer? L'exactitude spatiale, l'exactitude temporelle, la complétude, etc.

Ceci n'est qu'un aperçu de questions pertinentes à soulever lors de la création d'indicateurs. Selon le domaine d'application ou le type d'évaluation désirée, d'autres questions pourront être considérées.

2.2.1.3 Vérification de la qualité des indicateurs

Une fois les indicateurs déterminés, il est nécessaire de s'assurer qu'ils sont de bonne qualité. Pour ce faire, la littérature scientifique identifie plusieurs caractéristiques que doit posséder un bon indicateur [Voyer, 1994; Stein *et al.*, 2001; Bouchard, 2002; Fernandez, 2003; Diaz, 2005; Fernandez, 2005; Gervais, 2005]. Entre autres :

- il doit être pertinent, donc approprié au phénomène à observer (objectifs/ besoins). Il doit apporter une « *plus value* ». Il serait, par exemple, non pertinent de créer un indicateur

pour évaluer l'exactitude thématique de l'attribut « couleur » des bâtiments si le besoin ne concerne que le positionnement géométrique de ceux-ci;

- il doit être reproductible. Ceci signifie qu'avec les mêmes mesures et les mêmes procédures, un autre expert en qualité obtiendrait les mêmes résultats;
- il doit être rapide à collecter et à traiter. Pour ce faire, les sources d'information doivent être disponibles et accessibles techniquement. De plus, ces mêmes sources d'information doivent être fiables. Cet aspect sera abordé ultérieurement à la section 3.2;
- il ne doit jamais être muet. Il doit toujours entraîner une décision, même si cette décision est de ne rien faire ;
- il doit être réaliste et économique. Ceci signifie calculable, et ce, à des coûts raisonnables. Il faut donc associer le coût de la métadonnée ou de l'opinion d'expert à son apport dans le processus de décision. Ceci est un aspect majeur à considérer lors de la conception des indicateurs. Si par exemple, on veut déterminer l'exactitude thématique du réseau routier (ex. la classification des routes) et que cette source d'information n'existe pas dans le jeu de données original, les coûts d'acquisition peuvent être élevés et il faudra alors évaluer si l'investissement en vaut la peine ;
- il doit pouvoir être combiné à d'autres indicateurs pour créer une hiérarchie. Comme pour Devillers *et al.* [2004], les indicateurs « Commission » et « Omission » sont agrégés pour obtenir l'indicateur « Complétude »;
- il doit être indépendant. Un même indicateur ne peut être associé qu'à un seul objectif et pour un seul niveau. Deux indicateurs d'une hiérarchie ne doivent pas mesurer le même phénomène car celui-ci sera pris en compte deux fois dans l'agrégation pour l'obtention de la valeur finale. Ceci a comme résultat de donner plus d'importance à certains phénomènes sans que ceci ait été voulu par le décideur;
- il doit être bien défini, simple, clair et compréhensible. Les indicateurs définis par Devillers *et al.* [2004] et utilisés dans le cadre de cette recherche sont issus de la norme ISO et sont largement documentés. Ils traitent spécifiquement de la qualité des données géospatiales en des termes compréhensibles par les acteurs du domaine.

Le fait de définir un indicateur en fonction de ses besoins et de s'assurer de la disponibilité des sources d'information (métadonnées et opinions d'experts) permet d'augmenter

les chances de réussite du processus d'évaluation de la qualité. Dans le domaine de l'évaluation de la qualité, l'utilisation d'un dictionnaire d'indicateurs permettra de bien véhiculer l'information aux gens participants à l'analyse.

2.2.1.4 Création du dictionnaire associé aux indicateurs

Le dictionnaire d'indicateurs (tableau 1) sert à documenter, textuellement, l'adéquation d'un indicateur par rapport aux besoins ou aux objectifs pour lesquels il a été créé. Il permet la transmission efficace d'informations relatives aux indicateurs, telles que les sources d'information utilisées pour peupler l'indicateur, son mode d'agrégation, son mode de calcul et sa position dans la dimension des indicateurs de qualité [Voyer, 1994; Fernandez, 2003]. De plus, il permet de structurer la conception des indicateurs, ce qui facilite leur interprétation. Bien documenter l'indicateur est la clé de la réussite car un mot, une expression ou un concept peut évoquer des représentations différentes selon les individus ou les domaines d'applications. Par exemple, bien que la notion de date soit universelle, il y a une multitude de façon de la représenter. Fernandez [2003] mentionne un centre informatique ayant recensé pas moins de 17 formats différents. Dans le contexte du système MUM, ces informations sont indispensables à la bonne interprétation du tableau de bord lors d'un processus d'évaluation de la qualité externe.

Fonctions Activités	Objectifs ou besoins	Indicateur	Mode de calcul Unité de mesure	Mode de collecte des métadonnées
Évaluer les coûts du déneigement du réseau routier de la ville de Québec. Chaque mètre coûte 500\$ annuellement.	Déterminer si l'exactitude de l'attribut « longueur » des éléments routes est meilleure que +/- 2 mètres	Exactitude longueur Parent : Exactitude	Calculé au niveau de l'occurrence. L'unité de mesure est le mètre. Agrégation : moyenne avec Nb voies pour créer Exactitude	<ul style="list-style-type: none"> • Métadonnées du jeu de données. • Opinion de Yvon Tremblay technicien au déneigement depuis 30 ans.

Tableau 1. Exemple de dictionnaire d'indicateurs, adapté de [Voyer, 1994 et Diaz, 2005]

Cette recommandation de la communauté des spécialistes en gestion se transpose directement dans les méthodes de développement de systèmes d'information, plus particulièrement dans le peuplement du dictionnaire de données faisant partie du modèle conceptuel de données. Cet exercice sera d'ailleurs effectué au chapitre 4.

Parallèlement au dictionnaire d'indicateurs, le fait de documenter les sources de métadonnées et/ou d'opinions d'experts disponibles est une bonne manière de bien structurer le projet d'évaluation de la qualité externe. L'étape de la rédaction du dictionnaire des sources d'information (tableau 2) sert principalement à faire la liste de l'existant. Il permet de ne pas dépenser temps et énergie à la création d'un indicateur pour lequel il serait irréaliste d'obtenir les métadonnées. Ce dictionnaire facilite également l'association des indicateurs aux métadonnées.

Source	Jeux de données	Information présente dans les données	Caractéristique et niveau de détail	Localisation, support et mode d'accès
Métadonnées de la BNDT feuillet 21L	Feuillet 21L de la BNDT	Métadonnées comprenant des informations sur le producteur, les dates de production, ainsi que l'exactitude spatiale, la complétude et la cohérence logique	Les métadonnées concernent l'ensemble du jeu de données. L'exactitude spatiale se situe au niveau des occurrences	Fichier numérique disponible sur le serveur
Pierre Quintal	Feuillet 41P34 de la BDTQ	Connaissance des limites de lot car il est responsable de la région	Aux niveaux des occurrences pour 90 % du territoire	Service de l'arpentage 677-9889, poste 3546

Tableau 2. Exemple de dictionnaire des sources d'information adapté de [Voyer, 1994]

2.2.1.5 Association des sources d'information aux indicateurs

Dans le contexte du système MUM, il est nécessaire de déterminer si chaque indicateur est en relation directe avec une source d'information qui permettrait son utilisation dans le système. Si la quantité ou l'utilité des sources d'information associées à un indicateur est insuffisante, voire inexistante, il faut déterminer si l'acquisition de nouvelles sources d'information (métadonnées et/ou opinions d'experts) est justifiée. Dans le domaine de la géomatique, en raison des coûts relativement élevés de la saisie des métadonnées et de l'utilisation des opinions d'experts pour des grands jeux de données, l'acquisition de nouvelles sources d'information peut être un obstacle à l'utilisation d'un indicateur. Bien que l'idéal soit d'avoir un indicateur en parfaite adéquation avec les besoins du décideur, il peut être nécessaire, dans certains cas, de l'ajuster en fonction des sources d'information disponibles.

2.2.1.6 Hiérarchisation des indicateurs

Une fois les indicateurs définis, il faut les agencer pour former une hiérarchie qui permettra de naviguer à différents niveaux de granularité (de l'information détaillée vers l'information globale). Cette hiérarchie se doit de bien compartimenter les concepts. Une bonne compartimentation assurera une indépendance entre les différents concepts et par le fait même, une meilleure navigation. Le but final de la hiérarchie est de pouvoir obtenir une valeur globale qui tient compte de chaque élément. Pour ce faire, il faut définir les calculs d'agrégation.

2.2.1.7 Définition des calculs d'agrégation

Une fois les indicateurs bien définis et bien positionnés dans la hiérarchie de la dimension des indicateurs de qualité, il est nécessaire de déterminer les calculs d'agrégation (s'il y a lieu). Ceux-ci permettront la génération d'indicateurs globaux à partir des indicateurs détaillés. Les formules d'agrégation peuvent prendre différentes formes, comme : la moyenne arithmétique, la moyenne géométrique, l'écart type, la médiane, la fréquence, le mode, la variance, etc. La formule d'agrégation doit tenir compte de la nature et de l'unité de mesure de l'indicateur. Les mesures d'indicateurs de nature qualitative doivent être converties pour être utilisées à l'intérieur d'une formule mathématique [Ochala et Kerkides, 2004]. Pour ce faire, les échelles de grandeur peuvent être utilisées. Également, les mesures qui ne sont pas de même type (ex. des kilos et des livres) ne peuvent être agrégées directement [Fernandez, 2003]. Il faut donc convertir les unités de mesure pour qu'elles soient compatibles entre elles.

Les mesures peuvent être catégorisées selon quatre échelles : nominale, ordinale, intervalle et ratio. L'échelle nominale est qualitative puisqu'elle utilise uniquement des noms sans ordre ni distance entre les classes (ex. les couleurs, les formes). L'échelle ordinale est également qualitative mais présente un classement comportant un ordre qui ne permet pas de définir l'intensité de la préférence (ex. une échelle de préférence de 1 à 5 où 1 = totalement, 2 = beaucoup, 3 = moyennement, 4 = peu, 5 = pas du tout). Cette échelle ne permet pas de faire des opérations mathématiques car les valeurs qualitatives (ou leur codification numérique) ne reposent pas sur une unité de mesure (ex. le mètre). L'échelle intervalle est plus complète car en plus de définir un ordre, elle utilise une unité de mesure qui permet de définir une distance entre les valeurs (ex. les degrés Celsius utilisés pour la température). Dans ce cas-ci, entre 10° et 20°

on peut affirmer qu'il y a une différence de 10° mais on ne peut pas dire que 20° est deux fois plus chaud que 10° car l'origine est arbitraire (ainsi, si on transforme le tout en degrés Fahrenheit, il serait faux de dire que 68° est deux fois plus chaud que 50°). L'échelle ratio est celle qui permet le plus de manipulations. Elle est quantitative comme une échelle intervalle mais avec une origine absolue. Avec cette échelle, on peut comparer les objets entre-eux car la comparaison est indépendante de l'unité de mesure utilisée. Elle s'effectue par rapport à l'écart avec l'origine (ex. le poids, la grandeur). L'utilisation de l'échelle ratio pour effectuer la mesure des indicateurs est celle qui doit être privilégiée. Cependant, dans la réalité, il faudra régulièrement avoir recours aux autres échelles et de surcroît, les valeurs qualitatives sont très utilisées pour la prise de décision stratégique.

Une fois cet exercice terminé, les indicateurs sont prêts à être intégrés dans le système MUM pour être exploités à l'aide des outils SOLAP.

2.2.1.8 Peuplement des indicateurs

L'étape de peuplement des indicateurs consiste à leur attribuer une valeur. Supposons qu'un décideur désire déterminer l'adéquation d'un jeu de données pour les occurrences d'objets « Routes » en fonction de son besoin d'exactitude spatiale qui est « inférieure à +/- 10 mètres ». L'étape de peuplement de l'indicateur « Exactitude spatiale » consiste alors à attribuer une valeur d'exactitude spatiale à chaque occurrence de la classe d'objets « Routes ». Il est ensuite possible d'utiliser l'indicateur pour effectuer des analyses qui permettront au décideur de vérifier l'adéquation du jeu de données par rapport à ses besoins en termes d'exactitude spatiale. Par exemple, suite à l'analyse, il peut être déterminé que 95% des routes respectent le besoin en exactitude spatiale. Si cette valeur est au-dessus du seuil préalablement défini par le décideur, le jeu sera alors en adéquation avec ses besoins.

L'étape de peuplement ne sera pas présentée en détail à cette section car elle est liée aux technologies utilisées pour analyser les indicateurs. Elle sera donc approfondie au chapitre 4. Cependant, les étapes de création de la hiérarchie et d'agrégation des indicateurs ne sont pas liées à une technologie spécifique et leur importance dans l'évaluation de la qualité demande que l'on s'y attarde. La section qui suit est un exemple du déroulement de ces étapes.

2.2.2 Exemple de hiérarchie et d'agrégation d'indicateurs

Prenons par exemple la hiérarchie des indicateurs de qualité présentée à la figure 5. Au niveau le plus détaillé, deux indicateurs ont été conçus (i.e. *exactitude horizontale* et *exactitude verticale*). Une fois agrégés, ces indicateurs définissent l'*exactitude spatiale*, l'indicateur de second niveau. Le calcul d'agrégation sous-jacent pourrait par exemple consister à effectuer la moyenne arithmétique en affectant un poids de $2/3$ à l'*exactitude horizontale* et de $1/3$ à l'*exactitude verticale* car le premier aspect occupe une place prépondérante dans le processus d'évaluation de la qualité. L'autre indicateur de second niveau, *instrument de mesure*, est qualitatif et est obtenu directement par le peuplement de l'indicateur à l'aide des sources d'information. Il est donc nécessaire de trouver un moyen qui permettra d'agrèger les valeurs qualitatives et les valeurs quantitatives. Pour ce faire, on pourrait par exemple classifier les instruments de mesure en fonction de leur exactitude et de leur précision selon une échelle numérique (plus la valeur de l'instrument est bas, plus la mesure qu'il fournit est exacte et moins il affecte le résultat de l'agrégation). Par exemple la mesure obtenue à partir d'une station totale est plus exacte que celle obtenue à l'aide d'un ruban à mesurer. Par la suite, l'indicateur de premier niveau, *aspect spatial*, peut être créé à partir de l'agrégation des sous-indicateurs de second niveau. Cet indicateur sert principalement à déterminer l'homogénéité des éléments dans le secteur d'étude. Par conséquent, sa méthode d'agrégation repose sur l'écart type. Pour terminer, la *qualité globale* est calculée à l'aide de la moyenne simple des deux indicateurs de premier niveau.

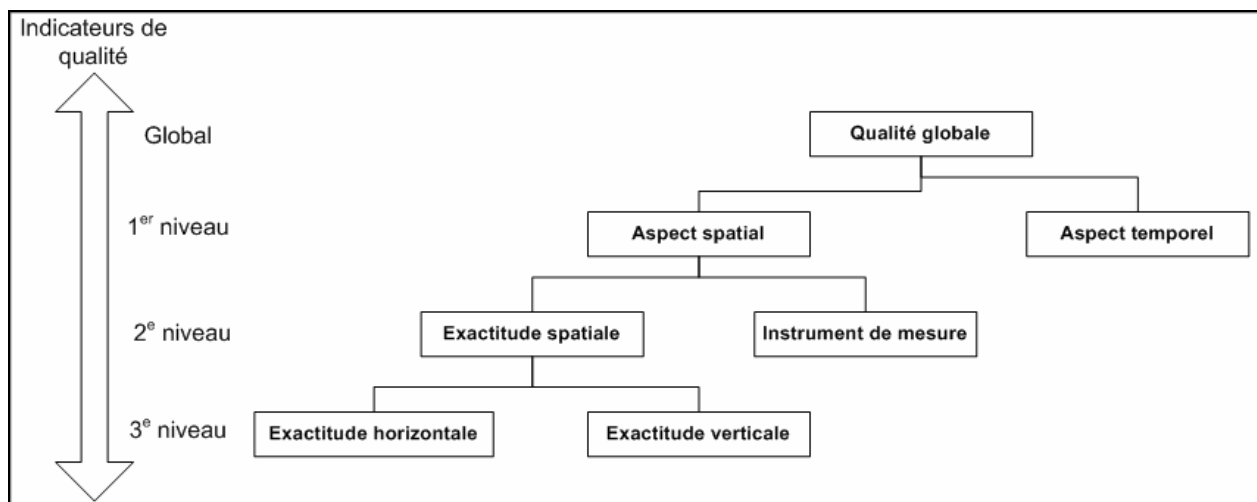


Figure 5. Hiérarchie et agrégation d'indicateurs de qualité, adapté de [Devillers, 2004]

Il est important de bien définir les indicateurs des niveaux les plus détaillés car ils serviront, généralement, à créer ceux des niveaux supérieurs. Dans certains cas, les valeurs des indicateurs pourront être calculées à l'aide des mesures stockées au même niveau et/ou des mesures des indicateurs de niveaux inférieurs. Par exemple, l'*exactitude spatiale* dans une optique *top-down*, peut être peuplée de trois façons : 1) par l'agrégation des sous-indicateurs seulement, 2) par l'agrégation des sous-indicateurs et l'ajout de mesures stockées dans l'indicateur lui-même ou, 3) seulement par des valeurs stockées dans l'indicateur. Dans ce dernier cas, les indicateurs de troisième niveau (i.e. *exactitude horizontale* et *exactitude verticale*) ne serviraient pas dans le calcul de la qualité globale mais seulement lors d'analyses sur ces indicateurs en particulier. Comme on peut le voir, il y a autant de possibilités qu'il peut y avoir de contextes d'analyse. De plus, les objectifs et les besoins sont différents en fonction du mandataire de l'évaluation.

2.2.3 Indicateurs génériques

L'utilisation d'indicateurs génériques est risquée car « *il n'existe pas d'indicateur type* » [Fernandez, 2003]. Chaque indicateur, même si leur nom est identique, peut avoir différentes sources d'information, différentes méthodes de calculs et mêmes différentes définitions. Un indicateur est donc spécifique aux objectifs et aux besoins pour lesquels il a été créé. Devillers [2004] a développé une banque de 21 indicateurs génériques issus de la norme ISO 19115. Ces indicateurs s'adaptent bien aux analyses spatiales en général, que ces dernières portent sur un ou plusieurs jeux de données simultanément. Il n'en est pas de même pour tous les indicateurs. Une majorité d'entre eux ne peuvent exister que s'il y a comparaison multi sources. Par exemple, un indicateur « Coût » ne peut être utile que dans le cas où il y a d'autres jeux de données avec des coûts différents. Sinon, il n'y a qu'une valeur qui soit constante pour toute l'analyse et ceci ne requiert pas l'utilisation d'indicateurs. On emploie le terme multi sources pour signifier qu'il y a plusieurs sources d'information (ex. utilisation simultanée d'une métadonnée traditionnelle et d'une opinion d'expert).

Des exemples d'indicateurs génériques comprennent les coûts d'acquisition, la fréquence de mise à jour et la crédibilité. De plus, la dimension « Données » du système MUM comporte plusieurs niveaux de détails (jeux de données, classe d'objets, occurrence/attribut et primitive) et

certaines indicateurs seront spécifiques à un niveau de détail en particulier tandis que d'autres pourront être peuplés à différents niveaux de détails. Les exemples qui suivent illustrent bien ce concept.

- Un instrument de mesure peut être directement associé aux occurrences s'il y a plus d'un instrument de mesure utilisé par classe d'objets. Sinon, il peut être associé au niveau de la classe d'objets.
- Le coût d'acquisition de la donnée est associé généralement au jeu de données en entier ou à la classe d'objets.
- Le taux de satisfaction des utilisateurs d'un jeu de données en particulier ne s'applique qu'à ce jeu de données, sauf si on a les sources d'information à un niveau plus détaillé [Larrivée *et al.*, 1993]. Propager « à l'aveuglette » une information concernant le jeu de données au niveau des occurrences pourrait créer des erreurs. Dans l'exemple ci-dessus, une erreur pourrait être générée car le taux de satisfaction peut être bon même si certaines sections du jeu de données sont inadéquates. Le fait d'associer une information globale à un niveau détaillé induirait des erreurs ou consisterait en de la désinformation car ce n'était pas, à la base, l'objectif de l'indicateur.

Malgré toutes les particularités propres à chaque indicateur, s'inspirer d'une banque établie permet de gagner temps et argent tout en ayant un effet normalisant. Cependant, l'expert en qualité doit faire en sorte de s'approprier l'indicateur. Il doit adapter l'indicateur aux besoins de son client, le définir et trouver une méthode de calcul et d'agrégation adaptée à son contexte d'évaluation de la qualité.

Pour conclure, il est important de se rappeler que « *les indicateurs sélectionnés et construits en respectant une démarche adaptée sont susceptibles d'orienter le décideur et ainsi de l'inciter à agir dans la bonne direction.* » [Fernandez, 2005]. La conception des indicateurs est un processus qui demande temps et efforts. Il faut tout d'abord s'assurer de bien comprendre le contexte dans lequel le processus d'évaluation de la qualité sera effectué. Il faut également réviser les indicateurs avant de les réutiliser car les besoins et les objectifs tendent à évoluer dans le temps [Diaz, 2005]. Même si toutes les étapes ont été réalisées avec minutie, il ne faudrait pas croire que les indicateurs régleront toutes les difficultés liées au domaine de l'évaluation de la

qualité. Les indicateurs doivent être utilisés avec prudence. Cette constatation a déjà été réalisée par Richard M. Jaeger [1978] et par Bouchard [2002] qui dit que « *L'utilisation d'indicateurs en lieu et place de la mesure directe d'un objet comporte le danger d'une perception réductionniste de l'objet ou du phénomène observé* ». Le décideur doit toujours faire appel à son jugement [Gervais, 2005].

2.2.4 Approches orientée producteur et orientée utilisateur

La création des indicateurs peut se faire selon deux approches : producteur ou utilisateur. L'approche producteur est plutôt axée sur la définition des limites, en ce qui a trait aux différentes utilisations possibles d'un jeu de données. Par exemple, le producteur peut définir l'exactitude spatiale comme étant +/- 15 mètres. Une limite est alors créée, l'utilisation de ce jeu de données pour des besoins d'exactitude spatiale de +/- 5 mètres pourrait être une source d'erreurs. Cette approche permet donc de définir le contexte hors duquel le jeu de données ne peut plus être utilisé. La définition de ces limites, et par conséquent, des indicateurs qui permettent leur évaluation, est un aspect important pour le producteur qui veut minimiser les risques de mauvaise utilisation de sa donnée. Les analyses d'adéquation effectuées selon l'approche producteur seront, de manière générale, plus aisées à réaliser car le producteur a le contrôle sur la création des sources d'information. Il peut donc, lors de la création du jeu de données, définir les sources d'information qu'il désire obtenir afin de réaliser ses analyses. Quant à elle, l'approche orientée utilisateur repose sur la recherche d'un jeu de données qui répond aux critères de qualité qu'un utilisateur s'est fixé seul ou à l'aide d'un expert en qualité. Cette approche étant plus dépendante des sources d'information car elle utilise des données et des métadonnées qui sont déjà existantes, l'utilisation de sources extérieures comme les opinions d'experts seront d'une grande utilité car elles peuvent combler les lacunes dans les métadonnées. Que l'approche utilisée pour définir l'adéquation d'un jeu de données soit orientée producteur ou utilisateur, les indicateurs devront être peuplés à l'aide d'informations pertinentes.

2.3 Sources d'information servant à peupler les indicateurs

Toujours selon le modèle conceptuel d'audit présenté à la figure 4 du chapitre 1, l'évaluation de la qualité des données *a posteriori* requiert la collecte d'information. L'information ainsi recueillie permettra de peupler les indicateurs qui seront utilisés dans le

processus d'évaluation de la qualité. Cette étape est cruciale car la qualité de l'information recueillie influencera directement les résultats du processus d'évaluation de la qualité.

La collecte d'information peut s'effectuer, entre autres, autour de deux sources de données distinctes : les métadonnées traditionnelles (i.e. les données sur les données) sous forme numérique et papier provenant du producteur, et les opinions d'experts.

2.3.1 Métadonnées

Les métadonnées traditionnelles comprennent de l'information sur les spécifications du jeu de données. Elles sont essentielles pour évaluer l'adéquation d'un jeu de données en fonction des besoins d'un utilisateur [Göbel et Jasnoch, 2001]. Cependant, ces métadonnées concernent la plupart du temps l'ensemble du jeu de données et sont donc rarement assez détaillées pour permettre une bonne évaluation de la qualité [Hunter, 2001]. De plus, l'information qu'elles contiennent est orientée vers une description technique des jeux de données plutôt que de tenter de fournir des informations compréhensibles aux utilisateurs [Timpf *et al.*, 1996]. Les métadonnées ne contiennent donc pas toujours l'information utile permettant d'évaluer la qualité externe d'un jeu de données. En raison de leur complexité, leur utilité reste très limitée [Gervais, 2004]. La collecte d'informations par le biais des opinions d'experts permet d'enrichir les informations obtenues à partir des métadonnées assurant ainsi un meilleur processus d'évaluation.

2.3.2 Opinions d'experts

De tous temps, les opinions d'experts ont été utilisées pour aider les décideurs à effectuer des choix éclairés. Le Petit Robert [2004] définit un expert comme étant « *une personne choisie pour ses connaissances techniques et chargée de faire des examens, des constatations, des évaluations à propos d'un fait, d'un sujet précis* ». Selon Roqueplo [1997], on peut considérer un expert comme étant une personne apportant toute connaissance susceptible d'éclairer la décision, dans la mesure, bien entendu, où elle détient les connaissances requises. La connaissance n'est cependant pas le seul facteur à considérer pour qualifier une personne d'experte. L'expert ne fait pas qu'avoir une meilleure connaissance, cette connaissance est également plus structurée [Bédard, 1993]. Grâce à sa facilité à identifier l'information pertinente, il est en mesure

d'effectuer des analyses plus efficaces car il acquiert moins d'information inutile. Ces qualités lui permettent donc d'émettre des opinions et des jugements qui seront utilisés sous forme d'expertise et qui permettront aux décideurs de prendre des décisions en meilleure connaissance de cause.

Pour qu'une opinion ou un jugement devienne réellement une expertise, il faut notamment que le processus de structuration de la connaissance de l'expert ait été directement animé par la volonté d'éclairer un décideur et que son résultat soit conçu pour s'intégrer au processus de prise de décision de celui-ci [Roqueplo, 1997]. Une opinion d'expert peut être définie comme étant « *le jugement officiel d'un expert sur un sujet, ou une question, pour lequel son avis a été sollicité* » [Ayyub, 2001]. L'utilisation d'opinions d'experts est une valeur ajoutée car elle permet au décideur d'augmenter son niveau de connaissance sur un sujet précis. Cette connaissance complémentaire, qui ne pourrait être acquise autrement, permet de réduire l'incertitude reliée au processus de prise de décision. La réduction de l'incertitude est un avantage indéniable de l'utilisation des opinions d'experts. Cependant, en raison de la nature subjective d'une opinion, cette technique comporte des risques qui peuvent mener à de mauvaises décisions. Il faut donc être en mesure de déterminer la qualité d'une opinion en fonction de son énoncé.

2.3.2.1 Sources possibles d'un énoncé

L'opinion d'un expert ou ses énoncés peuvent provenir de plusieurs sources (figure 6). En fonction de la source, les énoncés auront plus ou moins de poids dans le processus d'évaluation de la qualité. Par exemple, un énoncé provenant d'une émotion ou d'une intuition n'est pas basé sur des faits vérifiables et comporte donc un haut degré d'incertitude. Un jugement de la sorte est basé sur la crédibilité de la source et son utilisation est laissée au discernement de l'expert en qualité [Thibaudeau, 1997]. Selon la crédibilité de la source, les révélations sont un type d'énoncé qui a plus de poids que l'intuition ou l'émotion. Dans l'utilisation de ces types d'énoncé, il faut être prudent car les pièges des préjugés et des affirmations gratuites peuvent survenir rapidement. La section 2.3.2.2 traite d'ailleurs de l'incertitude rattachée aux opinions.

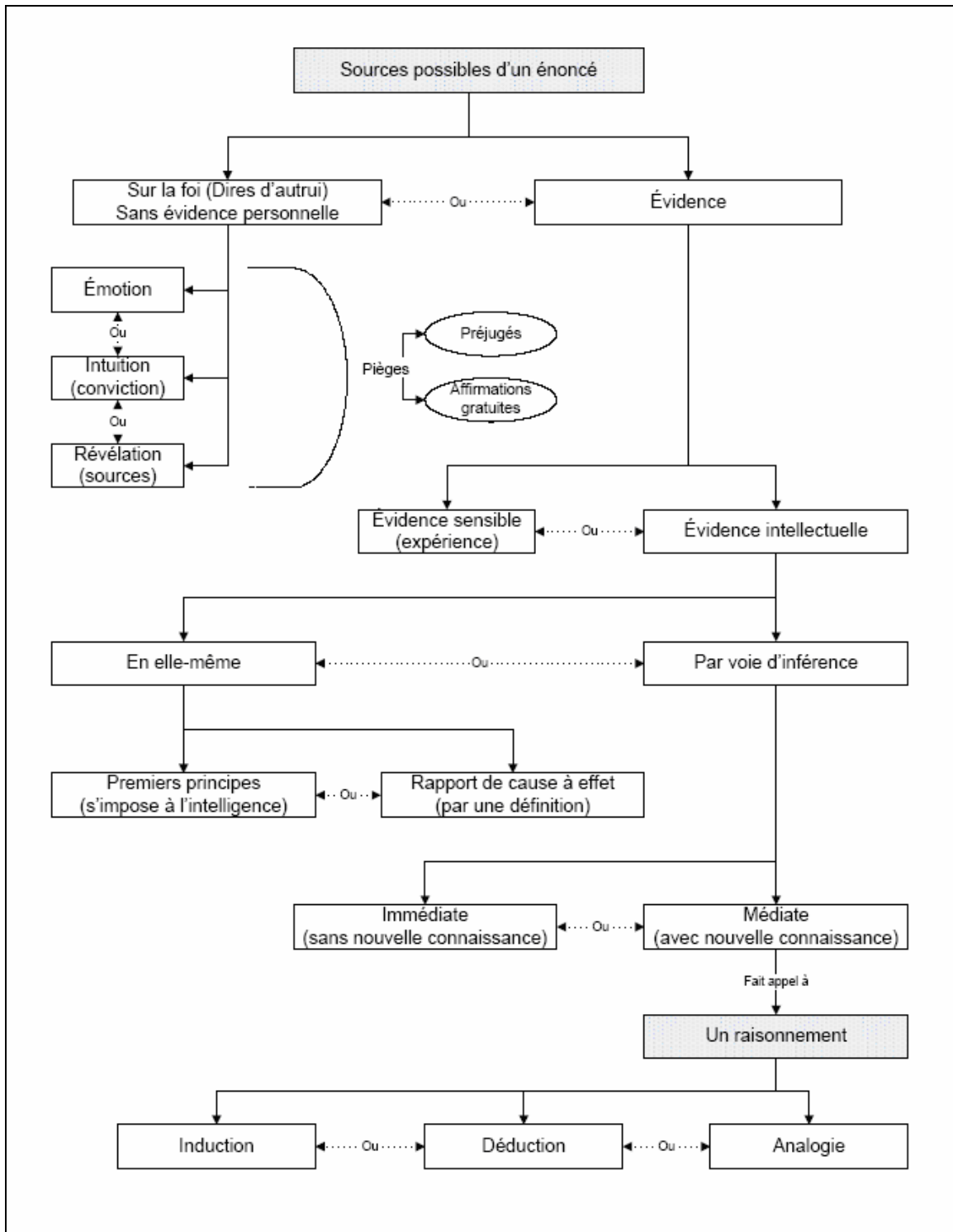


Figure 6. Sources possibles d'un énoncé [Thibaudeau, 1997]

Les énoncés basés sur une évidence, qu'elle soit sensible (par expérience) ou intellectuelle, ont généralement des prémisses plus solides que les énoncés basés sur la foi. Les

évidences intellectuelles de type « en elle-même », de par leur nature triviale, peuvent être utilisées sans trop de danger dans la plupart des cas. Les énoncés basés sur des évidences qui, par voie d'inférence amènent de nouvelles connaissances, et entraînent un raisonnement doivent être utilisés avec prudence. Il faut s'assurer que le raisonnement, qui est « *un processus ou cheminement par lequel la raison juge de la vérité d'un énoncé en s'appuyant sur des connaissances qu'elle a déjà en sa possession* » [Thibaudeau, 1997] soit sans faille. Le raisonnement se divise en trois catégories : induction, déduction et analogie. La force d'un raisonnement sera établie en fonction des faits utilisés et de la cohérence entre eux, ainsi que par rapport à l'énoncé.

Pour s'assurer de la fiabilité d'un énoncé, ce dernier doit s'appuyer sur des faits qui sont des événements à caractère objectif qui peuvent être perçus par les sens (ex. clôture) [Thibaudeau, 1997]. L'expert doit ensuite être en mesure de faire la preuve que les faits, sur lesquels est basé son énoncé, sont recevables.

Il existe plusieurs ressemblances entre le processus décisionnel juridique et celui d'évaluation de la qualité. Dans les deux cas, le juge et l'expert en qualité doivent jongler avec de l'information imparfaite, des personnes-ressources dont la fiabilité peut laisser à désirer et des faits dont la véracité ne permet pas toujours de soutenir l'énoncé [Gervais, 2005]. L'expert en qualité, i.e. l'utilisateur du système MUM, doit se définir des critères de décision qui lui permettront d'évaluer la valeur probante et la cohérence des différents énoncés émanant de l'expert ou, en d'autres termes, son opinion professionnelle [Belleau *et al.*, 2006]. Que ce soit dans le domaine juridique ou de la géomatique, l'utilisation des opinions d'experts est une étape délicate qui peut influencer grandement la décision finale. Il faut donc bien connaître les sources d'incertitude qui leur sont rattachées afin de mieux les utiliser (ex. se fier à l'opinion d'une personne qui est en conflit d'intérêts peut être risqué).

2.3.2.2 Opinions et incertitudes

Une opinion n'étant pas un fait ou une vérité absolue, elle peut fort probablement être empreinte de subjectivité. Les propos d'Ayyub [2001] illustrent bien cet aspect important des opinions. Selon lui, une opinion est une « *évaluation subjective, une impression ou une*

estimation de la qualité ou de la quantité de quelque chose d'intérêt qui semble vrai, valide ou probable à l'esprit de l'expert ». Un expert doit se baser sur des faits pour appuyer son opinion [Belleau *et al.*, 2006]. Il est donc de la responsabilité du décideur de tenter de réduire cette incertitude à un niveau tolérable pour permettre son absorption. Pour ce faire, le décideur doit être en mesure de connaître les sources de l'incertitude. Selon Bédard [1986], il existe quatre types d'incertitude en géomatique: l'incertitude conceptuelle, l'incertitude descriptive, l'incertitude de positionnement et la méta incertitude qui réfère au degré de connaissance que l'on a des autres types d'incertitude. Pour Yu et Park [2000], l'incertitude peut provenir de la variabilité stochastique (ex. différence de mesure entre deux outils, entre deux temps). De son côté, Tian *et al.*[2005] souligne que l'incertitude peut résulter d'une mauvaise compréhension du problème de la part de l'expert, de sa subjectivité et des restrictions dans ses connaissances ou ses habiletés. Malgré les risques de la présence d'incertitude et d'imprécision, les opinions d'experts peuvent mener à l'expansion ou à l'évolution de la connaissance et peuvent même, dans certains cas, être indispensables en l'absence de toute autre source de connaissance [Ayyub, 2001]. Il est donc essentiel de trouver des moyens de minimiser cette incertitude comme par exemple en faisant appel à des experts tenus à un code de déontologie.

2.3.2.3 Identifier les biais afin de minimiser l'incertitude

Pour minimiser l'incertitude, il faut être en mesure de déterminer si l'opinion est biaisée. Selon Roqueplo [1997], la logique même de l'expertise la prédispose à être naturellement biaisée. Il existe deux sources de biais : externe ou interne. Le biais provenant d'une source externe est initié par celui qui commande l'expertise. Il se produit lorsque le commanditaire tente d'influencer l'expert dans son opinion. En tant que décideur, il faut donc faire attention de ne pas manipuler l'expert car « *il est facile de ne pas lui donner toute l'information nécessaire (complémentaire) dont il a besoin pour efficacement donner son opinion* » [Trépos, 1996]. Cette manipulation peut également être de la désinformation de la part du décideur. Il faut s'assurer de fournir l'information adéquate à l'expert. Le biais interne est quand à lui causé par l'expert lui-même, par ses croyances, son vécu, ses connaissances. C'est ce que l'on appelle le cadre de référence en psychologie. C'est le degré de similitude entre le cadre de référence de l'expert et celui du décideur qui déterminera le degré de distorsion entre le message provenant du décideur et la compréhension qu'en fait l'expert [Bédard, 1986]. Le biais interne peut également se

produire de manière consciente ou non. Mohammadi *et al.*[1991] décrit le biais interne comme étant motivationnel ou cognitif. Il est du premier type lorsque l'expert, en étant conscient, désire manipuler la vérité pour donner un résultat en sa faveur. Faire appel à des experts soumis à un code de déontologie permet de réduire considérablement les risques de biais motivationnels car ceux-ci sont fortement réprimandés. Mohammadi *et al.* [1991] parle de biais cognitif quand celui-ci dépend du mode de pensée de l'expert. Ce type de biais est introduit systématiquement par la manière dont l'expert structure son opinion par rapport aux questions posées. Ce biais est effectué inconsciemment par l'expert. Pour réduire l'incertitude associée à une opinion, il faut être en mesure de reconnaître les biais et d'y apporter les correctifs nécessaires. Pour détecter les biais, le décideur doit chercher les conflits d'intérêt entre l'expert et l'opinion qu'il doit émettre. Il peut également utiliser des questions croisées (questions posées différemment mais qui doivent avoir la même réponse). Il peut également faire appel à plusieurs opinions [Marakas, 1999]. Une fois le biais détecté, si on veut le minimiser, il faut reformuler les questions, discuter avec l'expert ou tout simplement ignorer cette opinion.

Un autre facteur d'incertitude provient du fait qu'en général, les gens ont tendance à surévaluer la qualité de leurs opinions. Les experts ont une meilleure capacité d'évaluation que les novices mais ils ont tout de même un penchant à la surestimation [Camerer et Johnson, 1991; Marakas, 1999; Ayyub, 2001]. La difficulté dans ce cas-ci est de quantifier cette surévaluation car elle n'est pas standard entre tous les experts et ni même entre toutes les opinions d'un même expert.

Le fait d'être au courant des sources d'incertitude lors de l'acquisition des opinions d'experts permet d'identifier plus rapidement les biais qui peuvent entraver le processus d'évaluation de la qualité.

2.3.3 Processus d'acquisition des opinions d'experts

Le processus d'acquisition d'une opinion d'expert (figure 7) se fait en plusieurs étapes [Mohammadi *et al.*, 1991; Budescu et Rantilla, 2000; Ayyub, 2001]

- Étape 1 : avoir un besoin, celui d'obtenir une information supplémentaire dans le cadre d'une prise de décision.

- Étape 2 : déterminer si ce besoin ne pourrait pas être comblé par une autre méthode. Si une méthode plus sûre permet de combler le manque de connaissance, elle doit être envisagée. En raison du degré élevé d'incertitude, l'utilisation des opinions d'experts ne doit pas être priorisée.
- Étape 3 : identifier les objectifs que l'on veut atteindre avec l'utilisation de l'opinion d'expert (ex. obtenir une meilleure connaissance sur l'exactitude spatiale du réseau routier du campus de l'Université Laval).
- Étape 4 : identifier l'incertitude. Cette étape consiste à déterminer le niveau d'incertitude relatif à l'objectif que le décideur désire évaluer ainsi que l'incertitude qu'il est prêt à absorber une fois le processus terminé.
- Étape 5 : sélectionner des sujets et des questions et créer le formulaire.
- Étape 6 : identifier des experts pouvant permettre au décideur d'augmenter le niveau de connaissance associé à l'objectif qu'il s'est fixé.
- Étape 7 : recueillir les opinions.
- Étape 8 : compiler les opinions afin d'obtenir une opinion globale. Dans notre cas, les opinions serviront à peupler les indicateurs et elles seront intégrées au système MUM.

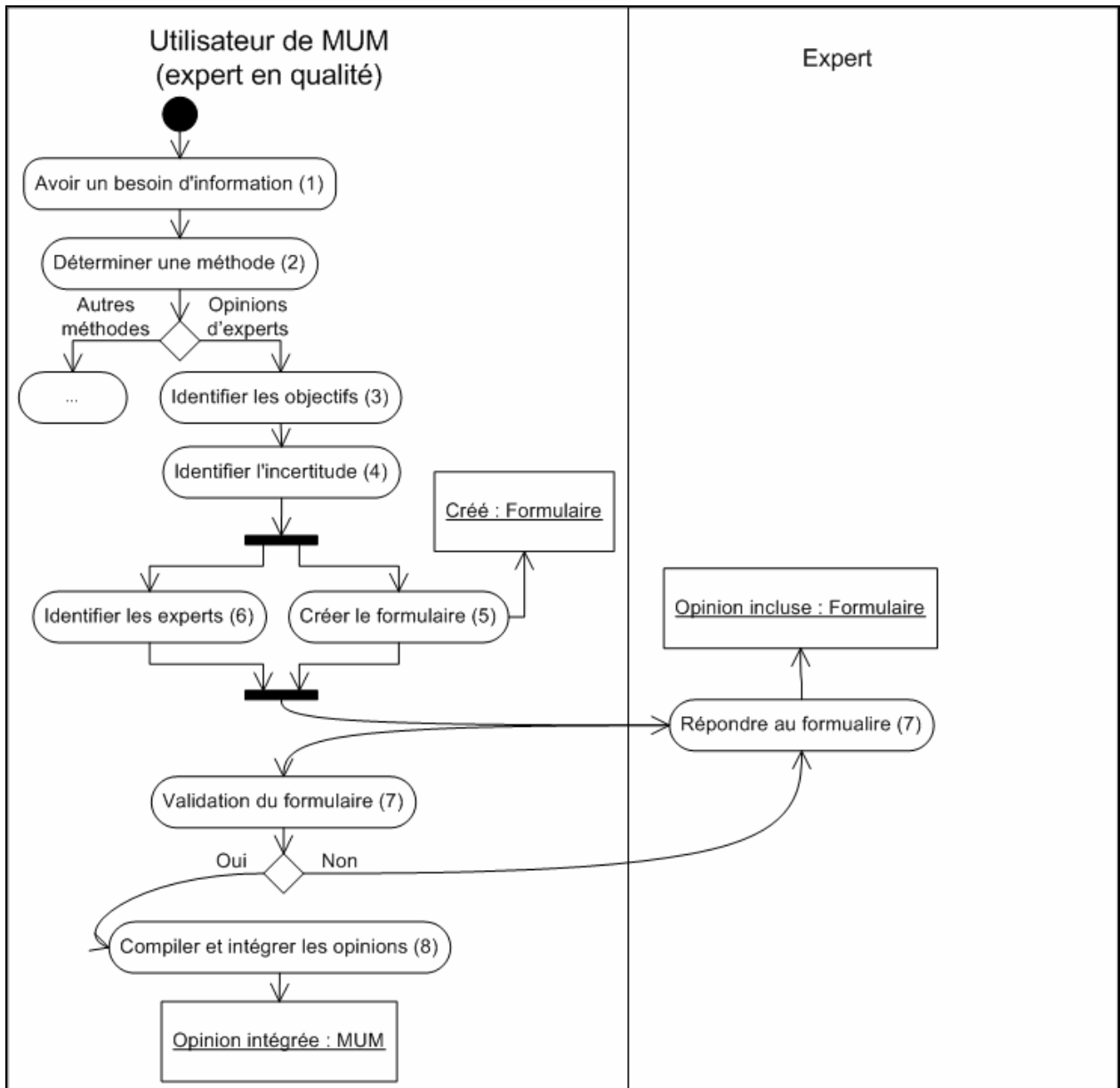


Figure 7. Acquisition des opinions d'experts

L'acquisition de l'opinion proprement dite est une étape sensible. On la qualifie ainsi car si cette étape n'est pas bien planifiée et réalisée, elle ne permettra pas de diminuer l'incertitude associée aux opinions d'experts. Parmi les méthodes courantes pour acquérir les opinions d'experts, il y a celles que l'on qualifie de directes et celles que l'on qualifie d'indirectes.

2.3.3.1 Méthodes directes

Comme leur nom l'indique, les méthodes directes se caractérisent par un contact direct entre l'expert et la personne qui effectue l'analyse. Ces méthodes impliquent généralement des coûts et des temps de réalisation plus élevés que les méthodes indirectes. Elles s'appliquent particulièrement lorsque le phénomène à évaluer est complexe et qu'il faudra fournir de nombreuses précisions à l'expert. Elles sont également adéquates lorsque les résultats sont d'une grande importance et que le décideur désire un contact avec l'expert pour être en mesure de mieux identifier l'incertitude. En raison du contact direct avec l'expert, le décideur doit cependant faire attention de ne pas générer un biais externe. Cette méthode regroupe différents types d'interview [Reithman Olson et Biolsi, 1991; Marakas, 1999]:

- Interview ouverte : c'est la méthode directe la plus commune. Elle permet d'obtenir une information riche car les réponses ouvertes permettent à l'expert de bien expliquer son raisonnement. L'avantage de cette méthode est que, grâce au contact direct, il est plus facile d'évaluer l'incertitude des opinions, le biais interne ainsi que la fiabilité. L'inconvénient est que les réponses de l'expert peuvent être, dans certains cas, difficilement analysables en raison de l'interprétation ou de l'abondance d'informations.
- Interview fermée : dans ce type d'interview, l'expert ne doit répondre qu'à la question qui lui est posée. On ne cherche plus à obtenir le raisonnement à la base de cette opinion. L'avantage est que le décideur peut déterminer à l'avance le format des réponses pour faire en sorte qu'elles soient facilement exploitables. Comparativement à l'interview ouverte, il est cependant plus difficile d'évaluer l'incertitude associée à une opinion car le décideur ne dispose pas du raisonnement associé.

2.3.3.2 Méthodes indirectes

Les méthodes indirectes se résument à l'utilisation d'un questionnaire, en format papier ou numérique, comportant des questions ouvertes ou fermées. Le questionnaire est une méthode rapide et économique qui permet d'acquérir facilement un grand nombre d'opinions. Ce type de méthode étant moins efficace pour évaluer l'incertitude associée à une opinion, les objectifs à évaluer doivent être clairs, précis et bien expliqués pour ne pas générer de biais externes.

Que la méthode choisie soit directe ou indirecte, il faudra concevoir un questionnaire [Mohammadi *et al.*, 1991]. Ceci n'est pas tout à fait vrai dans un cas où l'expert en qualité, i.e. l'utilisateur de MUM, est également l'expert qui émet les opinions qui serviront à peupler les indicateurs. Dans ce cas, la saisie ne se fera pas par l'entremise de questionnaires mais plutôt par des formulaires de saisies implantés dans le système MUM. Ces formulaires de saisies, sous forme de copies d'écran, pourraient également être utilisés à titre de questionnaire lors de la cueillette d'opinions émises par d'autres d'experts. Les formulaires doivent être bien structurés afin de permettre d'identifier la présence de biais internes et d'obtenir l'information nécessaire dans un format adéquat pour permettre l'intégration dans le système MUM. Il faut également intégrer un dispositif permettant de quantifier l'incertitude et la fiabilité de l'opinion. Une information qui est fautive et que l'on considère vraie peut avoir des effets néfastes sur le processus de prise de décision. Donc, quelle que soit la méthode utilisée, il faut toujours chercher à minimiser l'incertitude et à augmenter la fiabilité des sources de données. Une fois l'opinion obtenue, il faut structurer cette nouvelle connaissance de manière à ce qu'elle soit analysable à l'aide de différents algorithmes [Reithman Olson et Biolsi, 1991; Marakas, 1999]. On parle ici d'avoir accès aux opinions de sorte que l'on puisse les utiliser facilement dans un processus d'analyse, d'agrégation ou bien directement comme valeur (ex. valeur pour un indicateur dans un cube sur la qualité des données). Dans la section qui suit, l'accent sera mis sur la combinaison d'opinions d'experts portant sur un même objectif dans le but d'obtenir un seul résultat représentatif de l'ensemble.

2.3.4 Agrégation des opinions

Une fois les opinions recueillies, il est nécessaire de combiner celles qui partagent un même objectif afin d'obtenir une seule valeur finale. Cette combinaison peut se faire à l'aide des techniques d'agrégation simples ou complexes. Plusieurs méthodes s'offrent aux décideurs pour effectuer l'agrégation des opinions d'experts. Parmi ces méthodes, on retrouve celles qui ne prennent pas en compte l'opinion de tous les experts [Garcia et Puig, 2004] :

- La sélection : méthode qui consiste à identifier et à conserver l'opinion la plus exacte et la plus fiable selon le décideur. Ceci est simple mais à la base peu efficace car on ne prend en compte qu'une opinion et elle peut être fautive. Pour qu'elle soit efficace, l'utilisation

de la méthode de sélection exige que l'opinion soit basée sur des faits vérifiables et que son utilisation comporte peu de risques en raison du faible degré d'incertitude.

- Le vote : méthode dans laquelle les experts votent pour la meilleure opinion. Même si, ici, le choix s'effectue à partir d'un consensus entre les experts, on retrouve la même lacune que dans la technique précédente, soit de s'accrocher à la valeur d'une seule opinion. De plus, le consensus est souvent biaisé [Ayyub, 2001] car le groupe peut décider de bâcler le processus, ou celui-ci peut être contrôlé par un expert influant. Le biais peut également être plus grand si les membres du groupe partagent les mêmes biais de base.
- Les centiles [Ayyub, 2001] : méthode qui permet d'agrèger les opinions selon leur rang centile. Le centile 50 étant la médiane, cette méthode combine les opinions d'experts se trouvant au 25^e, 50^e et 75^e rang centile. Pour utiliser cette méthode, il faut un minimum de quatre experts. Cette méthode, contrairement aux précédentes, repose sur plus d'une opinion pour obtenir le résultat final.

Ces méthodes simples ne permettent pas d'avoir une opinion finale qui reflète l'ensemble des opinions des experts. Si le décideur souhaite obtenir un résultat plus fiable, il devra faire appel à des techniques d'agrégation un peu plus complexes qui permettent de mieux gérer les différences entre les opinions en leur associant des poids avant de les combiner. Malgré cet avantage sur les méthodes simples, le résultat de ce type d'analyse est subjectif car il dépend de l'analyste : « *Ceci est la conséquence indéniable d'un manque de base objective lors de l'agrégation d'opinions d'experts* » [Keith, traduction libre, 1996]. Voici un bref aperçu des méthodes complexes [Ayyub, 2001; Garcia et Puig, 2004] :

- Les poids : méthode qui associe un poids à chaque opinion. Le poids d'une opinion peut faire référence à la crédibilité de l'expert, à la fiabilité de l'opinion émise par l'expert ou à celle émise par le décideur, à l'incertitude rattachée à l'opinion, etc. La somme des poids normalisés des opinions doit être égale à 1 [Ayyub, 2001; Garcia et Puig, 2004]. Une fois les poids associés aux opinions, deux techniques communes peuvent être utilisées pour calculer le résultat final :

- Technique linéaire ou arithmétique : Cette technique consiste à faire la moyenne arithmétique des opinions. La moyenne simple est cependant sensible aux valeurs extrêmes.

$$j = M_1(j) = \sum_{i=1}^E w_i p_{ji}$$

- Technique logarithmique ou géométrique : Cette technique consiste à faire la moyenne géométrique (chaque opinion est élevée à la puissance de son poids normalisé). Comme les opinions sont multipliées, si l'une d'entre elles est proche de 0, ceci affectera le résultat qui aura également tendance à être proche de 0, même si les autres opinions ne le sont pas. Comme la moyenne arithmétique, cette méthode est sensible aux opinions qui se situent dans les extrêmes.

$$j = M_0(j) = \prod_{i=1}^E (p_{ji})^{w_i}$$

Généralement, les décideurs utilisent la moyenne comme méthode d'agrégation (Anderson, 1981; Maines, 1996; Fischer et Harvey, 1999). Dans son article, Budescu et Rantilla [2000] mentionne que la moyenne simple des différentes opinions mènerait généralement à des résultats d'une bonne exactitude. Selon les travaux de Ashton's (Ashton et Ashton, 1985; Ashton, 1986) qui ont été revus par Clemen [1989], pour arriver à ces niveaux d'exactitude, il faut entre trois et six experts.

Toutes ces méthodes utilisent la probabilité de l'estimation par point. Ce mécanisme est utile lorsque la valeur à estimer peut l'être de manière exacte. Cependant, dans plusieurs domaines, ceci n'est pas le cas. Il peut être très difficile pour un arpenteur-géomètre de déterminer précisément l'exactitude d'une mesure qu'il a prise car elle est empreinte d'incertitude (instrument, condition de la prise de mesure, etc.). Il faut donc être en mesure de représenter l'opinion d'expert de manière à illustrer l'incertitude. Ceci doit être fait de sorte qu'il soit possible d'extraire un résultat fiable à la suite de la combinaison des opinions ayant chacune leur incertitude. Il faut donc privilégier une méthode basée sur l'utilisation de la probabilité des

ensembles flous pour tenir compte de l'incertitude et de l'imprécision des opinions d'experts. Cette théorie repose sur l'idée que l'on ne connaît pas les frontières d'un élément avec certitude et que l'utilisation des intervalles permet de les représenter.

La théorie des ensembles flous [Zadeh, 1965] est largement utilisée dans les analyses de risque. Elle est caractérisée par la notion de degré d'appartenance à une classe [Fernandez, 2003]. Son concept remonte à l'antiquité et est basé sur l'idée que la vérité se situe dans un intervalle de 0 à 1, où 0 est la fausseté absolue et 1, la vérité absolue [Marakas, 1999]. La théorie sert, par exemple, à déterminer la probabilité qu'une occurrence d'objet, classifiée à prime à bord « bâtiments », appartienne bel et bien à la classe d'objets « Bâtiments ». Selon cet exemple, l'expert pourrait alors affirmer que si l'occurrence d'objet a été classifiée à l'aide de l'imagerie satellitaire, il y a 20% de risque que la classification soit erronée. L'expert détermine ensuite dans quelle probabilité, entre 0 et 1, ce risque pourrait survenir pour cette occurrence. Dans le domaine de l'évaluation de la qualité des données, nous parlerons ici de la probabilité que la valeur mentionnée par l'expert soit vraie. Ceci est une façon de tenir compte de l'incertitude rattachée à une opinion d'expert et de la fiabilité que l'expert associe à sa propre opinion. Par exemple, supposons qu'un expert doive évaluer l'exactitude spatiale d'un élément. Il commence par donner une valeur qui lui semble exacte, ensuite, il détermine une borne inférieure et une borne supérieure pour lesquelles il est certain que la probabilité de la valeur des bornes soit exacte, est nulle. Par exemple, il estime nulle la probabilité que l'exactitude spatiale soit meilleure que 5 mètres et pire que 25 mètres. Ces valeurs sont les bornes inférieure et supérieure de l'opinion. De cette manière, le décideur obtient un ensemble de valeurs qui reflète l'incertitude et la fiabilité que l'expert associe à son jugement. Une fois l'intervalle obtenu, le décideur attribue un poids au résultat final en fonction de la crédibilité de l'expert et de son opinion. Par la suite, la moyenne arithmétique est utilisée pour obtenir un vecteur combiné. Pour terminer, la moyenne des membres du vecteur donne l'estimation combinée de la valeur finale.

Pour illustrer ce concept, prenons l'exemple de trois experts qui donnent leur opinion sur l'exactitude spatiale d'un jeu de données concernant sur le réseau routier. Ils estiment la valeur exacte et la valeur des bornes supérieure et inférieure (la probabilité que cette valeur soit exacte

est nulle). Le décideur se retrouve donc avec trois vecteurs qui expriment la qualité du réseau (figure 8) :

- L'expert A : [3, 7, 10] le poids $w_a = 0.5$
- L'expert B : [1, 4, 6] le poids $w_b = 0.3$
- L'expert C : [4, 5, 8] le poids $w_c = 0.2$

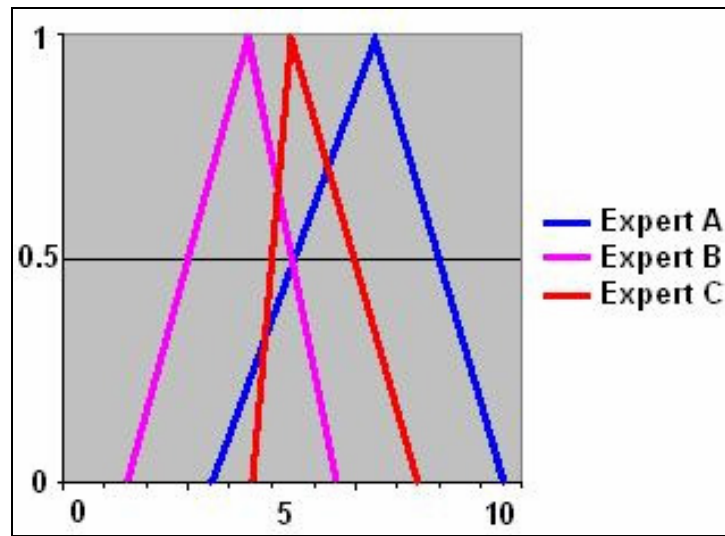


Figure 8. Exemple d'agrégation des opinions

Le vecteur résultant de la moyenne arithmétique est [2.6, 5.7, 8.4]. Si on désire utiliser l'intervalle pour calculer la valeur finale, on effectue la moyenne des bornes et de la médiane. Ce qui donne un résultat de 5.53. Ce résultat peut être utilisé comme mesure pour un indicateur. Dans cet exemple, les vecteurs ont la forme d'un triangle avec une valeur unique, qui est nommée nombre flou. Si la forme du vecteur est un trapèze, on parlera d'ensemble flou [Fernandez, 2003].

Comme mentionné plus tôt, la moyenne arithmétique est sensible aux valeurs extrêmes. Si des opinions ont de grandes divergences entre elles, ceci affectera nécessairement la valeur du résultat final. Dans ces cas, il faut tenter de trouver la source de l'opinion divergente. Dans ses travaux, Yu et Park [2000] suggère deux causes possibles : 1) l'une des sources de connaissance n'est pas fiable ou 2) il y a une mauvaise compréhension du problème par un des experts. Le mécanisme de révision de la méthode Delphi peut être utilisé pour tenter de corriger la situation. Il consiste à confronter l'expert et son opinion à celles des autres experts. Ainsi, il peut soit

modifier son opinion, soit justifier de manière écrite sa position. La responsabilité revient ensuite au décideur de bien utiliser cette opinion. Pour ce faire, il peut modifier le poids ou bien tout simplement l'exclure de l'agrégation. Il est démontré qu'il « *est rarement approprié de combiner des opinions d'expert divergentes* » [Keith, 1996]. Il faut donc être prudent lorsque de tels cas surviennent. Une fois les valeurs obtenues, elles peuvent être intégrées dans le système MUM.

Dans le système MUM, les valeurs des opinions de chaque expert peuvent être consultées. Cependant, la valeur que l'on retrouve pour l'indicateur auquel sont associées les opinions résulte d'une agrégation manuelle faite par le décideur. Étant donné que l'agrégation des opinions est souvent complexe, il est recommandé de le faire manuellement a priori, plutôt que directement dans le cube.

Pour conclure, l'utilisation d'opinions d'experts doit se faire avec précaution car, quel que soit le nombre d'experts, il se peut qu'aucun d'entre eux ne soit près de la réalité. Selon Keith [1996], la combinaison d'opinions d'experts est également problématique car le nombre d'experts qui proposent un résultat n'est pas proportionnel à la probabilité que ce résultat soit exact. Ceci suppose donc que quelle que soit la méthode pour combiner les opinions et quel que soit le nombre d'experts, on ne peut pas en déduire une valeur sûre et absolue. Ce qui pourra aider l'utilisateur du système MUM, en l'occurrence l'expert en qualité, c'est la création d'indicateurs de métaqualité qui lui permettront d'évaluer la qualité de l'information utilisée pour peupler l'indicateur de qualité. Dans certaines applications, il sera nécessaire de pouvoir déterminer la qualité des indicateurs et ceci pourra être fait en associant un groupe d'indicateurs portant sur la qualité des indicateurs de base [Wang *et al.*, 1995]

2.4 Système MUM

En se référant à la figure 4 du chapitre 1, on remarque que l'audit est réalisé par un expert en qualité dans le cadre d'une certification de la qualité. Les objectifs de l'expert sont de faire des constats et de formuler une opinion professionnelle. Dans le cadre du processus d'évaluation de la qualité, suite au constat de l'adéquation ou de la non-adéquation d'un jeu de données en fonction des besoins de son client, l'expert en qualité transmettra son opinion à celui-ci et il sera ensuite en mesure de prendre une décision finale. Afin d'être en mesure d'effectuer des constats

et d'émettre son opinion, l'expert en qualité doit avoir recours à une démarche scientifique pour tenter de minimiser l'incertitude reliée aux métadonnées et aux opinions d'experts sur lesquelles il se base pour forger sa propre opinion. Cette démarche lui permettra donc de minimiser l'incertitude reliée à sa propre opinion.

Pour aider l'expert en qualité dans ses fonctions, Devillers *et al.* [2004] ont développé le système MUM qui permet d'évaluer la qualité interne et externe des données géospatiales grâce à aux capacités d'analyse provenant de la technologie OLAP. Sans un tel outil, la tâche serait colossale car elle « *peut impliquer des milliers de métadonnées partiellement corrélées* » [Devillers, 2004]. L'utilisation optimale des sources d'information requiert des techniques de visualisation appropriées [Göbel et Jasnoch, 2001]. Le système MUM répond à ces besoins en communiquant « *l'information sur la qualité de manière plus efficace et plus intuitive que les métadonnées traditionnelles* » [Devillers, 2004]. Pour ce faire, le système aide à identifier l'hétérogénéité de la qualité en offrant une visualisation spatiale de celle-ci et permet également la communication de la qualité sous la forme d'indicateurs [Devillers, 2004].

MUM est un système de support à la prise de décision qui aide les experts en qualité et les producteurs de données à se forger une opinion concernant la qualité interne et externe d'un jeu de données en fonction des besoins d'une application [Bédard *et al.*, 2002]. Ce système comporte plusieurs caractéristiques qui en font un outil de choix dans l'évaluation de la qualité [Bédard *et al.*, 2002; Devillers *et al.*, 2004; Devillers, 2004] :

- Il combine des caractéristiques d'un « Système d'Information Géographique » (SIG) et d'un « Spatial On Line Analytical Processing » (SOLAP).
- Il supporte plusieurs niveaux de granularité de l'information sur la qualité (détaillée à agrégée).
- Il permet l'exploration de la qualité grâce à des opérateurs d'analyse multidimensionnelle (forage, remontage, pivot, etc.).
- Il propose une interface intuitive et une navigation rapide grâce aux données qui sont agrégées *a priori*.
- Il utilise des tableaux de bord et des indicateurs pour communiquer l'information sur la qualité, provenant des sources d'information, à différents niveaux de détail.

- Il est basé sur le modèle QIMM, qui permet la gestion de l'information sur la qualité.

Le modèle QIMM étant à la base du système MUM, la prochaine section traitera ce sujet plus en détail.

2.4.1 Modèle QIMM

Comme il a été mentionné précédemment, le système MUM repose sur le modèle QIMM (*Quality Information Management Model*) développé par Devillers [2004]. Ce modèle transmet de l'information concernant la qualité des données géospatiales selon une structure OLAP qui permet la navigation dans les dimensions à différents niveaux de détails [Devillers, 2004]. Il est nécessaire de spécifier ici que MUM est en fait une instanciation d'une approche de gestion de la qualité grâce à la technologie SOLAP et que plusieurs variantes ou instanciations différentes peuvent être développées selon les besoins [Bédard et *al.*, 2004]. Étant au cœur du système MUM et, par choix méthodologique dans nos travaux, il est primordial de bien comprendre le fonctionnement de ce modèle.

Ce modèle repose sur deux dimensions : « Donnée analysée » et « Indicateur de qualité » (figure 1, chapitre 1). La définition de ces dimensions est très importante puisqu'elle détermine le sujet et la profondeur de l'analyse. Le modèle QIMM est évolutif et il n'est donc pas nécessaire de se limiter à ces deux dimensions. La section 3.3 porte sur une extension du modèle QIMM.

La dimension « Indicateur de qualité » permet à l'expert en qualité d'obtenir de l'information sur la qualité des données géospatiales, de manière générale ou détaillée, selon les niveaux de détail de la dimension. L'information sur la qualité est agrégée dans la hiérarchie de la dimension en commençant par les niveaux détaillés et en se terminant par les plus généraux [Devillers, 2004]. L'organisation de la dimension comporte des membres, appelés indicateurs (ex. l'exactitude), qui se situent à différents niveaux de détail. Lors de la conception de la dimension « Indicateur de qualité », il faut porter une attention particulière pour ne pas créer d'indicateurs inutiles. Afin d'être efficace, selon les travaux de Miller [1956], l'utilisateur du système MUM ne devrait visualiser que sept, plus ou moins deux, indicateurs simultanément car « *trop d'indicateurs noient l'information* » [Fernandez, 2003]. Dans le cadre de sa thèse,

Devillers a utilisé des indicateurs issus de la norme ISO 19113, comme par exemple la complétude et l'exactitude spatiale (figure 9). « *Les membres de cette dimension peuvent également fournir des informations quant aux aspects spatial (ex. l'exactitude spatiale), temporel (ex. l'exactitude temporelle) ou thématique (ex. l'exactitude d'attribut) de l'ensemble des données* » [traduction libre Devillers, 2004]. La dimension « Indicateur de qualité » n'est qu'une partie du modèle. Il faut maintenant la coupler avec la seconde partie du modèle, la dimension « Donnée analysée ».

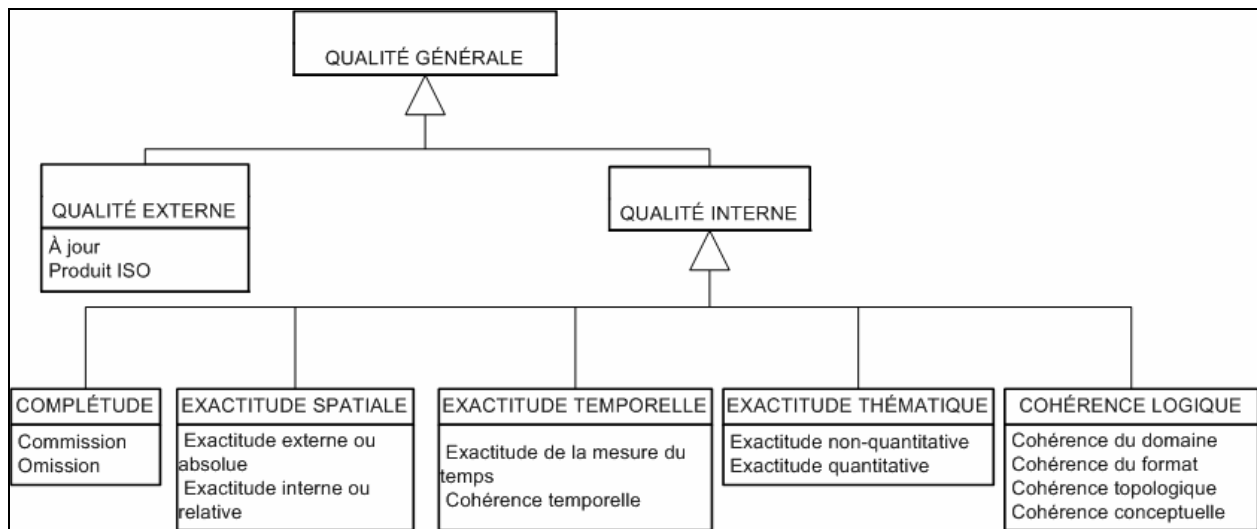


Figure 9. Indicateurs de qualité utilisés pour le prototypage de MUM par Devillers

La dimension « Donnée analysée » suit la structure présentée à la figure 10. Dans ce modèle, le niveau le plus détaillé auquel la qualité est associée est la primitive. « *Les autres niveaux de la hiérarchie de la dimension sont des agrégations des valeurs des primitives ou des données brutes si les informations étaient seulement disponibles aux niveaux plus généraux (ex. la qualité moyenne des lacs, sans information détaillée, comparativement à la qualité des lacs, pris individuellement)* » [traduction libre Devillers et al., 2004]. Telle que définie par [Bédard et al., 1996], et adaptée par Devillers [2004], cette dimension comprend les niveaux suivants :

- Primitive : Selon le ministère des Ressources naturelles et de la Faune du Québec [2007], une primitive est une « *unité minimale d'enregistrement de la géométrie d'un objet géographique définie selon une structure vectorielle.* » En fonction du logiciel ou de la norme adoptée, cette unité peut correspondre au point, à la ligne, à une surface, à un arc de cercle, etc. C'est la composition d'une ou de plusieurs primitives qui crée une

géométrie complète pour représenter une occurrence d'objet (ex. un polygone de parcelle cadastrale qui est composé de plusieurs lignes, chaque ligne étant définie par un minimum de deux points). Puisque les primitives qui forment les objets peuvent avoir été acquises à différentes époques ou à l'aide d'outils d'acquisition différents, la qualité pour une même occurrence d'objet peut être hétérogène [Devilleers, 2004].

- Occurrence d'objet : Ce niveau procure l'information sur la qualité spatiale ou sémantique d'une occurrence (ex. autoroute 20 ou Lac Champlain) du jeu de données.
- Attribut : Ce niveau renseigne sur la qualité relative aux attributs sémantiques, qualité liée à un attribut d'une classe d'objets (ou couche spatiale), étant une agrégation de la qualité des valeurs des primitives pour cet attribut (ex. qualité de l'attribut « navigable » des occurrences de la classe d'objets « Hydrologie » pour toutes les occurrences).
- Classe d'objets : Ce niveau informe sur la qualité sémantique et spatiale de toutes les primitives et les occurrences d'une même classe d'objets. La qualité est ainsi une valeur globale qui est normalement calculée à partir de l'agrégation de la qualité des primitives et des occurrences composant la classe d'objets (ex. obtenir la qualité globale pour toutes les routes à partir de la valeur de chaque route). Cette valeur peut également être directement stockée à ce niveau lorsque les niveaux inférieurs (primitive et occurrence) ne sont pas peuplés.
- Jeu de données : Ce niveau procure la qualité sémantique et spatiale de toutes les primitives, les occurrences et les classes d'objets composant le jeu de données. Comme pour le niveau de la classe d'objets, cette valeur globale est calculée à partir de l'agrégation des niveaux inférieurs (primitive et/ou occurrence et/ou classe d'objets). Un jeu de données peut être un feuillet cartographique comportant des routes, des rivières et des maisons.

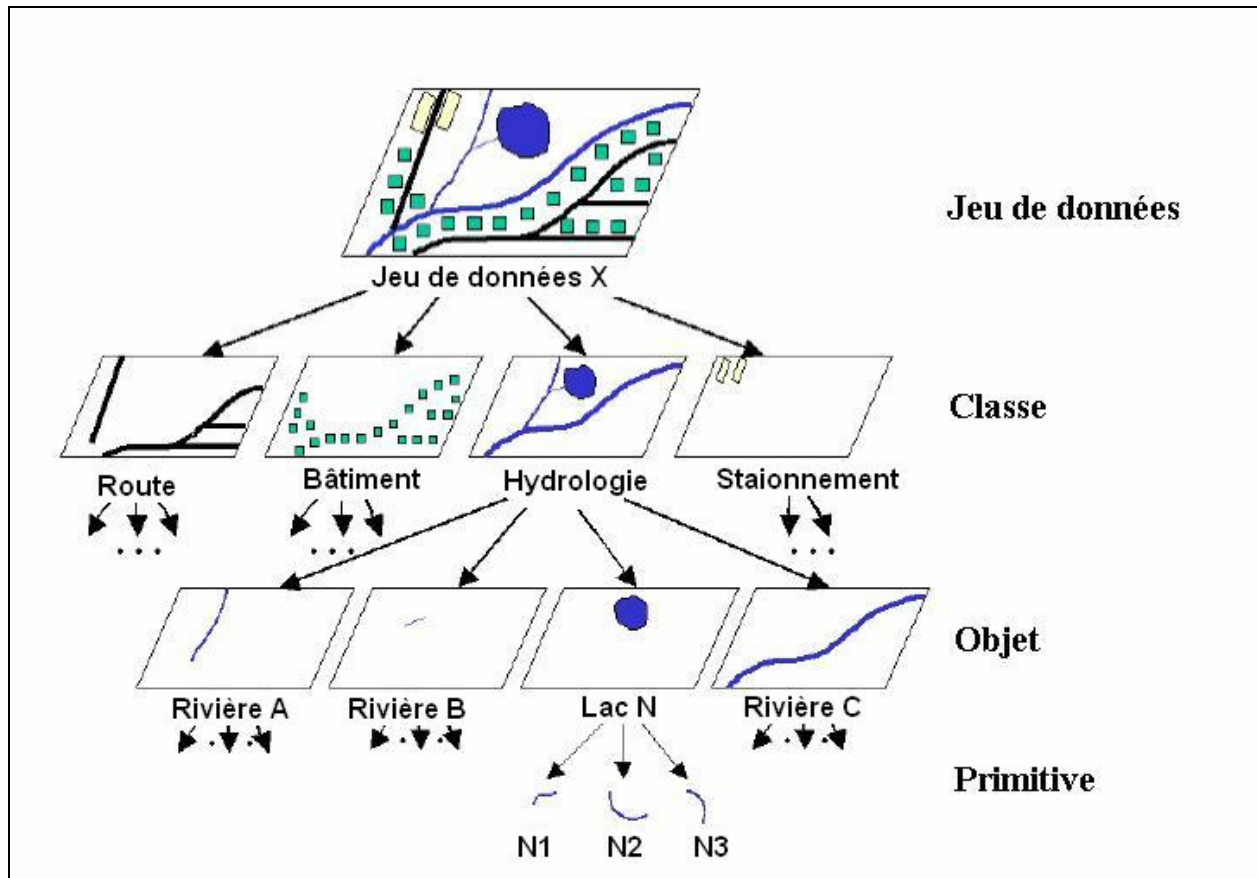


Figure 10. Exemple de la hiérarchie de la dimension « Donnée analysée » [Devilleers, 2004]

Cette structuration permet à l'utilisateur du système MUM de naviguer à sa guise le long des dimensions et ainsi obtenir des mesures à différents niveaux de détail. « *Le haut niveau de granularité potentiellement utilisé pour la qualité des informations dans le modèle QIMM (au niveau des primitives géométriques ou sémantiques) permet une analyse très poussée de la qualité des jeux de données* » [traduction libre Devillers, 2004]. Cependant, la puissance des analyses est souvent limitée par la disponibilité des sources d'information car en réalité, elles existent rarement à des niveaux assez détaillés [Hunter, 2001]. Ce mémoire a d'ailleurs comme objectif de déterminer si l'utilisation des opinions d'experts permettrait de pallier au manque de sources d'information détaillées. Le tout en étant réaliste en termes de coûts, de valeur ajoutée et du niveau de risque associé à l'utilisation des opinions d'experts.

Lors de la navigation, l'expert en qualité peut rapidement obtenir de l'information sur la qualité car la diffusion des indicateurs à l'aide des tableaux de bord permet de bien synthétiser et de bien diffuser l'information. Grâce aux indicateurs, les tableaux de bord permettent également

d'améliorer la connaissance et d'aider la prise de décision [Région laboratoire du développement durable, 2001].

2.4.2 Tableaux de bord

Selon Cérrutti et Gattino [1992], un tableau de bord se définit comme un « *outil de synthèse et de visualisation des situations décrites et des constats effectués par les indicateurs* ». Dans la littérature scientifique, l'analogie du tableau de bord automobile est souvent utilisée pour illustrer ce concept. Le tableau de bord nous renseigne sur certaines conditions d'une automobile comme par exemple la vitesse, le niveau d'essence, la pression des pneus. Les indicateurs composant le tableau de bord permettent donc au conducteur d'avoir accès facilement, rapidement et de manière conviviale à une multitude d'informations, à tout moment, sans avoir à connaître ou à comprendre les mécanismes à la base d'une automobile. L'intégration des indicateurs de qualité dans un tableau de bord, tel que proposé dans le système MUM, suit cette logique (figure 11). En tout temps, l'expert en qualité a accès à plusieurs indicateurs sur la qualité des données sans avoir à fouiller directement dans les mesures d'indicateurs associées à chaque donnée. De par sa forme visuelle, la lecture des résultats est facilitée, plus conviviale et permet de réagir plus rapidement qu'une présentation textuelle.

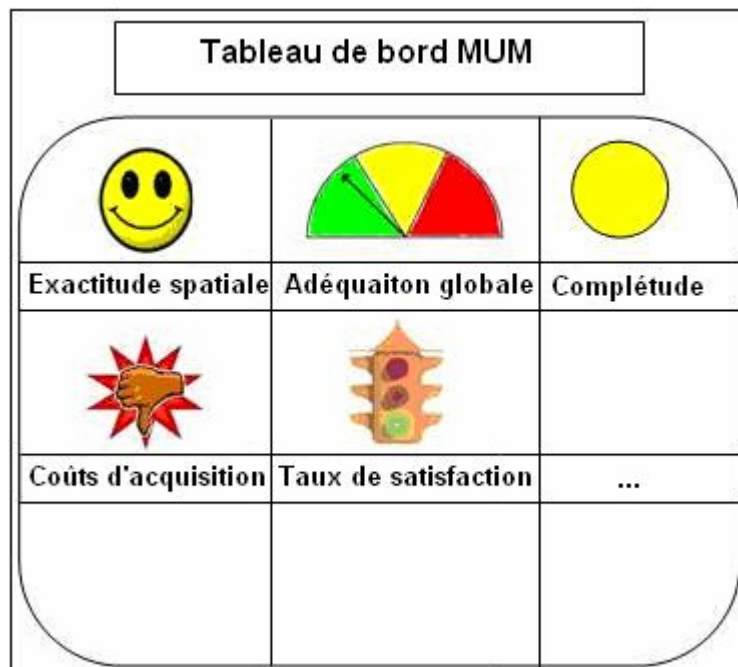


Figure 11. Exemple de tableau de bord extrait de l'application MUM adapté de [Devillers *et al.*, 2004]

Le tableau de bord permet de mesurer les écarts entre la réalité et une situation désirée [Aïm, 2004]. Par le fait même, il encourage le déclenchement de diverses actions pour répondre aux écarts observés. L'aspect le plus important du tableau de bord est sa capacité à informer l'expert en qualité des risques potentiels. En ayant accès en tout temps à des indicateurs pertinents et en étant informé des risques potentiels, il peut orienter le décideur qui est alors en mesure de prendre des décisions plus éclairées.

Les tableaux de bord partagent généralement les objectifs suivants [Devilleers, 2004] :

- Fournir des indicateurs en temps réel.
- Permettre aux utilisateurs de sélectionner les indicateurs pertinents à leur contexte ou de définir leurs propres indicateurs.
- Permettre aux utilisateurs de visualiser les indicateurs à différents niveaux de détail.
- Permettre aux utilisateurs de mettre des poids sur les différents indicateurs, en fonction de leur importance dans le contexte d'utilisation des données.
- Permettre la définition et la gestion des profils des utilisateurs.
- Offrir différentes représentations des indicateurs que les utilisateurs peuvent sélectionner.
- Activer des alarmes automatiquement lorsque certaines limites sont dépassées.

Dans un contexte géospatial, d'autres caractéristiques ont été identifiées par Devillers [2004] :

- Fournir des indicateurs en fonction de l'étendue spatiale visualisée.
- Offrir un mode de visualisation cartographique des indicateurs de qualité.

Par ailleurs, les tableaux de bord permettent également de communiquer de l'information à différents niveaux de détail. La définition de Voyer [1999] aborde d'ailleurs les concepts de niveaux de détail et de forage, concepts issus du monde multidimensionnel et à la base du système MUM. Selon cette définition, un tableau de bord est « *une façon de sélectionner, d'agencer et de représenter des indicateurs essentiels et pertinents, de façon sommaire et ciblée [...] fournissant à la fois une vision globale et la possibilité de forer dans les niveaux de détail.* »

L'utilisation des indicateurs et des tableaux a déjà prouvé leur efficacité dans plusieurs domaines. Dans le domaine de l'évaluation de la qualité, ils sont un excellent outil potentiel de

communication de l'information [Devillers, 2004]. Leur véritable valeur réside cependant dans l'exploitation que l'on en fait. Il faut bien comprendre que ces outils ne sont pas une finalité en soi et qu'il faut les utiliser de manière responsable [Cérrutti et Gattino, 1992]. Pour s'assurer d'obtenir des résultats optimaux, « *il est primordial de prendre soin de bien gérer le projet et d'adopter une démarche adaptée à la problématique de la prise de décision* » [Fernandez, 2005]. Dans le domaine de la géomatique, l'expert en qualité a la responsabilité de formuler des conseils concernant la qualité. Le devoir de l'expert, dans le cadre de l'audit, n'est pas de décider à la place de son client mais plutôt de synthétiser l'information disponible afin de bien le renseigner sur les risques associés à l'utilisation d'un jeu de données. L'expert en qualité peut dire si oui ou non le jeu de données est en adéquation avec les besoins de son client. Il revient cependant au client de prendre la décision finale, soit d'utiliser ou de ne pas utiliser le jeu de données.

2.5 Conclusion

Ce chapitre a présenté, à partir du modèle d'audit de la qualité, les différentes étapes nécessaires à l'évaluation de l'adéquation d'un jeu de données. Tout d'abord, l'évaluation de la qualité, i.e. l'audit, doit être réalisée par un expert en qualité. Du modèle d'audit, trois points ont été explorés en détail : les indicateurs, la collecte de l'information et la démarche scientifique.

Les indicateurs sont des outils qui permettent d'évaluer des critères. Dans notre contexte, les critères que nous désirons évaluer sont reliés à la qualité interne et externe. Les indicateurs de qualité ainsi que les caractéristiques à posséder pour en faire des indicateurs efficaces ont été présentés. Il a également été question de la hiérarchisation et de l'agrégation des indicateurs.

De l'aspect de la collecte d'information, nous retenons que la complexité de la métadonnée et son manque de détail oblige plus souvent qu'autrement l'expert en qualité à recueillir l'information sous la forme d'opinions d'experts. Cette opinion d'expert doit être manipulée avec soin en raison de l'incertitude et des biais qui y sont rattachés. L'expert en qualité devra donc s'appuyer sur les sources des énoncés lorsqu'il aura à traiter ce type d'information. Comme pour les indicateurs, des opérations d'agrégation seront nécessaires en présence de plusieurs opinions (ex. sélection, moyenne, nombre flou).

Le chapitre se termine avec la présentation du système MUM, développé par Devillers [2004], et le modèle QIMM sous-jacent. Le système, dans sa forme actuelle, est uniquement basé sur l'utilisation de sources d'information fine. Or, il est plutôt rare de disposer *a priori* de ce type d'information. Une nouvelle approche doit donc être élaborée afin que le système MUM soit plus viable dans un contexte réel. Cette approche est l'une de nos contributions originales et fait l'objet du chapitre suivant.

Lorsque l'expert en qualité évalue la qualité externe à l'aide des indicateurs de qualité, ceci lui permet d'informer son client des risques d'utilisation du jeu de données en fonction de ses besoins. Pour évaluer la qualité externe, l'expert se basera sur différentes sources d'information (métadonnées et/ou opinions d'experts). L'utilisation de plusieurs sources amènera un problème lors de leur agrégation : une source est-elle meilleure que les autres? Comment refléter la qualité des sources d'information? Etc. Le prochain chapitre sur la métaqualité (la qualité des sources d'information utilisées pour obtenir la qualité externe d'un jeu de données) tentera de répondre à ces questions.

Chapitre 3

De la méthode *top-down* à la métaqualité

Le chapitre deux a présenté l'état de l'art ainsi que les différentes facettes liées au processus d'évaluation de la qualité propre au projet de recherche. Comme il a été mentionné dans le chapitre, le système MUM a été instancié, jusqu'à maintenant, uniquement avec une méthode *bottom-up* supposant l'existence de métadonnées et/ou d'opinions d'experts au niveau des occurrences (i.e. métadonnées fines). Toutefois, il est plutôt rare de disposer de telles sources d'information (métadonnées et/ou opinions d'experts) pour des raisons de coûts ou de temps par exemple; c'est pourquoi nous proposons, dans ce troisième chapitre, une instanciation complémentaire du système MUM selon une méthode *top-down*. Par ailleurs, l'instanciation de cette méthode a fait surgir une nouvelle problématique en raison de l'intégration de sources d'information de qualité hétérogène dans le processus d'évaluation. Ceci a engendré, d'une part, l'extension du modèle QIMM afin d'y intégrer une dimension « Métaqualité » et d'autre part, la révision du mécanisme de représentation des indicateurs dans le système MUM afin d'y faire apparaître l'information sur la métaqualité.

3.1 Méthode *top-down*

Le système MUM développé par Devillers est basé sur une méthode *bottom-up* typique des applications OLAP, i.e. utilisant directement des sources d'information fine (au niveau des occurrences ou des primitives) pour obtenir de l'information grossière. En réalité, ces sources d'information sont rarement fournies à ce niveau de détail par les producteurs et elles sont rarement complètes. Ceci place l'utilisateur potentiel d'un jeu de données, i.e. le client de l'expert en qualité, face à un manque flagrant d'information fine, limitant ainsi le recours au processus d'évaluation de la qualité. Afin de pallier à ce manque d'information fine, nous proposons une méthode *top-down*. Cette méthode permet à l'expert en qualité de générer l'information fine à l'aide d'information plus globale telle que des métadonnées grossières et des opinions d'experts. L'information est qualifiée de grossière lorsque l'on pourrait la trouver à un niveau plus détaillé. Par exemple, l'exactitude spatiale au niveau de la classe d'objets est une

métadonnée grossière s'il est possible de trouver cette information à un niveau plus fin, comme celui des occurrences par exemple.

Le *top-down* et le *bottom-up* sont deux méthodes représentant deux instanciations totalement opposées du système MUM. En réalité, les instanciations se retrouveront généralement entre ces deux extrêmes, car il est possible d'utiliser conjointement les méthodes *top-down* et *bottom-up* pour obtenir et peupler les indicateurs nécessaires au fonctionnement du système MUM (figure 12). De la même manière, il faut bien comprendre qu'il n'est pas toujours nécessaire d'obtenir l'information la plus fine qui soit. Il faut plutôt s'assurer que l'information obtenue est utile au processus d'évaluation de la qualité.

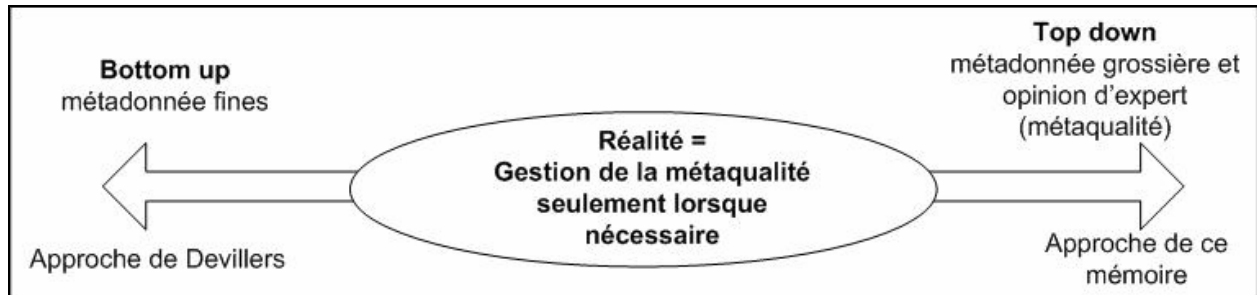


Figure 12. Axe d'instanciations de MUM en fonction du type de méthode

3.1.1 Génération de l'information fine (quatre scénarii)

La génération d'information fine par l'expert en qualité peut s'effectuer de différentes manières. À plusieurs occasions, il sera pertinent et voire nécessaire d'obtenir des opinions d'experts en plus des métadonnées traditionnelles. Face à un manque de métadonnées traditionnelles fines, quatre situations peuvent survenir (figure 13). Nous prenons comme exemple un besoin de métadonnées fines concernant l'exactitude spatiale afin d'illustrer chacun des cas possibles :

- **Cas A** : La métadonnée traditionnelle grossière est complète et de bonne qualité. Elle est directement applicable aux niveaux inférieurs. Prenons l'exemple de la date de saisie des bâtiments. La métadonnée, disponible uniquement pour la classe d'objets, nous indique que l'ensemble des occurrences de cette classe d'objets ont été saisies en 1999. À première vue, ceci est une métadonnée grossière car elle est associée à la classe d'objets. Après quelques recherches, l'expert en qualité

découvre que pour le secteur d'étude, la date de saisie est la même pour toutes les occurrences de cette classe d'objets. Cette information n'a pas été associée directement aux occurrences car le producteur ne gère tout simplement pas les métadonnées à ce niveau de détail. Dans ce cas, il s'agit d'une situation où **l'incertitude est faible**. L'incertitude est faible car selon les recherches de l'expert, toutes les occurrences de la classe d'objets ont été saisies de la même manière (même personne, même jour, même instrument). L'incertitude discutée ici n'est pas en fonction des besoins du client de l'expert en qualité. Dans ce cas, l'incertitude est seulement rattachée à la génération des métadonnées fines, i.e. à des niveaux plus détaillés, à l'aide des métadonnées grossières.

- **Cas B ou C** : La métadonnée traditionnelle grossière ne peut être propagée directement aux niveaux inférieurs. Il est donc nécessaire d'obtenir de l'information complémentaire, comme une opinion d'expert par exemple, afin de propager adéquatement les métadonnées.
 - **Cas B** : La métadonnée traditionnelle grossière est complète mais n'est pas directement applicable à toutes les occurrences des niveaux inférieurs. L'opinion d'expert servira alors à clarifier les ambiguïtés. Par exemple, supposons que la métadonnée stipule que l'exactitude spatiale pour les bâtiments d'un secteur est de 25 mètres en milieu rural et de 15 mètres en milieu urbain et que cette métadonnée se situe au niveau de la classe d'objets. Il serait donc avisé de faire appel à un expert pour départager les éléments se situant en milieu rural de ceux situés en milieu urbain pour leur associer une valeur d'exactitude correspondante. Dans ce cas, l'expert ne fournit pas de nouvelles valeurs d'exactitude mais seulement une classification des occurrences. On parle ici d'une **incertitude moyenne** car la métadonnée est complète et de bonne qualité, mais trop générale.
 - **Cas C** : La métadonnée traditionnelle grossière est incomplète ou de mauvaise qualité. Ici, l'opinion d'expert sert à enrichir ou à valider la métadonnée existante. Un exemple de métadonnée grossière incomplète pourrait être une mise à jour géométrique (modification de l'exactitude spatiale) sur la classe d'objets bâtiments sans que la métadonnée elle-

même soit mise à jour. Une métadonnée grossière de mauvaise qualité pourrait quant à elle être une métadonnée rattachée à l'utilisation d'un instrument de mesure que l'on sait aujourd'hui comme étant de bien plus mauvaise qualité par rapport à ce que l'on pensait auparavant. On parle ici d'**incertitude élevée** car la qualité même de la métadonnée est mise en cause.

- **Cas D** : Il y a absence de métadonnée traditionnelle grossière. L'expert en qualité ne possède aucune donnée concernant l'exactitude spatiale des bâtiments. Il est donc nécessaire d'avoir recours à une ou plusieurs opinions d'experts afin de combler ce manque d'information. Il s'agit d'une situation d'**ignorance** car aucune métadonnée traditionnelle n'est disponible.

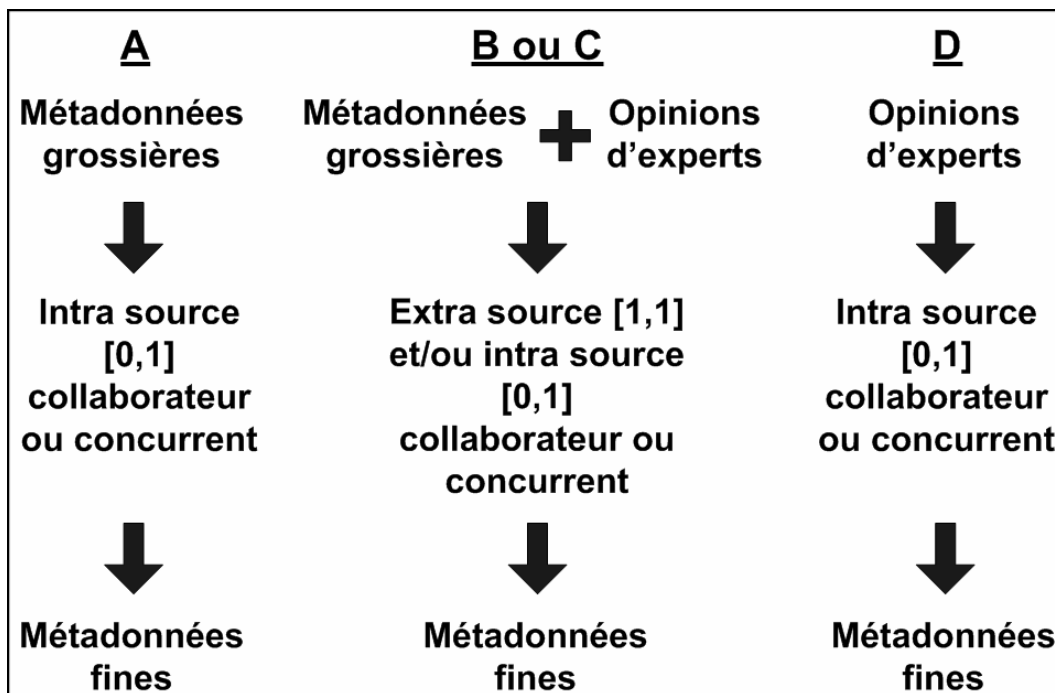


Figure 13. Génération des métadonnées fines

Dans notre méthode, les sources d'information à comparer peuvent être de deux types : métadonnées et opinions d'experts. La comparaison « extra-sources » (cas B et C) signifie que l'on compare des informations de différents types (métadonnées et opinions d'experts). Une comparaison « intra-source » signifie que l'on compare des informations de même type : métadonnées entre elles, opinions d'experts entre elles (cas A et D).

Les cardinalités servent à indiquer s'il y a présence d'interaction entre les sources d'information. Par exemple, s'il n'y a qu'une seule source d'information, la cardinalité sera de 0 alors qu'elle sera de 1 en présence de plusieurs sources. Lorsqu'il y a plus d'une source d'information, il faut déterminer si on désire en garder une seule en la validant à l'aide des autres (ex. dans le domaine juridique, avoir plus d'un témoin pour corroborer l'alibi d'un suspect), ou bien les manipuler pour en extraire une nouvelle information (ex. faire la moyenne de l'opinion de trois experts concernant le pourcentage d'erreurs d'omission présentes dans un jeu de données). Donc, l'interaction entre les différentes sources d'information peut se faire en collaboration ou en concurrence (figure 13). On parle de collaboration lorsque l'interaction entre les métadonnées et/ou les opinions d'experts permet de préciser ou de valider une source d'information déjà existante (convergence des informations). Ceci permet d'augmenter la fiabilité de cette source. La concurrence intervient lorsque l'interaction entre les métadonnées et/ou les opinions d'experts permet de définir une nouvelle valeur pour la source d'information (divergence des informations). Dans ce cas, lorsque possible, on confronte les sources pour en extraire un nouveau résultat.

Voici quelques exemples pour illustrer la méthode :

- **Une (1) seule source de métadonnées** : Il y a présence d'une source unique d'information qui est de type « métadonnée ». Il s'agit donc du **cas A** où aucune interaction n'est possible (**intra-source [0]**).
- **Deux (2) sources de métadonnées (convergentes) et deux (2) sources d'opinions d'experts (convergentes entre elles et convergentes avec les métadonnées)** : D'abord, le fait d'avoir deux types de sources d'information (métadonnées et opinions d'experts) nous situe dans les **cas B ou C**. De plus, le fait d'avoir plus d'une source de chaque type engendre des comparaisons **intra-sources (intra-source [1])** qui sont de type **collaborateur** puisque les informations de même type convergent entre elles. Finalement, l'interaction entre les différents types de source (**extra-source [1]**) se fait également en collaboration puisque les valeurs convergent.
- **Une (1) source de métadonnées et une (1) source d'opinions d'experts qui divergent** : À l'instar du cas précédent, il y a présence de deux types d'information (cas B ou C). Toutefois, il n'y a qu'une seule source d'information pour chaque type. Ainsi, aucune

interaction entre informations de même source n'est possible (**intra-source [0]**). La comparaison entre les deux types d'information (**extra-source [1]**) est qualifiée de **concurrente** puisque les valeurs divergent.

- **Deux (2) sources divergentes d'opinions d'experts :** La nature des informations présentes nous situe dans le **cas D**. Puisque les valeurs des opinions divergent l'une de l'autre, l'interaction (**intra-source [1]**) sera qualifiée de **concurrente**. Une nouvelle valeur sera donc extraite de ces opinions d'experts.

Le développement de la méthode *top-down* a cependant fait surgir une seconde problématique; l'utilisation d'information plus globale afin de générer de l'information fine exige de recourir à plusieurs sources pouvant avoir des niveaux de fiabilité hétérogènes (ex. une métadonnée provenant d'un producteur ayant fait ses preuves et l'opinion d'un expert ayant déjà fait face à son comité de déontologie à plusieurs reprises pour manquement à l'éthique). L'utilisation de métadonnées grossières et d'opinions d'experts pour générer des métadonnées fines comporte des risques. La mise en commun de ces sources d'information hétérogènes quant à leur qualité peut amener une nouvelle forme d'ambiguïté et d'incertitude dans le processus d'évaluation de la qualité. L'utilisation du concept de métaqualité permet alors de réduire la présence de ces éléments indésirables à l'intérieur du processus d'évaluation.

3.2 Métaqualité

Obtenir la qualité d'une chose, d'un concept, d'une donnée n'est pas une mince affaire. Il faut jongler avec plusieurs informations provenant de sources hétérogènes dont on ne peut évaluer facilement la véracité et qui peuvent, en plus, être en contradiction. Par exemple, prenons le cas où une personne désire déterminer quelle voiture entre une Honda Accord et une Chevrolet Malibu est de meilleure qualité. Pour ce faire, l'analyse doit reposer sur les sources d'information disponibles. Il y a les manuels de l'auto, la « Canadian Automobile Association », les concessionnaires, les garagistes, le beau-frère, etc. On peut difficilement affirmer que la qualité de chacune de ces sources d'information est équivalente, mais comment la déterminer? Le concept de métaqualité permet de gérer en partie cette ambivalence dans la manipulation des sources d'information. La métaqualité est en fait la qualité de la donnée utilisée pour déterminer

la qualité d'une chose, d'un concept ou d'une autre donnée. C'est similaire au concept de méta-incertitude (incertitude sur l'incertitude) introduit par Bédard [1986].

Il en est de même pour la qualité des données géospatiales. Il serait utopique et même imprudent d'assumer que toutes les informations concernant la qualité ont la même fiabilité. En réalité, deux sources d'information, comme les opinions de deux experts par exemple, auront nécessairement une fiabilité différente en raison de la compétence ou de l'expérience de chacun d'eux. De plus, il pourrait être utile dans certains cas d'intégrer de l'information provenant de sources de moins bonne qualité si aucune autre information n'est disponible. Pour gérer cette différence dans la fiabilité des sources d'information, il est impératif d'avoir des outils efficaces et une méthode permettant d'évaluer le degré de confiance de l'expert en qualité des données par rapport au processus d'évaluation de la qualité. Ce degré de confiance est déduit à l'aide de la métaqualité qui est en fait la qualité de l'information que l'on a sur la qualité [Hangouët, 2005].

En d'autres termes, dans le contexte du système MUM, le concept de métaqualité permet de quantifier le risque lié à l'imperfection de l'information (métadonnée et opinion d'expert) utilisée dans le cadre de l'évaluation de la qualité. On peut donc en déduire que la métaqualité permet de quantifier le risque lié à l'imperfection de l'information contenue dans les indicateurs de qualité. La métaqualité est donc une mesure plus ou moins subjective du degré de confiance qu'a l'expert en qualité envers son information, et elle sera traitée grâce aux **indicateurs de métaqualité**. Ceux-ci permettent donc d'évaluer la qualité de la valeur des indicateurs de qualité [Wang *et al.*, 1993].

3.2.1 Indicateurs de métaqualité

À l'instar des indicateurs de qualité, développés par Devillers [2004] (figure 9, chapitre 2), qui permettent d'évaluer la qualité externe (*fitness for use*) d'un jeu de données, les indicateurs de métaqualité effectuent le même travail mais pour les indicateurs de qualité. Ces nouveaux indicateurs (figure 14) ont été intégrés dans le système MUM afin de déduire la métaqualité et ainsi permettre à l'expert de déterminer la fiabilité d'un indicateur de qualité. En fait, ces indicateurs sont à la qualité, ce que les métadonnées sont aux données.

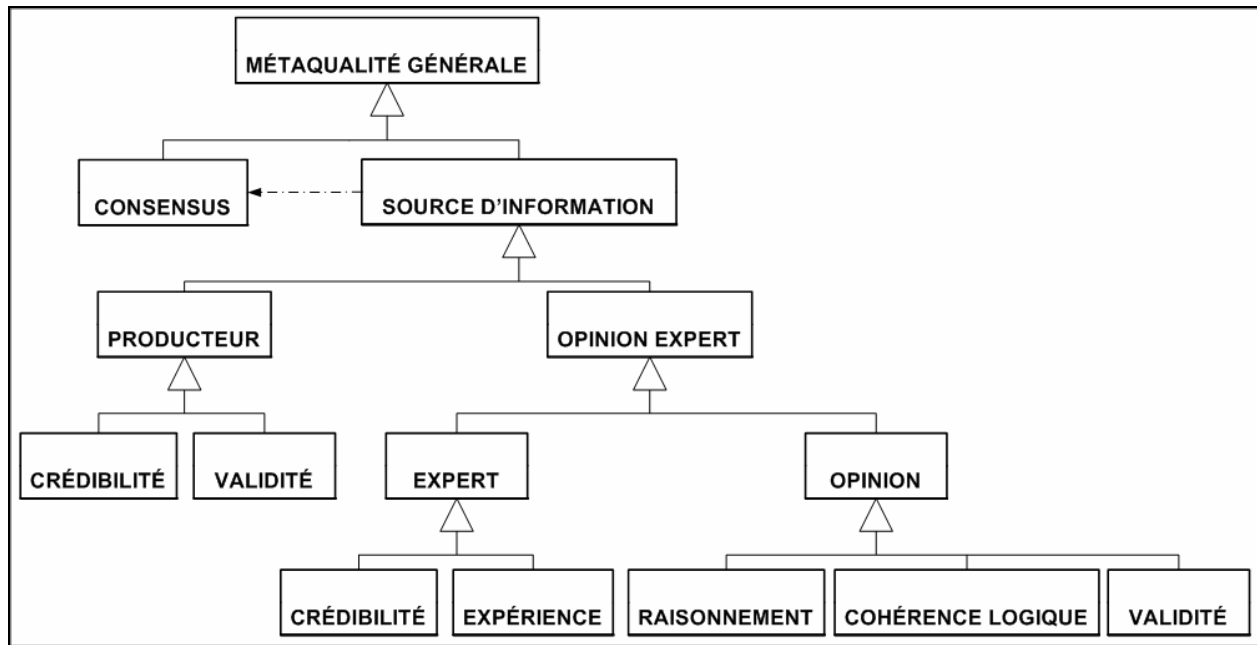


Figure 14. Hiérarchie de la dimension « Métaqualité »

La hiérarchie complète des indicateurs de métaqualité sera associée à chaque indicateur de qualité. Ceci aura comme effet d'augmenter considérablement le peuplement des indicateurs. C'est pour cette raison qu'il faut choisir judicieusement les indicateurs de métaqualité à développer.

La valeur globale de fiabilité (métaqualité générale) est obtenue par l'agrégation des indicateurs qui sont sous-jacents à cette valeur (figure 14). C'est cette dernière qui permet à l'expert de rapidement obtenir le degré de confiance qu'il a attribué à la donnée. Cette dimension comporte cinq niveaux et 13 indicateurs :

- **Consensus** : Cet indicateur permet de déterminer par rapport à des intervalles entre les valeurs de l'indicateur de qualité fixés *a priori*, si les métadonnées et les opinions d'experts utilisées pour calculer l'indicateur de qualité abondent dans le même sens. Un consensus fort combiné à un nombre élevé de métadonnées et d'opinions d'experts peut être interprété comme un signe de fiabilité.

L'indicateur de consensus peut prendre une valeur comprise dans l'intervalle de 0 à 1. Une valeur de 1 permet d'éliminer l'influence de l'indicateur, tandis qu'une valeur qui tend vers 0 dégrade la métaqualité générale. Ceci est dû au fait que la métaqualité générale est le produit de

l'indicateur « Consensus » et de l'indicateur « Source d'information ». Dans un contexte réel, cet indicateur ne prendra que rarement une valeur de 0, qui signifierait que l'expert en qualité n'a pas trouvé de consensus entre les données. Le cas échéant, il devrait alors soit réduire, soit augmenter le nombre de sources pour tenter d'obtenir un degré de consensus acceptable. Par exemple, si deux sources sont très divergentes, il serait approprié que l'expert en qualité en écarte une, car comme il a été stipulé à la section 2.3.4, il « *est rarement approprié de combiner des opinions d'expert divergentes* » [Keith, 1996].

- **Source d'information** : Cet indicateur concerne la métaqualité associée aux sources d'information. Il regroupe les métadonnées provenant du producteur et les opinions d'experts.
 - **Producteur** : Il est ici question des métadonnées proprement dites, c'est-à-dire celles fournies par le producteur, quel que soit leur format de diffusion. Cet indicateur est subdivisé en deux : la crédibilité et la validité.
 - La crédibilité sert à déterminer si une chose mérite d'être crue. Appliquée à une source d'information, la crédibilité est composée de la compétence et de la fiabilité (les antécédents professionnels) [Le Petit Robert, 2004].
 - La validité est, toujours selon Le Petit Robert [2004], quant à elle, le degré avec laquelle une représentation est conforme au concept que l'on désire mesurer. Ces indicateurs sont calculés selon une échelle ordinale allant de 1 à 5 (1 étant faible et 5 élevé).
 - **Opinion d'expert** : L'opinion d'expert est la généralisation en une seule instance de deux concepts : un expert et une opinion. Il faut donc être en mesure de les évaluer de manière indépendante.
 - **Expert** : Cet indicateur sert à déterminer la crédibilité et l'expérience de l'expert lui-même. L'évaluation de la crédibilité est effectuée selon les mêmes critères que les métadonnées provenant du producteur (compétence et fiabilité). L'expérience est également un facteur important car, théoriquement, plus un expert a de l'expérience dans un domaine précis, plus il maîtrise le sujet et plus il a de chances de fournir une opinion juste et réaliste. Ces indicateurs sont calculés selon une échelle ordinale allant de 1 à 5 (1 étant faible et 5 élevé).

- **Opinion** : Pour calculer la métaqualité de l'opinion en elle-même, on utilise trois indicateurs : le raisonnement, la cohérence logique et la validité. L'indicateur « raisonnement » repose sur l'évaluation des types de raisonnement utilisés par l'expert pour soutenir son opinion professionnelle. Par exemple, une information ou un énoncé qui repose sur une intuition n'a pas la même force probante qu'une autre basée sur une déduction par exemple. L'évaluation des types de raisonnement permet donc d'évaluer le niveau d'incertitude associé à l'opinion émise. La cohérence sert à évaluer la démarche scientifique utilisée par l'expert pour émettre son opinion. Elle permet de déterminer si les résultats exprimés et les moyens utilisés pour les atteindre sont reliés à la problématique de départ sans être contradictoires. Un exemple simple d'incohérence serait par exemple d'utiliser des métadonnées version 2 pour évaluer des données dont la version est rendue à 3. Pour terminer, comme dans le cas de la métadonnée, on évalue la validité de l'opinion. L'expert lui-même est alors appelé à exprimer la validité de sa propre opinion. Il doit fournir le degré de confiance qu'il a à l'égard de la validité de son opinion. Par exemple, l'expert peut être certain à 80 % que son opinion reflète bel et bien le phénomène à évaluer. Ces indicateurs sont calculés selon une échelle ordinale allant de 1 à 5 (1 étant faible et 5 élevé).

Les indicateurs qui sont calculés sur une échelle de 1 à 5 (i.e. métadonnée et ses descendants) servent principalement à noter la fiabilité des sources d'information, alors que les indicateurs qui sont calculés sur une échelle de 0 à 1 (Consensus et Confiance) servent plutôt à dégrader cette fiabilité si l'agrégation des sources amène certaines problématiques. Toutes les valeurs pour ces indicateurs sont peuplées ou obtenues grâce à l'agrégation d'indicateurs de plus bas niveaux. Dans le premier cas, le peuplement s'effectue suite à la prise de mesures.

3.2.2 Mesures des indicateurs de métaqualité

La prise de mesures est essentielle dans le processus de peuplement des indicateurs. Par exemple, la valeur d'un indicateur sur la qualité de l'air pourrait être mesurée grâce au nombre de particules d'agents polluants par litre d'air. Le tableau qui suit présente des exemples de mesures permettant de peupler les indicateurs de métaqualité. Il est important de mentionner que les mesures et leur valeur connexe pour indiquer une bonne métaqualité sont propres à chaque processus d'évaluation de la qualité fait à partir du système MUM. Par le fait même, il n'y a ni bonnes, ni mauvaises valeurs pour les mesures. Le tout dépend seulement des besoins spécifiques et des tolérances à l'incertitude propres à chaque analyse.

Indicateurs	Exemple de mesures
Consensus	<ul style="list-style-type: none">• Nombre de métadonnées totales utilisées, qu'elles soient convergentes ou divergentes• Taux de concordance entre les métadonnées
Producteur/Crédibilité	<ul style="list-style-type: none">• Nombre de plaintes déposées contre ce producteur à l'Office de la protection du consommateur• Nombre de réalisations• Compétence de son personnel• Fiabilité de ses produits
Producteur/Validité	<ul style="list-style-type: none">• Instrument de mesure (fidélité, validité)• Validité du contenu• Processus de contrôle de qualité interne
Expert/Crédibilité	<ul style="list-style-type: none">• Appartenance ou non à un ordre professionnel• Taux d'opinions qui se sont révélées non valides
Expert/Expérience	<ul style="list-style-type: none">• Nombre d'années d'expérience• Nombre d'années d'expérience en lien étroit avec l'indicateur
Opinion/Raisonnement	<ul style="list-style-type: none">• Type de raisonnement
Opinion/Cohérence	<ul style="list-style-type: none">• Cohérence de la pensée

Opinion/Validité	<ul style="list-style-type: none"> • Instrument de mesure (fidélité, validité) • Validité du contenu • Confiance de l'expert envers son opinion
------------------	--

Tableau 3. Exemples de mesures pour les indicateurs de métaqualité

Les mesures n'ont pas à être exclusivement quantitatives. Elles peuvent prendre la forme d'un texte ou d'une échelle ordinale par exemple. Elles serviront, une fois agrégées par l'expert en qualité, à peupler un indicateur de métaqualité. Avant de tenter d'utiliser une mesure associée à un indicateur, l'expert en qualité devra déterminer si le coût d'acquisition de la mesure en vaut la peine.

Afin de mieux illustrer ces derniers concepts, prenons l'exemple d'un expert en qualité des données qui désire déterminer la qualité externe d'un jeu de données. Supposons que parmi ses indicateurs, il a l'« Exactitude spatiale ». Pour en évaluer la métaqualité, il appliquera la hiérarchie complète présentée à la figure 14 à cet indicateur de qualité. Supposons également qu'au départ, l'expert possède comme sources d'information la métadonnée provenant du producteur ainsi qu'une opinion d'expert provenant d'un utilisateur institutionnel. Il doit maintenant, à partir de ces informations, déterminer la métaqualité de l'exactitude spatiale. Les indicateurs à peupler ainsi que les mesures utilisées sont présentés à la figure 15. Une fois que l'expert en qualité a assigné des valeurs aux indicateurs qu'il désire peupler, il ne lui reste qu'à déterminer la méthode d'agrégation qu'il désire utiliser pour obtenir la valeur de la métaqualité générale. Dans la figure 15, la moyenne simple de la valeur des indicateurs est la méthode d'agrégation utilisée pour obtenir la valeur des indicateurs de niveau supérieur.

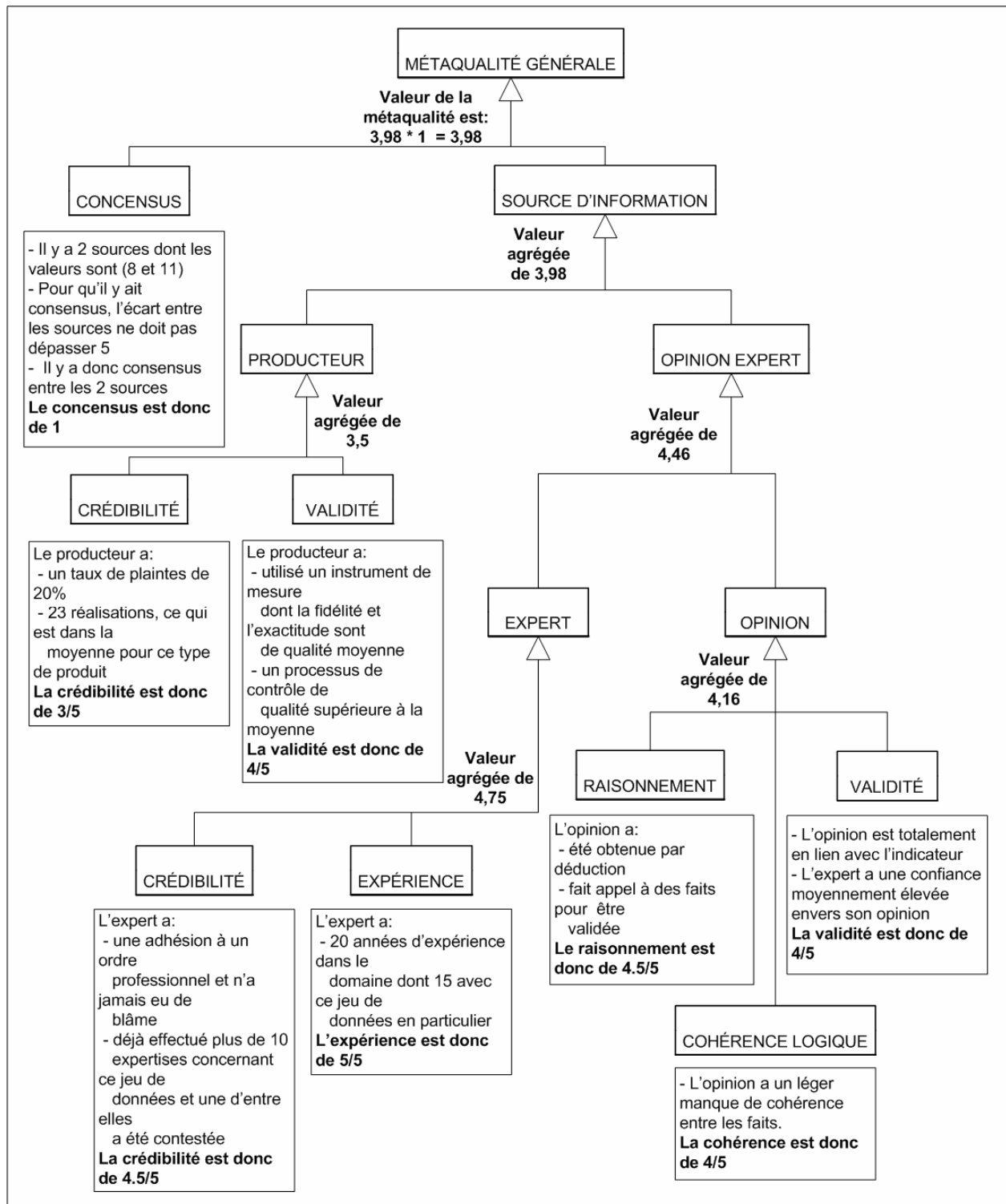


Figure 15. Exemples de mesures des indicateurs

Les mesures utilisées pour peupler les indicateurs de métaqualité ainsi que la méthode agrégative sont subjectives et peuvent différer selon les applications et les experts en qualité. Pour ces raisons, il est préférable de bien documenter cette étape. Pour effectuer cette tâche, il est possible

d'avoir recours aux capacités hypermédias du SOLAP. Par exemple, lorsque l'expert en qualité navigue dans l'instanciation du système MUM dans la dimension « Métaqualité générale » au niveau de l'indicateur « Expérience » sous l'indicateur « Expert », celui-ci pourrait, à l'aide des capacités hypermédias avoir accès directement au curriculum vitæ de l'expert qui a fourni son opinion. Ceci permet de déterminer plus facilement pourquoi l'expert en qualité a attribué une telle valeur à cet indicateur.

Maintenant que le concept de métaqualité a été défini et modélisé à l'aide d'une hiérarchie d'indicateurs, il est nécessaire de l'intégrer au système MUM développé par Devillers [2004].

3.3 Modèle QIMM étendu (E-QIMM)

Le *Quality Information Management Model (QIMM)* développé par Devillers est composé de deux axes représentés par les dimensions « Données » et « Indicateurs de qualité ». Ce modèle en deux dimensions permet d'effectuer efficacement l'évaluation de la qualité externe d'un jeu de données. Cependant, l'ajout de l'aspect de la métaqualité oblige à revoir le modèle existant.

C'est dans cette optique que le E-QIMM (*Extended Quality Information Management Model*) a été développé (figure 16). L'objectif de ce modèle est de permettre la gestion de la métaqualité tout en conservant les fonctionnalités de bases du QIMM. Ceci a été fait grâce à l'ajout d'une troisième dimension, la métaqualité. L'avantage de limiter le modèle à trois axes est de permettre la représentation graphique. L'apprentissage du fonctionnement du modèle en est ainsi grandement facilité. Les capacités de navigation dans ce modèle sont les mêmes que dans la version précédente, à la différence près que la navigation s'effectue en trois dimensions pour permettre la représentation de la métaqualité. Pour bien comprendre le modèle, la section qui suit présente un exemple d'analyse.

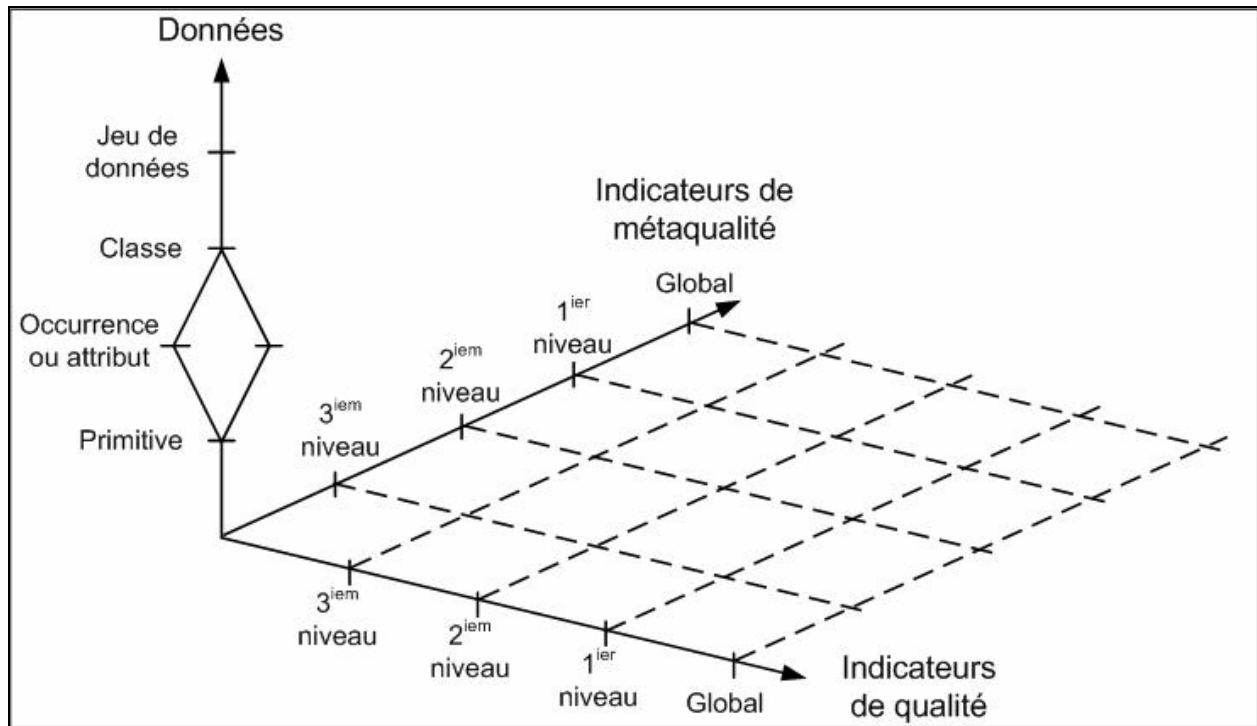


Figure 16. Modèle E-QIMM

Voici un exemple d'analyse. Les dimensions « Données » et « Indicateurs de qualité » ont été présentées au chapitre 2 tandis que la dimension « Indicateurs de métaqualité » a été présentée à la figure 16. L'analyse consiste principalement à déterminer la qualité externe d'un jeu de données. Lors de cette analyse, l'utilisateur du système MUM sera également en mesure d'évaluer la métaqualité, i. e. la qualité de cette qualité externe (figure 17).

1. Début de l'analyse. L'expert en qualité se situe au niveau supérieur (global) des dimensions « Données », « Indicateurs de qualité » et « Indicateurs de métaqualité ».
2. Supposons que la valeur globale associée à la métaqualité soit moyenne et que l'expert en qualité désire en connaître la cause. Il peut premièrement forer dans la dimension « Indicateurs de métaqualité » pour obtenir la valeur d'un indicateur de premier niveau, tel que « Source d'information ».
3. À partir du niveau « Jeu de données » de la dimension « Données », l'expert en qualité peut également forer pour obtenir cette même information (i.e. indicateur de qualité = global, et indicateur de métaqualité = source), mais pour une classe d'objets spécifique telle que « Réseau routier ».

4. Supposons que l'expert en qualité soit intéressé à l'exactitude de cette dernière classe d'objets. Il lui suffit de forer dans la dimension « Indicateurs de qualité » afin d'avoir accès aux indicateurs de premier niveau, tel que « Exactitude ».
5. L'expert en qualité peut ensuite s'assurer de la fiabilité des opinions d'experts en forant dans la dimension « Indicateurs de métaqualité » pour passer du premier niveau « Source d'information » au second niveau « Opinion d'experts » et ainsi valider ou non la fiabilité des opinions d'experts.
6. Supposons que l'opinion d'expert est fiable, l'expert en qualité voudra alors déterminer si les métadonnées provenant du producteur pourraient être la cause de la valeur moyenne associée à la métaqualité. L'expert en qualité décide donc de forer latéralement dans la dimension « Indicateurs de métaqualité » pour obtenir la valeur de l'indicateur de second niveau « Producteur ». À noter qu'aucun déplacement n'est visible à la figure 17 puisqu'un forage latéral n'implique pas de changement du niveau de détail.
7. La valeur de l'indicateur de second niveau « Producteur » dans la dimension « Indicateurs de métaqualité » étant mauvaise, l'expert décide alors de forer une fois de plus afin d'obtenir la valeur de l'indicateur de troisième niveau « Validité ».
8. Supposons finalement que la valeur de cet indicateur soit très basse. À l'aide des capacités hypermédias, l'expert peut avoir accès aux documents utilisés pour définir la valeur de cet indicateur. Il pourrait ainsi découvrir que le producteur a utilisé des instruments de mesure peu fiables lors de la saisie, et qu'il n'y a pas eu de contrôle de qualité.

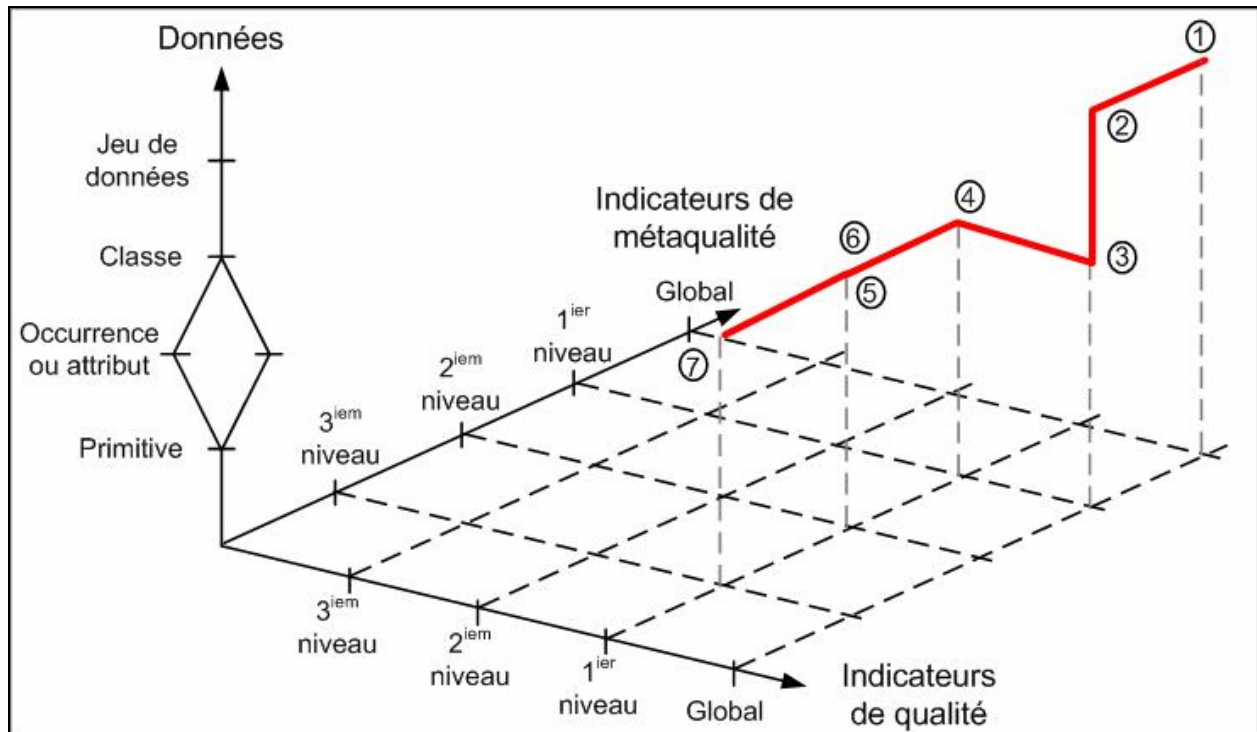


Figure 17. Exemple de navigation dans le modèle E-QIMM

Cet exemple simple illustre bien les capacités de navigation et d'interrogation du E-QIMM. Grâce aux opérations de forage, de forage latéral et de remontage, la navigation à l'intérieur du modèle permet à l'utilisateur du système MUM d'obtenir rapidement l'information nécessaire à une prise de décision éclairée.

3.4 Implantation du E-QIMM

Avant de procéder à l'implantation du modèle E-QIMM, il est nécessaire de déterminer la méthode d'implantation des différentes dimensions. Cette étape est primordiale car elle influencera l'étape de la modélisation multidimensionnelle qui permettra ensuite de passer d'un modèle conceptuel à une structure physique. La technologie SOLAP supporte principalement deux approches pour l'implantation des dimensions, soit une approche combinée ou indépendante.

La combinaison de dimensions consiste à regrouper à l'intérieur d'une même structure un ensemble de dimensions indépendantes. Dans le cadre de ce projet, la combinaison vise à intégrer les différents aspects de la métaqualité dans une seule dimension. Ainsi, la hiérarchie

sera identique à celle utilisée lors de la modélisation. Un des avantages principaux de ce type d'implantation est de restreindre la navigation à des combinaisons prédéfinies. De plus, la navigation est également simplifiée car il y a moins de dimensions à manipuler. Le désavantage d'avoir une seule dimension touche également la navigation qui peut devenir complexe si la structure des données n'est pas adéquate. En fait, si un expert en qualité doit choisir un seul élément parmi la combinaison, ceci implique qu'il doit exclure explicitement les autres valeurs, rendant ainsi la navigation moins fluide (figure 18).

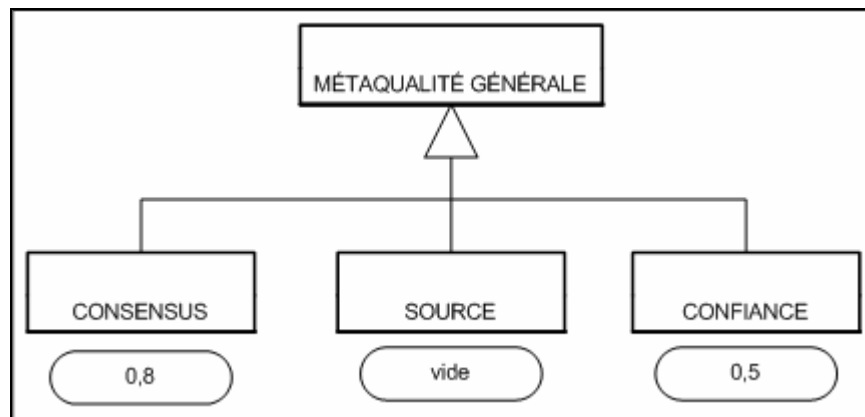


Figure 18. Combinaison de dimensions

Dans l'exemple de la figure 18, l'expert en qualité désire visualiser les données ayant un consensus de 0,8 et une confiance de 0,5. Pour ce faire, il doit sélectionner ces valeurs dans les membres « Consensus » et « Confiance » et explicitement mettre à vide le membre « Source ». La métaqualité générale restera la même si le membre « Source » est vide, car elle est calculée à partir de tous les membres de la dimension.

L'utilisation de dimensions indépendantes permet d'effectuer des croisements entre les membres de ces dimensions. Cette flexibilité permet à l'expert en qualité d'effectuer rapidement et facilement une infinité de combinaisons entre les dimensions. En fonction de l'objectif de l'application SOLAP, cette flexibilité peut toutefois avoir comme inconvénient d'embrouiller l'expert en qualité en augmentant considérablement le nombre permis d'analyses. Avant de faire un choix, il est donc important de déterminer l'objectif de la dimension et de peser le pour et le contre des différentes solutions (figure 19).

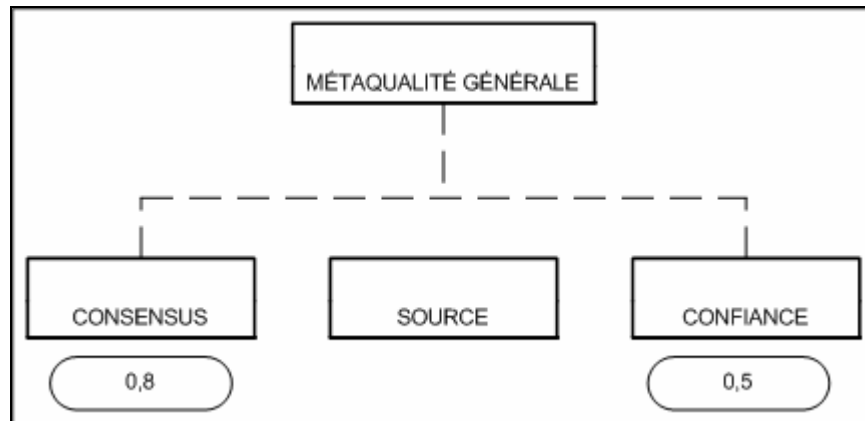


Figure 19. Dimensions indépendantes

Dans l'exemple de la figure 19, l'expert en qualité qui désire combiner les membres « Consensus » et « Confiance » n'aurait pas à se préoccuper du membre « Source ». Ici, le calcul de la métaqualité ne se ferait qu'avec les valeurs contenues dans les membres « Consensus » et « Confiance » en faisant abstraction du membre « Source ».

Le choix du type de dimension est donc crucial car il influencera le reste du processus d'évaluation de la qualité. De simples questions peuvent aider la réflexion, par exemple : Est-ce que l'objectif est de découvrir une tendance (*pattern*) dans les données? Est-ce que la dimension sert à obtenir une valeur fixe ou une valeur évolutive en fonction de certaines combinaisons? Est-ce que les dimensions peuvent être utilisées de manière indépendante?

En ce qui nous concerne, la métaqualité n'a pas comme objectif de découvrir des corrélations entre les indicateurs. La métaqualité est avant tout une valeur qui est directement associée à une valeur d'indicateur de qualité pour une donnée. L'utilisation de plusieurs dimensions indépendantes permettrait à l'utilisateur du système MUM de croiser plusieurs indicateurs de métaqualité selon ses préférences (ex. « Consensus » et « Producteur » en faisant abstraction de « Opinion d'experts »). Ceci aurait comme effet de dénormaliser le concept de métaqualité en intégrant encore plus de subjectivité dans l'analyse, car la valeur de la métaqualité serait ainsi calculée en fonction des croisements des dimensions et non en fonction de toutes les dimensions présentes (soit en fonction de tous les indicateurs de métaqualité présents dans la hiérarchie). La valeur de la métaqualité serait donc différente d'un choix de croisement d'indicateurs à un autre, donc potentiellement différente d'un expert en qualité à un autre. Ces

arguments ont mené au choix de la combinaison de dimensions comme méthode d'implantation de la métaqualité dans le système MUM. La combinaison de dimensions est également la méthode d'implantation qui a été utilisée pour les indicateurs de qualité.

3.5 Modélisation multidimensionnelle

La modélisation du E-QIMM est basée sur le formalisme multidimensionnel actuellement développé dans le cadre de la Chaire CRSNG de recherche industrielle en bases de données géospatiales décisionnelles et qui est basé sur le formalisme orienté-objet UML. Les modèles conceptuels permettent la visualisation détaillée des dimensions (figure 20) et la visualisation spécifique des membres des dimensions plus complexes (figures 21 et 22). Le modèle des dimensions (figure 20) présente le cube « Qualité/Métaqualité » ainsi que les dimensions et les mesures qui le composent. Le cube comporte une dimension spatiale « Données » et deux dimensions descriptives « Qualité » et « Métaqualité ». Les dimensions « Données » et « Qualité » sont basées sur des éléments tangibles et des faits (ex. occurrence, métadonnées). Ce qui signifie qu'entre plusieurs experts, les valeurs contenues dans ces dimensions devraient rester les mêmes. On ne peut en dire autant de la dimension « Métaqualité » car l'expert, selon son jugement, influencera directement les valeurs des membres qu'elle contient. Lorsque des éléments de métaqualité entrent en jeu, il est nécessaire d'avoir un cube par analyse.

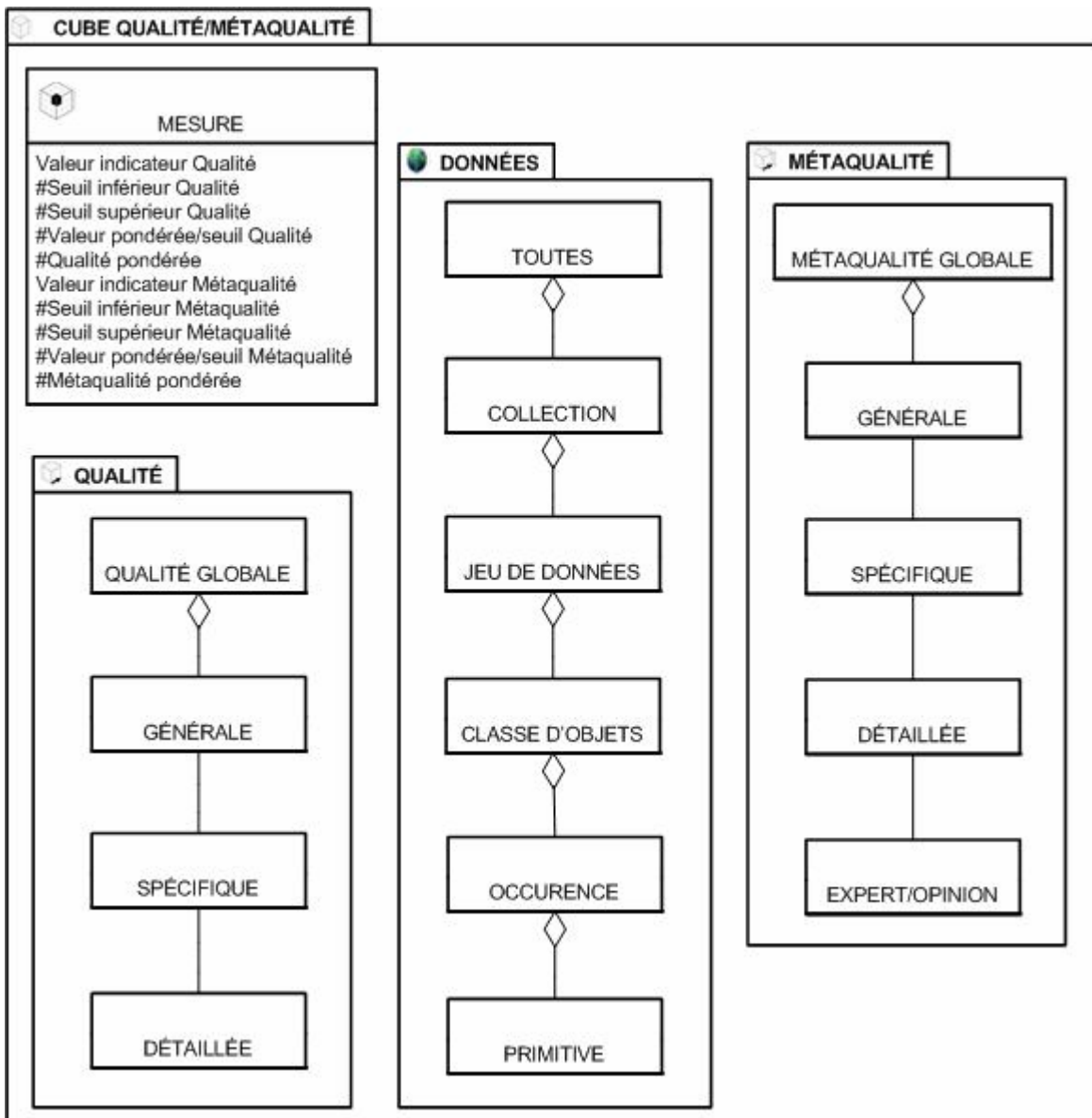


Figure 20. Modèle multidimensionnel des dimensions du cube Qualité/Métaqualité

Par ailleurs, le cube contient les mesures qui permettront l'évaluation et la représentation de la qualité et de la métaqualité. Cinq mesures sont associées à chacun de ces aspects : une valeur de l'indicateur, le seuil de tolérance inférieur, le seuil de tolérance supérieur, la valeur de l'équation de pondération en fonction des seuils et pour terminer, la valeur pondérée de la qualité ou de la métaqualité. Par exemple, supposons que 1) la valeur de l'indicateur « Exactitude spatiale » est de 12 mètres, 2) que les besoins du client de l'expert en qualité nécessitent une exactitude spatiale inférieure à 10 mètres et que 3) une exactitude spatiale supérieure à 20 mètres,

selon le client, signifie un jeu de données de mauvaise qualité. Voici les différentes mesures et leurs particularités :

- **Valeur indicateur Qualité** : Elle prend la valeur de l'indicateur lors du peuplement. Dans notre exemple, elle est égale à 12.
- **Valeur seuil inférieur Qualité** : Cette mesure est le seuil en deçà duquel la qualité de l'indicateur est excellente. Si la valeur de l'indicateur se situe sous ce seuil, la donnée répond totalement au besoin du client. Dans notre exemple, elle est égale à 10.
- **Valeur seuil supérieur Qualité** : Il s'agit de la même mesure que la précédente mais elle sert à évaluer la valeur pour laquelle la donnée ne répond pas du tout au besoin du client. Dans notre exemple, elle est égale à 20.
- **Valeur pondérée/seuil Qualité** : Cette mesure sert à ramener les évaluations sur une même échelle de pondération pour faciliter leur agrégation. L'échelle de pondération est de 0 à 4 où 0 = « Très bonne » et 4 = « Très mauvaise ». L'équation a la forme suivante :
 - $(\text{Indicateur} - \text{Seuil}_{\text{inf}}) * \text{Échelle de pondération} / (\text{Seuil}_{\text{sup}} - \text{Seuil}_{\text{inf}})$
 - $(12 - 10) * 4 / (20 - 10)$ et sera égale à 0,8La valeur 0,8 est ensuite arrondie. La méthode pour arrondir peut différer d'une analyse à une autre. Par exemple, on peut décider d'arrondir au nombre supérieur pour être conservateur. Dans notre exemple, la valeur une fois arrondie est 1.
- **Valeur pondérée Qualité** : Cette mesure représente la valeur pondérée de la qualité ou de la métaqualité. Elle sert à représenter l'indicateur sur le tableau de bord. La valeur étant 1, l'indicateur présent sur le tableau de bord affichera la qualité comme étant « Bonne ».

Ces mesures ne sont pas toutes directement visibles à l'expert en qualité. Seule « Valeur indicateur Qualité » est visible dans les tableaux suite aux analyses. Bien qu'elle ne soit pas visible, « Valeur pondérée Qualité » est représentée sur le tableau de bord. Les valeurs de seuils et l'équation de pondération ne sont pas visibles directement.

Le cube comporte deux dimensions plus complexes qu'il est bon de définir plus en détail en présentant le niveau de granularité des membres. La figure 21 représente la dimension « Qualité ». Cette dimension est formée des indicateurs qui permettent d'évaluer la qualité

externe d'un jeu de données. Ses membres proviennent de la hiérarchie des indicateurs de qualité développée par Devillers. On y retrouve des indicateurs issus de la norme ISO souvent associés à la qualité interne et des indicateurs dits autres, plus près de l'évaluation de la qualité externe.

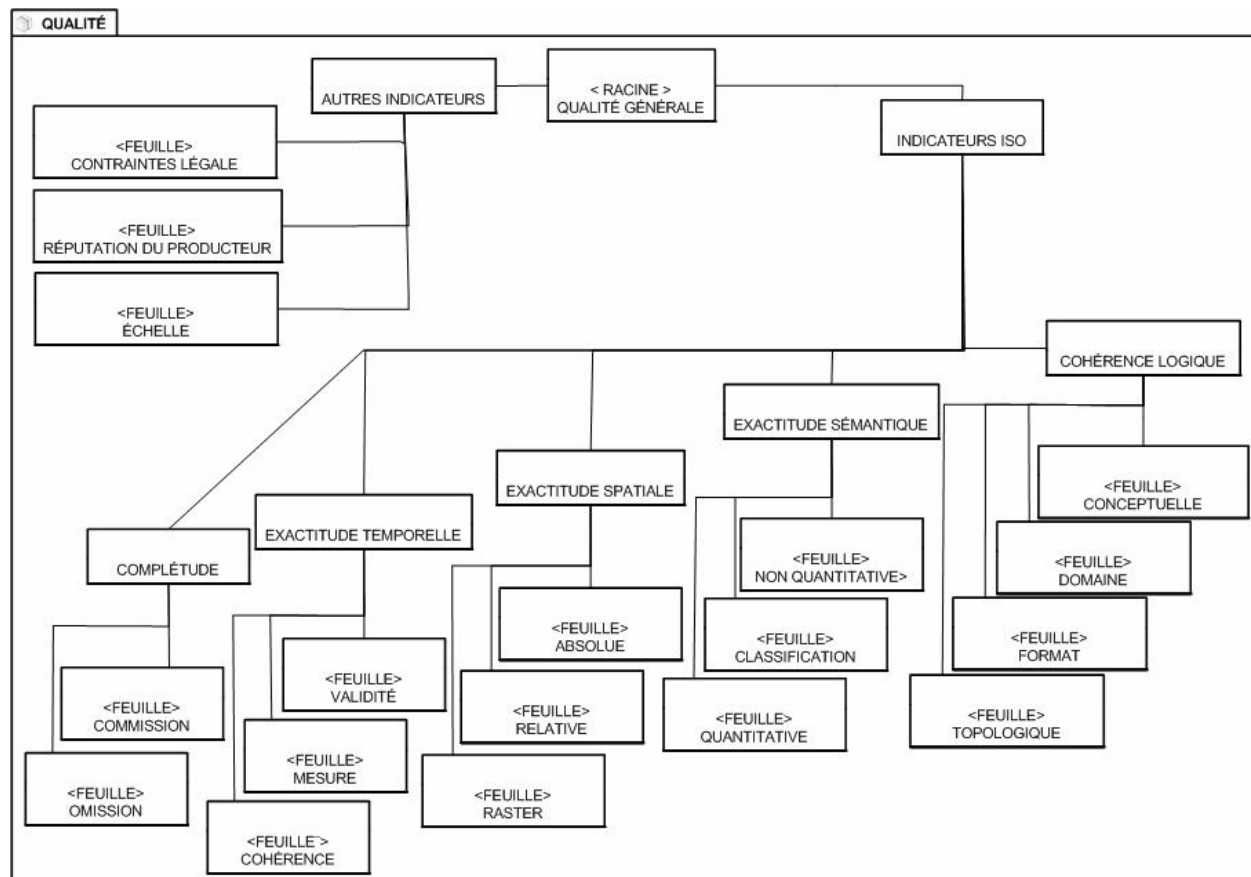


Figure 21. Modèle des membres de la dimension « Qualité »

La dimension « Métaqualité » (figure 22) et ses membres ont déjà été présentés dans le présent chapitre. Rappelons néanmoins que cette dimension sert à évaluer la qualité des sources qui sont utilisées à leur tour pour évaluer la qualité externe d'un jeu de données.

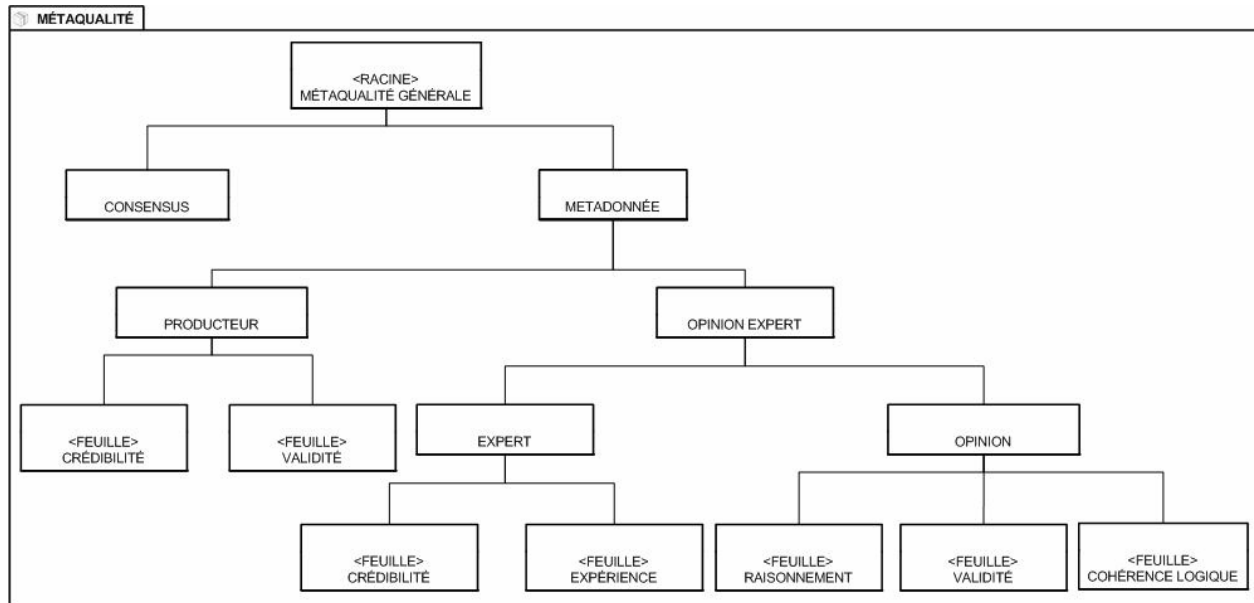


Figure 22. Modèle des membres de la dimension « Métaqualité »

La modélisation a un effet direct sur la manière dont sera instancié physiquement le système MUM. Celle présentée ici permet une certaine souplesse car la qualité et la métaqualité ne sont pas stockées directement dans le cube. Elles sont plutôt déterminées en les comparant aux valeurs des seuils.

3.6 Instanciation

3.6.1 Instanciation orientée utilisateur

Le prototype, développé par Devillers (figure 23), instancie le système MUM en créant un cube par utilisation car la gestion des tolérances aux risques s'effectue avant la création du cube. Ceci permet d'obtenir plusieurs cubes pour un même jeu de données selon les utilisations désirées. Cette façon de faire duplique les données sur la qualité. Comme il a été mentionné plus tôt, il s'agit d'une condition essentielle car à chaque évaluation de la qualité externe, il faut effectuer une nouvelle instanciation du système MUM. La duplication des données permet de garder intactes les instanciations précédentes et aide l'expert à se forger sa propre opinion à l'aide d'une nouvelle analyse. Cette approche est orientée utilisateur, i.e. que l'évaluation de la qualité est effectuée pour les besoins d'un utilisateur, soit le client de l'expert en qualité, en fonction d'un jeu de données.

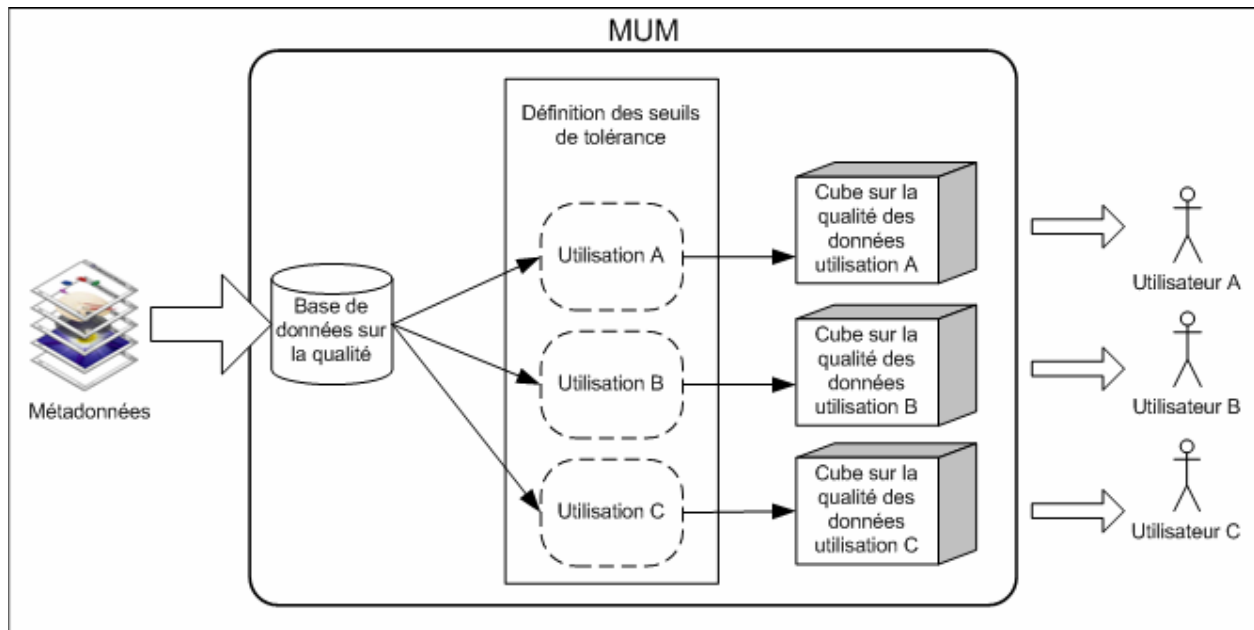


Figure 23. Instanciation « Utilisateur »

3.6.2 Instanciation orientée producteur

Dans la seconde méthode (figure 24), on ne crée qu'un cube par jeu de données quel que soit le nombre d'utilisations prévues. La définition des seuils de tolérance s'effectue sur le cube et non sur la base de données sur la qualité. Les seuils de tolérance sont sauvegardés sous la forme d'un profil par utilisation. Cette méthode a l'avantage d'économiser temps et espace car un seul cube doit être actualisé si la base de données sur la qualité est modifiée et il n'y a qu'un cube par jeu de données. Cette approche est orientée producteur car elle permet à un producteur de valider à l'interne l'adéquation de ses données en fonction de plusieurs types de spécifications.. Pour l'instant, cette méthode ne peut être utilisée que pour valider la qualité interne car on ne peut créer des indicateurs adaptés aux besoins spécifiques de chaque utilisation. Dans cette instanciation, il n'y a qu'un jeu d'indicateurs et seul les seuils tolérance peuvent être modifiés par la suite.

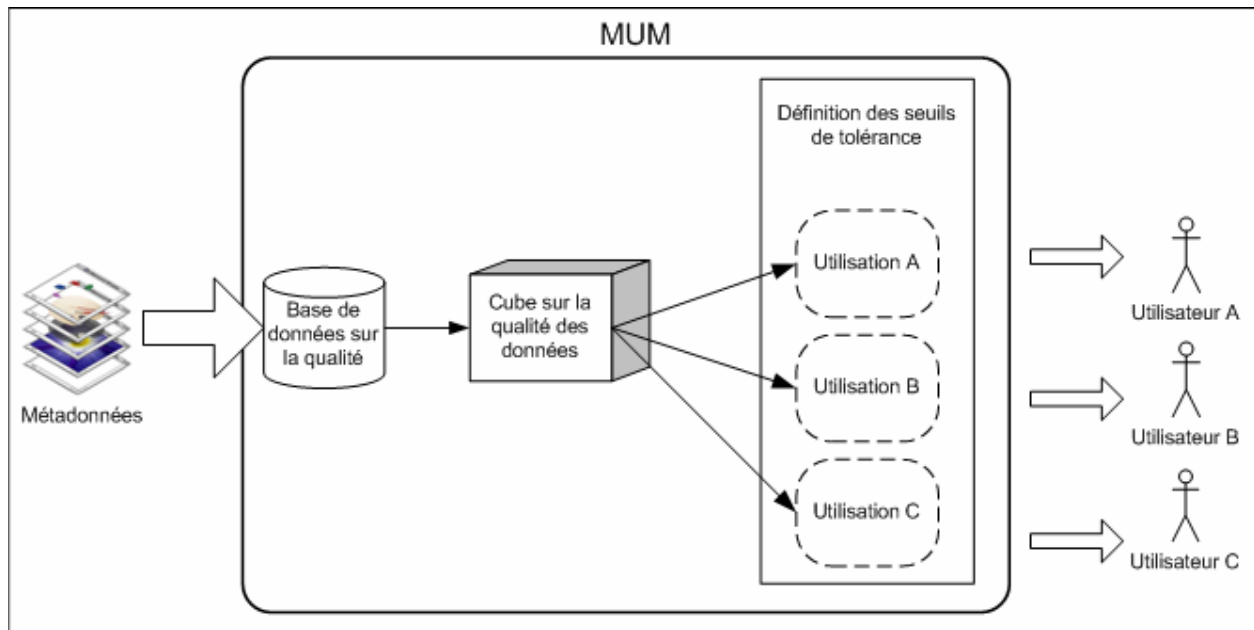


Figure 24. Instanciation « Producteur »

3.7 Représentation de la métaqualité

Le système MUM utilise les tableaux de bord pour représenter les indicateurs de qualité. La représentation des indicateurs de qualité présents sur le tableau de bord varie en fonction des seuils définis par l'expert en qualité. Les seuils et la présentation des indicateurs sont les deux paramètres qui permettent à l'expert en qualité de visualiser rapidement la qualité interne et/ou externe d'un jeu de données. Le fait d'intégrer une dimension indicateur de métaqualité au système MUM a des effets sur ces deux paramètres, qui devront être enrichis pour permettre une saine gestion de la qualité et de la métaqualité sans trop alourdir le système MUM.

3.7.1 Seuil de tolérance aux risques

Dans le système MUM conventionnel, où il n'y a que les indicateurs de qualité, l'expert en qualité, en accord avec les besoins de son client, doit définir seulement un seuil de tolérance aux risques pour chaque indicateur. Ce seuil, que l'on pourrait nommer « seuil de tolérance aux risques sur la qualité », correspond à sa tolérance face à la qualité externe de la donnée géospatiale. Par exemple, s'il désire obtenir une donnée dont l'exactitude spatiale est inférieure à 10 mètres, l'ajout du concept de métaqualité amènera l'expert en qualité à devoir définir un second seuil.

Le second seuil de tolérance aux risques n'est pas en fonction de la qualité externe de la donnée, mais plutôt en fonction de la fiabilité de l'évaluation de cette qualité externe. Il sert donc à déterminer le niveau de confiance avec lequel l'expert en qualité peut exprimer la qualité externe. Par exemple, l'évaluation de l'exactitude spatiale pour la classe d'objets « Routes » est sous le seuil de tolérance aux risques de la qualité défini par le client de l'expert en qualité. Ceci signifie que la qualité externe est adéquate et que le client peut utiliser la classe d'objets « Routes » pour son application. Cependant, ce calcul a été effectué avec des métadonnées qui, par le passé, s'étaient révélées quelques fois erronées. Le client, avec l'aide de l'expert en qualité, est donc confronté à un choix : faire abstraction de la fiabilité de la métadonnée et utiliser la donnée ou définir un seuil inférieur de tolérance aux risques sur la métaqualité, i.e. en deçà duquel sa confiance envers le processus d'évaluation de la qualité externe est trop mince pour utiliser la donnée. Ce seuil de tolérance permettra de déterminer le niveau d'absorption de l'incertitude de l'expert en qualité relativement à la fiabilité du processus d'évaluation en fonction de chacun des indicateurs de qualité.

Ce seuil représente en quelque sorte une limite en dessous de laquelle l'incertitude est trop élevée pour utiliser le jeu de données. L'expert en qualité peut donc rejeter le jeu de données ou itérer le processus d'évaluation de la qualité externe sur les indicateurs de qualité pour lesquels la métaqualité fait défaut. Dans le second cas, l'expert en qualité utilisera de nouvelles sources d'information qui lui permettront d'augmenter le niveau de métaqualité. Par exemple, faire appel à d'autres experts qui ont une meilleure crédibilité pour s'assurer de la fiabilité de la valeur. Il y a cependant des obstacles, comme les contraintes de coûts, de temps ou de faisabilité, qui pourraient faire en sorte qu'une itération du processus serait impossible. Il faut également garder en tête qu'il est pratiquement impossible d'obtenir des informations pour lesquelles on peut avoir une confiance absolue. Dans certaines occasions, l'utilisation de sources d'information moins fiables sera plus utile que l'absence totale d'information. C'est alors dans cette optique que les indicateurs de métaqualité permettront de quantifier les risques associés à l'utilisation des données.

3.7.2 Affichage des indicateurs de métaqualité

Les indicateurs de métaqualité doivent être visibles en tout temps, puisque le fait de permettre à un utilisateur du système MUM de les ignorer reviendrait à insérer une dose d'incertitude dans l'analyse. Il y a deux méthodes de représentation possibles pour la métaqualité :

- Ajouter un nouvel indicateur sur le tableau de bord, ce qui peut toutefois surcharger le tableau de bord étant donné que chaque indicateur de qualité a son propre indicateur de métaqualité.
- Changer la représentation du pictogramme. Par exemple, l'indicateur de la fiabilité de la complétude est illustré par un « monsieur sourire ». La variation de la qualité pourrait modifier le sourire du pictogramme alors que la variation de la métaqualité pourrait modifier d'autres variables visuels (ex. couleur, poids, trame). Ainsi, un pictogramme souriant de couleur rouge (figure 25, cas A) pourrait représenter une donnée qui respecte le seuil de qualité externe (indicateur de qualité) mais dont la source utilisée pour la définir est de mauvaise qualité (indicateur de métaqualité). Dans cet exemple, le pictogramme souriant signifie que l'indicateur dépasse le niveau de qualité externe exigé par le client de l'expert en qualité; cependant, sa couleur rouge signifie que les données utilisées pour définir la qualité externe ne sont pas fiables. Une information basée sur des données de mauvaise qualité doit être analysée différemment d'une information de qualité basée sur des données de bonne qualité. L'expert doit donc tenter de déterminer quelles sont les raisons pour lesquelles les sources d'information utilisées pour calculer cet indicateur ne sont pas fiables. Le cas B de la figure 25 présente une évaluation de la qualité externe répondant au seuil (le sourire) en plus d'avoir un degré de confiance acceptable concernant la métaqualité (la couleur verte). Le jeu de données peut donc être considéré comme adéquat à l'utilisation. À la vue de l'indicateur du cas C, on remarque que le seuil de qualité externe n'est pas atteint. La couleur jaune signifie que le degré de confiance dans le processus d'évaluation de la qualité est moyen. À ce moment, l'expert en qualité peut soit ne pas utiliser le jeu de données, soit tenter d'améliorer le degré de confiance en collectant de nouvelles informations et en effectuant une seconde itération du processus d'évaluation de la qualité.

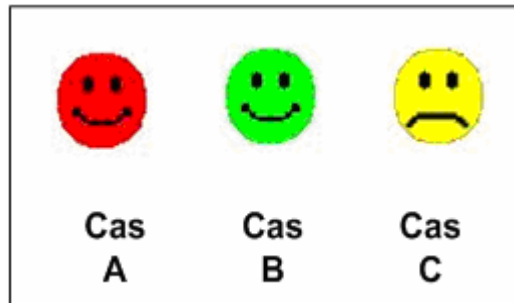


Figure 25. Affichage des indicateurs

3.8 Documentation de la métaqualité

3.8.1 Documentation hypermédia

La documentation du processus d'évaluation de la qualité est essentielle. Elle se doit d'être rigoureuse, flexible et accessible. L'utilisation de l'hypermédia, une extension de l'hypertexte, permet de répondre efficacement à ce besoin; en effet, son utilisation permet de documenter les mesures, leurs valeurs ainsi que les méthodes d'agrégation à l'aide de différents supports multimédia. Le SOLAP hypermédia permet la combinaison de l'information explicite spatio-temporelle agrégée, des statistiques qui résultent du couplage des dimensions et de l'information implicite obtenue des documents hypermédiés correspondant au niveau d'analyse [Bédard *et al.*, 2005]. Les capacités du SOLAP hypermédia permettent de lier des documents à tous les niveaux de détail [Bédard *et al.*, 2005]. Il est ainsi possible de relier directement chaque document avec l'élément qui le concerne. Ceci facilite la navigation car l'information multimédia n'est disponible que lorsque le niveau de détail de l'élément est consulté [Bédard *et al.*, 2005]. Ceci permet d'éviter la surabondance d'informations inutiles.

L'utilisation du SOLAP hypermédia dans le cadre du processus d'évaluation de la qualité permet, d'une part, à l'expert en qualité d'avoir sous la main plus d'informations pour effectuer une analyse rigoureuse. D'autre part, elle permet de conserver l'information relative aux méthodes et aux raisonnements utilisés tout au long du processus d'évaluation de la qualité. Ceci constitue en quelque sorte des faits qui permettront de démontrer comment le processus d'évaluation a été effectué. Cet aspect est important, car advenant le cas où les conseils émis par l'expert en qualité entraîneraient des préjudices graves pour son client, celui-ci pourrait décider de recourir aux tribunaux pour obtenir un dédommagement. À ce moment, une bonne documentation permettrait une meilleure défense.

3.8.2 Aspects légaux

Pour bien se préparer à d'éventuelles poursuites en regard de ses agissements professionnels, l'expert en qualité doit documenter ses analyses et conserver les sources d'information qui lui ont permis de formuler son opinion. L'expert en qualité doit donc conserver le cube résultant de l'instanciation du système MUM. Cette information pourra être utilisée par les tribunaux lors de procédures judiciaires. Les juges se basent sur des faits pour rendre leurs décisions; il faut donc être en mesure de les présenter devant un tribunal si cela est nécessaire.

L'information disponible dans le système MUM est composée de métadonnées et d'opinions d'experts. Ces sources d'information doivent *a priori* être basées sur des faits. Le système MUM permet donc de collecter des faits sous formes d'opinions et de métadonnées. L'ajout de l'aspect métaqualité dans l'évaluation de la qualité permet d'augmenter l'information disponible en gérant la qualité des sources utilisées lors de l'analyse. La métaqualité est donc une donnée sur la qualité, au même titre que la métadonnée est une donnée sur la donnée. La métaqualité permet de documenter le processus de collecte de métadonnées, de traitement de celles-ci et d'évaluation de la qualité. La documentation n'est cependant valide que lorsqu'il est possible de reconstituer la démarche scientifique utilisée par l'expert en qualité à l'aide de l'information collectée par celui-ci en cours de route.

La base de données issue de l'instanciation du système MUM pourrait être conservée au dossier de l'expert en qualité aux fins de preuve. Elle pourrait devenir une source pertinente d'informations lors de l'analyse en cas de litige. Par exemple, il pourrait être utile de conserver l'historique de la navigation effectuée dans le cube de qualité. Ceci pourrait permettre de déterminer les données et le niveau de détail sur lesquels l'analyse a porté.

Tout comme l'indépendance des indicateurs discutée au chapitre précédent, les experts doivent également être indépendants d'opinions. Un expert ne peut prendre le travail d'un collègue en tout ou en partie et l'utiliser sans validation préalable. Il doit absolument être en mesure de se forger sa propre opinion. Par exemple, un jeu de données sur les milieux humides créé pour représenter l'habitat des mammifères ne peut être utilisé directement pour représenter l'habitat des poissons car la limite d'un milieu humide varie d'un domaine d'étude à un autre. Le

fait d'utiliser ce jeu de données à d'autres fins, pour lesquelles il n'a pas été conçu, pourrait mener à de mauvaises décisions. On peut appliquer ce concept au processus d'évaluation de la qualité à l'aide du système MUM, et ce, surtout lorsque la métaqualité entre en jeu.

La base de données découlant du système MUM ne peut être réutilisée. L'expert peut importer dans une nouvelle instanciation des données provenant d'une instanciation antérieure. Dès qu'il y a réutilisation, il y a création d'une nouvelle instanciation, et l'expert doit valider les données qu'il réutilise afin de se forger sa propre opinion. Dans cette optique, un cube créé par l'instanciation de l'approche ne doit pas être utilisé par plus d'un expert tout comme il ne doit pas être mis à jour. Dans le système MUM, il n'y a donc pas d'historique de changements de valeurs des indicateurs, des mesures ou d'autres paramètres à prendre en compte. Par souci d'indépendance et d'objectivité, il doit y avoir une nouvelle instanciation lorsqu'il y a mise à jour ou réutilisation.

3.9 Conclusion

Dans ce chapitre, il a été premièrement question de la méthode *top-down* qui permet de pallier au manque d'informations fines, en la générant à partir d'informations grossières. Cette méthode, en quatre scénarios que nous avons développée, amène l'expert en qualité à utiliser plusieurs sources de données. Ceci a toutefois fait surgir une nouvelle problématique : il peut y avoir un problème d'hétérogénéité des sources à la base de l'évaluation de la qualité externe à l'aide d'une méthode *top-down*. Pour régler ce problème, nous avons développé le concept de métaqualité qui permet de déterminer la fiabilité des indicateurs de qualité.

La seconde partie du chapitre porte essentiellement sur la métaqualité. Il y est d'abord question de la création d'une hiérarchie d'indicateurs de métaqualité, qui est associée à chaque indicateur de qualité. Pour permettre l'intégration de ces indicateurs au système MUM, nous avons étendu le modèle QIMM pour y ajouter une dimension « Métaqualité » (E-QIMM). Ensuite, les aspects implantation et modélisation de la métaqualité ont servi à présenter le cube qui sera utilisé pour instancier le système MUM. Le tout se termine avec la représentation de la métaqualité (seuils de tolérance et affichage) ainsi que l'importance de bien documenter tout le

processus d'évaluation de la qualité pour être en mesure de faire face à d'éventuels questionnements sur son déroulement.

Chapitre 4

Simulation de l’instanciation du système MUM par maquettage

Le chapitre trois a présenté, à l’aide de la méthode *top-down* et du modèle E-QIMM, la théorie permettant d’évaluer la qualité externe et la métaqualité. Grâce à ces concepts, l’expert en qualité peut utiliser le système MUM dans le cadre d’un audit de la qualité afin de conseiller un client sur l’adéquation d’un jeu de données en fonction de ses besoins. Le chapitre qui suit présente les étapes à réaliser pour concrètement implanter le système MUM : sélection du (ou des) jeu(x) de données, recensement des sources d’informations, sélection des indicateurs à instancier, définition des seuils de tolérance aux risques et peuplement des indicateurs à l’aide de la méthode *top-down* présentée au chapitre précédent. Par la suite, l’aspect navigation est abordé et un exemple d’analyse est présenté à l’aide d’une maquette.

Les étapes de l’évaluation de la qualité à l’aide du système MUM sont divisées en trois parties : la pré-analyse, l’analyse et la post-analyse. L’enchaînement de ces étapes est présenté à la figure 26. Celle-ci permet de visualiser le déroulement des étapes qui seront expliquées plus en détail au cours du chapitre.

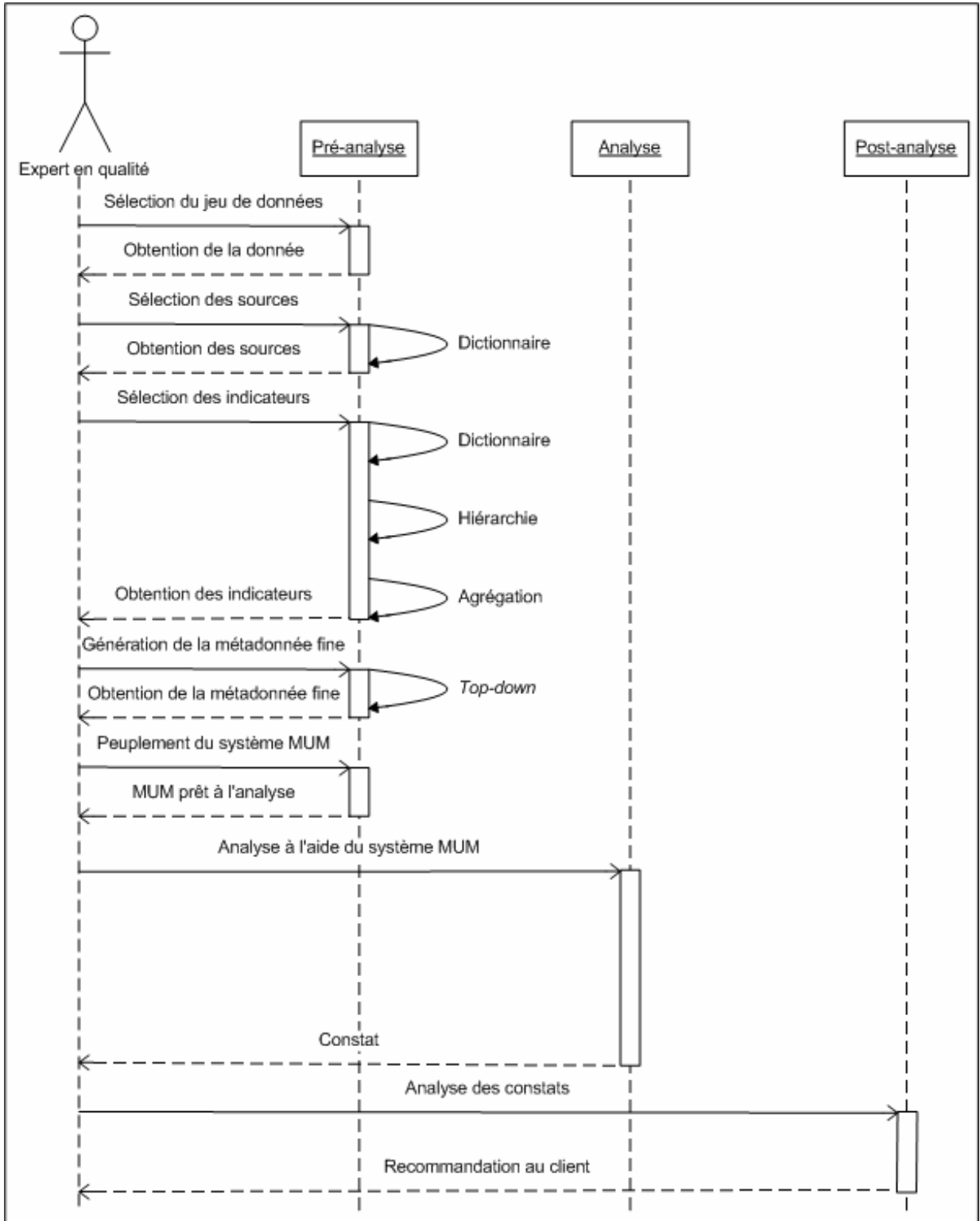


Figure 26. Étapes de l'évaluation de la qualité à l'aide du système MUM

4.1 Étapes de pré-analyse

Les étapes de pré-analyse servent à préparer le système MUM. Elles consistent à intégrer au système les informations pertinentes qui permettront à l'expert en qualité de conseiller adéquatement son client (l'utilisateur de la donnée géospatiale). Afin de bien expliquer le déroulement de ces étapes, une brève simulation sera mise de l'avant. Les données ainsi que les sources d'information (métadonnées et opinions d'experts) utilisées sont fictives. Elles ne servent qu'à illustrer la théorie présentée lors des chapitres précédents. La simulation sera effectuée avec un nombre restreint d'indicateurs de qualité provenant de la hiérarchie de Devillers (figure 5, chapitre 2) ainsi qu'à l'aide d'un sous-ensemble d'indicateurs de métaqualité provenant de la hiérarchie présentée à la section 3.2.1. Les indicateurs étant sélectionnés à partir de hiérarchies existantes, les étapes 2.2.1.1 à 2.2.1.3 ne seront pas nécessaires lors de la simulation.

MISE EN SITUATION :

Le client a en sa possession un jeu de données comprenant trois classes d'objets (le réseau routier, les bâtiments et l'hydrographie). Ce jeu provient de la firme T&T géomatique, un ancien partenaire du client. Le jeu de données était, à la base, destiné à la création de cartes touristiques. Le client désire à présent utiliser le jeu de données pour calculer les coûts de construction des trottoirs le long de certaines artères.

4.1.1 Sélection du jeu de données

Tel que mentionné à la section 2.2.4, deux approches peuvent être considérées lors de l'évaluation de la qualité externe. L'approche orientée producteur vise essentiellement à déterminer les limites d'applicabilité d'un jeu de données. Par cette démarche, le producteur tente donc de minimiser les risques liés à la mauvaise utilisation de ses données. À l'inverse, l'approche orientée utilisateur vise à trouver un jeu de données répondant aux critères de qualité d'un utilisateur. Dans le cas présent, l'utilisateur est déjà en possession d'un jeu de données et désire s'assurer que celui-ci peut adéquatement supporter sa prise de décision. L'expert en qualité, i.e. l'utilisateur du système MUM, doit donc recenser les sources d'information (métadonnées et opinions d'experts) qui lui permettront de déterminer l'adéquation du jeu de données en fonction des besoins du client.

4.1.2 Sélection des sources d'information (métadonnées et/ou opinions d'experts)

Tel que mentionné à la section 2.2.1.4, la création d'un dictionnaire des sources d'information est une pratique fortement suggérée car elle structure l'étape de recensement et facilite l'association des indicateurs aux métadonnées et aux opinions d'experts.

L'expert en qualité dispose *a priori* des métadonnées traditionnelles provenant de la firme T&T géomatique, le producteur de la donnée. Suite à une analyse sommaire des métadonnées, l'expert en qualité remarque un manque d'information fine (en effet, les métadonnées traditionnelles relatives à l'exactitude spatiale ne concernent que la classe d'objets) et donc, que des informations supplémentaires sont nécessaires pour lui permettre d'effectuer adéquatement l'évaluation de la qualité externe. Il identifie alors deux sources d'opinions d'experts (i.e. deux experts qui lui fourniront une expertise concernant le jeu de données) afin de bonifier l'information existante. Le dictionnaire ainsi créé est présenté au tableau 4.

Source	Jeu de données	Information présente dans les données	Caractéristiques et niveau de détail	Localisation, support et mode d'accès
Métadonnées de la firme : T&T géomatique	Données représentant le centre-ville de Sainte-Paix.	Métadonnées comprenant des informations sur le producteur, les dates de production ainsi que l'exactitude spatiale.	Les métadonnées concernent l'ensemble du jeu de données. L'exactitude spatiale concerne la classe d'objets.	Document papier remis par le client.
Jean Duhamel	Données représentant le centre-ville de Sainte-Paix.	Urbaniste à la ville qui possède une bonne connaissance des rues. Il peut donc évaluer la complétude.	Complétude au niveau des classes d'objets	Service d'urbanisme de la ville de Sainte-Paix. 677-9889
Gilles Perron	Données représentant le centre-ville de Sainte-Paix.	Technicien qui a réalisé la saisie des données.	Exactitude spatiale au niveau des occurrences	T&T géomatique 234-5678

Tableau 4. Dictionnaire des sources d'information

Une fois le dictionnaire des sources d'information créé, l'expert en qualité détermine les indicateurs à utiliser en fonction des besoins spécifiques du client.

4.1.3 Sélection des indicateurs de qualité et de métaqualité

Évidemment, les indicateurs de qualité doivent être sélectionnés en fonction des besoins du client, i.e. relativement au but pour lequel le jeu de données sera utilisé. Dans le cas présent, le client désire calculer les coûts de construction de trottoirs sur les artères touristiques du centre-ville. L'expert en qualité doit donc décortiquer cet énoncé en « fonctions/activités élémentaires » et déterminer les indicateurs de qualité qui devront être utilisés pour chacune. Tel que mentionné à la section 2.2.1.4, cette étape mène à la création du dictionnaire des indicateurs de qualité (tableau 5).

Fonctions/ Activités	Objectifs ou besoins	Indicateur	Mode de calcul Unité de mesure	Mode de collecte des métadonnées
Évaluer la longueur de trottoir à construire sur les rues touristique.	Déterminer si l'exactitude spatiale du réseau routier est adéquate afin de pouvoir calculer la longueur des occurrences.	Exactitude spatiale Parent : Qualité générale	Calculer au niveau de l'occurrence. L'unité de mesure est le mètre. Agrégation : moyenne avec complétude et exactitude sémantique pour obtenir la qualité générale	<ul style="list-style-type: none"> • Métadonnées du jeu de données • Gilles Perron
Évaluer si toutes les rues à caractère touristique sont présentes et bien classifiées.	Déterminer quelles sont les rues où un trottoir doit être construit.	Complétude et Exactitude Sémantique Parent : Qualité générale	La complétude ainsi que l'exactitude sémantique seront calculées pour la classe d'objets « Réseau routier » Agrégation : Même que « Exactitude spatiale »	<ul style="list-style-type: none"> • Jeu de données • Jean Duhamel

Évaluer si les bâtiments touristiques sont présents et bien classifiés.	Devant chaque bâtiment, il doit y avoir un motif (une étoile rouge) dans le trottoir.	Complétude et Exactitude Sémantique Parent : Qualité générale	La complétude ainsi que l'exactitude sémantique seront calculées sur la classe d'objets « Bâtiments » Agrégation : Même que « Exactitude spatiale »	<ul style="list-style-type: none"> • Jeu de données • Jean Duhamel
---	---	--	--	--

Tableau 5. Dictionnaire d'indicateurs de qualité

Une fois ces deux dictionnaires réalisés, l'expert est en mesure d'associer les sources d'information aux indicateurs (section 2.2.1.5). En comparant les deux dictionnaires, l'expert remarque qu'il a en sa possession les métadonnées/opinions d'experts nécessaires à la réalisation du processus d'évaluation de la qualité à l'aide du système MUM.

Finalement, tel que mentionné à la section 2.2.1.6, l'expert en qualité réalise la hiérarchie des indicateurs de qualité (figure 27). Cette hiérarchie sera, en quelque sorte, le schéma de navigation de la dimension « Qualité » dans le système MUM.

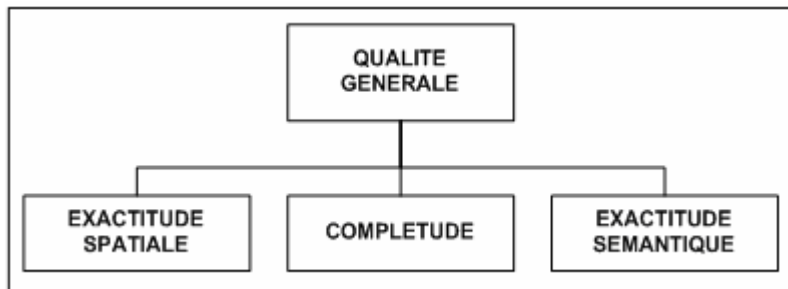


Figure 27. Hiérarchie des indicateurs de qualité

Lors de l'étape du recensement des sources d'information (métadonnées et opinions d'experts), l'expert en qualité a identifié trois sources d'information différentes (métadonnées de T&T géomatique, Gilles Perron et Jean Duhamel). Puisque ces sources peuvent être de qualité hétérogène, l'expert doit également être en mesure de gérer la métaqualité (i.e. la qualité des sources d'information). À cette fin, l'expert peut utiliser en tout ou en partie la hiérarchie d'indicateurs de métaqualité présentée à la section 3.2.1. Dans le cadre de cette simulation, l'expert en qualité sélectionne seulement un sous-ensemble de cette hiérarchie, en excluant les

indicateurs sous « Opinion Expert », soit : « Expert » (crédibilité et expérience) et « Opinion » (raisonnement, validité et cohérence logique). Ceci amènera l'expert en qualité à emmagasiner directement l'information dans l'indicateur de plus haut niveau, i.e. « Opinion Expert ». L'expert a choisi cette hiérarchie ainsi afin de minimiser la complexité du modèle de métaqualité. Ceci permet de réduire les coûts d'analyse car il y a moins d'indicateurs à traiter. Les indicateurs de métaqualité qui seront utilisés sont présentés dans la hiérarchie de la figure 28.

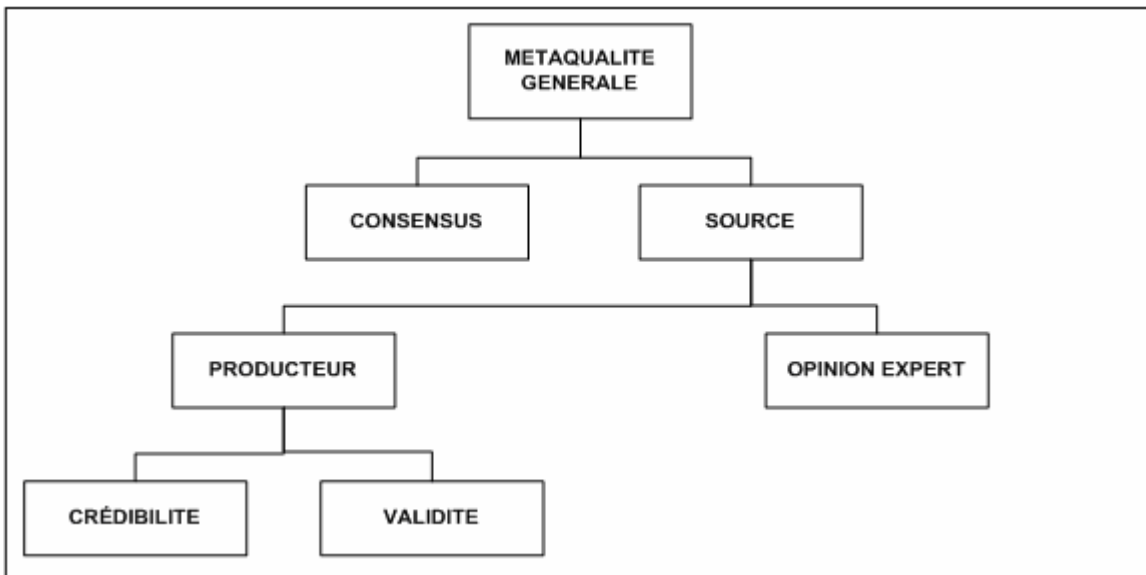


Figure 28. Hiérarchie des indicateurs de métaqualité

On remarque que le choix des indicateurs de qualité et de métaqualité est laissé à la discrétion de l'expert en qualité. Ceci signifie qu'en fonction de chaque évaluation de la qualité, et ce pour chaque expert, le système MUM peut être implanté différemment. C'est cette généricité de MUM qui en fait un système flexible et adaptable.

Une fois que l'expert en qualité s'est assuré que les indicateurs choisis ont les métadonnées et/ou les opinions d'experts nécessaires à la poursuite de l'analyse et que ces mêmes indicateurs lui permettent de répondre aux besoins du client, il doit déterminer les calculs d'agrégation.

4.1.4 Définition des calculs d'agrégation

Tel que mentionné à la section 2.2.1.7, l'expert doit définir les calculs d'agrégation qui permettront la génération des indicateurs globaux à partir des indicateurs détaillés. La dimension « Qualité » de cette simulation comporte trois indicateurs détaillés qui, une fois agrégés, formeront l'indicateur « Qualité générale ». L'indicateur « Exactitude spatiale » est calculé en mètres, tandis que les indicateurs « Complétude » et « Exactitude sémantique » sont calculés en pourcentage. Lors de l'agrégation, l'expert pourra contourner cette différence d'unité de mesure en utilisant la mesure « Valeur pondérée/seuil Qualité » emmagasinée dans le cube (section 3.5). Cette mesure étant normalisée, l'expert peut l'utiliser sans traitement supplémentaire dans la formule de moyenne arithmétique. Ainsi, l'indicateur « Qualité générale » sera la moyenne arithmétique des mesures « Valeur pondérée/seuil Qualité » des trois indicateurs détaillés.

La définition des calculs d'agrégation des indicateurs de la dimension « Métaqualité » s'effectue de la même manière, à l'exception de l'indicateur « Consensus », qui est calculé sur une échelle de 0 à 1. Il ne peut donc pas être utilisé pour calculer la moyenne arithmétique avec les autres indicateurs ayant une échelle de 1 à 5. Pour les indicateurs restants, la moyenne arithmétique est utilisée avec la mesure « Valeur pondérée/seuil Métaqualité ». Lorsque vient le temps d'agréger « Consensus » et « Source », il suffit de multiplier les valeurs des deux indicateurs pour obtenir la valeur de l'indicateur « Métaqualité générale ». Par exemple, si la valeur de « Consensus » est de 0.75 et celle de « Source » est de 3.5, la valeur de la mesure « Valeur pondérée/seuil Métaqualité » pour l'indicateur « Métaqualité générale » sera de 2,625.

Une fois cette étape terminée, l'expert en qualité doit déterminer le niveau de tolérance aux risques pour chacun des indicateurs.

4.1.5 Définition des seuils de tolérance

Cette étape se réalise en deux temps : définition du seuil de tolérance aux risques sur la qualité et définition du seuil de tolérance aux risques sur la métaqualité (section 3.7.1).

Dans un premier temps, l'expert en qualité détermine les bornes de chaque indicateur qui sera utilisé pour juger de l'adéquation de la donnée en fonction des besoins du client. Ainsi, à

l'aide des dictionnaires et de la hiérarchie des indicateurs de qualité, l'expert identifie, pour chaque indicateur, des valeurs qui permettront de classer les données, une fois pondérées, selon une échelle de « très bonnes » à « très mauvaises » (tableau 6).

Indicateurs	Bornes	
	Inférieure	Supérieure
Réseau routier		
Exactitude spatiale	1 mètre	10 mètres
Complétude	95%	80%
Exactitude sémantique	95%	80%
Bâtiments		
Complétude	90%	80%
Exactitude sémantique	90%	80%

Tableau 6. Seuils de tolérance aux risques des indicateurs de qualité

Les seuils de métaqualité sont déterminés par l'expert en qualité ainsi que par le client. Ces seuils sont calculés en fonction des risques associés à l'utilisation du jeu de données. Pour l'indicateur « Consensus », la valeur accordée sera entre 0 et 1. Cet indicateur sera peuplé seulement pour l'indicateur de qualité « Exactitude spatiale », car c'est le seul indicateur pour lequel on retrouve plus d'une source d'information. Il est décidé que l'écart est non significatif si les valeurs de l'indicateur « Exactitude spatiale » diffèrent de moins de 1 mètre. Dans ce cas, la valeur de l'indicateur « Consensus » sera égale à 1. À l'inverse, la valeur sera égale à 0 dans le cas d'une différence de plus de 10 mètres entre les métadonnées.

Les cinq autres indicateurs de métaqualité ont des valeurs qui se situent entre 1 et 5. Il n'y a nul besoin de définir des seuils de tolérance comme il a été le cas pour les indicateurs de métaqualité. Toutefois, l'expert en qualité doit, avec l'aide du client, définir les caractéristiques propres à chaque graduation de l'échelle, et ce, pour chaque indicateur de la dimension « Métaqualité ». Par exemple, la valeur de l'indicateur « Expert » peut être évaluée selon les années d'expérience (tableau 7). Les caractéristiques ainsi déterminées reflètent le niveau de tolérance aux risques du client. Ce niveau est basé sur les répercussions possibles d'une mauvaise utilisation du jeu de données.

Indicateurs	Caractéristiques				
	1	2	3	4	5
Expert					
Années d'expérience	0, 1[[1, 3[[3, 5[[5, 10[[10, ...
Producteur/Crédibilité					
Nombre de réalisations	1]1,2]]2, 5]]5,7]]7,...
Nombre de plaintes	+ de 1	1	1	0	0

Tableau 7. Seuils de tolérance aux risques des indicateurs de métaqualité

Une fois cette étape terminée pour tous les indicateurs de qualité et de métaqualité, l'expert en qualité peut procéder au peuplement des indicateurs, i.e. assigner des valeurs aux indicateurs.

4.1.6 Peuplement des indicateurs par la méthode *top-down*

L'étape de peuplement ne sera pas présentée en détail pour tous les indicateurs. Cette étape étant sensiblement la même pour tous les indicateurs, seulement quelques exemples seront fournis afin d'illustrer la théorie.

4.1.6.1 Génération de la métadonnée fine

À ce stade, l'expert en qualité a préalablement effectué le recensement des sources d'information disponibles (section 4.1.2). Déjà à cette étape, il s'est assuré d'avoir les informations nécessaires pour effectuer l'évaluation de la qualité. Cependant, certaines sources d'information étant trop grossières, il doit maintenant, à l'aide de l'information recueillie précédemment, générer la métadonnée fine. Pour réaliser cette tâche, il s'aide du dictionnaire des sources d'information.

L'analyse de ce dictionnaire révèle que les métadonnées du producteur contiennent l'exactitude spatiale pour la classe d'objets « Réseau routier ». Toutefois, selon les recherches de l'expert en qualité, cette information est de mauvaise qualité car plusieurs instruments de mesure différents, ayant des précisions différentes, ont été utilisés pour mesurer la longueur des occurrences (i.e. éléments du réseau routier). Par conséquent, l'exactitude spatiale au niveau de la classe d'objets ne reflète pas la manière dont les données ont été saisies.

Tel que mentionné à la section 3.1.1, nous nous retrouvons dans le cas C (état d'incertitude élevé où il y a concurrence entre les sources). L'expert en qualité fera appel à une opinion d'expert pour tenter d'améliorer la qualité de la métadonnée grossière. Pour ce faire, Gilles Perron analysera l'exactitude spatiale du réseau routier et évaluera sa valeur en fonction de ses connaissances. Les valeurs de la métadonnée et de l'opinion d'expert seront traitées, à l'aide de la moyenne arithmétique, afin d'obtenir une valeur d'exactitude spatiale pour chaque occurrence de la classe d'objets « Réseau routier » (figure 29).

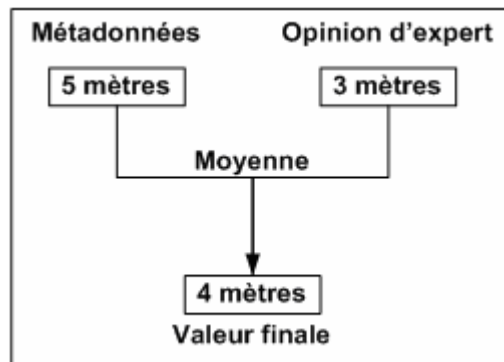


Figure 29. Génération métadonnée fine « Exactitude spatiale »

Pour ce qui est de la complétude et de l'exactitude sémantique, la métadonnée grossière n'en fait pas mention. Toujours selon la section 3.1.1, l'expert en qualité est alors en présence du cas D (état d'ignorance). Il doit se fier uniquement à l'opinion d'expert de Jean Duhamel, urbaniste à la ville de Sainte-Paix. La valeur qui sera peuplée dans le système MUM sera donc directement celle émise par l'expert (figure 30).

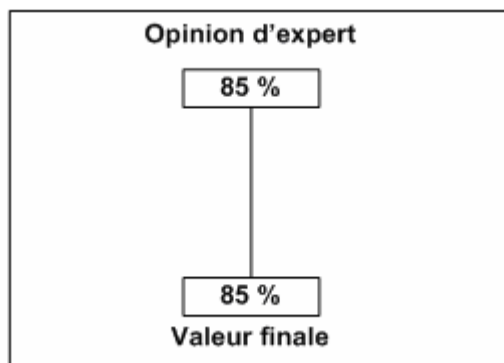


Figure 30. Génération métadonnée fine « Complétude »

Lorsque les métadonnées fines ont été générées pour tous les indicateurs, l'expert en qualité doit les intégrer au système MUM afin de lui permettre de réaliser le processus d'évaluation de la qualité.

4.1.6.2 Peuplement du système MUM

Lors du peuplement, l'expert en qualité assigne une valeur à chaque mesure présente dans le cube (section 3.5). Les mesures à peupler pour chaque indicateur de la dimension « Qualité » sont les suivantes : Valeur indicateur Qualité, Seuil inférieur Qualité, Seuil supérieure Qualité, Valeur pondérée/seuil Qualité et Qualité pondérée. De ces mesures, seule « Valeur indicateur Qualité » sera visible à l'expert lors de sa navigation dans le système MUM. Cette mesure prendra la valeur de la métadonnée fine générée à l'étape 4.1.6.1. La valeur de la mesure « Qualité pondérée » ne sera pas visible directement par l'expert en qualité dans le système MUM, elle sera plutôt représentée par les pictogrammes présents sur le tableau de bord.

Les mesures « Seuil inférieur Qualité » et « Seuil supérieur Qualité » sont les seuils définis plus haut. Par exemple, pour l'exactitude spatiale, toutes les occurrences auront une valeur de « Seuil inférieur Qualité » égale à 1 et une valeur de « Seuil supérieur Qualité » égale à 10. La mesure « Valeur pondérée/seuil Qualité » sert à normaliser les valeurs de qualité sur une échelle de 0 à 4 selon les valeurs de seuils. Ceci est important afin que chaque indicateur ait le même poids lors de l'agrégation. Pour calculer cette mesure, la formule suivante est utilisée :

$$(\text{Indicateur} - \text{Seuil}_{\text{inf}}) * \text{Échelle de pondération} / (\text{Seuil}_{\text{sup}} - \text{Seuil}_{\text{inf}}).$$

Pour les indicateurs tels que « Complétude », où la valeur de la borne inférieure est plus grande que la valeur de la borne supérieure, il est nécessaire d'ajuster le tout pour que la valeur de la borne inférieure soit plus petite que la valeur de la borne supérieure. Ceci est préalable au calcul de la mesure « Valeur pondérée/seuil Qualité ». Par exemple, 90% devient 10 (100 – 90), 80% devient 20 (100-80) et la valeur 85% devient 15. Ces valeurs seront utilisées pour calculer la mesure « Valeur pondérée/seuil Qualité ». La mesure « Valeur pondérée/seuil Qualité » étant décimale, celle-ci est ramenée à un nombre entier en arrondissant vers le haut ou vers le bas en

fonction de la tolérance aux risques du client. Cette valeur est ensuite emmagasinée dans la mesure « Qualité pondérée ». Un exemple de calcul est présenté au tableau 8.

Classe d'objets	Valeurs Qualité				
	Valeur indicateur	Seuil inférieur	Seuil supérieur	Valeur pondérée /seuil	Qualité pondérée
Réseau routier					
1	4	1	10	1.3	1
2	8	1	10	3.1	3
3	1	1	10	0	0
...	...	1	10
Bâtiments	85%	90%	80%	2	2

Tableau 8. Valeurs de peuplement du cube pour l'indicateur de qualité « Exactitude spatiale »

Une fois les mesures concernant la qualité intégrées au cube, il ne reste plus qu'à charger les mesures concernant la métaqualité. Ces mesures sont les mêmes que celles concernant les indicateurs de qualité soit : Valeur indicateur Métaqualité, Seuil inférieur Métaqualité, Seuil supérieur Métaqualité, Valeur pondérée/seuil Métaqualité et Métaqualité pondérée.

Une fois toutes ces étapes franchies avec succès, l'expert en qualité est maintenant en mesure de procéder à l'analyse proprement dite.

4.2 Étapes d'analyse

Le système MUM est maintenant prêt à être utilisé par l'expert en qualité afin de déterminer si le jeu de données répond bien aux besoins du client, et ce, en effectuant diverses analyses. Cette étape est illustrée à l'aide d'une maquette du système.

4.2.1 Choix de la méthode de maquettage

Le choix du procédé de maquettage pour présenter les capacités d'analyse du système s'impose. Selon Guimond [2005], le maquettage « *permet d'illustrer rapidement les concepts généraux du système final avec des exemples visuels et adaptés à la réalité des utilisateurs* ». Pour effectuer le maquettage d'une application SOLAP, Guimond [2005] suggère quatre options

technologiques : le diaporama, l'interface programmée, le « stencil » d'objets et les exemples visuels insérés dans un gabarit Web.

L'option « diaporama » a été retenue comme méthode de maquettage pour le présent projet. Elle est simple à développer car elle ne demande pas de programmation et « *l'enchaînement des diapositives permet de simuler le fonctionnement d'une application SOLAP* » [Guimond, 2005]. Cette méthode a déjà été utilisée dans certains projets SOLAP et les résultats se sont toujours avérés satisfaisants [Guimond, 2005]. L'interface de la maquette est basée sur un logiciel existant, le JMap Spatial OLAP de KHEOPS Technologies, dans lequel nous avons simulé un volet tableau de bord.

4.2.2 Navigation et analyse

Avant de débiter l'évaluation de la qualité, l'expert en qualité doit d'abord définir une question d'analyse. Comme il a été mentionné auparavant, les capacités d'analyse du SOLAP sont nombreuses et sans cette question, l'expert en qualité pourrait rapidement s'égarer et ne plus être en mesure de bien structurer sa pensée. La première question est ainsi formulée :

Est-ce que l'exactitude spatiale répond aux besoins du client?

Cette question devra être analysée sous deux volets : qualité et métaqualité. Pour bien suivre la démarche de l'expert, un lien sera fait, pour chaque opération, entre le modèle E-QIMM et la navigation dans la maquette.

Au tout début de l'analyse (figure 31, étape 1), l'expert en qualité se positionne au niveau le plus élevé (i.e. général) de chacune des dimensions (données, qualité et métaqualité). Dans le tableau de bord de la figure 32, on remarque qu'il y a sous le pictogramme les noms de l'indicateur de qualité et de l'indicateur de métaqualité auxquels il se rattache. Les noms des indicateurs de qualité sont encadrés afin de faciliter la lecture du tableau de bord.

En regardant le tableau de bord, l'expert en qualité remarque immédiatement que la « Qualité générale » est bonne (pictogramme qui sourit) et que la « Métaqualité générale » est

moyenne (couleur jaune du pictogramme). À l'aide de l'arbre des indicateurs situé au-dessus du tableau de bord, l'expert en qualité décide de déplier (i.e. afficher les éléments sous-jacents) la dimension « Métaqualité » afin d'en déterminer la cause.

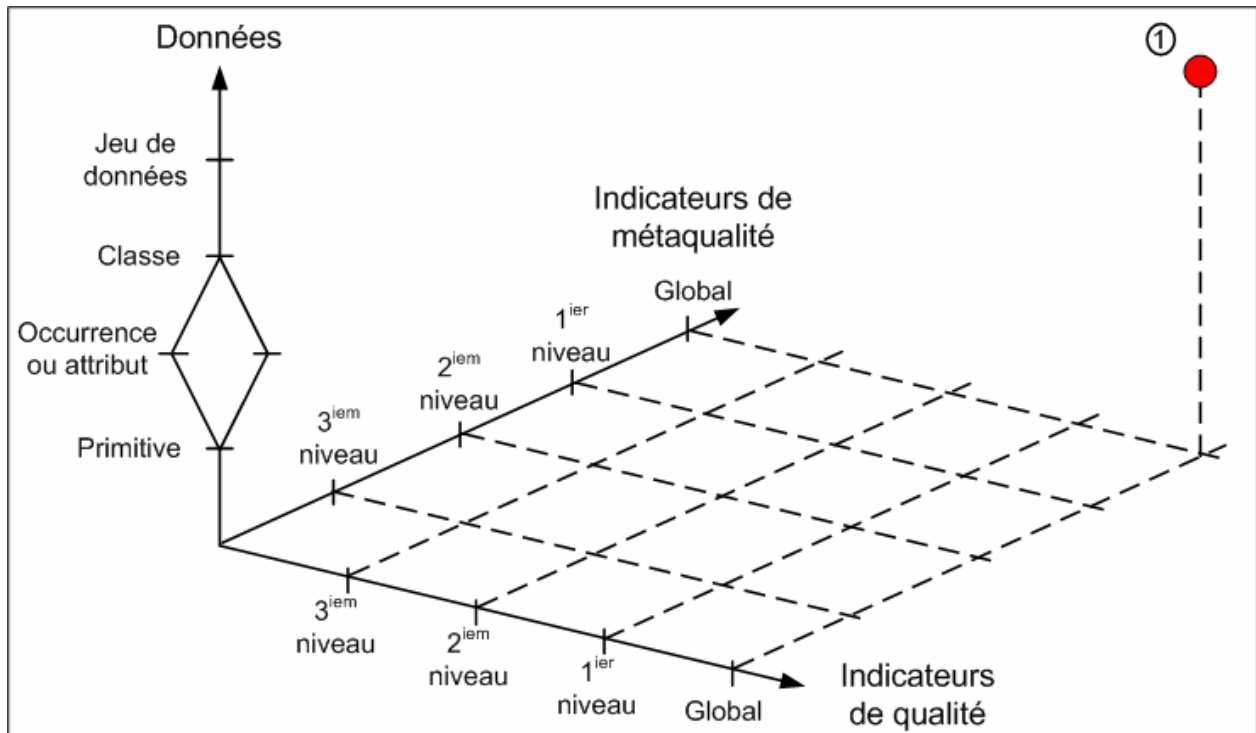


Figure 31. Modèle E-QIMM, observations générales

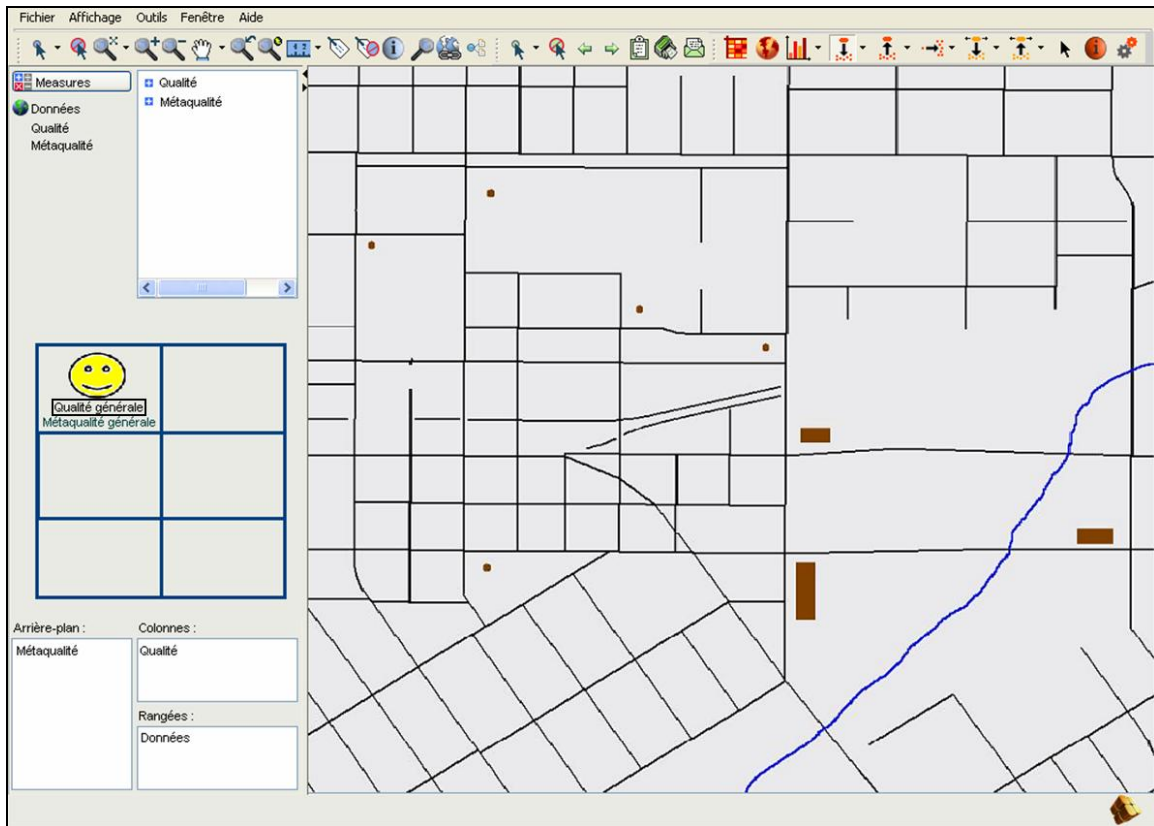


Figure 32. Navigation MUM, observations générales

Suite à cette action, l'expert en qualité se situe maintenant sur le premier niveau de la dimension « Métaqualité » (figure 33, étape 2). Il sélectionne, à partir de l'arbre, l'indicateur de métaqualité « Source » qu'il glisse sur le tableau de bord. Il remarque dès lors, par la couleur orange du pictogramme, que la métaqualité de cet indicateur est mauvaise (figure 34).

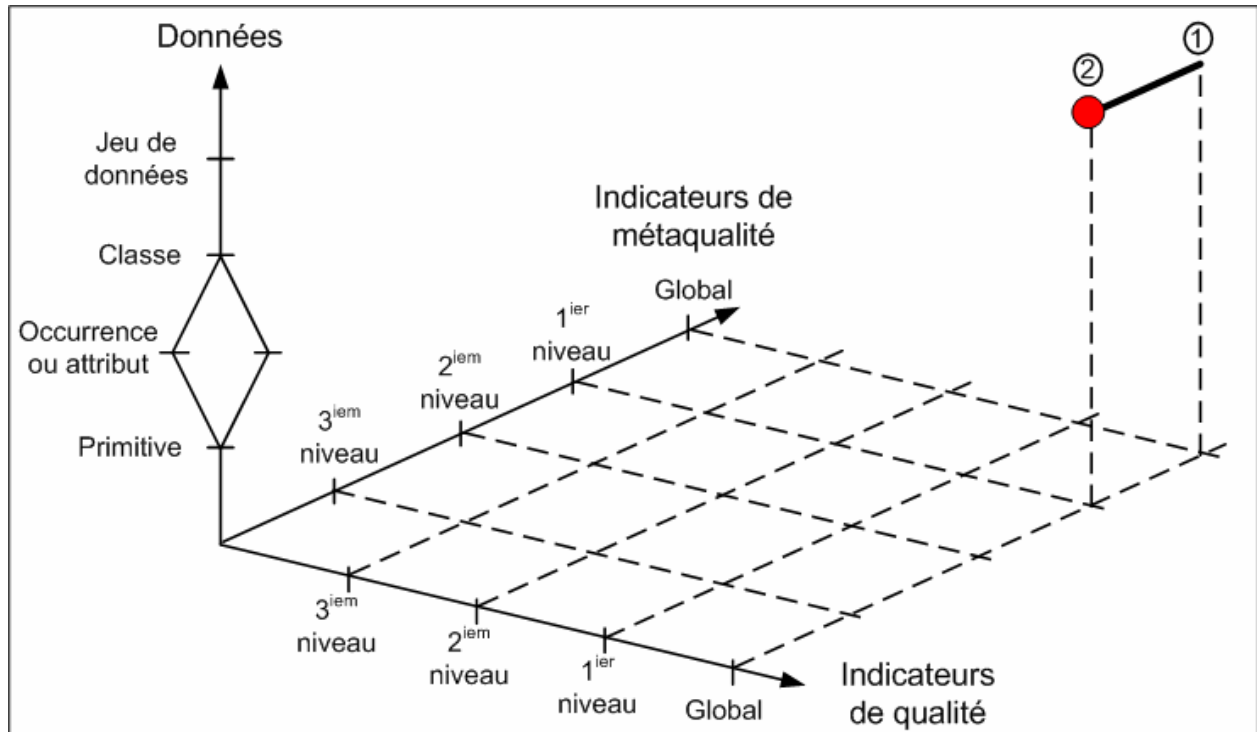


Figure 33. Modèle E-QIMM, forage métaqualité

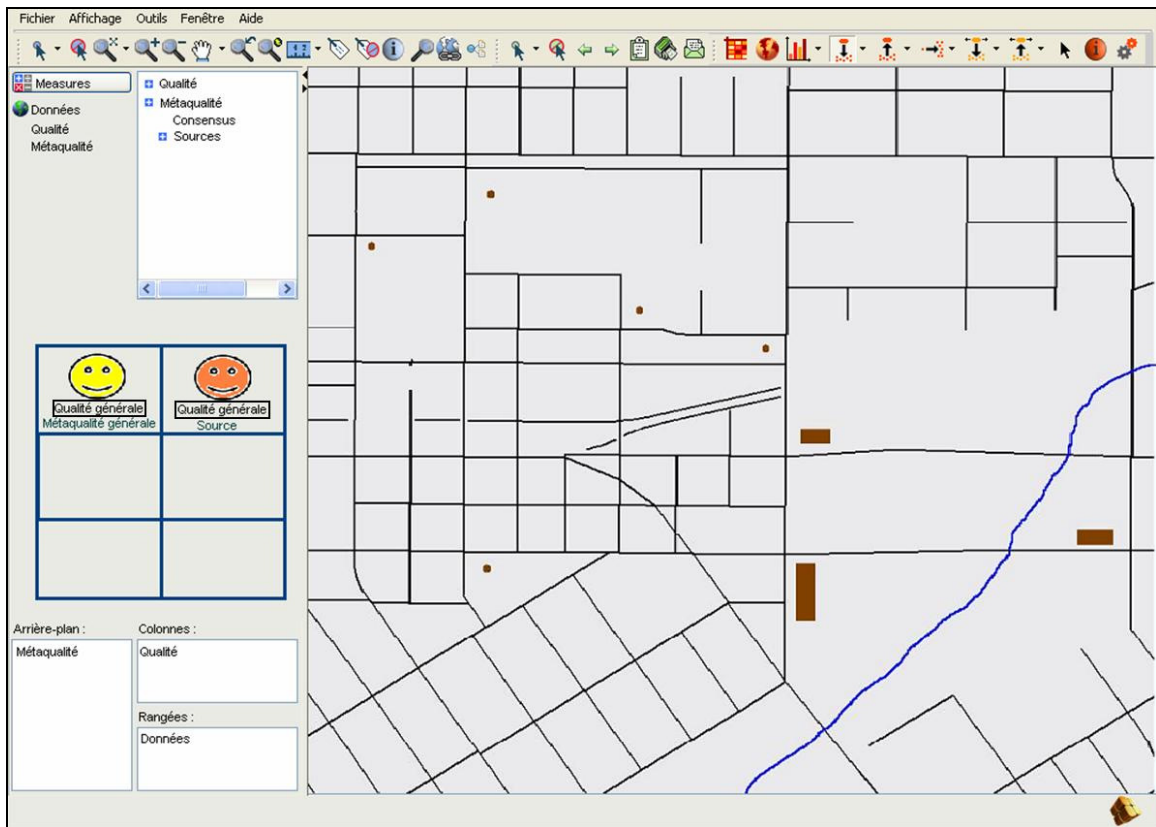


Figure 34. Navigation MUM, forage métaqualité

Par la suite, l'expert en qualité effectue deux dépliages consécutifs afin de se concentrer exclusivement sur l'aspect exactitude spatiale de la classe d'objets « Réseau routier ». Premièrement, il déplie la dimension « Données » pour passer du jeu de données à la classe d'objets (figure 35, étape 3) et deuxièmement, il déplie la dimension « Qualité » afin de passer de la qualité générale au premier niveau des indicateurs de qualité (figure 35, étape 4). Ceci lui permet donc d'obtenir la métaqualité correspondant à l'indicateur d'intérêt, i.e. l'exactitude spatiale.

Ces actions ont comme résultat de ne garder visibles que les éléments qui permettront, à l'expert en qualité, de répondre à sa question de base. Ainsi, le calcul des indicateurs ne s'effectue maintenant qu'avec la classe d'objets « Réseau routier ». Afin d'avoir une idée de l'exactitude spatiale, l'expert en qualité ajoute cet indicateur de qualité au tableau de bord. Il remarque rapidement que la qualité de l'indicateur est bonne, mais que la métaqualité est moyenne. La sélection de cet indicateur dans le tableau de bord engendre une synchronisation avec les données spatiales affichées. La couleur utilisée pour représenter chaque occurrence est maintenant fonction de la valeur de l'indicateur sélectionné (figure 36). À ce moment, l'expert peut passer de la représentation cartographique de l'indicateur de métaqualité ou de l'indicateur de qualité. À l'aide du menu contextuel, il sélectionne la représentation graphique de la métaqualité. Une brève analyse de la carte permet à l'expert de rapidement localiser les occurrences dont la métaqualité de l'exactitude spatiale laisse à désirer.

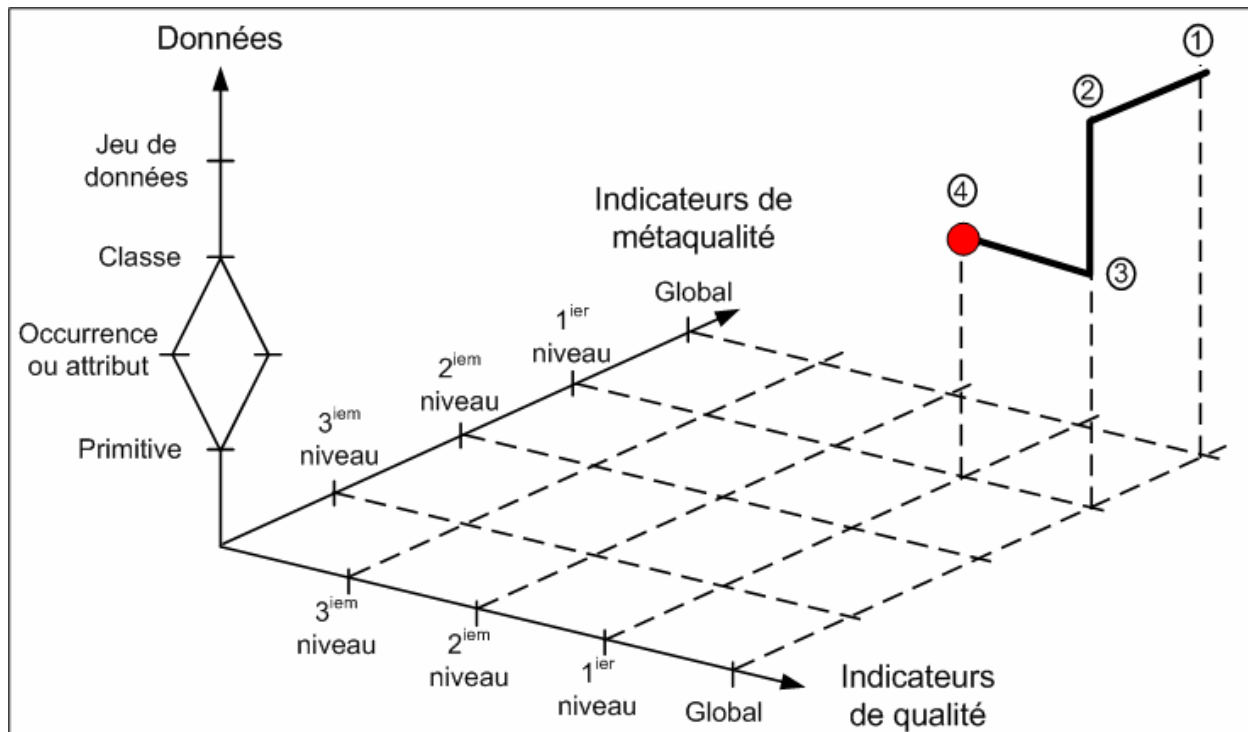


Figure 35. Modèle E-QIMM, forage qualité

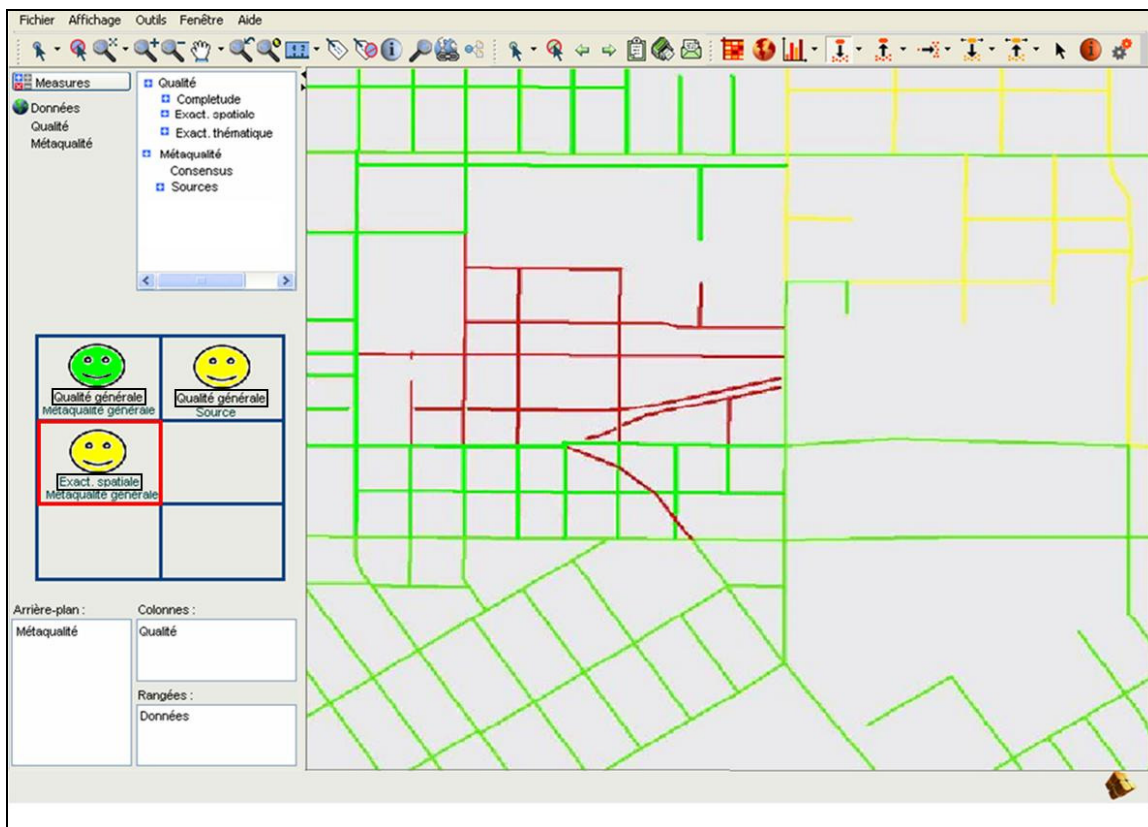


Figure 36. Navigation MUM, forage qualité

Maintenant, l'expert aimerait connaître la fiabilité (i.e. métaqualité) des sources d'information utilisées. Il déploie l'indicateur « Source » de la dimension « Métaqualité » (figure 37, étape 5). Ceci lui permet d'ajouter les indicateurs « Opinion expert » et « Producteur » au tableau de bord (figure 38). À la vue de la figure 38, on remarque que tous les pictogrammes des indicateurs de qualité « Exactitude spatiale » ont un sourire mais sont de couleurs différentes. En effet, le pictogramme de « Exactitude spatiale/Opinion expert » est en vert alors que celui de « Exactitude spatiale/Producteur » est en rouge. Cette couleur rouge indique que la métadonnée traditionnelle provenant du producteur est très peu fiable. L'expert en qualité devra alors porter une attention particulière à cet aspect.

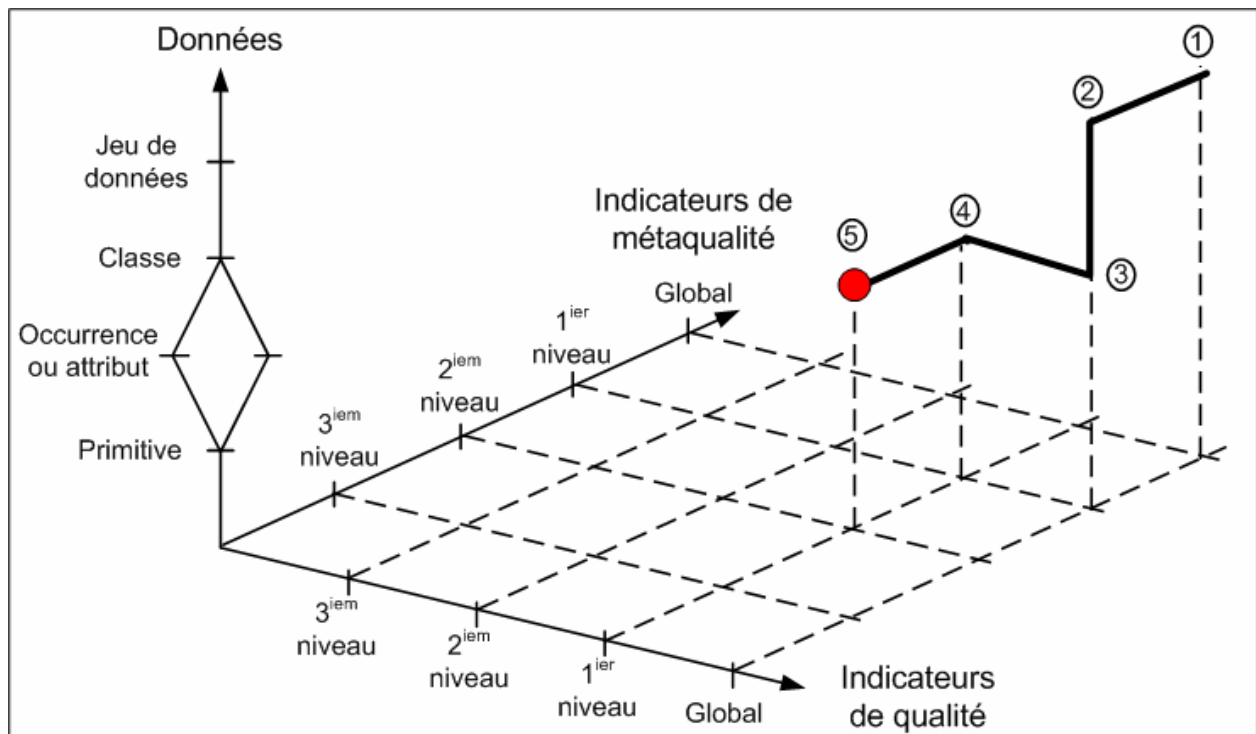


Figure 37. Modèle E-QIMM, forage métaqualité 2

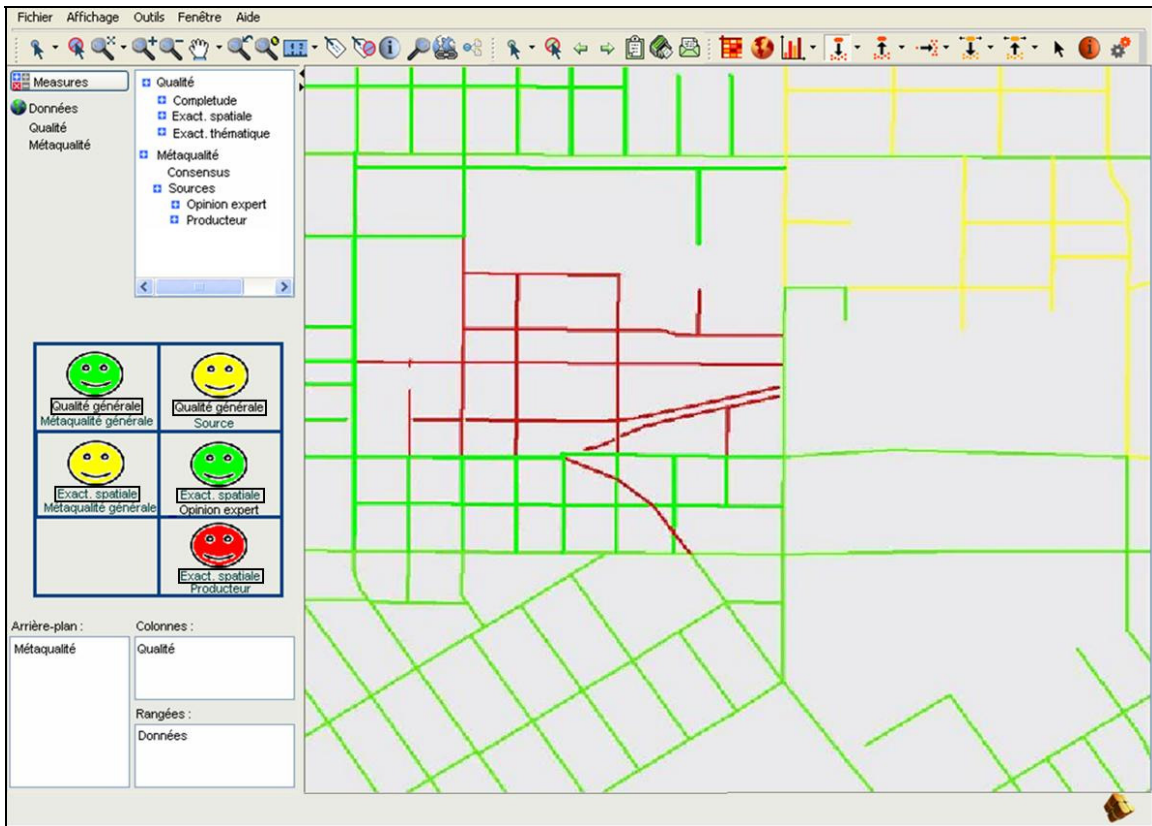


Figure 38. Navigation MUM, forage métaqualité 2

Pour tenter de déterminer les raisons de cette faible métaqualité, l'expert déplie une dernière fois la dimension « Métaqualité » pour obtenir les indicateurs qui se retrouvent sous « Producteur » (figure 39, étape 6). Il remplace sur le tableau de bord les indicateurs « Exactitude spatiale/Opinion Expert » et « Exactitude spatiale/Producteur » par « Exactitude spatiale/Crédibilité » et « Exactitude spatiale/validité » (figure 40). Le volet métaqualité de ces indicateurs se retrouve sous « Producteur » dans la hiérarchie des indicateurs de métaqualité.

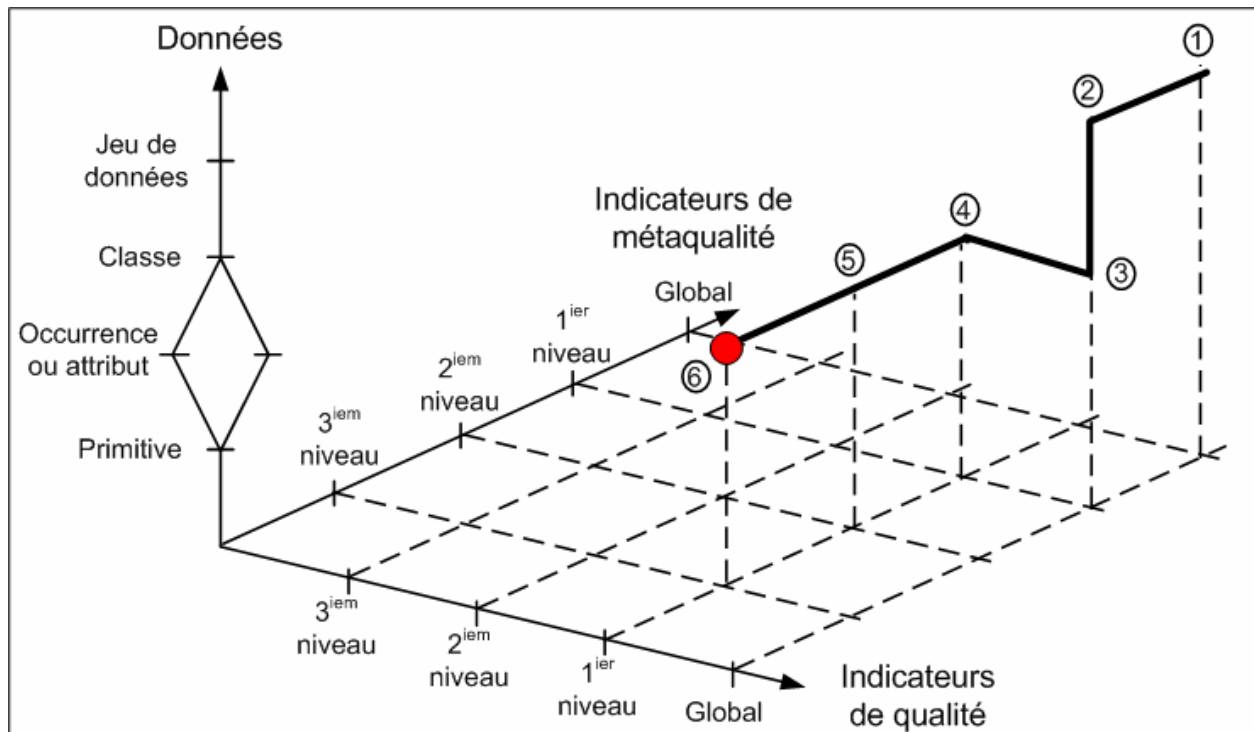


Figure 39. Modèle E-QIMM, forage métaqualité 3

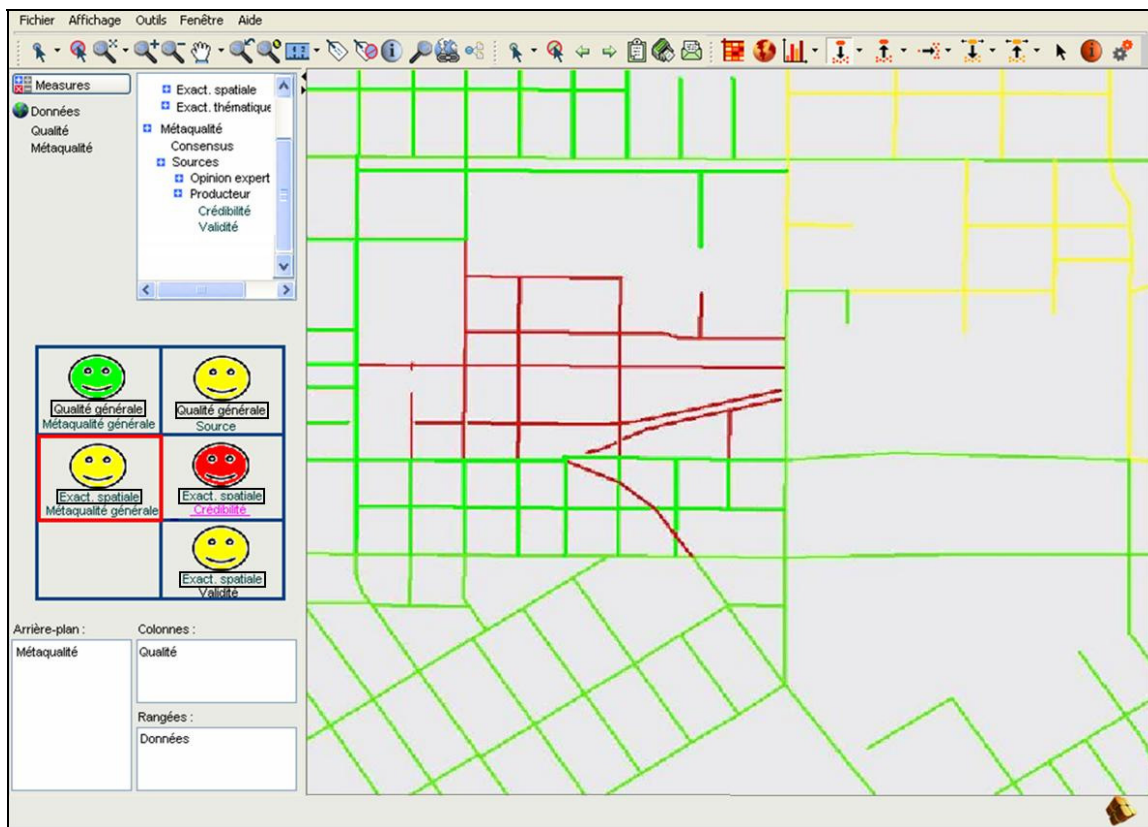


Figure 40. Navigation MUM, forage métaqualité 3

L'expert en qualité s'aperçoit ainsi que l'aspect crédibilité du producteur est de très mauvaise qualité. Un hyperlien associé à cet indicateur lui permet d'obtenir plus d'information relativement à la crédibilité du producteur (figure 41). Ce support hypermédia est important car il permet l'ajout d'informations pertinentes pouvant être utilisées par l'expert en qualité afin d'appuyer ses constats sur des faits existants.



Figure 41. Exemple de documents hypermédiés pouvant être associés à un indicateur

Suite à cette analyse, l'expert en qualité possède maintenant assez d'informations pour effectuer un constat sur la question de base précédemment définie. L'étape qui suit consiste, pour l'expert, à effectuer des recommandations à son client.

4.3 Étapes de post-analyse

Suite à l'analyse, le constat émis par l'expert en qualité est que la métadonnée provenant du producteur n'est pas fiable. Ce constat découle de l'analyse des indicateurs concernant la métaqualité des métadonnées provenant du producteur (couleur rouge pour crédibilité et jaune pour validité). Il y a donc un risque lié à l'utilisation des données aux fins déterminées par le client. Pour remédier à la situation, l'expert peut suggérer par exemple d'utiliser un autre instrument de mesure (ex. un podomètre) pour améliorer l'exactitude spatiale des occurrences du réseau routier pour lesquelles la valeur est en dessous de la moyenne (les occurrences en rouge). De cette manière, on augmente d'une part, la valeur de la qualité de l'indicateur « Exactitude

spatiale » et d'autre part, la valeur de la métaqualité. L'expert en qualité peut également suggérer d'obtenir l'avis d'un second expert pour corroborer les dires de Gilles Perron, l'expert retenu pour évaluer l'exactitude spatiale, ou tout simplement de retirer de l'analyse la métadonnée provenant du producteur et de se baser uniquement sur l'opinion de l'expert déjà recueillie.

Ceci est un exemple de constat simple basé sur une seule question de départ. Lors d'une évaluation plus complexe, comportant des dizaines de questions, l'expert en qualité serait en mesure de poser plusieurs constats. Ceux-ci devront être agencés afin de rendre le tout compréhensible pour le client et pour les différents acteurs du domaine de la qualité géospatiale. Cette normalisation de présentation pourrait prendre la forme d'un certificat de qualité. La conception d'un tel certificat est présentement un projet de recherche auquel participe plusieurs chercheurs de l'Université Laval [Gervais *et al.*, 2006]. Les résultats de ces recherches permettront d'obtenir un gabarit de document à remettre au client lors du processus d'évaluation de la qualité.

4.4 Conclusion

Pour conclure, ce chapitre a abordé les trois grandes étapes du processus d'évaluation de la qualité soit : la pré-analyse, l'analyse et la post-analyse. La pré-analyse consiste à établir les besoins du client en fonction de son jeu de données, à obtenir les métadonnées et les opinions d'experts, à définir les indicateurs et à préparer les données. L'étape d'analyse permet, grâce au système MUM, de répondre aux questions de base qu'a établies l'expert en qualité. Le système MUM étant très intuitif grâce aux indicateurs et au tableau de bord, la simulation a démontrée qu'un constat pouvait être facilement (en quelques cliques de souris) et rapidement obtenu. La post-analyse, quant à elle, vise à décrire plus formellement le niveau d'adéquation du jeu de données en fonction des besoins du client.

Cette simulation a impliqué un nombre restreint d'indicateurs. L'ajout d'indicateurs supplémentaires ne change pas les étapes d'analyse, elles ne seront que plus longues. Dans le même sens, ce chapitre a présenté un exemple d'analyse simple. Selon les hiérarchies d'indicateurs de qualité et de métaqualité choisies, les possibilités d'analyse sont immenses.

Plus il y aura de sources d'information et plus le jeu de données sera volumineux, plus il sera important de procéder à une analyse à l'aide du système MUM car ce dernier aidera l'expert à structurer sa pensée et il lui permettra également d'appuyer ses constats sur des faits durables. C'est-à-dire des faits auxquels l'expert en qualité pourra se référer ultérieurement car la trace de ses analyses peut être conservée.

Chapitre 5

Conclusion

5.1 Remise en contexte

Ce mémoire a comme objectif principal l'élaboration d'une méthode de génération des métadonnées dite *top-down* fin de permettre l'utilisation de plusieurs sources d'information lors du processus d'évaluation de la qualité externe à l'aide du système MUM. Le système MUM, développé par Devillers *et al.* [2004], a été conçu initialement en fonction d'une méthode *bottom-up*, où on utilise des métadonnées fines pour extraire des indicateurs globaux de qualité, à l'aide d'opérateurs d'agrégation typiques des outils SOLAP. Cependant, l'expert en qualité qui désire utiliser le système MUM est rarement en mesure de se procurer directement cette information fine. C'est pour cette raison qu'il doit *a priori*, lorsqu'il existe un manque d'information fine, effectuer une analyse *top-down* afin d'obtenir l'information nécessaire au processus d'évaluation de la qualité.

Afin de clarifier la différence entre métadonnées et information, il est important de mentionner que dans l'approche de Devillers, il n'y a qu'une source d'information qui est les métadonnées traditionnelles. Dans ce mémoire, il est plutôt question d'information au lieu de métadonnée, car l'expert en qualité a besoin des opinions d'experts en plus des métadonnées traditionnelles pour réaliser le processus d'évaluation de la qualité.

Dans un premier temps, ce mémoire présente une méthodologie *top-down* qui permet de générer, lorsque possible, l'information fine (au niveau des occurrences, voire des primitives géométriques) d'un jeu de données à l'aide des métadonnées grossières et des opinions d'experts touchant un ensemble d'occurrences. Cette méthodologie amène l'expert en qualité à utiliser dans certains cas des sources d'information différentes pouvant être de qualité hétérogène.

Dans un second temps, pour pallier au problème d'hétérogénéité de la qualité des sources et pour permettre la gestion de celle-ci dans le système MUM, une dimension « Métaqualité » a été ajoutée au modèle QIMM de Devillers pour créer le E-QIMM (*Extended Quality Information*

Management Model). Ce nouveau modèle permet de quantifier le risque lié à l'imperfection de l'information contenue dans les indicateurs de qualité.

5.2 Objectifs

Dans le cadre de ce mémoire, les concepts d'analyse *top-down* et de métaqualité ont été approfondis pour permettre de répondre à notre problématique de recherche qui est : **Le manque de métadonnées fines, lorsqu'il se produit, nous empêche de valider efficacement la qualité externe d'un jeu de données géospatiales**. Le but de cette recherche est donc de valider le système MUM dans un contexte réel, i.e. lorsque le manque de métadonnées fines amène l'expert en qualité à utiliser plus d'une source d'information lors du processus d'évaluation de la qualité externe. Si on transpose le but de la recherche sous forme d'objectif principal, on peut dire qu'il consiste en **l'élaboration d'une méthode de génération des métadonnées dite *top-down***. Pour réaliser cet objectif, plusieurs objectifs spécifiques ont été définis, objectifs qui doivent absolument être atteints pour ensuite permettre d'atteindre l'objectif principal de recherche. Les objectifs spécifiques présentés au chapitre 1 de ce mémoire sont les suivants :

- **Définir les concepts théoriques initiaux sous-jacents à la méthode *top-down*** : la définition des concepts initiaux est réalisée au chapitre 2 dans le cadre de la revue de littérature. Celle-ci comporte plusieurs volets comme : l'audit de la qualité, les indicateurs, les opinions d'experts, le système MUM (le modèle QIMM et les tableaux de bord). Ces concepts sont à la base de la réalisation de la méthodologie *top-down*.
- **Concevoir et implanter la méthode *top-down*** : la section 1 du chapitre 3 présente une méthodologie qui permet de générer, lorsque possible, les métadonnées fines (au niveau des occurrences) d'un jeu de données à l'aide de métadonnées grossières et d'opinions d'experts. Cette méthode, en quatre scénarios, permet à l'expert en qualité d'utiliser plus d'une source d'information lors du processus d'évaluation de la qualité externe.
- **Gérer l'hétérogénéité des sources d'information** : L'utilisation de plusieurs sources d'information par l'expert en qualité a entraîné le questionnement suivant : comment gérer les répercussions de la méthode *top-down* sur l'évaluation de la qualité à l'aide du système MUM. La réponse a été de permettre la gestion de l'hétérogénéité des sources d'information dans le système MUM. Quelle que soit la méthodologie utilisée par l'expert en qualité, soit *top-down* ou *bottom-up*, ce dernier peut être amené à utiliser

plusieurs sources d'information. La gestion de la métaqualité est donc cruciale afin que l'expert s'assure de ne pas conseiller son client sur la base d'informations de piètre qualité. Pour permettre la gestion de la métaqualité, le système MUM a été enrichi du modèle E-QIMM.

- **Évaluer la viabilité du système MUM par maquettage** : le chapitre 4 présente une simulation d'analyse afin de démontrer le potentiel d'un processus d'évaluation dans un contexte où la métadonnée fine n'est pas disponible. Cette simulation présente les étapes de pré-analyse, d'analyse et de post-analyse permettant à un expert en qualité de conseiller son client.

L'atteinte des objectifs spécifiques nous permet de conclure que l'objectif principal de la recherche a été atteint. Donc, l'hypothèse de départ qui est **La conception d'une méthode descendante (i.e. *top-down*) de génération des métadonnées devrait permettre de combler le manque de métadonnées fines dans le système MUM** a par le fait même été vérifiée en partie. On spécifie en partie car il est pratiquement infaisable de combler le manque de métadonnées fines en totalité.

5.3 Résultats

Ce projet de recherche a livré comme résultats une méthode de génération des métadonnées dite *top-down* et une extension au modèle QIMM de Devillers [2004] afin de permettre la gestion de la métaqualité (i.e. l'hétérogénéité des sources). Ces nouveaux concepts ont permis un enrichissement du système MUM.

5.4 Discussion

Pour terminer, il est important de dire que les concepts avancés dans ce mémoire n'ont été testés que par simulation et qu'avant que ces concepts ne soient utilisés de manière concrète, il faudra les tester dans un environnement réel. Ceci signifie effectuer une évaluation de la qualité externe avec un client ayant de vraies données et de vrais besoins. Il est important de quantifier la charge de travail relative à l'utilisation du système MUM car la réalisation d'une analyse *top-down* demande du temps et de l'argent. Ceci peut donc être une limitation à son utilisation dans sa forme actuelle. De la même façon, la gestion de la métaqualité dans le système MUM

peut devenir lourde car pour chaque indicateur de qualité, il existe une hiérarchie complète d'indicateur de métaqualité. Il est donc primordial de ne créer que les indicateurs qui sont réellement nécessaires. En raison des coûts élevés et du temps de préparation nécessaire, il se peut que seuls les projets d'envergure puissent faire l'objet d'une évaluation de la qualité externe à l'aide de la méthode *top-down* et de la gestion de la métaqualité.

C'est pour ces raisons que ce mémoire ne vise pas l'application de la méthode *top-down* et de la gestion de la métaqualité de façon systématique pour tout un territoire et pour un ensemble de jeux de données. Au contraire, la méthode proposée ne peut être envisageable que suite à un mandat ponctuel, pour un projet donné, dans un contexte précis et qu'en ce sens, cette méthode ne fait qu'ajouter robustesse, flexibilité et puissance à ce qui se ferait de façon manuelle : prise en compte des métadonnées, interviews d'experts, croisement d'informations, etc. De plus, la solution proposée ajoute un cadre théorique et méthodologique encore inexistant qui amène l'expert en qualité à ne pas utiliser l'information de manière aveugle mais plutôt à évaluer la qualité de cette informations afin de déterminer la qualité de son évaluation de la qualité.

Il se peut donc que les concepts avancés dans ce mémoire, dans leurs formes actuelles, ne s'appliquent pas de manière générale aux projets en géomatique. Cependant, ce mémoire aura tout de même permis de sensibiliser les acteurs du domaine de la géomatique à l'importance de la qualité des données et de la qualité des sources d'information.

5.5 Perspectives de recherche

La méthode *top-down* et l'ajout de la dimension « Métaqualité » au modèle QIMM permettent d'approfondir les concepts gravitant autour du système MUM. Cet approfondissement est bon en soi car il entraîne un questionnement sur les moyens à prendre pour poursuivre l'amélioration du système MUM. Notre questionnement a permis de déterminer quelques aspects qu'il serait bon de regarder plus en détail :

- Effectuer une évaluation de la qualité externe avec un client ayant des besoins réels. Le système MUM développé par Devillers [2004] ainsi que les concepts présentés dans ce mémoire n'ont jamais fait l'objet d'une expérimentation dans un contexte réel. Cette

expérimentation permettrait de déterminer si les concepts théoriques peuvent être transposés dans un environnement pratique. Si ce n'est pas le cas, il faudra adapter ce qui a été développé afin de permettre l'utilisation de ces concepts dans des projets concrets.

- Ajouter une interface de type « tableau de bord » au logiciel JMap SOLAP. Dans le cadre de cette recherche, l'aspect tableau de bord a été ajouté manuellement à l'interface de JMap SOLAP. Pour permettre l'utilisation du système MUM, JMap SOLAP devra être doté d'un tableau de bord et d'outils de personnalisation des indicateurs comme les paramètres d'affichage et la gestion des seuils de tolérance. Cette interface devra permettre également l'ajout et la suppression des indicateurs sur le tableau de bord.
- Ajouter des messages contextuels mettant en garde l'expert en qualité lorsqu'il effectue une manipulation comportant des risques. Une étudiante à la maîtrise sous la supervision du Dr Yvan Bédard, du Dr Marc Gervais et du Dr Rodolphe Devillers travaille présentement sur une approche permettant l'intégration d'un système de mises en garde à l'intérieur d'un SOLAP.
- Automatiser la création de rapports. Une équipe de chercheurs du Centre de recherche en géomatique de l'Université Laval travaille présentement à la conception d'un certificat de qualité qui permettrait de normaliser le processus et les résultats de l'évaluation de la qualité. Dans le cadre de ces travaux, il serait opportun de créer des outils à l'intérieur de JMap SOLAP afin de permettre à l'expert en qualité de prendre des notes et de documenter son analyse. Au terme de celle-ci, l'information obtenue pourrait être mise en page automatiquement afin de s'intégrer au certificat de qualité.
- Ajouter une mesure concernant l'appréciation personnelle de l'expert qui utilise le système MUM. Cette mesure sera souvent la seule qui pourra être insérée de manière explicite. Elle aura comme effet d'influer sur la rigueur de l'analyse en y ajoutant une certaine subjectivité. Cependant, son utilisation permettra de mettre en valeur l'opinion de l'expert qui utilise le système MUM en lui permettant de noter un ensemble de sous-mesures implicites qu'il pourra conserver en archive sous forme hypermédia (ex. notes de *red-lining*).

Bibliographie

Les références non cités dans le mémoire sont précédés d'un astérix (*)

- Aalders, H. J. G. L., 2002, « The Registration of Quality in a GIS », *Spatial Data Quality* (W. Shi, P. Fisher and M. F. Goodchild, Eds), Taylor & Francis, p. 186-199.
- Agumya, A. et G. J. Hunter, 1997, « Estimating Risk in GIS-Supported Decisions », *Proceedings of URISA*, Toronto, Canada, juillet, 9 pages.
- *Agumya, A. et G. J. Hunter, 2002, « Responding to the consequences of uncertainty in geographical data », *International Journal of Geographical Information Science*, vol.16, no.5, p. 405-417.
- Aïm, R., 2004, « Indicateurs et tableaux de bord », *AFNOR*, 133 pages.
- *Aleixos, N., P. Company et M. Contero, 2004, « Integrated modeling with top-down approach in subsidiary industries », *Computers in Industry*, vol. 53, p. 97-116.
- Anderson, N. H. 1981, « Information integration theory », *Hillsdale, NJ: Lawrence Earlbaum*.
- Ashton, R. H., 1986, « Combining the judgments of experts: how many and which ones? », *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, P. 405-414.
- Ashton, A. H. et Ashton, R. H., 1985. « Aggregating subjective forecasts: some empirical results », *Management Science*, P. 1499-1508.
- Ayyub, B. M., 2001, « Elicitation of Expert Opinions for Uncertainty and Risks », *CRC Press*, 328 pages.
- Azouzi, M. et B. Merminod, 1996, « Qualité des données spatiales », *Vermessung, Photogrammetrie, Kulturtechnik*, vol. 12, p. 645-649.
- *Beard, K., 1995, « Representing Spatial Data Quality », *Geographic Information Research: Bridging the Atlantic*, Taylor and Francis, p. 280-294.
- *Beaulieu, B., Y. Ferland et F. Roy, 1995, « L'arpenteur-géomètre et les pouvoirs municipaux en aménagement du territoire et en urbanisme », *Les Éditions Yvon Blais Inc.*, Cowansville, 450 pages.
- Bédard, J., 1993, « Expertise in auditing ». *Faculté des sciences de l'administration*, Université Laval, 30 pages.
- Bédard, Y., 1986, « A Study of Data using a Communication based Conceptual Framework of Land Information Systems », *Le Géomètre Canadien*, vol. 40, no. 4, p. 449-460.
- Bédard, Y., R. Devillers et M. Gervais, 2002, « MUM - Manuel à l'utilisateur Multidimensionnel », Animation scientifique de la Maison de la Télédétection, 24 septembre.
- Bédard, Y., P. Gosselin, S. Rivest, M.-J. Proulx, M. Nadeau, G. Lebel et M.-F. Gagnon, 2003, « Integrating GIS Components with Knowledge Discovery Technology for Environmental Health Decision Support », *International Journal of Medical Informatics*, Elsevier Sciences, vol. 70, no. 1, p. 79-94.
- Bédard, Y., 2004, « Amélioration des capacités décisionnelles des SIG par l'ajout d'un module SOLAP », Université de Provence, Centre de Mathématique et Informatique, Laboratoire des Sciences de l'Information et des Systèmes (LSIS). Marseille, 8 avril.
- Bédard, Y., R. Devillers, M. Gervais et R. Jeansoulin, 2004, « Towards Multidimensional User Manuals for Geospatial Datasets: Legal issues and their Considerations into the design of a Technological Perspective », *Proceedings of 3rd International Symposium on Spatial Data Quality (ISSDQ'04)*, GeoInfo Series, Bruck an der Leitha, Autriche, 15-17 avril,

p. 183-195.

- Bédard, Y., D. Vallière et R. Métivier, 1996, « Nouvelle méthode d'évaluation de la qualité des données à référence spatiale », *Actes de la 8e Conférence internationale sur la géomatique*, Ottawa, Canada, 28-30 mai.
- Bédard, Y., M. J. Proulx, S. Rivest et T. Badard, 2005, « Merging Hypermedia GIS with Spatial On-Line Analytical Processing: Towards Hypermedia SOLAP », (*E. Stefanakis, M.P. Peterson, C. Armenakis, V. Deli, Eds*), *Geographic Hypermedia: Concepts and Systems*.
Accepté
- Belleau, C., *et al.*, 2006, « Preuve et procédure », Collection de droit, *Édition Yvon Blais Inc.*, Cowansville, 402 pages
- *Bensoussan, A., 1995, « Les SIG et le droit », *Édition Hermès*, Paris, 249 pages.
- Bouchard, C., 2002, « La qualité d'un organisme: Construction et expérimentation d'un dispositif d'indicateurs de la qualité », Thèse de doctorat, Université Laval, P. 170 pages.
- Budescu, D. V. et A. K. Rantilla, 2000, « Confidence in aggregation of expert opinions », *Acta Psychologica*, vol. 104, p. 371-398.
- Camerer F. C. et E. J. Johnson, 1991, « The process-performance paradox in expert judgement: How can experts know so much and predict so badly? », *Toward a general theory of expertise: prospects and limits*, Cambridge University Press, p. 195-217.
- *Caron, P.-Y., 1998, « Étude du potentiel de OLAP pour supporter l'analyse spatio-temporelle », Mémoire de maîtrise, Université Laval, 130 pages.
- Cérutti, O. et B. Gattino, 1992, « Indicateurs et tableaux de bord », *AFNOR*, 92 pages.
- Clemen, R. T., 1989. « Combining forecasts: a review and annotated bibliography », *International Journal of Forecasting*, p. 559-583.
- *Côté, R., C. Jolivet, G. A. Lebel et B. Beaulieu, 1993, « La géomatique et ses enjeux juridiques », *Publications du Québec*, 252 pages.
- Dassonville, L., F. Vauglin, A. Jakobsson et C. Luzet, 2002, « Quality Management, Data Quality and Users, Metadata for Geographical Information », *Spatial Data Quality* (W. Shi, P. Fisher and M. F. Goodchild, Eds), Taylor & Francis, p. 202-215.
- *de Champeaux, D., 1991, « Object-Oriented Analysis and Top-Down Software Development », *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 512, janvier, p. 360-376.
- *Desthieux, G., 2004, « Utilisation d'indicateurs spatiaux dans un processus participatif de diagnostic de quartier à Saint-Jean », Université de Genève et École polytechnique fédérale de Lausanne, 28 pages.
- Devillers, R., 2004, « Conception d'un système multidimensionnel d'information sur la qualité des données géospatiales », Thèse de doctorat, Université Laval, 180 pages.
- Devillers, R., Y. Bédard et M. Gervais, 2004a, « Indicateurs de qualité pour réduire les risques de mauvaise utilisation des données géospatiales », *Revue Internationale de Géomatique*, vol. 14, no. 1, p. 35-57.
- Devillers, R., Y. Bédard et R. Jeansoulin, 2004b, « Multidimensional User Manual (MUM): a Tool to Manage and Communicate Data Quality Information », *TIES/Accuracy Conference*, Portland, Maine, 1 juillet.
- Devillers, R., Y. Bédard et R. Jeansoulin, 2005, « Multidimensional management of geospatial data quality information for its dynamic use within Geographical Information Systems », *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing (PE&RS)*, vol. 71, no. 2, p.205-215.
- *Devillers, R., Y. Bédard, R. Jeansoulin et B. Moulin, 2006, « Towards Quality information Datacubes for experts assessing the fitness for use of geospatial data », *International Journal of Geographical Information Science*. vol. 21, no. 3, p. 261-282.

- *Devillers, R., M. Gervais, Y. Bédard et R. Jeansoulin, 2001, « GI Quality and Decision making: towards a context-sensitive User Manual to support decision makers dealing with geographic data », *GEOIDE Third Annual Conference*, Fredericton, Canada, juin, 10 pages.
- Devillers, R., M. Gervais, R. Jeansoulin et Y. Bédard, 2002, « Spatial Data Quality: From Metadata to Quality Indicators and Contextual End-user Manuel », *OEEPE/International Society for Photogrammetry and Remote Sensing (ISPRS) Workshop on Spatial Data Quality Management*, 21-22 mars, 10 pages.
- Diaz, N., 2005, <http://perso.orange.fr/nathalie.diaz/index.htm>.
- Epstein, E. F., G. J. Hunter et A. Agumya, 1998, « Liability insurance and the use of geographical information », *International Journal of Geographical Information Science*, vol. 12, no. 3, p. 203-214.
- Fernandez, A., 2003, « Les nouveaux tableaux de bord des managers: le projet décisionnel dans sa totalité », *Éditions d'Organisation*, 483 pages.
- Fernandez, A., 2005, « Les nouveaux tableaux de bord des managers », *Éditions d'Organisation*, nouvelle édition. 482 pages.
- Fischer, I., et Harvey, N., 1999. « Combining forecasts: what information do judges need to outperform the simple average? », *International Journal of Forecasting*, 15, p. 227–246.
- Frank, A. U., 1998, « Metamodels for Data Quality Description ». *Data Quality in Geographic Information - From Error to Uncertainty* (M. F. Goodchild and R. Jeansoulin, Eds), Editions Hermès, 192 pages.
- Garcia, M. A. et D. Puig, 2004, « Robust Aggregation of Expert Opinions Based on Conflict Analysis and Resolution », *Intelligent Robotics and Computer Vision Group*, p. 488-497.
- *Gélinas, N., 2001, « *La gestion partenariale: un nouveau mode de gestion pour les forêts québécoises* », Thèse de doctorat, Université Laval, 190 pages.
- *Geneletti, D., 2005, « Formalising expert opinion through multi-attribute value functions: An application in landscape ecology », *Journal of Environmental Management*, vol. 76, p. 255-262.
- Gervais, M., 2004, « Pertinence d'un manuel d'instructions au sein d'une stratégie de gestion du risque juridique découlant de la fourniture de données géographiques numériques », Thèse de doctorat, Université Laval, 347 pages.
- Gervais, M., 2005a, « Notes du cours GMT-22350 Projet de génie géomatique I », Université Laval, 21 pages.
- Gervais, M., 2005b, « Expertise et Opinion professionnelle », conférence donnée dans le cadre de l'atelier portant sur la qualité des données spatio-temporelles, Chaire de recherche en bases de données géospatiales décisionnelles, Québec, 21 décembre.
- Gervais, M., Y. Bédard, R. Jeansoulin et B. Cervelle, 2005, « Modèle de gestion de l'incertitude de la dimension spatiale des bases de données géographiques: approche juridique », *Revue Internationale de Géomatique*, 30 pages. Accepté
- Gervais M., Y. Bédard, S. Larrivée et N. Chrisman, 2006, « Audit sur la qualité des données géospatiales: Vers un nouvel acte professionnel », *Géomatique 2006*, Association canadienne des sciences géomatiques, Montréal, 26 octobre.
- Göbel, S. et U. Jasnoch, 2001, « Visualization techniques in metadata information systems for geospatial data », *Advances in Environmental Research*, vol. 5, p. 415-424.
- Goodchild, M. F., 1995, « Sharing Imperfect Data », *Sharing Geographic Information* (H. J. Onsrud and G. Rushton, Eds), New Brunswick, NJ, Rutgers University Press, p. 413-425.
- Grum, E. et B. Vasseur, 2004, « How to select the best dataset for a task? », *Proceedings of 3rd*

- International Symposium on Spatial Data Quality (ISSDQ'04)*, GeoInfo Series, Bruck an der Leitha, Autriche, 15-17 avril, p. 197-206.
- Guimond, L.-E., 2005, « Conception d'un environnement de découverte des besoins pour le développement de solutions SOLAP », Mémoire de maîtrise, Université Laval
- Hangouët, J.-F., 2005, « Chapitre 12. Évaluation et documentation de la qualité », *Qualité de l'information géographique* (R. Devillers et R. Jeansoulin, Eds), Editions Hermès, Paris, 348 pages.
- Harvey, F., 1998, « Quality Needs More Than Standards », *Data Quality in Geographic Information - From Error to Uncertainty* (M. F. Goodchild and R. Jeansoulin, Eds), Editions Hermes, 192 pages.
- Hunter, G. J., 2001, « Spatial Data Quality Revisited », *Proceedings of GeoInfo 2001*, Rio de Janeiro, Brésil, 4-5 octobre, p. 1-7.
- *Hunter, G. J. et S. de Bruin, 2005, « Chapitre 16. Qualité de l'information géographique et prise de décision », *Qualité de l'information géographique*. (R. Devillers et R. Jeansoulin, Eds), Editions Hermès, Paris, 348 pages.
- ISO 19011, 2002, Lignes directrices pour l'audit des systèmes de management de la qualité et/ou de management environnemental.
- ISO 9001, 2000, Systèmes de management de la qualité.
- ISO-TC/211, 2002, Geographic Information - Quality principles 19113.
- ISO-TC/211, 2003a, Geographic Information – Metadata 19115.
- *ISO-TC/211, 2003b, Geographic Information - Quality evaluation procedures 19114.
- Jaeger, R. M., 1978, « About education indicator; Statistics on the condition and trends in education », *Review of research Education*, p. 276-315.
- *Keeney, R. L. et H. Raiffa, 1976, « Decisions with multiple objectives: preferences and value tradeoffs », New York, Wiley and Sons, 569 pages.
- Keith, D. W., 1996, « When is it appropriate to combine expert judgments? », *Climatic Change* (Historical Archive), vol. 33, no. 2, p. 139-143.
- Knightsbridge Solutions LLC, 2005, « Top 10 trends in business intelligence for 2006 », White paper, 12 pages.
- Larrivée, S., Y. Bédard, D. Vallière, P. Panther et M.J. Proulx, 1993, « Prototype fonctionnel et spécifications du logiciel PHOENIX », Logiciel et rapport de recherche pour la compagnie Intergraph, Octobre, 100 pages.
- *Letouzey, A., 2001, « Ordonnancement interactif basé sur des indicateurs: Applications à la gestion de commandes incertaines et à l'affectation des opérateurs », Institut National Polytechnique de Toulouse, Toulouse, 217 pages.
- Maines, L. 1996. « An experimental examination of subjective forecast combination », *International Journal of Forecasting*, p. 223-233.
- *Malinowski, E. et E. Zimányi, 2004, « Representing Spatiality in a Conceptual Multidimensional Model », *Proceedings of 12th ACM Int. Symp. on Advances in Geographical Information*, ACM GIS 2004, Washington D.C., États-Unis, novembre, p. 12-21.
- Marakas, G. M., 1999, « Decision Support System in the 21st Century », Prentice Hall, Upper Saddle River, 506 pages.
- *Martel, J. M., 1988, « Aide multicritère à la décision », *Faculté des sciences de l'administration*, Université Laval, 6 pages.
- *Martel, J. M. et R. Nadeau, 1988, « Chapitre 3, Le modèle Bayésien de décision », *Statistique en gestion et en économie*, Éditions Gaëtan Morin, Boucherville, 621 pages.

- *Meeks, W. L. et S. Dasgupta, 2004, « Geospatial information utility: an estimation of the relevance of geospatial information to users », *Decision Support Systems*, vol. 38, p. 47-63.
- Miller, G. A., 1956, « The Magical Number Seven, Plus or Minus Two », *The Psychological Review*, vol. 63, p. 81-97.
- *Mitonneau, H., 2003, « Réussir l'audit des processus », *AFNOR*, 126 pages.
- Mohammadi, J., A. Longinow et T. A. Williams, 1991, « Evaluation of System Reliability Using Expert Opinions », *Structural Safety*, vol. 9, p. 227-241.
- *Mostafavi, M.-A., Edwards, G. et Jeansoulin, R., 2004, « An ontology-based method for quality assesment of spatial data bases », *Proceedings of 3rd International Symposium on Spatial Data Quality (ISSDQ'04)*, GeoInfo Series, Bruck an der Leitha, Autriche, 15-17 avril, p. 49-66.
- ministère des Ressources naturelles et de la Faune du Québec, 2007, www.mrnf.gouv.qc.ca/publications/territoire/geomatique/vocabulaire.pdf
- *Navratil, G., 2004, « How Laws affect Data Quality », *Proceedings of 3rd International Symposium on Spatial Data Quality (ISSDQ'04)*, GeoInfo Series, Bruck an der Leitha, Autriche, 15-17 avril, p. 37-47.
- Ochola, W. O. et P. Kerkides, 2004, « An integrated indicator-based spatial decision support system for land quality assessment in Kenya », *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 45, p. 3-26.
- Plante, J., 1994, « Évaluation de programme (français, anglais, espagnol) », *Presse de l'Université Laval*, Québec.
- *Pontikakis, E. et A. Frank, 2004, « Basic Spatial Data According to User's Needs Aspects of Data Quality », *Proceedings of 3rd International Symposium on Spatial Data Quality (ISSDQ'04)*, GeoInfo Series, Bruck an der Leitha, Autriche, 15-17 avril, p. 13-21.
- *Proulx, M. J. et Y. Bédard, 2004, « Le potentiel de l'approche multidimensionnelle pour l'analyse de données géospatiales en comparaison avec l'approche transactionnelle des SIG », Colloque Géomatique 2004 - Un choix stratégique!, Montréal, Canada, 27-28 octobre.
- Région laboratoire du développement durable, 2001, « Projet des indicateurs de performance au Saguenay—Lac-Saint-Jean : Agir avec des mesures ». Alma (Québec), 65 pages.
- Reithman Olson, J. et K. J. Biolsi, 1991, « Techniques for representing expert knowledge », *Toward a general theory of expertise: prospects and limits* (A. Ericsson K. and J. Smith, Eds), Cambridge, Cambridge University Press, p. 240-285.
- Rivest, S., Y. Bédard & P. Marchand, 2001, « Towards better support for spatial decision-making: defining the characteristics of Spatial On-Line Analytical Processing », *Geomatica*, vol. 55, no. 4, p. 539-555.
- Rivest, S., Y. Bédard, M.-J. Proulx & M. Nadeau, 2003, « SOLAP: a new type of user interface to support spatio-temporal multidimensional data exploration and analysis », *Workshop International Society for Photogrammetry and Remote Sensing (ISPRS)*, Quebec, Canada, 2-3 octobre.
- Roqueplo, P., 1997, « Entre savoir et décision, l'expertise scientifique », Éditions INRA, Paris, 112 pages.
- *Roy, B., 1985, « Méthodologie multicritère d'aide à la décision », *Economica*, Paris, 423 pages.
- *Sen, A., 2004, « Metadata management: past, present and future », *Decision Support Systems*, vol. 37, p. 151-173.
- Stein, A., J. Riley et N. Halberg, 2001, « Issues of scale for environmental indicators »,

- Agriculture, Ecosystems and Environment*, vol. 87, p. 215-232.
- Thibaudeau, V., 1997, « Logique et expression de la pensée », Gaétan Morin Éditeur, 558 pages.
- Tian, J., S. Cheng, K. Wang et Y. Wang, 2005, « An Integrating Model of Experts' Opinion », *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 3327, p. 204 - 212.
- Timpf, S., M. Raubal et W. Kuhn, 1996, « Experiences with Metadata », *Proceedings of Symposium on Spatial Data Handling, SDH'96, Advances in GIS Research II*, IGU, Delft, The Netherlands, 12-16 août, p. 12B.31 - 12B.43.
- Trepos, J.-Y., 1996, « La sociologie de l'expertise », *Presses Universitaires de France*, Paris, 126 pages.
- Vandeville, P., 2003, « Audit qualité-sécurité-environnement », AFNOR, 192 pages.
- *Vasseur, B., R. Devillers et R. Jeansoulin, 2003, « Ontological approach of the fitness of geospatial datasets », *Proceeding of 6th Agile Conference on Geographic Information Science*, Lyon, France, 24-26 avril, p. 497-504.
- *Vasseur, B., D. Van de Vlag, A. Stein, R. Jeansoulin et A. Dilo, 2004, « Spatio-temporal Ontology for defining the quality of an application », *Proceedings of 3rd International Symposium on Spatial Data Quality (ISSDQ'04)*, GeoInfo Series, Bruck an der Leitha, Autriche, 15-17 avril, p 67-82.
- *Vassiliadis, P., M. Bouzeghoub et C. Quix, 2000, « Towards Quality-Oriented Data Warehouse Usage and Evolution », *Information Systems*, vol. 25, no. 2, p. 89-115.
- Villalonga, C., 2003, « L'audit qualité interne », *coédition Qualité références / Editions DUNOD*, 200 pages.
- Voyer, P., 1994, « Tableaux de bord de gestion: l'élaboration d'un support informationnel pour le suivi et le reportage des indicateurs de performance », *Presse de l'université du Québec*, 334 pages.
- Voyer, P., 1999, « Tableaux de bord de gestion et indicateurs de performance », *Presse de l'université du Québec*, p. 472 pages.
- Wang, R. Y., H. B. Kon et S. E. Madnick, 1993, « Data Quality Requirements: Analysis and Modeling », *Proceedings of the 9th International Conference on Data Engineering (ICDE '93)*, Vienna, Autriche, p. 670-677.
- Wang, R. Y., M. P. Reddey et H. B. Kon, 1995, « Toward quality data: An attribute-based approach », *Decision Support Systems*, vol. 13, p. 349-372.
- Wang, R.Y. et D. Strong, 1996, « Beyond accuracy: what data quality means to data customers », *Journal of Management Information Systems*, vol. 12, no. 4, p. 5-34.
- *West jr., L. A. et T. J. Hess, 2002, « Metadata as a knowledge management tool: supporting intelligent agent and end user access to spatial data », *Decision Support Systems*, vol. 32, p. 247-264.
- Yu, D. et W. S. Park, 2000, « Combination and evaluation of expert opinions characterized in terms of fuzzy probabilities », *Annals of Nuclear Energy*, vol. 27, p. 713 - 726.
- Zadeh, L. A., 1965, « Fuzzy sets », *Information and Control*, Volume 8, P 338 - 353.