

**Mise en correspondance et recalage de graphes :
application aux réseaux routiers extraits d'un couple
carte/image**

Christine Hivernat, Xavier Descombes, Sabine Randriamasy, Josiane Zerubia

► **To cite this version:**

Christine Hivernat, Xavier Descombes, Sabine Randriamasy, Josiane Zerubia. Mise en correspondance et recalage de graphes : application aux réseaux routiers extraits d'un couple carte/image. RR-3529, INRIA. 1998. <inria-00073156>

HAL Id: inria-00073156

<https://hal.inria.fr/inria-00073156>

Submitted on 24 May 2006

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

***Mise en correspondance et recalage de graphes :
application aux réseaux routiers extraits d'un couple
carte/image***

Christine Hivernat, Xavier Descombes†

Sabine Randriamasy‡, Josiane Zerubia†

N° 3529

Octobre 1998

THÈME 3



***rapport
de recherche***

Mise en correspondance et recalage de graphes : application aux réseaux routiers extraits d'un couple carte/image

Christine Hivernat, Xavier Descombes†
Sabine Randriamasy‡, Josiane Zerubia†

Thème 3 — Interaction homme-machine,
images, données, connaissances
Projet ARIANA

Rapport de recherche n° 3529 — Octobre 1998 — 39 pages

Résumé : Nous considérons le problème de la mise en correspondance du réseau routier extrait d'une image SPOT avec celui fourni par une base de données cartographique. Cette mise en correspondance comprend deux étapes principales fondées sur des modélisations markoviennes. Dans la première étape, les pixels de l'image sont appariés aux segments cartographiques. Le résultat de cette étape permet de découper le réseau obtenu sur l'image sous forme de chaînes. Ces chaînes sont ensuite mises en correspondance avec les segments cartographiques. Pour finir, une étape de qualification des résultats permet de fournir les primitives fiables afin d'affiner le recalage initial. En bouclant l'algorithme sur la mise en correspondance nous obtenons un processus itératif permettant d'améliorer à la fois le recalage et la mise en correspondance. La qualification automatique des résultats est également une aide à l'interprétation pour la mise à jour cartographique.

Remerciements :

Ce travail a été effectué dans le cadre d'un contrat avec Alcatel CRC

† email: *Prénom.Nom@inria.fr*

‡ S. Randriamasy est à Alcatel CRC, email: *randriam@aar.alcatel-alsthom.fr*

Mots-clés : Mise en correspondance de graphes, Champs de Markov sur graphes, Validation automatique, Images SPOT, Cartographie, Réseaux routiers

Graph matching and registration : application to road networks extracted from a couple map/image

Abstract: We consider herein the matching problem between the road network extracted from a SPOT image and the roads contained in a cartographic database. This matching consists of two main steps based on a Markovian modelling. During the first step, the image road pixels are associated to the map segments. the derived result allows us to split the image network into chains. These chains are matched with the map segments. Finally, an automatic validation procedure provides matched chains/segments which are used to improve the initial registration. An iterative scheme is obtained by performing a new matching. The automatic result validation is also helpful for map updating.

Acknowledgment:

This work has been partially supported by a contract with Alcatel CRC

Key-words: Graph matching, Markov Random Fields on graphs, Automatic validation, SPOT images, Cartography, Road networks.

Table des matières

1	Introduction	5
2	Modèle Markovien	10
2.1	Généralités sur les champs de Markov	10
2.1.1	Définitions	10
2.1.2	Traduction du problème de mise en correspondance	11
2.2	Premier Modèle: appariement inhomogène	12
2.2.1	Potentiel de type attache aux données	12
2.2.2	Potentiels d'interaction	13
3	Modèle Markovien homogène invariant par déplacement	14
3.1	Modèle	14
3.1.1	Définition des sites	14
3.1.2	Potentiels Markoviens	15
3.1.3	Potentiel sur les longueurs	18
3.2	Résultats	18
3.2.1	Carte artificielle	18
3.2.2	Résultats sur des données cartographiques réelles	19
4	Qualification des résultats	23
4.1	Configurations possibles	23
4.2	Attributs de description d'une paire	24
4.2.1	Distance entre deux tronçons	24
4.2.2	Longueur relative	24
4.2.3	Longueur relative appariée	25
4.2.4	Critère de comparaison des appariements	25
4.3	Suppression des ambiguïtés	25
4.3.1	Cas $M(1,c)$	26
4.3.2	Cas $M(i,1)$	26
4.3.3	Cas $M(i,c)$	26
4.4	Validation des appariements	26
4.5	Interprétation des résultats	30
4.5.1	Appariement de mauvaise qualité	30
4.5.2	Cas $M(1,0)$	30
4.5.3	Cas $M(0,1)$	31

5	Amélioration du recalage et bouclage sur la mise en correspondance	31
5.1	Calcul d'une nouvelle matrice de recalage	31
5.2	Bouclage avec la mise en correspondance	32
6	Conclusion et perspectives	35

1 Introduction

L'objectif de ce travail est de mettre en correspondance les axes routiers issus de deux sources différentes : une carte et une image satellitaire. Ce problème est traité comme un problème de mise en correspondance de graphes. Cependant une recherche d'isomorphisme entre graphes n'est pas adaptée ici car des données sont manquantes aussi bien sur l'image (mauvaise détection) que sur la carte (carte non mise à jour). Par ailleurs, des données polluantes (fausses alarmes lors de la détection ou encore suppression d'une route) peuvent également être présentes. Nous devons donc prendre en compte les nœuds des graphes non appariés. La mise en correspondance que nous proposons est fondée sur une approche markovienne constituée de deux étapes. Les pixels "route" de l'image sont d'abord mis en correspondance avec les segments cartographiques. A partir de ce résultat, nous pouvons découper le réseau image en chaînes de pixels. Un algorithme de mise en correspondance 1D-1D plus robuste est alors proposé pour appairer les chaînes et les segments cartographiques. Une étape de qualification des résultats permet ensuite de valider les appariements. Les appariements retenus servent ensuite à améliorer le recalage initial. Un bouclage de tout le processus aboutit à une amélioration de la mise en correspondance et du recalage. La validation automatique des résultats permet donc l'amélioration de l'analyse. Par ailleurs, la qualification finale permet d'apporter une aide à l'interprétation en définissant les mauvaises détections sur l'image et les nécessaires mises à jour de la carte.

La mise en correspondance de graphes a été abordée sous plusieurs angles suivant les contraintes du problème traité. Etant donnés deux ensembles C_1 et C_2 de primitives, la mise en correspondance consiste à déterminer la partie de $C_1 \times C_2$ qui satisfait au mieux un certain nombre de critères. La plupart des problèmes abordés en traitement d'image permettent des restrictions pour la recherche du meilleur ensemble d'appariements (un appariement étant un couple (c_1, c_2) avec $c_1 \in C_1$ et $c_2 \in C_2$). La principale contrainte rencontrée est l'unicité. En effet, une primitive ne peut être appariée qu'une seule fois. La mise en correspondance revient alors à trouver un isomorphisme entre les deux ensembles de primitives. Cependant, les difficultés d'extraction des primitives, et par là même l'incomplétude des ensembles étudiés, ne permet pas d'effectuer cette restriction théorique. Par exemple, avec une base cartographique incomplète on aura des primitives $c_1 \in C_1$ non appariées. De même, lorsque la détection de linéiques est incomplète, on peut avoir deux primitives c_1 et c'_1 de l'image appariées à une même route de la base cartographique.

De façon générale, l'ensemble des appariements retenus doit vérifier deux propriétés. Premièrement, deux primitives appariées doivent disposer de caractéristiques similaires (ressemblance mesurée par une distance entre les primitives). Ensuite, l'ensemble des appariements doit être globalement cohérent (la cohérence dépend des relations géométriques et/ou sémantiques entre les primitives).

Selon les sources de données utilisées, les primitives ne sont pas extraites de la même façon ce qui entraîne une contrainte supplémentaire. Il n'est pas toujours évident d'obtenir deux jeux de données cohérents (primitives de même nature ayant des propriétés similaires). Il faut donc tenir compte de cette hétérogénéité entre les différentes sources d'information.

Pour un problème d'analyse d'image, la première étape consiste à définir les primitives les mieux adaptées au problème. Pour certaines applications comme la restauration d'images, le niveau de gris de chaque pixel est une donnée essentielle. En revanche, pour un problème comme le recalage entre deux images il est peut-être plus judicieux de s'intéresser à des primitives de plus haut niveau comme des points d'amers, des segments ou des régions [4] [10] [12] [13]. Dans cette optique, on utilise soit des méthodes fondées sur la corrélation entre niveaux de gris, soit une représentation par graphes construits à partir des régions, des segments ou d'autres primitives caractéristiques de l'image.

Définition 1 *Un graphe $G = \{X, U\}$ est déterminé par la donnée :*

- *d'un ensemble X de nœuds. Le graphe est dit d'ordre $N = |X|$ où $|\cdot|$ représente le cardinal.*
- *d'un ensemble U dont les éléments $u \in U$ sont des couples ordonnés de sommets : les arcs.*

On peut ajouter à cette définition de graphe un troisième ensemble A qui représente les attributs correspondants à chaque nœud.

Dans notre problème, les nœuds du graphe caractérisant l'image, seront les primitives qui auront un rapport direct avec les voies de communication (éléments linéiques de l'image). Elles pourront être des primitives simples (pixels) ou complexes (segments ou carrefours). Les arcs entre nœuds représenteront la présence de relation entre les primitives. Dans le troisième ensemble, on pourra stocker des éléments

caractéristiques des primitives tels que le nombre de routes issues d'un carrefour, la direction d'un segment etc.. Cette représentation permet de conserver la structure relationnelle des primitives. Elle porte en cela un avantage considérable: elle simplifie la représentation de l'image tout en conservant les caractéristiques essentielles au traitement.

La théorie des graphes a permis de développer de nombreux algorithmes qui permettent de traiter des problèmes complexes tels la recherche d'un chemin minimal, les problèmes de fusion etc.. Si le choix des primitives est judicieux, il est alors possible de résoudre des problèmes de traitement d'image comme des problèmes mathématiques sur les graphes. Par exemple, le recalage entre deux images (ou un couple carte/image) ainsi représentées revient alors à une mise en correspondance de deux graphes relationnels c'est-à-dire une recherche d'homomorphisme.

La difficulté réside dans la construction du graphe donc dans le choix et la détection des primitives. Du fait des imperfections dans l'extraction des primitives (bruit, faible contraste...), le problème se pose alors en termes de graphes incomplets.

La notion de graphe d'association est à l'origine de plusieurs approches. A partir des deux graphes d'adjacence (ou graphes relationnels) $G_i = [X_i, U_i]$ et $G_c = [X_c, U_c]$, représentant respectivement les primitives de l'image et celles de la carte, nous construisons un graphe d'association formé des appariements des différentes primitives. Nous associons à chaque nœud de graphe un vecteur d'attributs donnant les caractéristiques de la primitive correspondante. Cette précision permet la définition d'une distance entre les primitives et donc donne une mesure de cohérence des appariements. Dans le graphe d'association $G_{Ass} = [X_{Ass}, U_{Ass}]$, un nœud représente une mise en correspondance entre une primitive de l'image (I_i) et une primitive de la carte (C_j) (noté $((I_i, C_j))$). Un arc $((I_i, C_j), (I_k, C_l))$ relie deux nœuds si les mises en correspondance de I_i avec C_j et de I_k avec C_l sont compatibles c'est-à-dire si il existe la même relation structurelle entre les nœuds I_i et I_k , et les nœuds C_j et C_l . Le graphe d'association représente tous les appariements possibles entre les nœuds des deux graphes. Il est donc nécessaire de trouver le meilleur jeu d'appariements pour obtenir la mise en correspondance optimale. C'est donc un problème d'optimisation. La meilleure mise en correspondance des deux graphes est obtenue par la recherche, dans le graphe d'association construit G_{Ass} , du plus grand sous-graphe complet c'est-à-dire de la plus grande clique maximale.

Pour s'assurer que la plus grande clique maximale représente bien la meilleure mise en correspondance relative au problème traité, il est préférable d'assigner à chaque clique maximale une fonction de coût. Cette fonction permet d'éviter des appariements aberrants et de différencier des cliques qui auraient la même taille. Elle est calculée à partir d'une distance entre les nœuds appariés. Cette distance est une norme L_α entre les vecteurs attributs des deux nœuds mis en correspondance.

Cependant la recherche de clique maximale est subordonnée à la fermeture du graphe d'association c'est-à-dire à l'établissement d'une relation de compatibilité (ou d'incompatibilité) entre chaque nœud du graphe. Cette fermeture implique une relation entre toutes les primitives, d'un bord à l'autre de l'image. N'ayant pas forcément des interactions entre les primitives (notamment lorsque l'image est de grande taille) il vaut mieux se contenter de la recherche de la plus grande composante connexe ayant le coût le plus faible. Cette méthode est relativement simple à mettre en œuvre mais elle présente des inconvénients majeurs dans le problème de mise en correspondance de routes :

- La méthode considère les deux graphes d'adjacence de façon symétrique alors que notre problème est fortement dissymétrique. En effet, les données cartographiques sont plus complètes que les données satellitaires. Nous sommes toutefois en présence de deux graphes incomplets. La solution envisageable est d'ajouter un nœud "vide" [13] dans le graphe d'association auquel seront associés tous les nœuds que l'on n'aura pas pu appairer.
- Le nombre de nœuds du graphe d'association s'élève à $N \times M$ où M et N sont les nombres de nœuds des deux graphes à mettre en correspondance. Dans un problème de télédétection le nombre de primitives est important, le graphe d'association est donc très lourd à gérer. La recherche de composante connexe maximale est alors très coûteuse en temps de calcul.

Des méthodes efficaces de recherche sous contrainte d'une solution ont été proposées en vision en s'appuyant sur une stratégie de prédiction et vérification d'hypothèses. Il s'agit d'émettre des hypothèses d'appariement puis de chercher les appariements compatibles avec celui de départ. Ce travail se fait de façon itérative jusqu'à obtenir un jeu d'appariements stables. La méthode utilisée par G. Medioni et R. Nevatia dans [8], consiste à mettre en correspondance les segments (segments de contours par exemple) en contraignant les appariements possibles afin de préserver les relations géométriques. Cette méthode considère un jeu de données comme des

labels et l'autre comme les objets à étiqueter. Lorsqu'on donne un label l_j à un objet a_i , on espère trouver un objet a_h avec un label l_k dans une certaine zone qui dépend de i, j, k . Cette zone est une fenêtre notée $w(i, j, k)$. Le calcul de cette fenêtre se fait à partir d'un glissement de l_j vers a_i , $w(i, j, k)$ est alors la surface décrite par l_k . La mise en correspondance est alors fondée sur un algorithme de relaxation discrète qui permet de parcourir toutes les configurations possibles et de déterminer la meilleure. Le choix des meilleurs appariements est guidé par un critère de compatibilité entre deux appariements :

$$\text{L'appariement } (i, j) \text{ compatible avec } (h, k) \iff \begin{cases} a_h \in w(i, j, k) \\ a_i \in w(h, k, j) \end{cases} .$$

N. Ayache et B. Faverjon présentent une solution au problème de la mise en correspondance d'images stéréoscopiques dans [1] qui utilise une description des images par un graphe de segments de contours et une technique d'appariement par prédiction et propagation d'hypothèses. Ils utilisent des contraintes géométriques ainsi que des contraintes de continuité. Un algorithme de relaxation permet la propagation des hypothèses jusqu'à l'obtention d'un appariement optimal.

De même dans [13], la mise en correspondance est basée sur la structure géométrique du réseau. Une estimation de la probabilité d'obtenir tel ou tel appariement permet de mesurer la compatibilité de ces derniers entre eux. La mesure de cohérence ne se fait pas sur le graphe entier mais seulement de manière locale, sur un voisinage. Une méthode de relaxation discrète permet de propager les hypothèses et de déterminer la mise en correspondance. Une reconfiguration des graphes intervient avec insertion ou enlèvement de nœuds. La solution donnée est donc une mise en correspondance active qui restructure les jeux de données les uns en fonction des autres.

Ces méthodes sont fortement dépendantes du recalage entre les données. Elles sont indiquées dans des problèmes de mise en correspondance complète c'est-à-dire où les données d'une source sont toutes censées se retrouver dans l'autre jeu de données.

Pour finir, la mise en correspondance d'images peut être effectuée sur la base d'invariants géométriques (angles entre segments, rapports entre distances,...) qui caractérisent les configurations autant des points que des lignes de l'image. Ces méthodes peuvent être utilisées dans le cas d'objets en mouvement [6]. Nous avons orienté notre modèle de mise en correspondance sur l'invariance de quantités géométriques caractéristiques d'un réseau routier. L'approche adoptée pour la recherche de la solution est une approche bayésienne fondée sur les champs de Markov.

2 Modèle Markovien

Une autre solution pour optimiser un problème de mise en correspondance est donnée par les champs de Markov [2] [3] [5] [7]. Ils permettent d'aborder le problème d'optimisation dans son contexte global, en ne considérant que les interactions locales. Cette approche permet l'utilisation de la structure géométrique du réseau étudié. Elle ne considère pas les deux jeux de données de façon symétrique ce qui est intéressant dans notre cas où l'image et la carte n'ont pas les mêmes propriétés de fiabilité et de précision. La recherche de la meilleure mise en correspondance est équivalente à la minimisation de la fonction d'énergie définie par le modèle markovien.

2.1 Généralités sur les champs de Markov

2.1.1 Définitions

Soit $\Sigma = \{\Sigma_1, \dots, \Sigma_m\}$ une famille de variables aléatoires sur S , l'ensemble des sites. Chaque variable Σ_i prend une valeur σ_i dans L , l'ensemble des labels.

Définition 2 (Système de voisinage) *Le système de voisinage relié à S est défini par $N_S = \{N_i \mid \forall i \in S\}$ et par les relations de voisinage :*

$$\forall i \in S, i \notin N_i$$

$$\text{et } i \in N_j \Leftrightarrow j \in N_i$$

Définition 3 (Champ de Markov) Σ est dit être un champ de Markov sur S par rapport à un système de voisinage N si et seulement si les deux conditions suivantes sont réalisées:

$$P(\sigma) > 0, \forall \sigma \in \Sigma$$

$$P(\sigma_i \mid \sigma_{S-\{i\}}) = P(\sigma_i \mid f_{N_i}), \forall \sigma \in \Sigma$$

avec : $f_{N_i} = \{\sigma_{i'} \mid i' \in N_i\}$

Définition 4 (Champ de Gibbs) Σ est dit champ de Gibbs sur S par rapport à un système de voisinage N si on peut écrire sa distribution de la façon suivante:

$$P_T(\sigma) = Z_T^{-1} \times e^{-\frac{1}{T}U(\sigma)}$$

avec:

$$Z_T = \sum_{\sigma \in \Sigma} e^{-\frac{1}{T}U(\sigma)}$$

Z_T est une constante de normalisation appelée fonction de partition, T est la température et $U(\sigma)$ est la fonction d'énergie qui peut s'écrire sous la forme de somme de potentiels, $U = \sum_C V_c$.

Théorème 1 (Hammersley-Clifford) Σ est un champ de Markov sur S par rapport à un système de voisinage N si et seulement si il est un champ de Gibbs sur S par rapport à un système de voisinage N borné.

2.1.2 Traduction du problème de mise en correspondance

L'utilisation des champs de Markov pour la mise en correspondance des graphes, dans la méthode proposée, engendre une dissymétrie dans le traitement du problème. En effet, mettre en correspondance deux graphes revient alors à associer des labels à un des deux graphes, l'autre n'étant plus considéré que comme l'ensemble des labels possibles. Les primitives correspondant aux données cartographiques seront considérées comme les labels du graphe représentant l'image.

La modélisation markovienne est appliquée sur le graphe représentant les routes extraites de l'image satellitaire $G_i = [X_i, U_i]$ qui définit l'ensemble des sites $S = X_i$. Pour chaque site $s \in S$ on détermine un label σ_s représentant un segment défini par les données cartographiques. Le problème de mise en correspondance consiste à estimer le vecteur :

$$\sigma = \{\sigma_1, \dots, \sigma_{n_i}\} \in \Sigma = [X_c]^{n_i}$$

où $n_i = \text{Card}(X_i)$

Une configuration σ représente un appariement entre les primitives de l'image et les primitives de la carte.

Les σ_s sont considérés comme des variables aléatoires, interagissant entre elles. σ est un champ de Markov s'il vérifie les propriétés de la définition 3 où le voisinage de s est défini comme suit :

$$V(s) = \{s', \exists c \in C \text{ avec } \{s, s'\} \in c\}$$

C est l'ensemble des cliques associées au champ de Markov.

Dans un premier temps, les sites sont constitués par les pixels route de l'image. Les cliques considérées sont formées des paires de pixels adjacents (au sens de la 8-connexité)

2.2 Premier Modèle : appariement inhomogène

Dans ce modèle de mise en correspondance de linéiques, le choix des primitives utilisées a été guidé par la nature des sources de données. La carte étant généralisée, il est naturel de choisir des segments pour la représenter. En revanche, l'intérêt de l'image réside dans la précision des courbes détectées, le choix d'une représentation par pixels semble être approprié dans une première phase. Généraliser les données issues de l'image entraîne une perte d'information. De plus, il faudrait choisir des critères de segmentation de même nature que ceux de la carte pour avoir des données compatibles. Ne pas avoir le même type de primitives pour les deux sources implique que de nombreuses primitives de l'image auront le même label (*i.e.* seront appariées à la même primitive de la carte, cf. Figure 1). L'ensemble des labels considérés, nœuds du graphe représentant la carte, est complété par un label nul, \emptyset , afin d'apparier toutes les primitives de l'image sans entraîner des instabilités ou des incompatibilités dans la mise en correspondance.

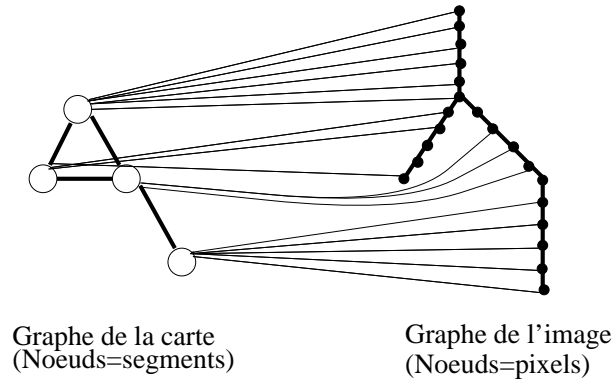


FIG. 1: *Graphes des deux sources et mise en correspondance*

2.2.1 Potentiel de type attache aux données

C'est le terme qui est directement lié aux données du problème. Il est en quelque sorte une mesure de cohérence d'un appariement. On le calcule comme une distance

entre les deux nœuds appariés, soit la distance entre un point et un segment. Ce potentiel est une constante C pour toute primitive appariée au label nul \emptyset ce qui a pour effet de borner le terme d'attache aux données. En effet, tout pixel se trouvant à une distance $d > C$ de tous les segments aura tendance à être apparié au label nul.

2.2.2 Potentiels d'interaction

Ces potentiels permettent d'introduire des contraintes dans le modèle a priori et de maintenir l'homogénéité des appariements. Ils peuvent être interprétés comme un terme de pénalité pour certains types de configuration. On les définit sur des cliques du nœud considéré par la fonction suivante :

$$V_c(\sigma_s, \sigma_{s'}) = \begin{cases} 0 & \text{si } \sigma_s = \sigma_{s'} \\ \alpha_1 & \text{si } \sigma_s \simeq \sigma_{s'} \text{ (cf. définition 5)} \\ \alpha_2 & \text{sinon} \end{cases}$$

avec $\begin{cases} \sigma_s & \text{label du pixel } s \\ \sigma_{s'} & \text{pixel voisin de } s \end{cases}$

Définition 5 Deux labels sont voisins ($\sigma_s \simeq \sigma_{s'}$) si et seulement si les segments correspondants sont connexes.

Les termes α_1 et α_2 sont déterminés en fonction du degré de pénalité que l'on veut imposer aux configurations correspondantes. Leurs valeurs telles que $0 < \alpha_1 < \alpha_2$ sont, dans un premier temps, données manuellement. Nous avons ainsi défini le modèle ainsi que la fonction d'énergie, somme de tous les potentiels. L'énergie est minimisée par un algorithme de recuit simulé.

Cette approche est limitée par son caractère inhomogène (appariement points-segments) et le fait que la mise en correspondance dépende essentiellement de la distance entre un pixel et un segment. Les résultats sont alors fortement dépendant du recalage entre les données. Néanmoins, cette première étape nous permet de segmenter le réseau routier issu de l'image tout en tenant compte des données cartographiques, ce qui représente un avantage majeur par rapport à une polygonalisation aveugle du réseau.

3 Modèle Markovien homogène invariant par déplacement

Dans cette deuxième phase, nous mettons en correspondance les chaînes issues de la première étape avec les segments cartographiques. Les routes sont représentées dans la carte \mathcal{C} et dans l'image \mathcal{T} par deux graphes dont la structure géométrique sert de base au modèle. Dans ce modèle, nous nous affranchissons des imprécisions du recalage excepté pour l'échelle. Le modèle construit est en effet invariant par rotation et translation mais non pas par homothétie. Outre les incertitudes dues au recalage, les données cartographiques sont généralisées [9]. La représentation symbolique de la vérité de terrain a tendance à simplifier les configurations de carrefour, les courbes représentées ont pour objectif de donner un aperçu de la sinuosité de la route mais non de rester fidèle au nombre de lacets et à leur forme. La mise en correspondance ne doit donc pas être trop dépendante de certains critères de forme. Par exemple, une route sinueuse sera représentée avec des lacets qui n'ont qu'une valeur symbolique et ne représente pas les courbes réelles de la route. Ce phénomène est d'autant plus marqué que le relief est prononcé.

3.1 Modèle

Les labels (ou étiquettes) donnés à chaque primitive de l'image correspondent à un segment cartographique comme précédemment. On introduit un label nul: \emptyset afin de modéliser les données cartographiques manquantes, car nous n'avons pas l'assurance d'avoir une carte complète et bien à jour.

3.1.1 Définition des sites

Le modèle est homogène, il est réalisé pour mettre en correspondance des primitives de dimension 1. Sur la carte, nous sommes en présence de segments déjà déterminés qui définiront les labels du problème. Sur l'image, les chaînes de pixels doivent être segmentées de façon intelligente afin de déterminer des entités 1D dont les propriétés sont comparables à celles de la carte.

Une première solution consisterait à polygonaliser le réseau routier de l'image. Les sommets des segments constitueraient alors les extrémités des primitives, sous-chaînes de pixels. Cette méthode est beaucoup trop brutale et ne permet aucune comparaison fiable entre les deux jeux de primitives. En effet, les problèmes de gé-

néralisation de la carte vont entraîner des difficultés de comparaison (cf. Figure 2). Par exemple, les directions des segments de la carte n'ont aucune relation avec les directions des primitives ainsi déterminées.

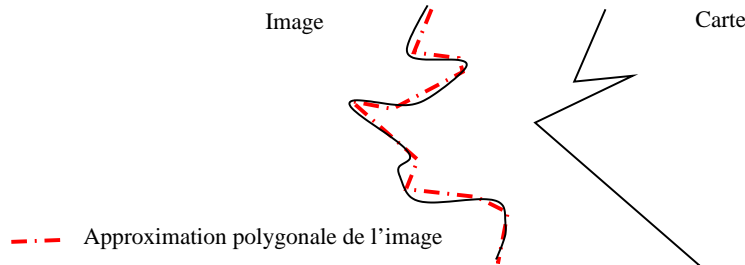


FIG. 2: *Incompatibilité entre des primitives issues de la polygonalisation de la carte et celle de l'image*

Une façon plus adaptée de faire la segmentation des routes de l'image satellitaire est d'utiliser le modèle de mise en correspondance inhomogène détaillé précédemment. Cette première phase de mise en correspondance permet de donner un label à chaque pixel du réseau routier image. Cet étiquetage permet la découpe des chaînes de pixels en fonction des labels de chaque pixel. Il est ainsi aisé d'obtenir des sous-chaînes de pixels en adéquation avec la carte utilisée.

3.1.2 Potentiels Markoviens

Ces potentiels introduisent des contraintes a priori sur le modèle. Ils sont définis sur des voisinages d'ordre 1 et 2.

Définition 6 *Deux primitives sont voisines si la distance entre leurs deux extrémités les plus proches est inférieure à un seuil dV que l'utilisateur peut régler (en général $dV=6$ pixels).*

Le choix de $dV \neq 1$ permet de s'affranchir de certaines discontinuités issues de l'extraction des lignes et de mieux définir la structure géométrique du réseau.

On note $\sigma_s = \sigma_{s'}$ si les labels σ_s et $\sigma_{s'}$ des primitives voisines de l'image sont égaux, $\sigma_s \simeq \sigma_{s'}$ s'ils sont voisins au sens où les segments cartographiques correspondants sont voisins (définition 6) et $\sigma_s \neq \sigma_{s'}$ s'ils ne sont pas voisins. Dans ces trois cas, on considère que σ_s et $\sigma_{s'}$ sont différents du label \emptyset .

Les potentiels sont définis comme suit, avec les notations précédentes :

$$V_c(\sigma_s, \sigma_{s'}) = \begin{cases} \alpha_1 \times g(\theta(s, s') - \pi) & \text{si } \sigma_s = \sigma_{s'} \\ \alpha_2 \times g(|\theta(s, s') - \theta_0(\sigma_s, \sigma_{s'})|) & \text{si } \sigma_s \simeq \sigma_{s'} \\ \alpha_3 & \text{si } \sigma_s \neq \sigma_{s'} \\ \alpha_4 & \text{si } \sigma_s = \emptyset \text{ ou } \sigma_{s'} = \emptyset \end{cases}$$

$\theta(s, s')$ est l'angle entre les deux primitives de l'image s et s' et $\theta_0(\sigma_s, \sigma_{s'})$ est l'angle entre les deux segments de la carte σ_s et $\sigma_{s'}$. Ces définitions d'angle ne sont valables qu'entre des primitives voisines au sens de la définition 6.

La fonction g (cf. Figure 3), permettant d'introduire la contrainte d'angle dans les potentiels, doit vérifier les propriétés suivantes :

- définie sur $[-2\pi, 2\pi]$,
- convexe,
- décroissante sur $[-2\pi, 0]$ et croissante sur $[0, 2\pi]$ car on veut favoriser les angles tels que $\theta(s, s') = \pi$ si les labels sont identiques et $\theta(s, s') = \theta_0(\sigma_s, \sigma_{s'})$ pour des labels voisins.

La rapidité de la décroissance va permettre de fixer le seuil de tolérance entre les angles. En effet, une décroissance lente vers 0 favorise un plus large intervalle, alors qu'une décroissance rapide permet de mieux focaliser sur l'angle nul et donc d'être plus sélectif dans le choix des appariements. En revanche, prendre une fonction trop sélective revient à éliminer toute variation entre l'image et la carte et donc ne permet pas de tenir compte des problèmes de généralisation ou des imprécisions dues à l'initialisation des primitives de l'image.

Il faut remarquer que les angles associés aux primitives ne sont fiables que si la longueur de ces primitives est suffisante. Nous avons choisi de ne prendre en compte

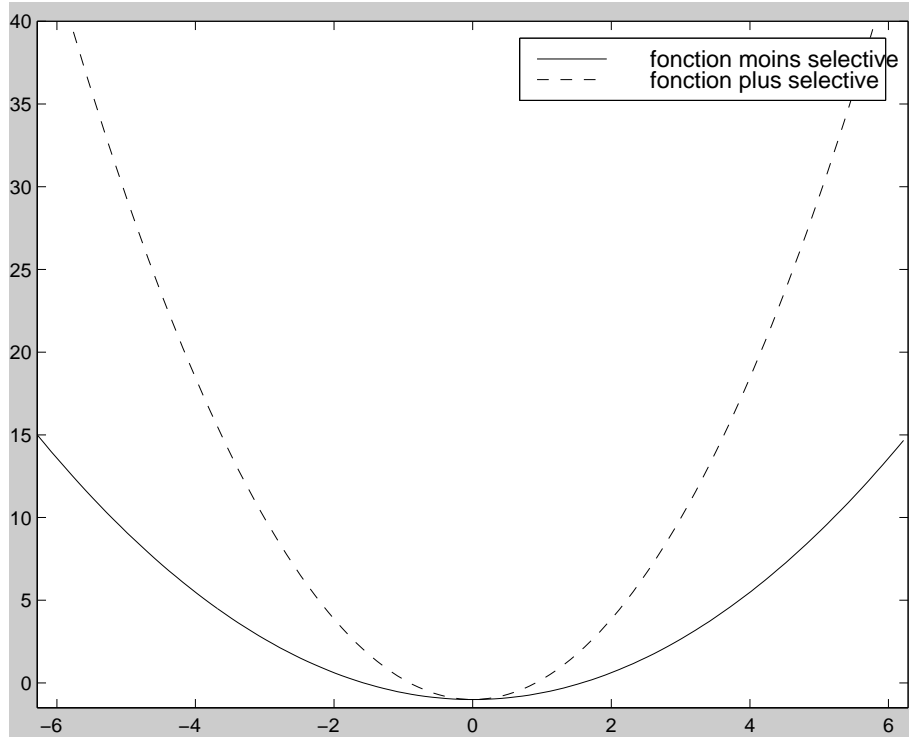


FIG. 3: Fonctions g plus ou moins sélectives ($g(x) = 4 \times \frac{x^2}{\pi^2} - 1$ et $g(x) = 12 \times \frac{x^2}{\pi^2} - 1$)

les angles que si la longueur des primitives est supérieure à un seuil, en l'occurrence dV-2. Dans le cas où l'angle n'est pas valide, les potentiels sont :

$$V_c(\sigma_s, \sigma_{s'}) = \begin{cases} -\alpha_1 & \text{si } \sigma_s = \sigma_{s'} \text{ et si } \sigma_s \text{ et } \sigma_{s'} \text{ sont issues du même tronçon de route} \\ \alpha_2 & \text{si } \sigma_s \simeq \sigma_{s'} \text{ et si } \theta(s, s') \text{ est non valide} \\ \alpha_3 & \text{si } \sigma_s \simeq \sigma_{s'} \text{ et si } \theta_0(\sigma_s, \sigma_{s'}) \text{ est non valide} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

On complète ce modèle avec un potentiel défini sur un voisinage d'ordre 2. Il a pour objectif d'éviter des configurations entraînant une rupture de continuité pour un label. Soient s, s', s'' tels que $s \simeq s'$ et $s' \simeq s''$:

$$V_c(\sigma_s, \sigma_{s'}, \sigma_{s''}) = \begin{cases} \beta & \text{si } \sigma_{s'} = \sigma_{s''} \text{ et si } \sigma_s \neq \sigma_{s'} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

3.1.3 Potentiel sur les longueurs

Pour compléter le modèle et le rendre plus robuste, on doit tenir compte de la longueur des chaînes appariées. En effet, la longueur totale prise par un label sur l'image doit être proche de sa longueur sur la carte. Nous supposons donc ici que les deux réseaux sont à la même échelle. Le potentiel tenant compte de cette contrainte n'est pas markovien car il dépend de la configuration de toutes les primitives et pas seulement de la configuration sur un voisinage, en revanche nous conservons le formalisme des champs de Gibbs.

Notons $l(s)$ la longueur de la primitive s de l'image (en fait la longueur de la corde entre ses extrémités pour rester proche du réseau cartographique généralisé). $l(i)$ est la longueur du segment cartographique correspondant au label i . L'énergie issue de ce terme est :

$$\sum_{i(\text{labels})} \left[\sum_{s(\text{sites})} l(s) \delta_{\sigma_s=i} - l_i \right]^2$$

L'énergie totale est minimisée par un recuit simulé.

Le choix des paramètres $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4$ et β a été fait empiriquement et est discuté par la suite.

3.2 Résultats

3.2.1 Carte artificielle

Dans un premier temps, on teste l'algorithme sur une image de laquelle sont issues aussi bien les données image que les données cartographiques. En effet, pour avoir une carte complète et bien recalée, on utilise les routes extraites de l'image fortement polygonalisées en tant que carte. Pour tester la robustesse, on essaie différents déplacements de la carte par rapport à l'image ainsi que des situations où la carte est incomplète.

Lorsque les données issues de l'image satellitaire et les données cartographiques sont bien recalées, les résultats de l'algorithme de mise en correspondance sont très bons. La figure 4 présente ces résultats pour trois images différentes. Sur chaque figure sont tracées les données cartographiques et les données image où chaque couleur représente un label. Il est clair que les appariements obtenus sont conformes aux

résultats attendus. Les paramètres utilisés sont les mêmes pour tous les résultats présentés. Dans le cas précis où l'on dispose d'une bonne définition des sites, c'est-à-dire d'un découpage des chaînes de pixels adapté aux données cartographiques, le résultat est tout à fait satisfaisant à ce niveau. Le modèle permet aussi de retrouver de bons résultats dans le cas d'un recalage approché entre les données. Le quadrant en bas à droite de la figure 4 représente les résultats obtenus lorsque les données cartographiques sont légèrement déplacées par rapport au réseau extrait de l'image satellitaire (translation de 5 pixels en x et 10 pixels en y).

En revanche, lorsque le modèle est utilisé avec deux jeux de données très mal recalés, les performances sont moins bonnes (cf. figure 5). Ceci est dû au fait que le découpage des chaînes de pixels et donc le choix des primitives repose sur la distance entre un pixel et un segment cartographique. Le modèle doit donc être complété par une phase d'amélioration du recalage afin de corriger les fortes erreurs et obtenir une mise en correspondance satisfaisante. Il faut remarquer que dans un cas comme celui-ci, il est possible d'améliorer les appariements en optimisant les paramètres. Néanmoins, ayant 5 paramètres différents, il est préférable de fixer les paramètres indépendamment du cas traité. Une procédure d'estimation des paramètres pourrait améliorer cette restriction.

Le modèle a été aussi testé pour des données incomplètes. La partie gauche de la figure 6 illustre un réseau routier extrait de l'image satellitaire, incomplet par rapport au réseau de la carte. La mise en correspondance reste correcte, l'algorithme est robuste à ce genre de dissymétrie entre les deux jeux de données. Le résultat obtenu dans un cas de carte incomplète (cf. la partie droite de la figure 6), montre l'efficacité de l'insertion du label nul qui permet la détection de ce type de configurations.

Notons pour finir que, dans la réalité, nous disposons d'une matrice de recalage initiale relativement précise si les coordonnées de la carte et les paramètres d'acquisition de l'image optique sont connus.

3.2.2 Résultats sur des données cartographiques réelles

Nous avons testé l'algorithme sur une image satellitaire de dimension 4565×5606 et une carte routière correspondante fournies par Alcatel CRC. Une matrice de

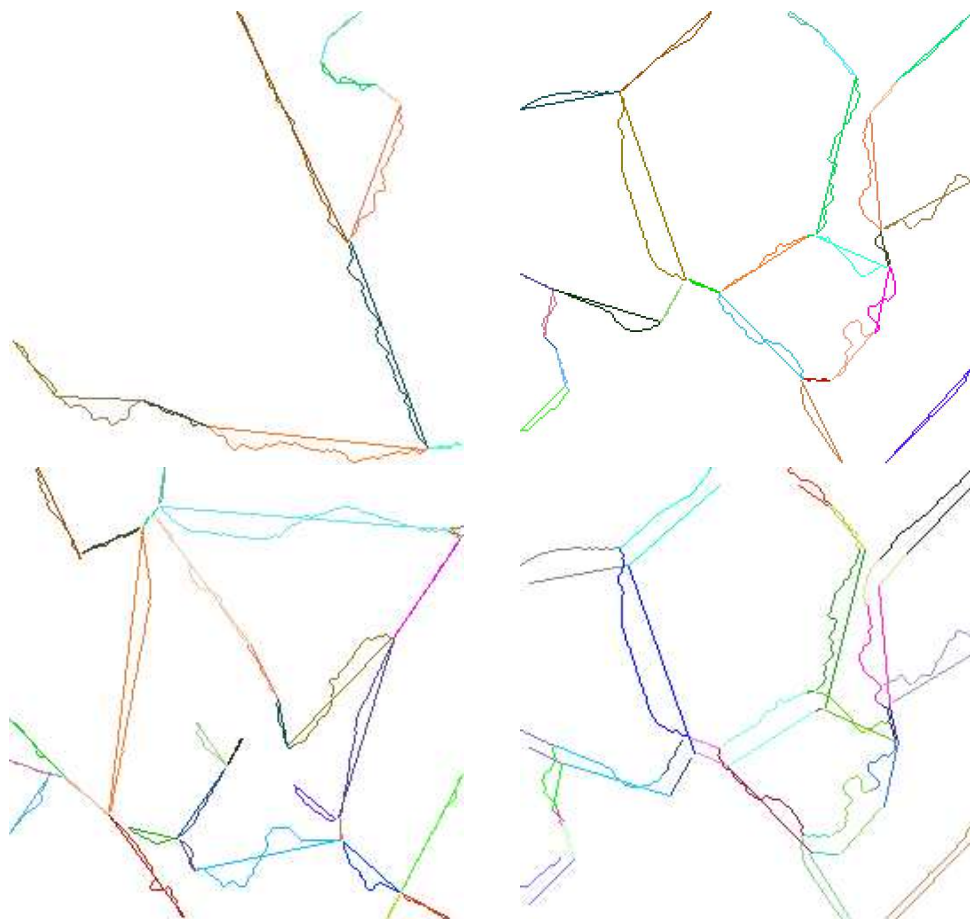


FIG. 4: *Résultat de la mise en correspondance avec un recalage initial correct* ($\alpha_1 = 0.1; \alpha_2 = 0.1; \alpha_3 = 15; \alpha_4 = 8; \beta = 15$)

recalage approchée est jointe aux données précédentes :

$$\Phi = \begin{pmatrix} 9.741 & -0.0146 & -21.1668 \\ -0.0325 & 9.6857 & 23 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

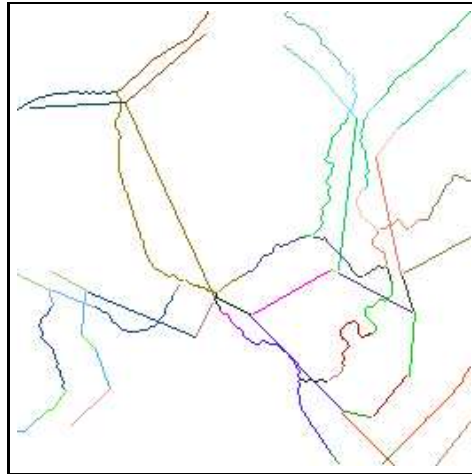


FIG. 5: *Résultat de la mise en correspondance : très mauvais recalage initial ($\alpha_1 = 0.1; \alpha_2 = 0.1; \alpha_3 = 15; \alpha_4 = 10; \beta = 15$)*

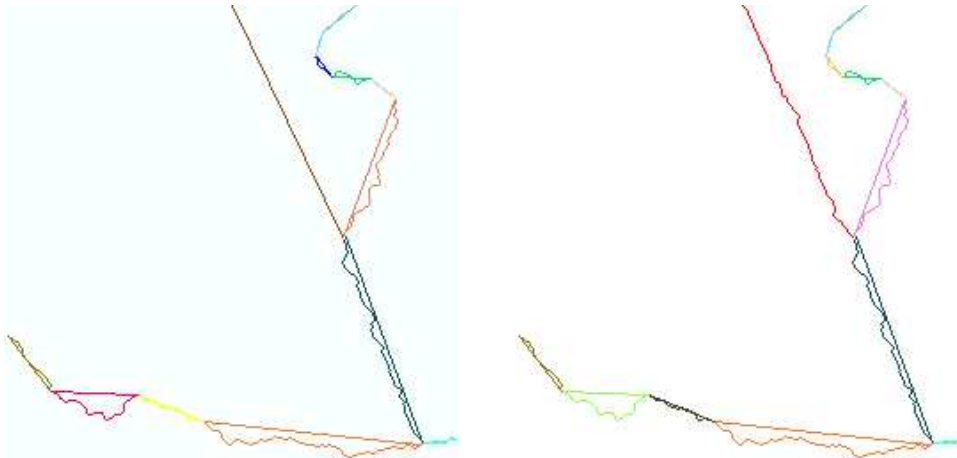


FIG. 6: *Résultat de la mise en correspondance : détection sur l'image incomplète (gauche) et carte incomplète (droite) ($\alpha_1 = 0.1; \alpha_2 = 0.1; \alpha_3 = 15; \alpha_4 = 8; \beta = 15$)*

La figure 7 montre la mise en correspondance de ces données. Dans un cas réel, toutes les configurations testées dans le paragraphe précédent sont présentes d'où la

difficulté d'obtenir un bon résultat. L'algorithme étant essentiellement lié aux relations de voisinage et aux angles définis entre voisins, il n'est plus très fiable lorsque l'on a beaucoup de différences entre réseaux soit parce que l'extraction de routes sur l'image est très mauvaise et donne des petites portions de chaînes dont l'angle est peu fiable, soit lorsque la généralisation de la carte est trop importante. Les difficultés se concentrent sur les zones urbaines où il est très difficile de détecter les routes et où les cartes sont très approximatives (cf. figure 7).

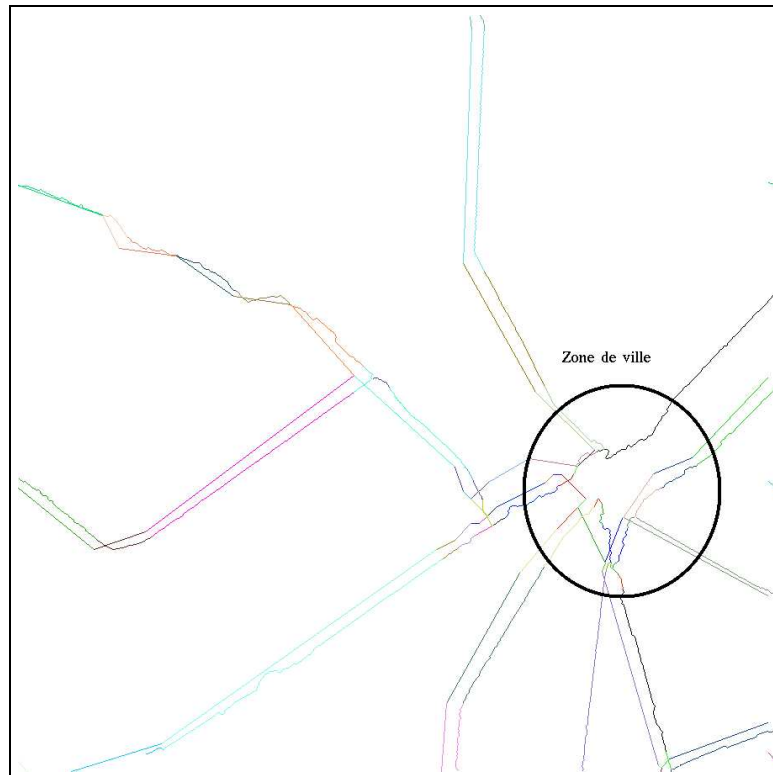


FIG. 7: *Résultat de l'appariement*

4 Qualification des résultats

Le résultat de la mise en correspondance par les méthodes détaillées précédemment présente des cas pathologiques. Nous proposons de détecter ces cas automatiquement et de les interpréter. Les appariements validés vont nous permettre de déduire une nouvelle matrice de recalage et d'itérer ainsi le processus.

4.1 Configurations possibles

A ce stade, une mise en correspondance a été effectuée. Elle a permis d'associer des primitives de l'image à celles de la carte. Pour utiliser ces résultats, il faut les transférer sur des entités significatives du réseau routier. Sur un tel réseau, les points importants sont les carrefours qui déterminent les extrémités des tronçons de route. Il est donc important d'utiliser les résultats précédents afin de déterminer les appariements des tronçons (définis par plusieurs segments/chaînes) et de les valider. Les appariements obtenus ne sont pas tous biunivoques, c'est-à-dire qu'à chaque élément d'un ensemble ne correspond pas toujours un seul élément de l'autre ensemble. Soit N_I et N_C le nombre de tronçons contenus respectivement dans l'image \mathcal{I} et dans la carte \mathcal{C} . Les résultats de la mise en correspondance peuvent être représentés par un ensemble :

$$\mathcal{M}(\mathcal{I}, \mathcal{C}) = \{M(i, c) , i \in [0, N_I] \text{ et } c \in [0, N_C]\}$$

Les cas types pouvant se présenter sont :

- M(0,1) : Tronçon de la carte non apparié,
- M(1,0) : Tronçon de l'image non apparié,
- M(1,1) : Un tronçon de \mathcal{I} apparié à un tronçon de \mathcal{C} , (ce cas remplit une condition nécessaire à la validation de l'appariement mais il n'est pas suffisant)
- M(1,c) : Tronçon de \mathcal{I} apparié à plusieurs tronçons de \mathcal{C} ,
- M(i,1) : Tronçon de \mathcal{C} apparié à plusieurs tronçons de \mathcal{I} ,
- M(i,c) : i tronçons de \mathcal{I} appariés à c tronçons de \mathcal{C} ,

Toutes les configurations différentes de M(1,1) sont considérées comme pathologiques. Les ambiguïtés doivent être levées avant de valider les appariements biunivoques M(1,1). Nous supprimons en premier lieu les ambiguïtés engendrées par les cas M(1,c), M(i,1) et M(i,c). Puis nous étudions la validité des cas biunivoques

M(1,1) pour traiter enfin les cas de non appariement M(0,1) et M(1,0).

4.2 Attributs de description d'une paire

Un couple de primitives, (S_i, S_c) $S_i \in \mathcal{I}$ et $S_c \in \mathcal{C}$, peut être décrit par des attributs $A(S_i, S_c)$ qui vont permettre une mesure de la cohérence de l'appariement. Grâce à l'étude de ces attributs, la levée des ambiguïtés pourra être effectuée ainsi que la validation des appariements biunivoques.

4.2.1 Distance entre deux tronçons

Soit $N(i)$ le nombre de points du tronçon S_i . Soit $d(p_n^i, S_c)$, la distance mesurée entre un point p_n^i , appartenant à S_i , et le tronçon cartographique S_c .

La distance entre le tronçon de l'image S_i et le tronçon cartographique S_c est donnée par :

$$D(S_i, S_c) = \frac{1}{N(i)} \sum_{n=1}^{N(i)} P(n) \times d(p_n^i, S_c)$$

Le terme $P(n)$ permet de pondérer les distances de manière à favoriser les extrémités du tronçon, et autoriser une plus grande déviation pour les points intérieurs au tronçon. En effet, les carrefours de la carte sont censés être définis avec plus de précision que la forme des routes elle-même. Le choix de ce terme est déterminé par le poids relatif que l'on veut donner aux points intérieurs par rapport aux extrémités. On peut prendre :

$$P(n) = \frac{\text{MAX}(n, N(i) - n) - N(i)/2}{N(i)}$$

Les statistiques, distance moyenne $\overline{D}(\mathcal{I}, \mathcal{C})$ et écart type $\sigma(D(\mathcal{I}, \mathcal{C}))$, sur ce critère de distance donne une vue globale de la qualité du résultat de mise en correspondance.

4.2.2 Longueur relative

La longueur relative entre la longueur du tronçon de l'image, $l(S_i)$, et celle du tronçon de la carte, $l(S_c)$, est aussi un critère de validité de l'appariement. Il est moins

fiable que le critère de distance car il dépend fortement de la qualité de la généralisation des données cartographiques. Pour faciliter la comparaison entre appariements, il est préférable de prendre un rapport toujours inférieur à 1 :

$$R_l(S_i, S_c) = \frac{MIN(l(S_i), l(S_c))}{MAX(l(S_i), l(S_c))}$$

4.2.3 Longueur relative appariée

La longueur relative appariée représente le taux de points appariés au tronçon cartographique considéré par rapport à la longueur totale du tronçon de l'image :

$$R_{M_c}(S_i) = \frac{l_{M_c}(S_i)}{l(S_i)}$$

$l_{M_c}(S_i)$ représente la longueur du tronçon apparié, c'est-à-dire le nombre de points portant le label correspondant au tronçon S_c considéré.

4.2.4 Critère de comparaison des appariements

Utiliser les attributs séparément peut conduire à favoriser des appariements erronés. En effet, R_{M_c} seul peut être proche de 100% alors que $R_l \ll 1$ (voir figure 8). Il faut plutôt utiliser un critère de comparaison composé des différents attributs :

$$C(S_i, S_c) = D(S_i, S_c) \times (1 - R_l(S_i, S_c) \times R_{M_c}(S_i))$$

L'appariement (S_i, S_c) sera d'autant meilleur que $C(S_i, S_c)$ est proche de 1.

4.3 Suppression des ambiguïtés

Les ambiguïtés correspondent aux cas où les tronçons de l'image sont multi-étiquetés, ou aux cas où les tronçons de la carte sont appariés plusieurs fois. Dans chaque cas, on ne conservera que l'appariement le plus probant afin d'obtenir un résultat ne comportant que des appariements biunivoques.

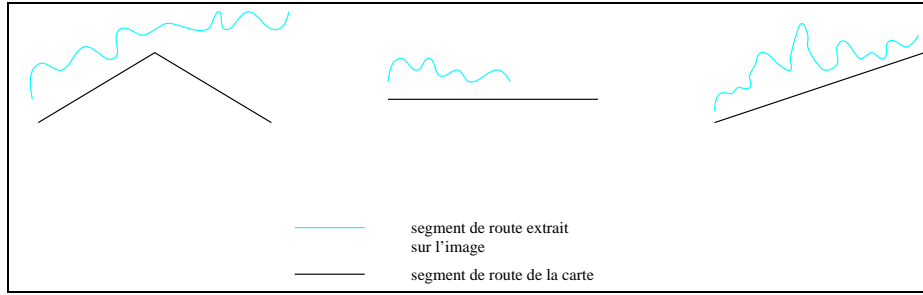


FIG. 8: *Exemple d'appariements dont la qualité doit être mesurée relativement à S_i et à S_c*

4.3.1 Cas M(1,c)

Cette configuration correspond au cas où un tronçon de \mathcal{I} est apparié à plusieurs tronçons cartographiques. Il faut lever l'ambiguïté sur les $\{S_c\}$ en choisissant le meilleur tronçon S_c grâce aux attributs définis au paragraphe 4.2 et, plus précisément, en comparant le critère donné au paragraphe 4.2.4.

4.3.2 Cas M(i,1)

Après avoir résolu le problème des tronçons de \mathcal{I} multi-étiquetés, on peut aboutir à une mise en correspondance où les tronçons de la carte sont appariés à plusieurs tronçons de l'image. Le critère de comparaison permet de ne conserver que le tronçon \mathcal{I} le plus approprié.

4.3.3 Cas M(i,c)

Ce cas est la conséquence des deux cas précédents, il faut le décomposer en i appariements de type M(1,c) que l'on traite puis travailler sur les cas M(i,1) restants.

4.4 Validation des appariements

Tous les appariements biunivoques ne sont pas valides. Le cas M(1,1) est seulement une condition nécessaire à la validation des appariements. Il faut avoir des valeurs suffisantes sur les attributs, $A(S_i, S_c)$, pour s'assurer de la fiabilité d'une paire.

Il faut donc au préalable déterminer un seuil de valeurs acceptables pour $A(S_i, S_c)$. Pour chaque appariement non valide, la connaissance d'un (ou des) attribut(s) non valide(s) pourra être utile à l'interprétation des résultats. L'utilisateur est maître des seuils qui seront définis en fonction des expériences. Un deuxième jeu de seuils pourrait être introduit afin de trier les appariements en trois classes : appariements valides, appariements non fiables et appariements faux.

La qualification des résultats de la mise en correspondance, présentés au paragraphe 3.2, a été effectuée grâce aux seuils suivants :

- seuil de distance entre paires : 50
- seuil pour le rapport entre les longueurs : 0.7
- seuil pour le rapport relatif des longueurs appariées : 0.9

Nous avons, par exemple pour la mise en correspondance des réseaux présentés dans la figure 4, une validation à 100% des appariements obtenus. De même pour le réseau de la figure 6, tous les appariements sont jugés valides et la route manquante sur la carte est bien appariée au label nul dans le réseau image.

Certains effets de la généralisation de la carte sont mis en évidence par la non validation d'appariements avec les seuils choisis. Par exemple, pour les résultats illustrés par la figure 4, la qualification invalide un appariement dont les composantes carte et image diffèrent trop du point de vue de leur longueur. Cet appariement est représenté en vert sur la gauche de la figure 9.

Dans le cas d'un très mauvais recalage initial présenté sur la figure 5, la qualification invalide de nombreux appariements car les seuils choisis sont assez sélectifs. La distance entre les deux termes d'un appariement est ici souvent trop grande. Seuls deux tronçons de route sont bien appariés (cf. figure 9 droite), l'optimisation du recalage s'appuiera sur ces deux paires. Lorsque le recalage initial est très mauvais il est donc préférable de ne pas être trop sélectif sur le critère de distance (seuil suffisamment grand) afin d'obtenir des paires valides sur lesquelles peut reposer le recalage. Il faudra trouver un compromis entre la possibilité d'engendrer une mauvaise validation due à un seuil trop élevé et la validation de trop peu d'appariements qui crée une situation défavorable pour le recalage.

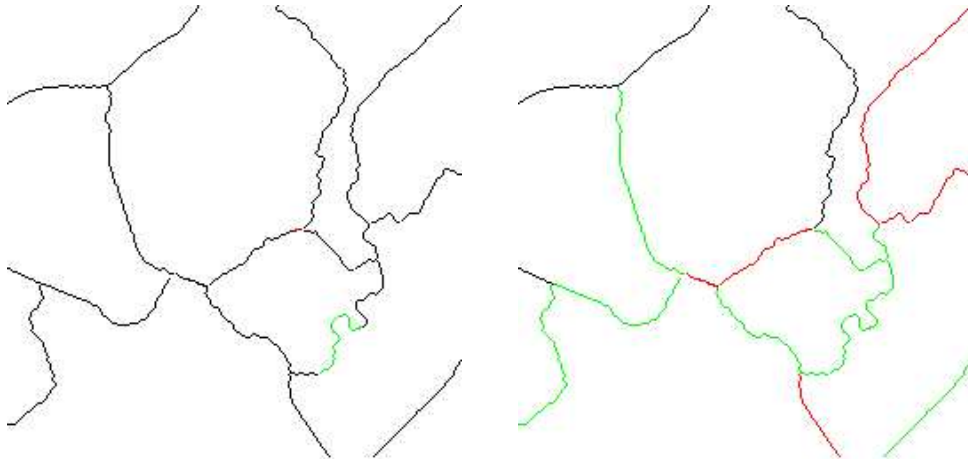


FIG. 9: *Qualification des résultats pour des réseaux bien recalés (gauche) et mal recalés (droite) (rouge : chaîne non appariée et vert : appariement jugé non valide)*

Sur les tests effectués sur des images incomplètes (cf. figure 6), le critère de qualification permet bien de déterminer la route absente sur la carte ou sur l'image.

Dans le cas des données réelles dont la mise en correspondance est visualisée par la figure 7, la qualification des résultats met bien en évidence les différences entre les deux réseaux (cf. figure 10).

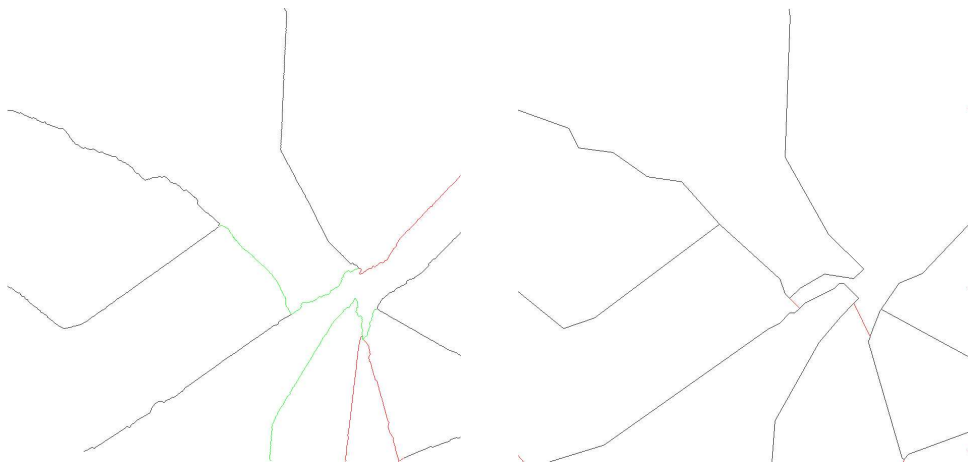


FIG. 10: *Qualification des résultats sur les réseaux image (gauche) et cartographique (droite) (rouge : chaîne/segment non appariée et vert : appariement jugé non valide)*

4.5 Interprétation des résultats

Les cas pathologiques restant peuvent avoir plusieurs causes. Le problème peut être engendré par l'algorithme de mise en correspondance lui-même. Par exemple, on peut avoir une difficulté sur un réseau routier très dense lorsque de nombreux carrefours sont situés dans la même zone. On aura d'autant plus de cas erronés que le recalage de départ est mauvais, ce problème sera résolu par un bouclage entre mise en correspondance et recalage des données.

En général, les cas d'appariement non valides ou les cas de non appariement sont révélateurs de différents problèmes soit au niveau de la détection, soit au niveau de la validité des données cartographiques par rapport à l'image. Le résultat obtenu grâce à ce travail de mise en correspondance et de qualification des appariements peut être utilisé pour guider une focalisation sur l'image satellitaire, afin d'améliorer la détection des routes. Il donne aussi une information intéressante pour la mise à jour de la carte.

4.5.1 Appariement de mauvaise qualité

Un appariement biunivoque qui n'a pas des valeurs suffisantes pour ses attributs est considéré comme n'étant pas valide. Les raisons qui peuvent être invoquées pour expliquer cette mauvaise qualité de mise en correspondance sont :

- mauvaise détection dans l'image,
- données cartographiques trop inexactes (généralisation trop importante),
- changement sur l'objet de l'image (carte non à jour).

L'étude du (ou des) paramètre(s) supérieur(s) au seuil de validité sert de guide dans l'interprétation de l'erreur.

4.5.2 Cas M(1,0)

Un tronçon de la carte n'est pas apparié. Cette situation a deux causes essentielles :

- non détection dans l'image,
- disparition de l'objet de l'image (carte non à jour).

On peut répondre à la première cause par une amélioration de la détection sur l'image satellitaire. La connaissance de la carte et du tronçon de route à rechercher doit permettre une extraction guidée plus précise que l'extraction de base. Le second point sert à la mise à jour cartographique.

4.5.3 Cas M(0,1)

Un tronçon de l'image n'est pas apparié. Cette situation a deux causes essentielles :

- fausse détection dans l'image,
- apparition d'un objet de l'image (carte non à jour).

La fausse détection peut être identifiée par une analyse du réseau ou un retour sur l'image. La connaissance d'un objet présent sur l'image, mais pas sur la carte, est utile à la mise à jour cartographique.

5 Amélioration du recalage et bouclage sur la mise en correspondance

5.1 Calcul d'une nouvelle matrice de recalage

L'amélioration du recalage permet d'obtenir un meilleur appariement pixel-segment lors de la première étape. La définition des sites du second modèle est alors plus cohérente avec la structure du réseau cartographique et les performances de la mise en correspondance finale s'en trouvent nettement améliorées. Nous effectuons le recalage par une transformation appliquée aux coordonnées des primitives de la carte. Les coordonnées sont mises sous la forme d'un vecteur $z = (x, y, 1)^T$ et, la transformation est définie par une matrice 3×3 en géométrie affine. Une transformation affine est définie par six paramètres indépendants. Elle est composée d'une translation et d'une homothétie. Elle permet donc la correction du facteur d'échelle ainsi que la correction des positions (rotation et translation). Dans ce modèle de recalage on ne tient pas compte des modifications entraînées par le relief :

$$\Phi = \begin{pmatrix} \Phi_{1,1} & \Phi_{1,2} & \Phi_{1,3} \\ \Phi_{2,1} & \Phi_{2,2} & \Phi_{2,3} \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

Les coordonnées résultant de cette transformation sont données par $z_{\Phi} = \Phi z$.

Les appariements jugés valides par les critères de qualification servent de points d'appui pour estimer la matrice de recalage Mat . Nous minimisons le terme de distance moyenne entre les appariements valides qui sont au nombre de N_{val} . Ce terme défini par :

$$\overline{D}_{val}((\mathcal{I}, \mathcal{C}), Mat) = \frac{1}{N_{val}} \sum_{(S_i, S_c)_{valides}} D(S_i, S_c)$$

Cette fonction dépend de la matrice de recalage qui intervient dans le calcul de la distance $D(S_i, S_c)$ entre le tronçon de route de l'image satellitaire et le tronçon cartographique qui lui est apparié. La matrice de recalage estimée est celle qui vérifie :

$$arg\{\min(\overline{D}_{val}((\mathcal{I}, \mathcal{C}), Mat))\}$$

En fait, la matrice à déterminer peut être considérée comme une inconnue dans un espace à 6 dimensions. La minimisation est effectuée avec la méthode de Powell [11] qui permet de traiter un problème multidimensionnel. Le point de départ est la matrice de recalage approchée fournie avec les données cartographiques.

5.2 Bouclage avec la mise en correspondance

La qualité de la première phase de mise en correspondance dépend de la précision de la matrice de recalage initiale. Nous avons vu que plus le recalage est précis, meilleure est la mise en correspondance.

Les appariements valides permettent de déterminer un meilleur recalage. Après avoir amélioré l'adéquation entre les repères de nos deux jeux de données, il est possible de refaire une étape de mise en correspondance afin d'améliorer les résultats. Cette succession de phases (mise en correspondance puis amélioration du recalage) peut être itérée plusieurs fois jusqu'à l'obtention d'un résultat optimal c'est-à-dire jusqu'à obtenir une stabilité de la matrice de recalage.

Cette opération de mise en correspondance suivie d'une phase de qualification des résultats puis d'une phase de recalage des données, effectuée en boucle, permet d'améliorer les résultats. Par exemple, pour le réseaux routier de la figure 5, nous obtenons, après deux itérations les appariements de la figure 11.

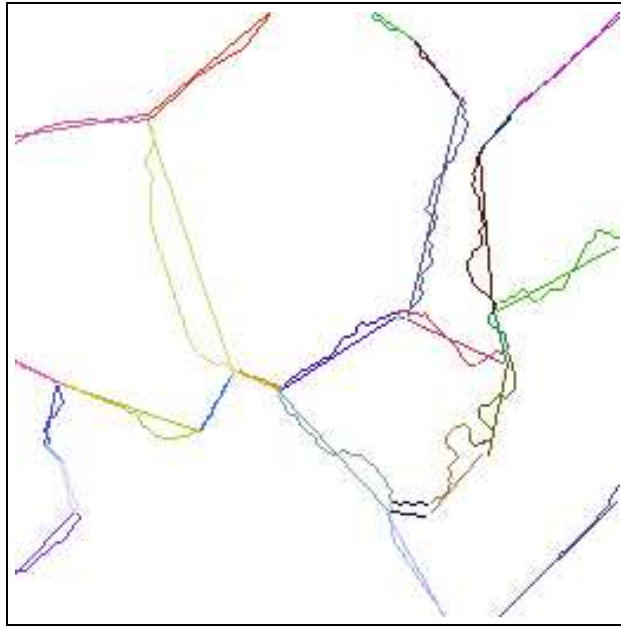


FIG. 11: *Résultat de la mise en correspondance après 2 itérations pour l'exemple concernant des réseaux très mal recalés*

La qualification de ces résultats (cf. figures 12 et 13) valide l'appariement de 85% des chaînes de pixels de l'image (soit 94% de la longueur totale de route) contre 19% (soit 23% de la longueur totale) avec la mise en correspondance seule.

La matrice de recalage trouvée pour cet exemple est :

$$\Phi = 6.21 \times \begin{pmatrix} 1.0036 & -0.0018 & 0.5883 \\ 0.0246 & 1.0292 & -2.955 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

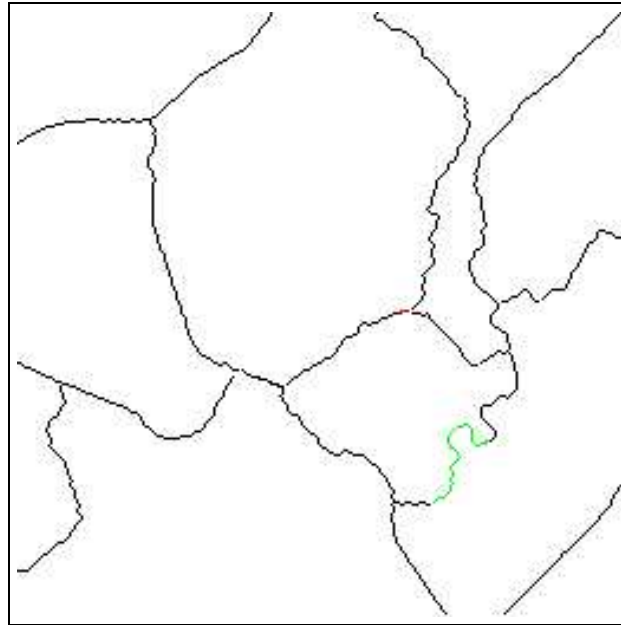


FIG. 12: *Qualification des résultats de la mise en correspondance après 2 itérations pour le réseau image (vert : appariement invalidés ; rouge : chaîne non appariée)*

Pour l'exemple de la figure 7, l'amélioration du recalage permet de passer d'une validation de 41% (soit 59% de la longueur totale des routes) à une validation de 52% (soit 65% de la longueur totale). Les résultats sont visualisés sur la figure 14. Le réseau cartographique initial est représenté en vert. Il est en rouge pour les routes appariées ou en jaune pour les autres, après l'optimisation du recalage. Les données extraites de l'image satellitaire sont en bleu, foncé pour les routes appariées (appariements valides ou non) et clair pour les routes associées au label nul. On voit ici que deux tronçons routiers ont été ajoutés au réseau d'où la nécessité de mettre à jour la carte. Cette étape de mise à jour nécessiterait une amélioration de la détection sur l'image afin d'éviter le type d'erreurs présentes sur cet exemple (i.e. la route se détourne dans la ville). De même, les tronçons de la carte qui n'ont pas été appariés permettront de guider la détection sur la zone correspondante de l'image.

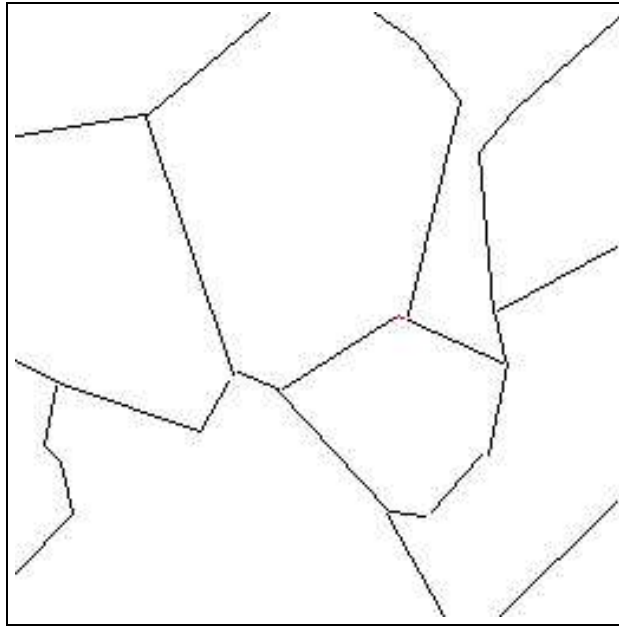


FIG. 13: *Qualification des résultats de la mise en correspondance après 2 itérations pour le réseau cartographique (rouge : tronçon de route non appariée)*

La matrice de recalage obtenue pour cette sous-image est donnée par :

$$\Phi = \begin{pmatrix} 9.7959 & -0.0102 & -8.6892 \\ 0.0064 & 9.6678 & 25.1693 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

Elle diffère de la matrice initiale surtout par le terme de translation en x. Les distorsions dues au relief font que cette matrice n'est pas optimale sur toutes les zones de l'image.

6 Conclusion et perspectives

Une chaîne de traitement d'images satellitaires se décompose en trois grandes familles : le traitement préalable de l'image avec notamment la correction des distorsions introduites par l'optique du satellite, puis l'analyse de la scène et enfin l'interprétation et l'utilisation de l'analyse. Le travail présenté dans ce rapport se situe dans

le cadre de l'étude du contenu de l'image satellitaire, l'objectif étant d'utiliser l'image SPOT et la carte routière associée afin d'étudier le réseau routier. Les objectifs sont la mise en correspondance des réseaux routiers issus d'une image optique avec ceux fournis par une carte.

L'algorithme de mise en correspondance proposé utilise une modélisation par champs de Markov afin d'apparier des primitives extraites de l'image optique (des chaînes de pixels), avec des primitives issues de la carte correspondante (des segments). L'étape de qualification des résultats permet de valider les appariements de façon fiable. Par conséquent, cette étape permet de constituer des points sur lesquels peut s'appuyer le calcul d'une matrice de recalage plus précise entre les deux sources. Ainsi, l'interprétation automatique des résultats dans la boucle de traitements permet d'améliorer la phase d'extraction et d'analyse de l'information. Grâce au bouclage de ces trois étapes de traitement : mise en correspondance, qualification puis recalage, nous avons pu obtenir de bons résultats en présence d'un recalage initial approximatif.

Afin de s'affranchir au maximum de l'importance du recalage initial, on pourrait effectuer une réactualisation dynamique des chaînes de pixels à chaque itération. En effet, les difficultés engendrées par l'initialisation résultent d'un morcellement des chaînes qui modifie les voisinages. Notamment des chaînes de faibles tailles (dont l'angle n'est pas fiable) rendent caduques les potentiels d'interactions fondés sur les angles. Pour ce faire, il faudrait fusionner les chaînes portant le même label, ce qui implique également de gérer la fission des chaînes.

Les résultats de ce travail de mise en correspondance et d'optimisation de la matrice de recalage, seront utilisés en vue d'améliorer la détection de routes sur une image satellitaire. En fait, ils sont utiles pour guider un algorithme de détection de linéïques en le focalisant sur une zone difficile. Ils peuvent aussi servir pour la mise à jour des cartes routières en indiquant les différences par rapport à l'image. Enfin, ils donnent une mesure des effets de la généralisation de la carte et permettent d'améliorer les techniques de tracé des cartes afin d'être plus fidèle à la réalité de terrain.

Références

- [1] N. AYACHE and B. FAVERJON. Efficient registration of stereo images by matching graph descriptions of edge segments. Rapport de recherche 559, INRIA, Août 1986.
- [2] J.P. COCQUEREZ and S. PHILIPP, editors. *Analyse d'images : filtrage et segmentation*, chapter XI. MASSON, 1995. Ouvrage collectif.
- [3] J.P. COCQUEREZ and S. PHILIPP, editors. *Analyse d'images : filtrage et segmentation*, chapter Annexe B. MASSON, 1995. Ouvrage collectif.
- [4] A.D.J. CROSS and E.R. HANCOCK. Graph matching with a dual-step em algorithm. non publié.
- [5] X. DESCOMBES. *Champs markoviens en analyse d'images*. PhD thesis, TELECOM Paris, 1993.
- [6] P. GROS, O. BOURNEZ, and E. BOYER. Using geometric quasi-invariants to match and model images of line segments. Rapport de recherche 2608, INRIA, Juillet 1995.
- [7] S.Z. LI. *Markov random field modeling in computer vision*. Springer, 1995.
- [8] G. MEDIONI and R. NEVATIA. Matching images using linear features. *IEEE Transaction on pattern analysis and machine intelligence*, 6(6):675–685, Novembre 1984.
- [9] S. MUSTIERE. Généralisation adaptative du linéaire basé sur la détection des empâtements, application au routier. *Bulletin d'information de l'IGN*, Vol 69, 1998.
- [10] J. PETIT-FRÈRE. *Améliorations des techniques de stéréorestitution : prise en compte des différences photométriques entre images*. PhD thesis, TELECOM Paris, 1993.
- [11] W.P. PRESS, B.P. FLANNERY, S.A. TEUKOLSKY, and W.T. VETTERLING. *Numerical recipes in C : the art of scientific computing*, chapter X. Cambridge University Press, 1988.
- [12] M. ROUX. *Recalage d'images multi-sources. Application au recalage d'une image SPOT et d'une carte*. PhD thesis, TELECOM Paris, 1992.
- [13] R.C. WILSON and E.R. HANCOCK. Structural matching by discrete relaxation. *IEEE Transaction on pattern analysis and machine intelligence*, 19(6):634–648, Juin 1997.

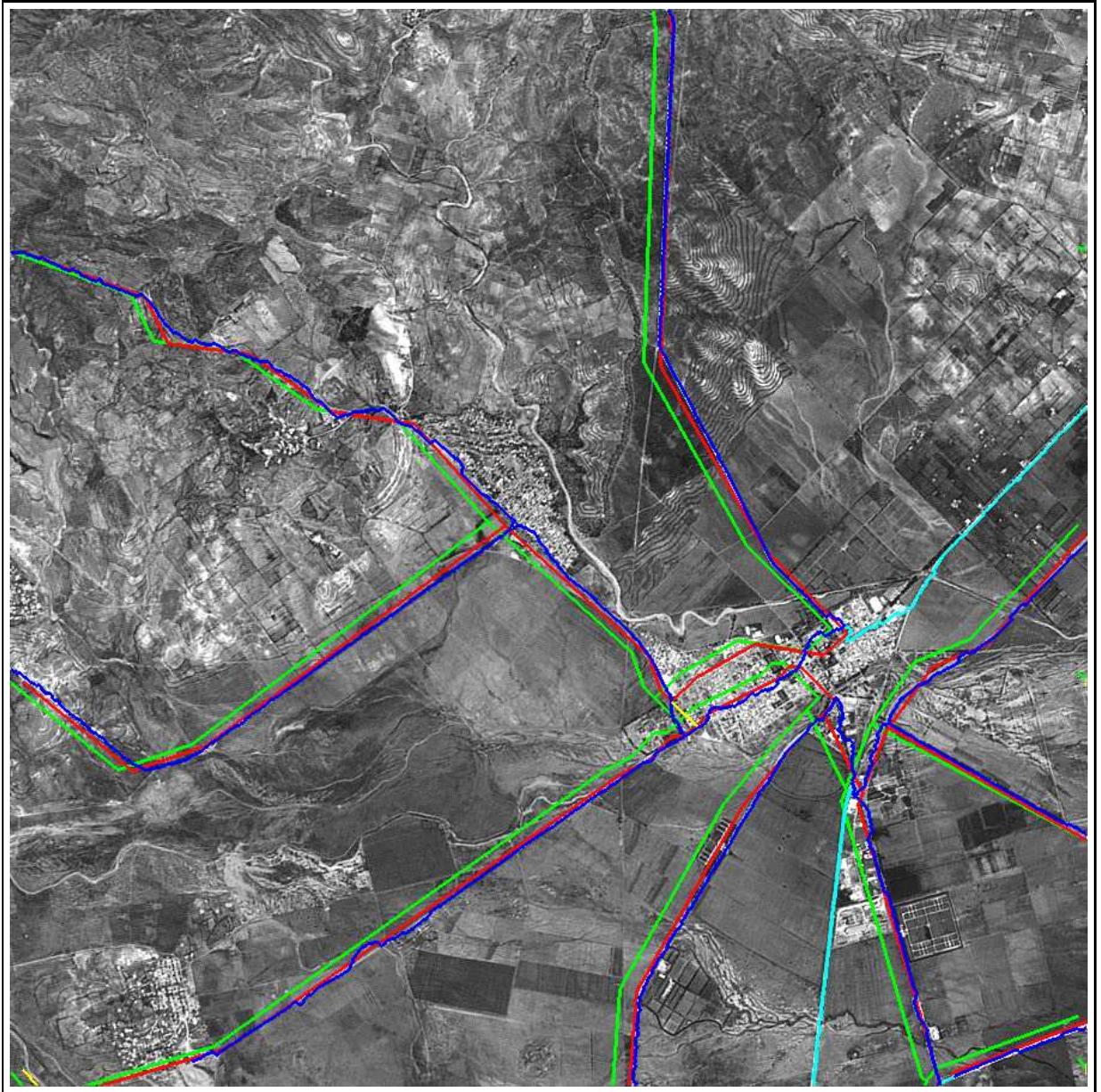


FIG. 14: *Résultat des appariements de tronçons de route après suppression des ambiguïtés*

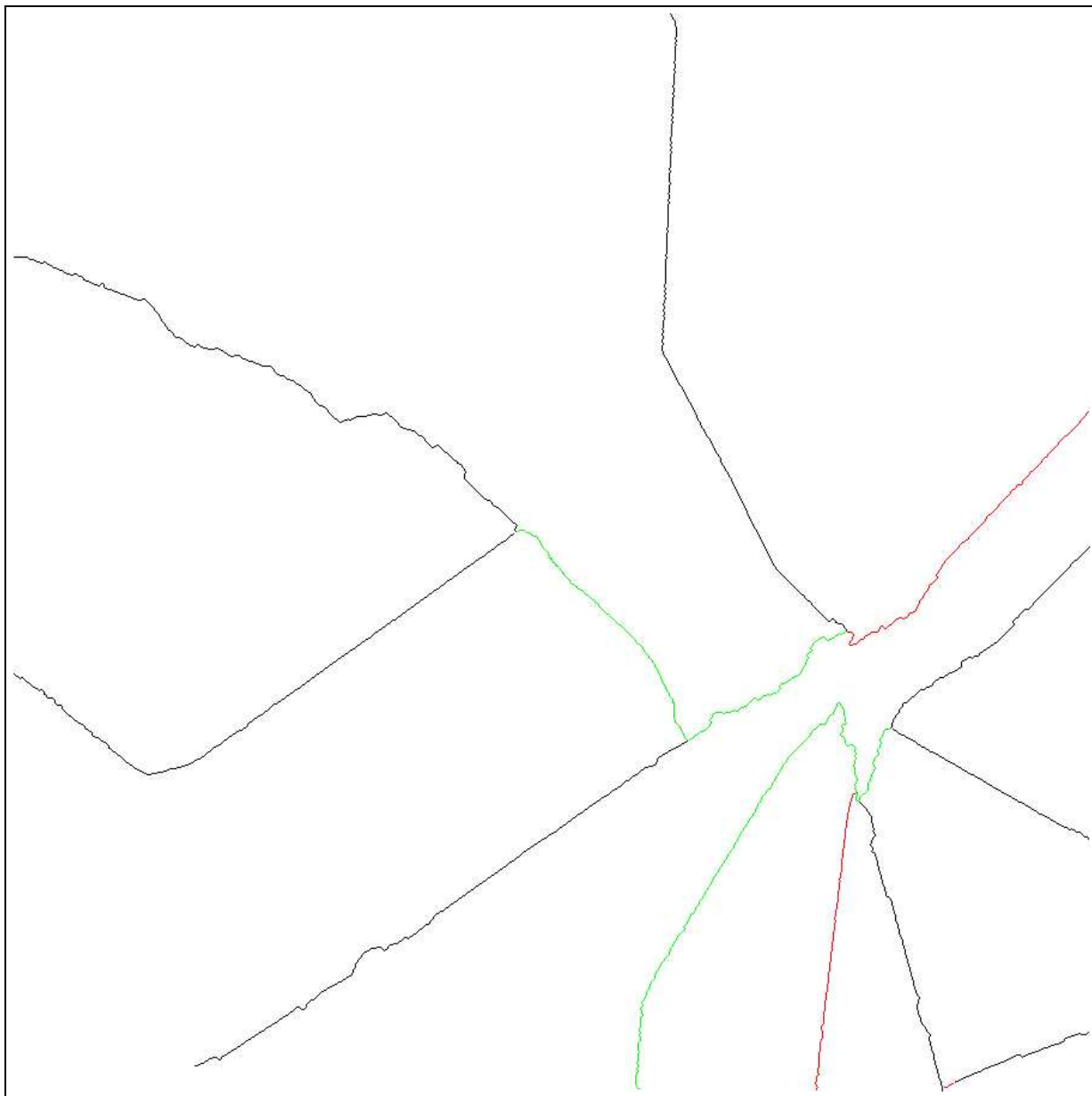


FIG. 15: *Qualification des résultats de la mise en correspondance après 2 itérations pour le réseau image (vert : appariement invalidés ; rouge : chaîne non appariée)*



Unité de recherche INRIA Sophia Antipolis
2004, route des Lucioles - B.P. 93 - 06902 Sophia Antipolis Cedex (France)

Unité de recherche INRIA Lorraine : Technopôle de Nancy-Brabois - Campus scientifique
615, rue du Jardin Botanique - B.P. 101 - 54602 Villers lès Nancy Cedex (France)

Unité de recherche INRIA Rennes : IRISA, Campus universitaire de Beaulieu - 35042 Rennes Cedex (France)

Unité de recherche INRIA Rhône-Alpes : 655, avenue de l'Europe - 38330 Montbonnot St Martin (France)

Unité de recherche INRIA Rocquencourt : Domaine de Voluceau - Rocquencourt - B.P. 105 - 78153 Le Chesnay Cedex (France)

Éditeur
INRIA - Domaine de Voluceau - Rocquencourt, B.P. 105 - 78153 Le Chesnay Cedex (France)
<http://www.inria.fr>
ISSN 0249-6399