

UTILISATION DE CONNAISSANCE D'EXPERTS POUR L'AUTOMATISATION DE LA CARACTÉRISATION DES ALIGNEMENTS DE BÂTIMENTS

Par Anne RUAS et Florence HOLZAPFEL
Laboratoire COGIT IGN
2 avenue Pasteur 94 165 Saint Mandé Cedex FRANCE
Fax 33 1 43 98 81 71 email : anne.ruas@ign.fr

Résumé

Afin d'automatiser le processus de généralisation de données géographiques il faut que le logiciel de généralisation soit capable d'identifier les objets qui doivent être généralisés afin de choisir le bon traitement pour chaque objet. Des recherches antérieures ont déjà montré que l'identification de groupes d'objets permet au système de généraliser conjointement des objets qui partagent des propriétés ou qui, collectivement, sont porteurs d'un sens géographique. Les groupes tels que les villes ou les îlots ont déjà fait l'objet d'études antérieures. Ces objets, détectés et caractérisés automatiquement, sont intégrés au logiciel de généralisation automatique AGENT. Ce papier se concentre sur le cas particulier des alignements de bâtiments. Un papier précédent a déjà présenté une méthode de détection automatique de ces structures. Celui-ci présente l'étape suivante qui est la méthode de caractérisation automatique des alignements. Cette caractérisation permet d'identifier automatiquement les alignements les plus réguliers afin de les conserver pendant le processus de changement d'échelle.

L'objectif de ce travail est de calculer automatiquement une note pour chaque alignement qui traduit sa qualité perceptuelle. Si un alignement est constitué de bâtiments qui se ressemblent et dont l'agencement est régulier, alors on considère que cet alignement est important et qu'il doit être conservé. Nous verrons que le choix des mesures pour calculer chaque critère n'est pas difficile. De même, l'utilisation de l'écart type pour le calcul de la régularité est satisfaisante. Par contre, il est difficile de trouver les seuils qui dissocient pour chaque critère ce qui est régulier de ce qui ne l'est pas, et il est encore plus difficile de trouver une méthode d'agrégation satisfaisante qui permette de calculer une note globale à partir de l'ensemble des critères. Dans ce papier nous présentons un travail de recherche réalisé au laboratoire COGIT où nous proposons d'utiliser les connaissances d'experts cartographes pour construire ces fonctions. Nous présentons également le schéma de données sous jacent.

1 CONTEXTE ET OBJECTIFS

Dès les moyennes échelles, il faut grandir la taille des bâtiments, pour respecter les seuils minimum de lisibilité. Ces agrandissements provoquent des conflits de superposition, de proximité ou de densité que l'on résout en éliminant un certain nombre de bâtiments. Si ces éliminations sont nécessaires, il est également important de préserver au mieux le sens géographique. Ces éliminations ne doivent pas changer radicalement le sens intrinsèque porté par la représentation initiale. Aux moyennes échelles, le processus d'élimination de bâtiments est un processus contextuel. Dans le cas des bâtiments, l'opération d'élimination est souvent appelée *typification* ou structuration pour la distinguer d'une simple élimination qui ne se ferait que sur l'analyse des bâtiments indépendamment les uns des autres et indépendamment des autres objets. La *typification* inclut les opérations d'élimination, d'agrandissement, de déplacement et même de simplification géométrique. La typification de bâtiments correspond à la gé-

néralisation d'un petit groupe de bâtiments dont l'objectif est de respecter les contraintes graphiques (de taille, de distance, de granularité) et de préserver au mieux l'agencement de ces objets.

L'enjeu des recherches est de concevoir des mesures qui permettent de trouver les propriétés principales. Notre objectif est donc d'ajouter des informations qui permettent de mieux contrôler le processus de généralisation en partant du principe simple que :

- si un système n'est pas conscient de l'existence de quelque chose (comme une structure spatiale)
- alors ce système ne peut pas le maintenir ou le maintenir par hasard.

La figure 1 illustre la généralisation au 1 : 50 000 (droite) de bâtiments extraits de la BDTopo© de l'IGN. Ce résultat est obtenu automatiquement avec le processus AGENT (1). Dans la mesure où les alignements ne sont ni modélisés ni détectés, le processus de généralisation a tendance à

les détruire ou parfois à les préserver, par hasard. Le système – qui est basé sur un processus de caractérisation, de généralisation et d'auto-évaluation - est 'content de lui' : il ne peut pas être conscient de la dégradation spatiale

provoquée par la généralisation des bâtiments puisqu'il ne modélise pas les structures prégnantes telles que les alignements.

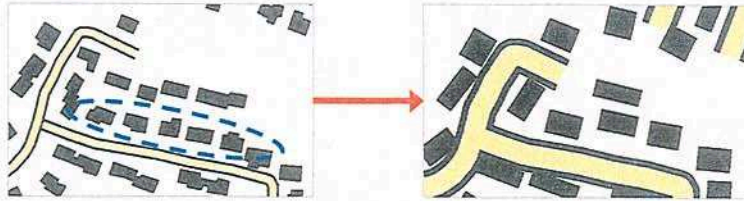


Figure 1: Exemple de généralisation automatique au 1: 50 000 sans prise en compte de la notion d'alignement

Afin d'obtenir de meilleurs résultats de généralisation, nous proposons de représenter explicitement sous forme de classes, d'objets et d'attributs les concepts qui contraignent ou devraient contraindre les opérations de généralisation. Par le passé, il est vrai que les connaissances étaient souvent encapsulées dans les algorithmes, nous nous attachons à les externaliser. Ces nouvelles représentations permettent de mieux décrire l'information et également de mettre à jour ces méthodes au fur et à mesure des progrès scientifiques. De plus, la caractérisation explicite devient utilisable pour contrôler les résultats de généralisation soit pendant le processus - auto-évaluation de type Agent [1]- soit à la fin du processus pour détecter les erreurs de généralisation ou pour décrire la qualité finale du produit [2].

L'objectif de cette communication est de proposer une méthode permettant de caractériser les alignements de bâtiments pour la généralisation cartographique. Plus précisément, nous nous appuyons sur la méthode de détection proposée par [3] et nous souhaitons :

1. Donner une note à chaque alignement. Cette note est utilisée pour trouver les meilleurs alignements, c'est-à-dire ceux qui devraient être maintenus pendant le processus de généralisation.
2. Utiliser cette caractérisation pour généraliser chaque alignement important aussi bien que possible. Ici l'objectif sera de réduire le nombre de bâtiments qui décrivent cet alignement mais de conserver les caractéristiques principales de cet alignement.

La section 2 présente le schéma conceptuel utilisé pour réaliser cette recherche, la section 3 présente les principes de notre méthode, la section 4 est centrée sur la méthode d'acquisition des connaissances et la section 5 présente les résultats obtenus.

2 LE SCHÉMA CONCEPTUEL

Au début du processus nous utilisons une Base de Données Géographiques (*Geo_BD1*) à partir de laquelle nous souhaitons construire une base de données Cartographi-

que (*Car_BD2*). Une base de données cartographique est composée d'objets dont la taille et la position sont contraintes par l'échelle de symbolisation. En Allemagne, la distinction est claire entre les bases de données non symbolisées (DLM) et les bases symbolisées (DKM). Les objets dits cartographiques sont des objets suffisamment gros pour être lisibles (interprétables) et suffisamment éloignés les uns des autres pour être dissociables à une échelle de dessin fixée. Une base de données cartographique peut être imprimée sans anamorphoses locales (agrandissement, déplacement) mais elle est encore composée d'un ensemble d'objets numériques. Une base de données dites géographiques est composée d'objets dont la position et la taille est uniquement contrainte par la précision de la base. Lors d'une généralisation uniquement graphique, on passe d'une base de données géographiques à une base de données cartographique de même niveau de détail, c'est à dire que l'information est 'la même' mais qu'elle est dessinée différemment. Par contre, la plupart du temps on procède à un changement de niveau de détail et à une mise en forme graphique. On parle alors de généralisation (ou de généralisation cartographique). La généralisation dont il est question ici est une généralisation qui inclut un changement au niveau des concepts (que l'on schématise par les numéros 1 et 2) et une mise en forme graphique (que l'on schématise par le passage de *Geo* à *Car*).

Dans cette partie nous décrivons donc le schéma conceptuel qui permet de passer du schéma géographique *Geo_BD1* au schéma *Car_BD2*, en nous concentrant uniquement sur les bâtiments. Pour lever toute ambiguïté, nous rappelons que les objets géographiques et les objets cartographiques sont deux *représentations* différentes d'une même réalité : aucune de deux représentations n'est meilleure que l'autre, chaque représentation suit des règles et des contraintes de représentations différentes.

Soit *Bâti_G1* la classe des bâtiments de *Geo_BD1*, nous souhaiterions créer des nouveaux bâtiments, instances de la classe *Bâti_C2* de la base *Car_BD2*. En raison des processus de généralisation, les relations qui existent entre les instances de *Geo_BD1* et de *Car_BD2* ne sont pas triviales. Pour les bâtiments, la figure 2 illustre qu'il ne s'agit pas de bijection, mais plutôt de relations n-m.

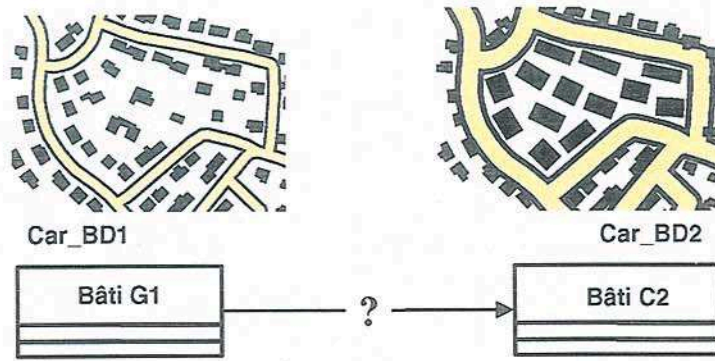


Figure 2 : Représentation des bâtiments dans un îlot à deux échelles (1 : 25 000 et 1 : 50 000)

Pour réaliser cette généralisation le concept d'*îlot* a été utilisé. Un îlot est défini comme un cycle minimal de rues comportant des bâtiments. Un îlot est un objet meso (i.e. du niveau meso) : il est composé d'autres objets. Un îlot est composé des bâtiments inclus dans la zone des rues qui le contourne. Les îlots sont des objets qui sont créés pour automatiser le processus de généralisation. Ils permettent de travailler sur un espace restreint et d'y appliquer des opérations contextuelles sur les bâtiments telles que l'élimination ou le déplacement. Ces objets sont créés en début de processus. A la fin de la généralisation, ils peuvent être détruits ou conservés dans les bases. Ils sont

particulièrement utiles si on veut réaliser des opérations de mise à jours entre les deux bases de données *Geo_BD1* et *Car_BD2*. Sur la figure 2, une des relations entre les bâtiments des classes *Bâti_G1* et *Bâti_C2* est qu'un ensemble de bâtiments de *Bâti_G1* décrit le même îlot qu'un autre ensemble des bâtiments de *Bâti_C2*. Inversement on peut dire, si on ajoute la classe *îlot* et si on crée les instances de cette classe, qu'un même îlot peut être représenté par un ensemble de bâtiments de *Bâti_G1* dans la base de données *Geo_BD1* ou par un autre ensemble de bâtiments de *Bâti_C2* dans la base de données *Car_BD2*.

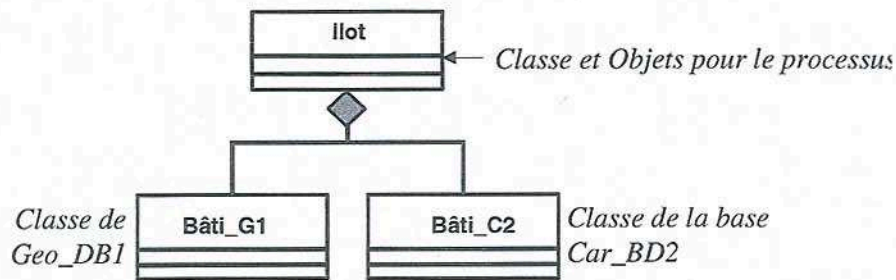


Figure 3 : Ajout de la classe *Îlot*, ses instances et leurs relations de composition

De façon similaire, si le concept d'alignement de bâtiments est utilisé pour produire un groupe de bâtiments de *Car_BD2* à partir d'un autre groupe de bâtiments de *Geo_BD1*, cela signifie que cet alignement est l'objet le plus adapté pour décrire les relations entre ces bâtiments de la classe *Bâti_G1* et ceux de la classe *Bâti_C2*. On ajoute donc au schéma conceptuel la classe *Alignement* et ses instances (i.e. des objets 'alignement'). Ainsi un objet *Alignement*, composé d'un petit groupe de bâtiments alignés de *Bâti_G1*, est l'objet optimal pour produire auto-

matiquement un nouveau groupe de bâtiments alignés de *Bâti_C2*. Après généralisation, un même alignement est décrit par un groupe de bâtiments dans la base *Geo_BD1* et un autre groupe de bâtiments dans la base *Car_BD2* (figure 4). Comme pour les îlots, on peut conserver les objets *Alignement* créés pendant le processus pour maintenir les relations entre certains bâtiments et ainsi optimiser les opérations de requête et de mise à jour des objets de *Car_BD2* à partir des objets de *Geo_BD1*.

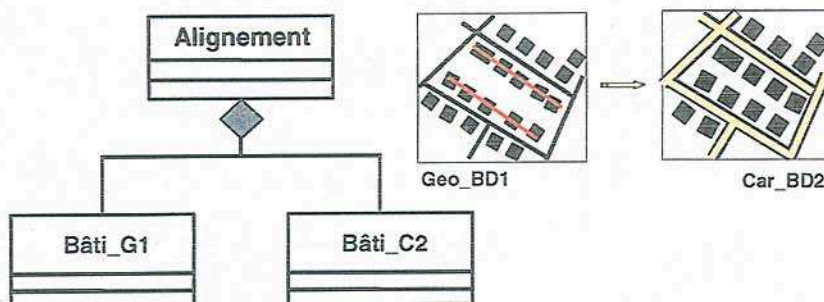


Figure 4 : Ajout de la classe et des objets 'Alignement' pour produire certains bâtiments par généralisation.

En résumé, pour généraliser des bâtiments aux moyennes échelles, il faut introduire certains objets meso qui sont des groupes particuliers d'objets. Ces nouveaux objets meso facilitent la réalisation d'opérations contextuelles telles que l'élimination de bâtiments, les déplacements et la typification. Au niveau de l'implémentation les méthodes de déplacement, d'élimination et de typification sont donc attachées aux classes meso. La classe *Bâtiment* porte les méthodes de généralisation indépendantes telle que l'élargissement, la simplification et l'équarrissage. Au niveau contextuel, les règles de généralisation d'un bâti-

ment en zone urbaine deviennent alors :
 Si un bâtiment fait partie d'un *Alignement* alors il est généralisé comme étant une partie de cet alignement à l'aide de l'algorithme de typification, sinon il est généralisé comme étant une partie de son îlot à l'aide des algorithmes de déplacement et d'élimination.

La figure 5 représente le schéma conceptuel utilisé pour la généralisation des bâtiments aux moyennes échelles. Les attributs qui décrivent ces objets sont ici simplement remplacés par le terme 'caractéristiques'.

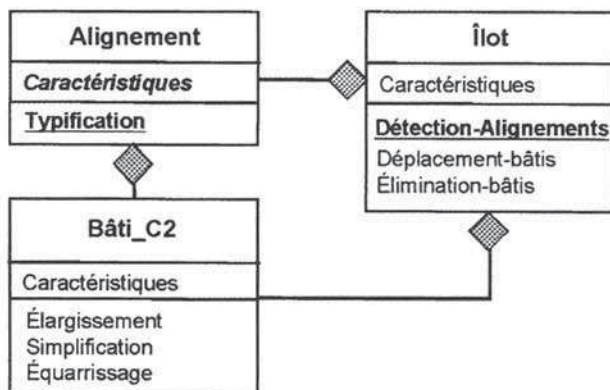


Figure 5 : Schéma de données comportant les bâtiments, les alignements, les îlots et les algorithmes associés

Par pragmatisme, au début du processus on copie tous les bâtiments de *Geo_BD1* dans la base *Car_BD2* (i.e. de *Bâti_G1* dans *Bâti_C2*). Quand les objets peuplent la classe *Bâti_C2*, aucun d'entre eux ne respecte les contraintes graphiques dues à l'échelle finale. Au début du processus les classes *Îlot* et *Alignement* sont vides. Une méthode (basée sur la détection des villes et la segmentation des villes en îlots) est utilisée pour créer tous les objets îlots. Chaque fois qu'un objet îlot est créé, il établit ses relations de composition avec les bâtiments qui sont inclus dans l'îlot. Ensuite, l'îlot doit s'auto-analyser pour détecter la présence d'alignements de bâtiments. La méthode *détection_alignements* (figure 5), analyse les agencements des bâtiments et leur ressemblance pour ne retenir que les alignements les plus réguliers. Chaque fois qu'un tel alignement est identifié, un objet alignement est créé dans la classe *Alignement*, avec ses relations de composition vers les bâtiments alignés. Quand cette étape d'enrichissement de la base est effectuée, alors la généralisa-

tion peut commencer (d'autres séquences sont possibles). A la fin du processus, les bâtiments de *Bâti_C2* respectent les contraintes de la base cartographique *Car_BD2*. Les objets meso utilisés pour la réalisation du processus de généralisation (ici les îlots et les alignements) sont soit détruits, soit conservés si on veut créer une base de données à représentation multiple par exemple dans une optique d'optimisation des processus de mise à jour.

La figure 6 ci-dessous résume les classes utilisées pour la généralisation des bâtiments à moyennes échelles. Ce schéma n'est ni unique ni complet. Il illustre l'étape d'enrichissement des données nécessaire à l'automatisation du processus de généralisation, et est une base envisageable pour aller vers les bases à représentation multiple. Le schéma utilisé pour le travail présenté dans cette recherche est celui présenté en figure 5 (avec les algorithmes de généralisation associés) et implémenté sur le SIG Lamps2 de Laser-Scan Limited.

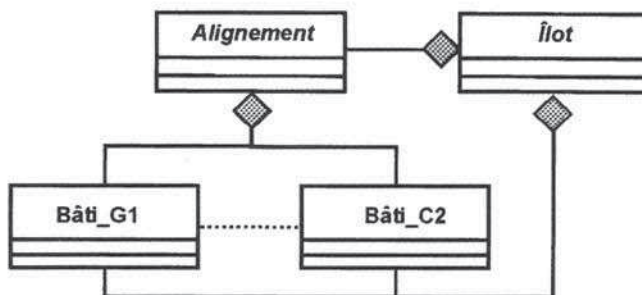


Figure 6 : Schéma de données comportant les classes des objets meso éphémères.

3 PRINCIPES POUR CARACTÉRISER LES ALIGNEMENTS

3.1 La détection des alignements

Lors d'un travail de recherche précédent [3] nous avons

mis au point une méthode assez robuste de détection des alignements dans les îlots. Le principe est de projeter le centre des bâtiments sur des droites qui balayent l'îlot de façon quasi exhaustive. Sur ces droites on recherche des groupes de points proches qui représentent des alignements dans la direction perpendiculaire à la droite de projection (figure 7)



Figure 7 : Projection des centres, puis reconstruction des alignements détectés sur $[\pi, 2\pi]$ (3)

Même si cette méthode n'est pas optimisée, les expériences que nous avons faites montrent qu'elle a l'avantage d'être bien plus robuste que d'autres méthodes que nous avons testées ultérieurement (voir [3]). Mais à ce stade, les alignements détectés ne sont pas du tout analysés sur les critères de ressemblance. L'étape suivante est donc d'étudier les caractéristiques de chaque alignement détecté pour ne conserver que ceux qui paraissent très réguliers. Parmi les alignements détectés on va retenir :

- ceux qui sont positionnés de façon régulière (ils ne sont pas trop décalés sur la droite d'alignement et l'inter-distance entre bâtiment est régulière sur la droite d'alignement),
- ceux qui se ressemblent sur des critères de taille, de forme et d'orientation.

3.2 La qualité d'un alignement

Soit p une propriété calculée par une mesure m . Un alignement composé de n bâtiments, est décrit par n différentes valeurs pour la propriété p . Un alignement est régulier selon la propriété p (p -régulier) si les n valeurs décrivant la propriété p sont proches les unes des autres. Soit r la mesure de la régularité des valeurs, c'est à dire la ressemblance des valeurs calculées par m . Si p est la taille, si un alignement est composé de cinq bâtiments ($n = 5$), l'alignement est caractérisé par 5 valeurs de taille. L'alignement est régulier sur un critère de taille si les cinq valeurs de taille sont presque les mêmes.

Nous définissons la qualité d'un alignement comme étant le résultat de la prise en compte des régularités sur toutes

les propriétés. Soit p_i une propriété, l'objectif est de construire une fonction f telle que

$$\text{Qualité}(\text{alignement}_j) = f(p_1, \dots, p_i, \dots, p_n) \quad (1)$$

Pour concevoir f il faut d'abord :

1. identifier toutes les propriétés $\{p_i\}$,
2. trouver une mesure m_i pour chaque propriété p_i ,
3. trouver une mesure r_i de régularité des valeurs calculées par m_i
4. concevoir f à partir des valeurs des régularités r_i .

Pour détecter les propriétés principales (voir figure 8) nous avons simplement regardé différents alignements sur des cartes. Cette analyse nous permet de retenir 1/ la qualité de l'alignement (si les bâtiments sont décalés de la droite d'alignement), 2/ la régularité des distances entre les bâtiments, 3/ la régularité des formes des bâtiments, 4/ la régularité des tailles et 5/ la régularité des orientations.

Après quelques analyses, nous avons ajouté une mesure d'éirement (6 en figure 8) qui permet de traduire le fait 1/ qu'il est plus difficile d'associer visuellement des objets distants mais que 2/ cette distance est fonction de la taille des bâtiments : plus les bâtiments sont grands plus la distance de regroupement visuel est importante.

Les premiers tests présentés dans [3] ont montré que le choix des mesures m_i n'était pas trop problématique (ou du moins que les mesures dont nous disposions étaient suffisamment précises pour ce que nous recherchions). De même le calcul de la régularité à l'aide de l'écart type s'est avéré satisfaisant. Par contre la conception de la fonction f d'agrégation est beaucoup plus délicate.

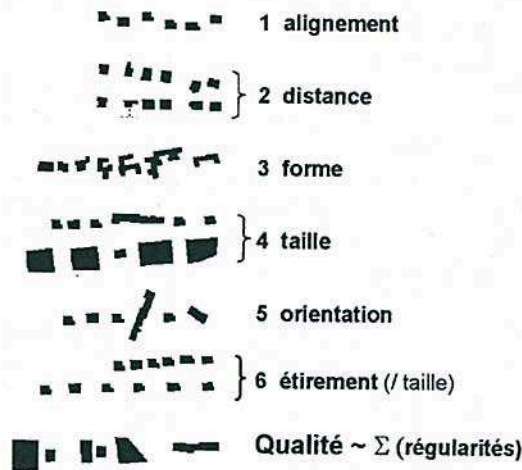


Figure 8 : Qu'est ce qui caractérise un 'bon' alignement ?

3.3 Le calcul des régularités : choix des mesures et difficultés

Au début du processus, un alignement est caractérisé par $1/n$ bâtiments et $2/l$ la géométrie de l'alignement qui est calculé par la droite de régression des centres des bâtiments (figure 7, droite). La régularité r_j est généralement calculée par l'écart type σ , mais en utilisant la valeur médiane et non la valeur moyenne. La valeur médiane est plus significative lorsqu'on a peu d'objets.

$$\sigma_j = (1/n \sum_j (m_j(b_j) - \text{médiane}_j)^2)^{1/2}$$

(2) avec b_j un bâtiment, $j \in [1, n]$

1. Alignement m = distance entre chaque centre et la droite de régression ; r = moyenne(m) ; unité = mètre
2. Distance m = distance minimale entre deux bâtiments consécutifs b_j, b_{j+1} .
 $r = \sigma$ calculé avec $(n-1)$ valeurs ; unité = mètre
3. Forme m = concavité = Surface(b_j) / Surface (enveloppe_convexe(b_j)) ; $r = \sigma$; unité = -
4. Taille m = Surface(b_j) ; $r = \sigma$; unité = m^2
5. Orientation m = 'orientation principale des murs' voir (4) ; $r = \sigma$; unité = degré
6. Etirement r = moyenne(distance(b_j, b_{j+1})) / (moyenne(taille(b_j)))^{1/2} ; unité = -

Les propriétés étant différentes, les unités et les domaines de valeurs sont également très différentes les unes des autres. Pour un alignement les tailles peuvent varier de 100 à 1000m² et les distances de 6 à 30 mètres, les orientations de 0 à 2 degrés, etc. La mesure de régularité est donc également très différente pour chaque propriété. Des normalisations classiques (du type valeur-normalisée = valeur / max (valeurs)) ont été testées. Si ces méthodes permettent bien de ramener toutes les

Différentes mesures m_j et r_j ont été testées. Par rapport aux tests présentés dans [3], nous avons amélioré les mesures de calcul d'alignement et d'orientation. Nous avons aussi ajouté une mesure d'étirement. Nous n'avons pas conservé la mesure d'allongement (largeur / longueur) mais elle pourrait être ajoutée. Au total nous avons choisi 6 mesures décrites ci-dessous à l'exception de la mesure d'orientation qui est un peu plus complexe et dont on pourra trouver une description dans [4].

valeurs entre 0 et 1, par contre l'interprétation qualitative reste extrêmement hétérogène d'une propriété à une autre (figure 9, gauche) ce qui empêche la construction de la fonction d'agrégation.

Nous cherchons donc à construire des fonctions de normalisation plus comparable, plus qualitative, de sorte qu'un chiffre ait la même signification en matière de qualité, quel que soit la propriété (figure 9 droite).

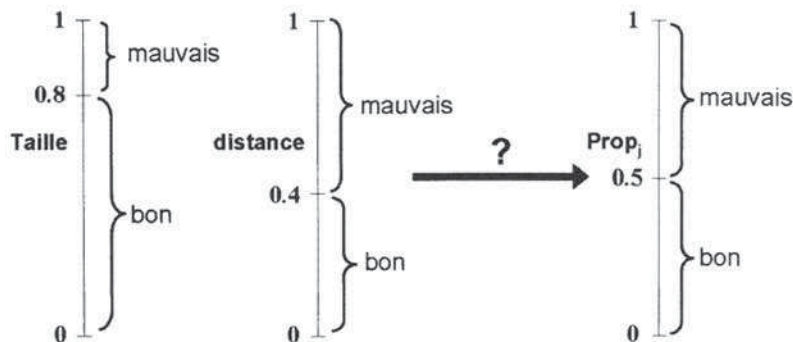


Figure 9 : Vers une meilleure normalisation des valeurs

4 UTILISATION DE CONNAISSANCE D'EXPERTS

4.1. L'apprentissage supervisé

La difficulté de construire de bonnes fonctions de normalisation puis une bonne fonction d'agrégation n'est pas une surprise dans la mesure où il n'y a aucune logique mathématique qui permettrait de distinguer le régulier de l'irrégulier. Les mesures mathématiques sont idéales 1/ pour définir les régularités parfaites (les valeurs sont exactement identiques) 2/ pour ordonner différentes valeurs pour une même propriété (donc par exemple pour comparer la régularité de taille de deux alignements). La limite entre le régulier et le non régulier dépend de critères de perception qui sont propres à l'homme. Par conséquent,

nous avons choisi d'avoir recours à l'expertise humaine pour discerner la limite entre le régulier et l'irrégulier, ce qui nous permettra d'aller des mesures quantitatives calculées par les mesures r_j vers des valeurs qualitatives qui sont une interprétation de ces valeurs en fonction d'un besoin.

Les méthodes d'apprentissage supervisé sont idéales pour résoudre ce type de problème. Nous résumons en deux mots les principes de ces méthodes : une population (ici des alignements) est caractérisée par un ensemble de mesures (m_j or r_j). Un expert visualise cette population et classe chaque élément dans une des classes prédéfinies (dans notre cas, il y aurait par exemple cinq classes : très bonne, bonne, moyenne, mauvaise, très mauvaise). Un algorithme d'apprentissage relie la population caractérisée par ses mesures à la classification saisie par l'expert

afin de construire des règles de classification. Les règles associent les mesures et les classes. Ces règles permettent ensuite de classer automatiquement de nouveaux alignements caractérisés par le même ensemble de mesures. Afin de valider les règles construites par l'algorithme, on met de côté un groupe classé par le même expert et on vérifie si l'algorithme classe ce groupe de la même façon que l'expert. Si c'est le cas, les règles sont validées, sinon, il faut reprendre la méthode soit en améliorant les mesures, soit en utilisant une population d'apprentissage plus importante, soit en choisissant un autre algorithme de classification. Il existe en effet différentes méthodes de classification et donc différents algorithmes d'apprentissage supervisé. La méthode la plus célèbre est sans aucun doute la méthode des réseaux de neurones et ses nombreux algorithmes associés. Cette méthode est très efficace lorsqu'elle est utilisée avec un grand nombre d'exemples (et évidemment lorsque les mesures sont complètes). L'inconvénient est que le résultat est une boîte noire, les règles de classification générées sont très difficilement compréhensibles. Les méthodes d'apprentissage supervisé symbolique sont une alternative intéressante parce qu'elles produisent des règles symboliques que l'on peut lire, et donc analyser. De nombreux algorithmes tels que C4.5 [5] ou ID3 peuvent être utilisés. L'important est de bien saisir la logique de classification interne à chaque algorithme afin de choisir celui qui se rapproche le plus des principes de classification que l'on recherche.

L'usage de méthode d'apprentissage supervisé pour améliorer l'automatisation de la généralisation est conseillé depuis longtemps [6], mais l'expérience montre que les résultats sont rarement suffisamment bons. Cela vient souvent du fait qu'il est difficile de constituer une population d'exemples très large, qu'il faut identifier les bonnes mesures de description des objets, mais aussi qu'il faut mettre au point une méthode d'apprentissage adaptée à sa problématique. La section suivante présente la démarche que nous avons choisie.

4.2 Un apprentissage en deux étapes

Par rapport à l'équation (1), nous avons déjà identifié les propriétés p_i et les mesures m_i et r_i .

Pour introduire l'expertise de cartographe, nous demandons à un petit groupe d'experts de donner une note de régularité à chaque alignement.

Soit $A = \{a_1\}$ l'ensemble des alignements où chaque alignement a_1 est décrit par 6 mesures (r_1, \dots, r_6) et par une note $\text{note}(a_1)$ donnée par un expert, nous cherchons donc à construire la fonction f telle que :

$$\text{Qualité}(a_1) = \text{note}(a_1) = f(r_1, \dots, r_6) \quad (3)$$

Bien sûr, il y a un certain degré d'imprécision dans cette démarche, par conséquent il faut disposer d'un certain nombre d'exemples (donc d'alignements).

Pour construire f , nous aurions pu suivre une des deux méthodes standard :

- demander à des experts de noter chaque alignement en cinq classes A (très bon) à E (très mauvais),
- calculer les régularités r_j sur chaque alignement,
- utiliser :

1. soit les algorithmes d'apprentissage supervisé symbolique (tel C5) pour construire des règles de décision,

2. soit un algorithme qui cherche les pondérations minimisant les écarts entre la note donnée par

l'expert et la note calculée par l'algorithme (on cherche alors une fonction de type moyenne pondérée)

Nos expériences de recherche précédentes au laboratoire COGIT ([7] et [8]) nous ont conduites à faire un autre choix. Ces études montrent clairement que le résultat fourni par ces algorithmes nécessite une très bonne définition du problème et surtout un grand nombre d'exemples et des mesures très robustes. Plus particulièrement, le travail de thèse de Sébastien Mustière [8] nous rappelle bien que pour obtenir des résultats fiables, il faut commencer par décomposer au maximum le processus en parties indépendantes et contrôler la cohérence des règles déduites pour chaque partie. Nous avons donc décidé

1. de décomposer le processus d'apprentissage en sous tâches, et

2. d'utiliser - autant que faire se peut - des méthodes d'apprentissage simples afin de contrôler précisément le processus et les règles créées.

Au lieu de chercher directement f , nous avons décidé de normaliser qualitativement chaque régularité r_j à l'aide de connaissances d'experts (étape 1) puis d'utiliser à nouveau des connaissances d'experts pour bâtir f à partir des nouvelles normalisations q_j apprises à l'étape 1. Ce processus en deux étapes offre l'avantage de fournir en fin de processus non seulement une note globale qui permet de dissocier les alignements réguliers de ceux considérés comme insuffisamment réguliers, mais il permet aussi de donner une note comparable pour chaque propriété, ce qui sera très utile pour la conception d'une méthode de typification qui sera appliquée sur les alignements réguliers.

ÉTAPE 1 : Nous demandons à un expert de noter la régularité pour chaque propriété et nous cherchons à construire f_j qui donne une valeur normalisée à partir de la mesure de régularité r_j :

$$\begin{aligned} f_j : D_j &\rightarrow D \subset R^+ \\ r &\rightarrow f_j(r) = q_j \end{aligned} \quad (4)$$

ÉTAPE 2 : Nous demandons au même expert de noter la qualité globale de chaque alignement et nous cherchons à construire f qui donne une valeur finale à partir des valeurs de q_j :

$$\begin{aligned} f : D \times D \times D \times D \times D \times D &\rightarrow D' \subset R^+ \\ (q_1 \ q_2 \ q_3 \ q_4 \ q_5 \ q_6) &\rightarrow f(q_1 \ q_2 \ q_3 \ q_4 \ q_5 \ q_6) = \text{qualité} \end{aligned} \quad (5)$$

5 EXPÉRIMENTATIONS ET RESULTATS

5.1 Étape 1 : Normalisation de chaque propriété

Pour chaque propriété nous avons demandé à des experts de donner une note comprise entre 1 (excellent) et 5 (très mauvais). 5 'cartographes' du laboratoire COGIT ont été choisis, la plupart ayant effectivement suivi une formation approfondie en cartographie (Cécile Duchêne, Jenny Trévisan, Sylvain Bard, Xavier Barillot et Anne Ruas). Les experts ont noté 30 alignements. Puis nous avons simplement étudié la correspondance entre la note donnée par chaque expert (q_j selon l'axe des X) et la note calculée par la mesure régularité (r_j selon l'axe des Y) (voir figure 10). La plupart du temps, nous avons constaté qu'une fonction linéaire du type ($r_j = a \cdot q_j + b$) pouvait être choisie à condition :

- de générer de nouveaux exemples dans les zones (selon X ou Y) où il manque de l'information pour construire une courbe (figure 10, courbe droite, peu de valeur pour les X importants),

- de détecter les points éloignés de la fonction f_j et d'analyser précisément les raisons de cet écart. Cela peut venir de la mesure ou de la note (analyse des alignements et des notes pour les points entourés par les cercles en Figure 10).

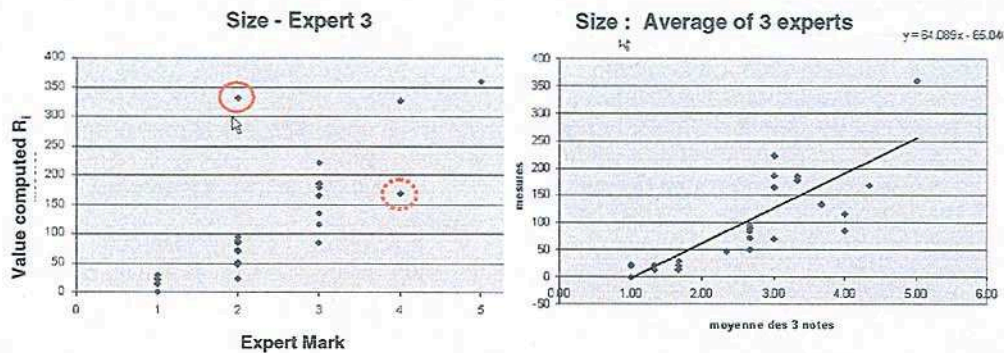


Figure 10: Relations entre la note calculée $r_j(Y)$ et la note q_j donnée par l'expert (X)

Ces analyses précises des courbes nous ont permis d'une part de corriger certaines de nos mesures et d'autre part de concevoir des mesures plus robustes (par exemple pour l'orientation et l'alignement). Les mesures présentées en section 3 sont celles que nous avons retenues après cette étape.

experts sont plus ou moins sévères), et nous avons analysé un à un chaque cas où les différences nous paraissent importantes. Nous avons constaté que certains experts jugent que lorsque toutes les valeurs se ressemblent sauf une, alors la propriété reste régulière alors que d'autres experts jugent qu'une exception casse la régularité des autres valeurs. Malgré quelques différences locales, les relations d'ordre entre experts sont très proches.

Une analyse précise des courbes nous a également montré que les experts ne notent pas de la même façon (les

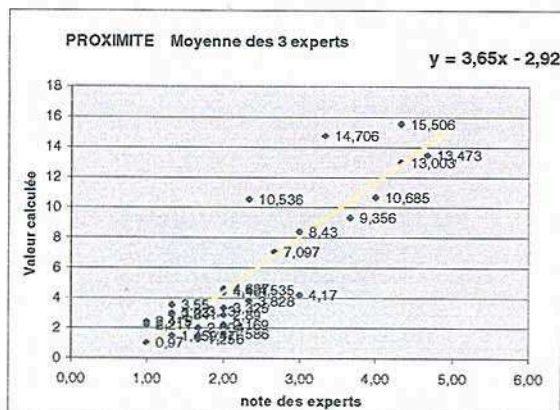


Figure 11: Exemple des fonctions pour la régularité des distances et l'alignement.

Pour chaque propriété, nous avons calculé différents types de fonctions (linéaires, exponentielles, etc.) et nous avons choisi les plus simples et celles qui nous paraissent les plus raisonnables en fonction du nombre limité de va-

leurs dont nous disposons. Nous avons donc préféré utiliser des fonctions linéaires. Les fonctions choisies sont les suivantes :

- si $r_{align} < 2$ alors $q_{align} = 1.5$, sinon si $r_{align} < 7$ alors $q_{align} = 3$ sinon $q_{align} = 5$
- $q_{concavité} = (0.02 + r_{concavité}) / 0.03$
- $q_{distance} = (2.9 + r_{distance}) / 3.6$
- si $r_{orientation} > 0.35$ alors $q_{orientation} = 5$ sinon $q_{orientation} = (0.1 + r_{orientation}) / 0.1$
- si $(r_{étir} > 2.6$ ou $moyenne_{dist} > 2 * moyenne_{taille})$ alors $q_{étirement} = 5$ sinon $q_{étirement} = (0.1 + r_{étir}) / 0.42$
- $q_{taille} = (65 + r_{taille}) / 64$

Ces fonctions ont été utilisées pour noter de nouveaux alignements. La figure 12 présente un extrait des résultats obtenus. Nous avons considéré que :

si pour une propriété donnée l'ordre relatif entre différents alignements, calculé par les experts, est le même que celui calculé par la mesure q ,
 et si pour un alignement donné, l'ordre relatif entre différentes propriétés calculé par les experts est le même que celui calculé par les mesures q ,
 alors nous considérons que les résultats sont bons.

Sans atteindre des résultats parfaits, cette normalisation basée sur l'expertise humaine donne de bien meilleurs résultats que les résultats présentés dans [3].

En effet les valeurs entre différentes propriétés sont plus comparables et ces mêmes valeurs ordonnent mieux différents alignements.

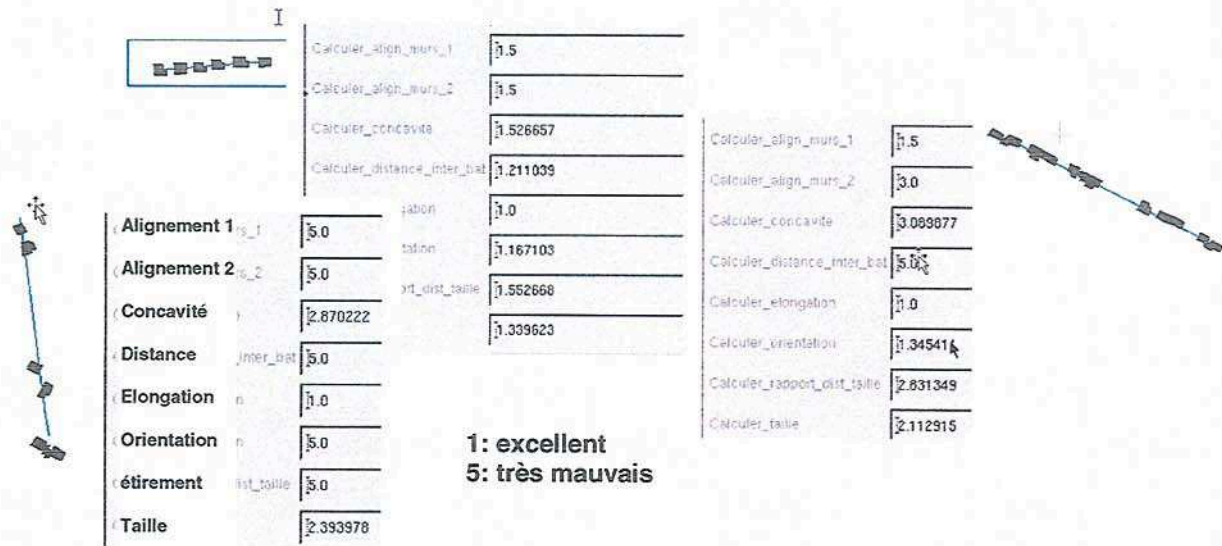


Figure 12: Caractérisation des régularités sur une même échelle de valeur pour toutes les propriétés

5.2 Étape 2 : L'agrégation des valeurs normalisées

L'objectif de cette partie est de résoudre l'équation (5) à l'aide de connaissances d'experts. Nous avons de nouveau demandé aux experts de noter globalement chaque alignement de 1 (excellent) à 10 (très mauvais). Cette fois-ci l'enjeu est de trouver une bonne fonction d'agrégation des valeurs q_i . Dans la mesure où les critères n'ont pas tous la même importance, un nombre infini de fonctions pondérées est envisageable :

$f = \sum \lambda_i q_i / \sum \lambda_i$, où λ_i représente l'importance de la propriété p_i .

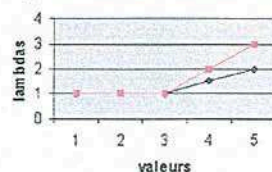
$$diff_k = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^{32} \left(note(al_j) - \frac{\sum_{i=1}^6 \lambda_i q_i(al_j)}{\sum_{i=1}^6 \lambda_i} \right)^2}{32}} \quad (6)$$

Ces fonctions ont été créées automatiquement par combinaison de fonctions de pondérations λ associées à chaque propriété i . Nous avons commencé par tester des valeurs constantes ($\lambda_i = [0.5; 1; 1.5; 2]$) puis après discussions avec les experts, nous avons ajouté d'autres fonctions de pondération pour lesquelles le poids change en fonction de la valeur de régularité q_i ($\lambda_i = g(q_i)$) (voir figure 13). Ces fonctions traduisent des règles telles que :

si une propriété est très irrégulière cela pénalise toute la régularité de l'alignement.

Nous avons testé 12 types de pondérations différentes (4 constantes et 8 variables) pour les 6 propriétés, c'est-à-dire 12^6 configurations. Pour chacune des 2985984 fonctions d'agrégation, nous avons calculé $diff$, puis nous avons ordonné les fonctions par valeur de $diff$ croissante.

Plus de poids sur les mauvaises notes



Plus de poids sur les bonnes notes

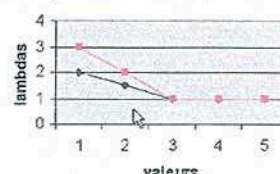


Figure 13: Exemple de fonctions de pondération

Ce processus de recherche des bonnes pondérations a été réalisé avec chaque expert et nous n'avons pas mélangé les évaluations globales. Nous avons ensuite analysé les meilleurs résultats par rapport à *diff* (équation 6) pour trouver les pondérations les mieux classées. Tous les experts ont donné une importance assez faible à la régularité de forme (concavité $\lambda_{\text{concavité}} = 0.5$) et une forte importance à la régularité de taille et d'alignement. A

l'exception de la concavité et de l'étirement, les experts préfèrent les fonctions positives (gauche en figure 13) c'est-à-dire que si la taille, l'interdistance, l'alignement ou l'orientation ont une mauvaise note alors cela pénalise tout l'alignement.

Les fonctions de pondération retenues (figure 14) permettent de définir notre fonction *f* recherchée (équation 5).

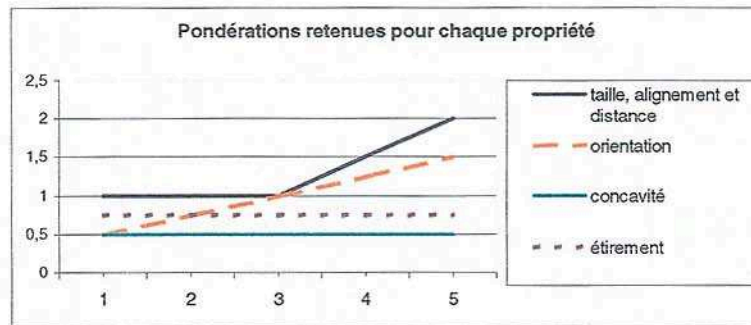


Figure 14: Pondérations retenues

Pour valider la fonction *f* résultante, nous avons utilisé trois méthodes : nous avons 1/ appliqué *f* sur les alignements initiaux pour vérifier les écarts, 2/ estimé l'erreur de la méthode par la technique de validation croisée [8] et 3/

appliqué *f* sur de nouveaux alignements pour voir si cette fonction ordonne correctement de nouveaux alignements (figure 15).

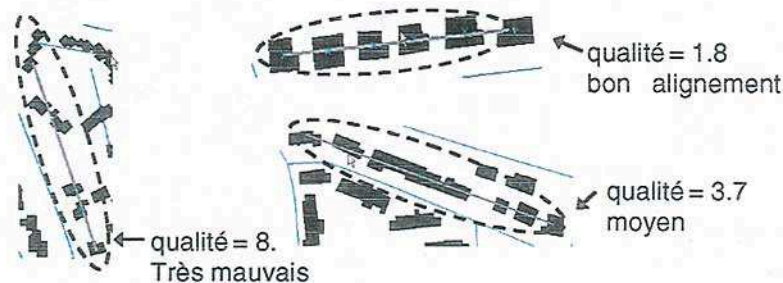


Figure 15: Qualité calculée par notre fonction *f*

La validation croisée donne une valeur de 1,7 sur 10 ce qui est un résultat correct mais pas excellent. Les tests comparatifs montrent que l'agrégation est relativement discriminante puisque les experts et la fonction isolent bien les très bons alignements des autres. Par contre, de façon générale notre fonction *f* a tendance à être plus sévère que l'expert sur les bonnes notes, mais moins sévère

que l'expert sur les mauvaises notes. C'est typiquement l'effet dû à la moyenne pondérée alors que l'expert est plus radical dans son jugement. La figure 16 montre un cas typique où un seul critère (ici l'orientation) provoque le rejet de l'expert, même lorsque les autres critères sont corrects, ce que montre bien la moyenne calculée.

Qualité calculée = 5.6  Valeur donnée par l'expert = 10

Figure 16 : Divergence de note entre la fonction *f* et l'expert

Visiblement les experts raisonnent par moyennes pondérées et également conjointement par règles. Ainsi si un critère est vraiment très mauvais alors l'alignement est complètement rejeté même si les autres propriétés sont bonnes. En introduisant des pondérations variables nous

avons tenté de nous rapprocher de ce type de logique mais il aurait certainement fallu aller plus loin. Peut être aurions-nous pu utiliser une valeur 'rejet' pour certaines propriétés et y associer une pondération très forte lors du calcul de *f* (par exemple si $r_i > \lambda_0$ alors $q_i = 6$, et si $q_i = 6$ alors $\lambda = 10$).

6 CONCLUSION

Cette étude faite au laboratoire COGIT avait pour objectif de trouver une méthode de caractérisation de la qualité perceptuelle des alignements de bâtiments. Nous avons d'abord présenté le contexte de ce travail. Afin d'automatiser le processus de généralisation de données topographiques vectorielles, nous devons ajouter des informations sous forme d'objets meso utilisés par le processus de généralisation. Nous avons ensuite présenté le schéma conceptuel qui permet une représentation de ces objets meso qui facilitent la généralisation en remplaçant, en quelque sorte, l'œil et surtout l'analyse du cartographe. Puis nous avons rappelé les principaux résultats des travaux précédents [3] qui permettent une détection de tous les alignements de bâtiments dans un îlot. Enfin nous avons proposé une méthode de caractérisation des alignements sur des critères de régularité afin de ne retenir que les alignements les plus réguliers. Ces alignements, qui sont les plus prégnants, seront ceux qu'il faudra tenter de préserver pendant l'application d'opérations de généralisation. Nous proposons d'ailleurs de concevoir une méthode de typification adhoc qui s'appuierait sur les propriétés décrites dans notre article.

Pour caractériser la qualité des alignements, nous avons proposé de décomposer le processus en deux étapes. La

première a pour objectif de mieux normaliser chaque propriété afin de rendre les valeurs comparables (section 5.1). Pour cela, pour chaque propriété, nous utilisons l'expertise de cartographe et nous essayons de trouver une bonne fonction entre la note donnée par le cartographe et la note calculée par nos mesures. Cette analyse détaillée nous a permis de corriger certaines mesures et de choisir parfois des mesures plus robustes. Les résultats de cette étape sont certainement les plus aboutis. Ensuite (section 5.2) nous avons essayé de construire une fonction d'agrégation qui permettrait de calculer la qualité de chaque alignement à partir des valeurs calculées dans la première étape. Là aussi nous avons utilisé les connaissances d'experts qui ont donné une note à chaque alignement. L'objectif a été de trouver une série de pondérations qui s'approche le plus des décisions des cartographes. À ce stade, nous avons pu construire une fonction d'agrégation qui dissocie correctement les très bons alignements des autres mais qui a tendance à être moins radicale que les notes données par les experts, même si nous avons utilisé des pondérations variables. Les résultats obtenus permettent tout de même de sélectionner les meilleurs alignements qui sont décrits sous forme d'objets à l'aide des propriétés de régularités calculées en 5.1. Des recherches doivent être poursuivies pour concevoir une fonction de typification et éventuellement améliorer la fonction d'agrégation.

Références

- [1] M. Barrault, N. Regnauld, C. Duchêne, K. Haire, C. Baeijs, Y. Demazeau, P. Hardy, W. Mackaness, A. Ruas, R. Weibel : *Integrating multi-agent, object oriented and algorithmic techniques for improved automated map generalization* Actes de la 20^{ième} Conférence de Cartographie Internationale ACI, Pékin, Chine, 2001, 2110-2116.
- [2] S. Bard: *Quality assessment of cartographic generalisation*, Transaction in GIS, 2004, 8(1):63-81
- [3] S. Christophe et A. Ruas, *Detecting Building Alignments for Generalisation Purposes* Advances in Spatial Handling 419-432, 2002
- [4] C. Duchêne, S. Bard, X. Barillot, J. Trevisan, A. Ruas et F. Holzapfel *Quantitative and Qualitative description of Building Orientation* <http://www.geo.unizh.ch/ICA/docs/paris2003/papers03.html>, 2003
- [5] J.R.. Quinlan *C4.5 : Programs for Machine Learning*. Morgan Kaufmann, San Mateo, 1993
- [6] R. Weibel, S. Keller et T. Reichenbacher, *Overcoming the knowledge acquisition bottleneck in map generalization : the role of interactive systems and computational intelligence*. COSIT, Vienna. Lecture notes in Computer Science N° 988, pub Springer-Verlar (1995)
- [7] C. Plazanet, N. Bigolin et A. Ruas *Experiments with Learning Techniques for Spatial Model Enrichment and Line Generalization* Geoinformatica 2:4, 315-333 (1998)
- [8] Mustière, S. (2001) *Apprentissage supervisé pour la généralisation cartographique* Thèse de Doctorat Université et Marie Curie, Paris <ftp://ftp.ign.fr/ign/COGIT/THESES/>.