

Mise en correspondance d'un couple de réseaux linéïques : application à l'analyse et au recalage de réseaux routiers extraits d'un couple carte/image SPOT

Matching of two line networks:
application to the analysis
and registration of road networks extracted
from a couple map/SPOT image

par Christine HIVERNAT *, Xavier DESCOMBES *, Sabine RANDRIAMASY ** et Josiane ZERUBIA *

* Ariana, projet commun CNRS/INRIA/UNSA, INRIA, 2004 route des Lucioles, BP93, 06902 Sophia Antipolis cedex, France
email : prénom.nom@inria.fr

** Alcatel CRC, route de Nozay, 91460 Marcoussis, France ; email : randriam@aar.alcatel-althom.fr

résumé et mots clés

Nous traitons de la mise en correspondance de graphes linéïques, c'est-à-dire de graphes dont les nœuds représentent des segments caractérisés par leur longueur et leur angle. Un modèle markovien nous permet de considérer le problème comme un problème d'étiquetage. Le modèle définie est invariant par translation et rotation.

Cet algorithme est appliqué aux réseaux routiers issus d'une image et d'une base de données cartographique. La mise en correspondance est effectuée après une étape de chaînage des pixels « routes » extraits de l'image. A l'issue de la mise en correspondance, une étape de qualification des appariements obtenus permet à la fois de calculer une matrice de recalage et d'interpréter les résultats en vue d'une mise à jour cartographique.

Mise en correspondance de graphes, Champs de Markov sur graphes, Validation automatique, Images SPOT, Cartographie, Réseaux routiers.

We consider the problem of line graphs matching. The nodes correspond to segments characterized by their length and their angle. A Markov model allows us to embed the problem into a labelling problem. The derived model is invariant with respect to rotations and translations. The algorithm is applied to road networks extracted from a SPOT image and a cartographic database. The matching is performed after having chained the road pixels extracted from the image. After the matching, a qualification step provides a registration matrix and allows us to interpret the results in order to update the cartographic database.

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

1. introduction

Dans cet article, nous abordons le problème de la mise en correspondance de deux réseaux linéiques. Ces réseaux sont supposés représenter une même réalité mais ils sont issus de deux sources de données exogènes. Nous supposons que les caractéristiques des réseaux sont données par les différents points de branchement (angles entre les branches d'un même point et distance entre deux points de branchements) et les points de changement d'orientation. Le réseau est donc ici symbolisé par un ensemble de segments. Nous adoptons une représentation par graphe pour laquelle chaque nœuds représente un segment et chaque arête symbolise la connexité entre deux segments. L'exogénité des données nous a amenés à utiliser le segment comme unité de représentation car le tracé linéique peut ne pas être fiable. La mise en correspondance des deux réseaux est donc effectuée par la mise en correspondance des deux graphes. La mise en correspondance de graphes a été abordée sous plusieurs angles suivant les contraintes du problème traité. Etant donné 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, dans notre cas, nous considérons la possibilité de données incomplètes et/ou erronées dans les réseaux.

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 (cohérence des angles et des longueurs dans notre cas).

La notion de graphe d'association est à l'origine de plusieurs approches. A partir des deux graphes d'adjacence représentant

respectivement les deux jeux de données, un graphe d'association formé des appariements des différentes primitives est construit. A chaque nœud du graphe est alors associé 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.

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, du plus grand sous-graphe complet c'est-à-dire de la plus grande clique maximale.

Nous considérons ici deux graphes incomplets. D'autre part, nous cherchons plus à étiqueter un graphe sur un second, considéré comme graphe de référence, qu'une simple mise en correspondance. Notre problème n'est donc pas symétrique. Pour modéliser les données manquantes, nous reprenons la solution proposée dans [7] qui consiste à ajouter au graphe un nœud virtuel appelé nœud vide (ou nœud nul).

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 par ordinateur 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. 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.

N. Ayache et B. Faverjon présentent une solution au problème de la mise en correspondance d'images stéréoscopiques dans [3] 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 [7], 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 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.

Pour traiter le cas des données manquantes et la dissymétrie du problème, nous nous sommes orientés vers la définition d'une fonctionnelle définissant l'étiquetage d'un graphe (graphe de départ) sur un second (graphe d'arrivée). Cette fonctionnelle intègre des contraintes *a priori* sur le résultat et un terme d'attache aux données pour fonder l'étiquetage sur la cohérence des deux réseaux. Le formalisme markovien nous permet une souplesse de modélisation et l'utilisation d'un algorithme de recuit simulé pour minimiser la fonctionnelle.

L'approche adoptée est donc une approche bayésienne fondée sur les champs de Markov. Les variables aléatoires sont constituées des nœuds du graphe de départ et l'espace des états des nœuds du graphe d'arrivée. La modélisation markovienne sur graphe a permis de développer des algorithmes de segmentation [4], d'extraction de réseaux routiers [11] ou encore de reconnaissance d'objets polygonaux [9]. Dans ce dernier travail, les variables aléatoires représentent des segments comme pour notre modèle et les potentiels d'interaction permettent de contraindre les angles entre segments adjacents.

Dans le paragraphe 2, nous décrivons le modèle proposé d'étiquetage d'un graphe sur l'autre. Le paragraphe 3 développe une application concernant la mise en correspondance de réseaux routiers extraits d'une image SPOT et d'une base de données cartographique. Une étape d'analyse et de qualification automatique de la mise en correspondance permet d'améliorer le recalage des données dans un premier temps et d'interpréter le résultat dans un second temps, en vue d'améliorer la précision des données cartographiques et d'une éventuelle mise à jour. Nous montrons ensuite des résultats sur des données réelles puis nous concluons dans le paragraphe 5.

2. mise en correspondance de réseaux linéiques

Nous considérons deux réseaux linéiques définis par un ensemble de segments. Ces réseaux sont représentés par des graphes. A chaque segment est associé un nœud dont les attributs sont la longueur et l'orientation du segment. Un arc est présent entre deux nœuds lorsque les segments correspondants sont connexes. La mise en correspondance est effectuée en considérant les nœuds du graphe de départ $D = \{d_i\}$ comme des variables aléatoires prenant leurs valeurs dans l'ensemble des étiquettes définies par les nœuds du graphe d'arrivée $A = \{a_j\}$. Un label nul, connecté avec aucun autre, est ajouté au graphe d'arrivée pour permettre le non appariement des nœuds du graphe de départ (données manquantes dans le graphe d'arrivée). Notons que les données manquantes du graphe de départ sont représentées par les étiquettes non affectées du graphe d'arrivée.

2.1. un modèle markovien invariant par déplacements

Nous considérons un champ markovien sur le graphe constitué par l'ensemble de départ. Nous pouvons donc écrire la distribution sous la forme d'une distribution de Gibbs [1, 2, 5] :

$$\begin{aligned}
 P(d_i, i = 1 \dots n_d) &= \frac{1}{Z} \exp - U(d_i, i = 1, \dots n_d) \\
 &= \frac{1}{Z} \exp - \sum_{c \in \mathcal{C}} V_c(d_i, i \in c)
 \end{aligned}
 \tag{1}$$

où Z est la fonction de partition (constante de normalisation), U la fonction d'énergie et V_c sont les fonctions potentiel. \mathcal{C} est l'ensemble des cliques c .

Pour définir les potentiels, nous considérons une notion de voisinage sur les deux graphes :

Définition 1 : Deux nœuds sont voisins si la distance entre les deux extrémités les plus proches des segments associés est inférieure à un seuil dV (en pratique $dV = 6$ pixels pour notre application).

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 $a_d = a_{d'}$ si les labels a_d et $a_{d'}$ des nœuds du graphe de départ sont égaux, $a_d \simeq a_{d'}$ s'ils sont voisins au sens de la définition 1 et $a_d \neq a_{d'}$ s'ils ne sont pas voisins. Dans ces trois cas, on considère que a_d et $a_{d'}$ sont différents du label \emptyset .

Les potentiels sont définis comme suit :

$$V_c^{(1)}(a_d, a_{d'}) = \begin{cases} \alpha_1 \times g(\theta(d, d') - \pi) & \text{si } a_s = a_{d'} \\ \alpha_2 \times g(|\theta(d, d') - \theta_0(a_d, a_{d'})|) & \text{si } a_d \simeq a_{d'} \\ \alpha_3 & \text{si } a_d \neq a_{d'} \\ \alpha_4 & \text{si } a_d = \emptyset \text{ ou } a_{d'} = \emptyset \end{cases}$$

où $\theta(d, d')$ est l'angle entre les deux segments d et d' du graphe de départ et $\theta_0(a_d, a_{d'})$ est l'angle entre les deux segments a_d et $a_{d'}$ du graphe d'arrivée. Ces définitions d'angle ne sont valables qu'entre des primitives voisines au sens de la définition 1. Les angles sont considérés entre les segments orientés en considérant leur point commun comme origine.

La fonction g (cf. Figure 1), 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 $\theta(d, d') = \pi$ si les labels sont identiques et $\theta(d, d') = \theta_0(a_d, a_{d'})$ 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 les deux réseaux et donc ne permet pas de tenir compte de la variabilité des données de type exogène.

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 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 :

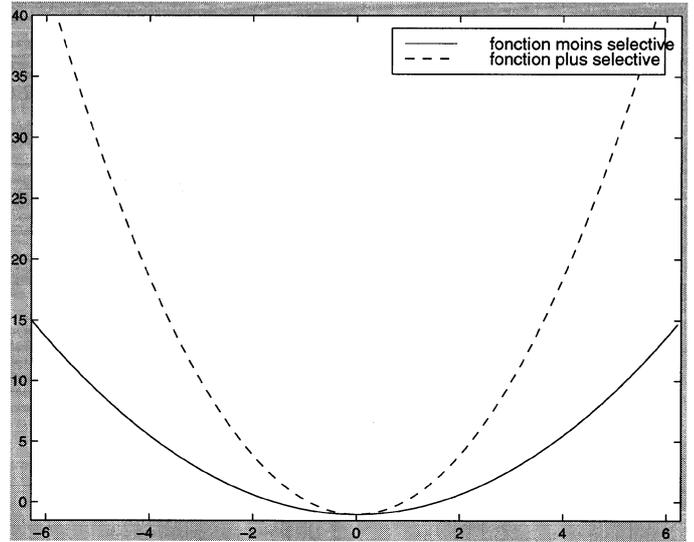


Figure 1. - Fonctions g plus ou moins sélectives ($g(x) = 4 \times \frac{x^2}{\pi^2} - 1$ et $g(x) = 12 \times \frac{x^2}{\pi^2} - 1$)

$$V_c^{(2)}(a_d, a_{d'}) = \begin{cases} -\alpha_1 & \text{si } a_d = a_{d'} \text{ et si } d \text{ et } d' \\ & \text{ne sont pas séparés par un point} \\ & \text{de bifurcation du réseau} \\ \alpha_2 & \text{si } a_d \simeq a_{d'} \text{ et si } \theta(d, d') \\ & \text{est non valide} \\ \alpha_3 & \text{si } a_d \simeq a_{d'} \text{ et si } \theta_0(a_d, a_{d'}) \\ & \text{est non valide} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

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 d, d', d'' tels que $d \simeq d'$ et $d' \simeq d''$:

$$V_c^{(3)}(a_d, a_{d'}, a_{d''}) = \begin{cases} \beta & \text{si } a_{d'} = a_{d''} \text{ et } a_d \neq a_{d'} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

2.1.1. potentiel sur les longueurs

Pour compléter le modèle et le rendre plus robuste, on doit tenir compte de la longueur des segments appariés. En effet, la longueur totale prise par un label sur le graphe de départ doit être proche de sa longueur sur le graphe d'arrivée. 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 $l(d)$ la longueur de la primitive d du graphe de départ. $l(a)$ est la longueur du segment du graphe d'arrivée correspondant au label a . L'énergie issue de ce terme est :

$$V^{(4)} = \sum_{a(\text{labels})} \left[\sum_{d(\text{sites})} l(d) \delta_{a,d=a} - l_a \right]^2$$

L'énergie totale s'écrit donc :

$$\begin{aligned} U = & \sum_{(d,d'): d \simeq d', \max(l(d), l(d')) > dV-2} V_c^{(1)} \\ & + \sum_{(d,d'): d \simeq d', \max(l(d), l(d')) \leq dV-2} V_c^{(2)} \\ & + \sum_{(d,d',d''): d \simeq d', d' \simeq d''} V_c^{(3)} + V^{(4)}. \end{aligned} \quad (2)$$

Cette énergie est minimisée par un recuit simulé.

Le choix des paramètres α_1 , α_2 , α_3 , α_4 et β a été fait empiriquement et est discuté par la suite.

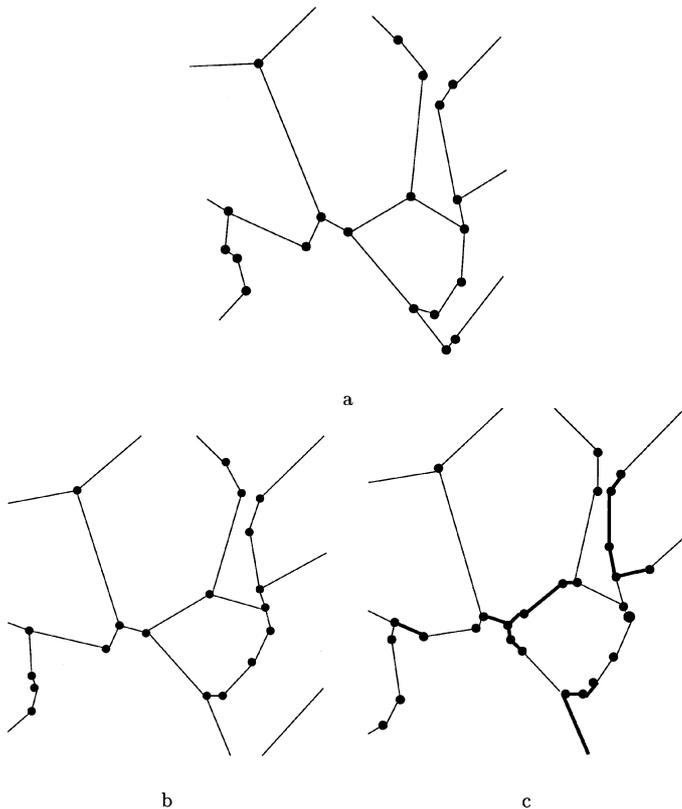


Figure 2. – Résultat de la mise en correspondance : a) graphe d'arrivée, b) graphe de départ 1, c) graphe de départ 2. Les segments bien étiquetés sont en trait fin et ceux mal étiquetés en traits épais. Les disques séparent les segments. ($\alpha_1 = 0.1$; $\alpha_2 = 0.1$; $\alpha_3 = 15$; $\alpha_4 = 8$; $\beta = 15$)

2.2. résultats

Nous considérons le graphe d'arrivée défini sur la figure 2.a. Avec un graphe de départ similaire défini sur la figure 2.b, c'est-à-dire lorsque les nombres de nœuds et de points de branchements sont proches, nous obtenons un étiquetage sans erreur malgré certaines variations sur les angles entre les deux réseaux. En revanche, lorsque la différence entre les deux réseaux s'accroît, notamment lorsque les écarts entre les angles deviennent importants, certaines erreurs d'étiquetage apparaissent, comme le montre la figure 2.c. Ces erreurs seront corrigées en affinant le recalage entre les réseaux, puis en bouclant sur l'algorithme de mise en correspondance.

Sur la figure 3, nous considérons le cas de données manquantes. Le résultat montre que le segment correspondant aux données manquantes a bien été apparié à l'étiquette nulle.

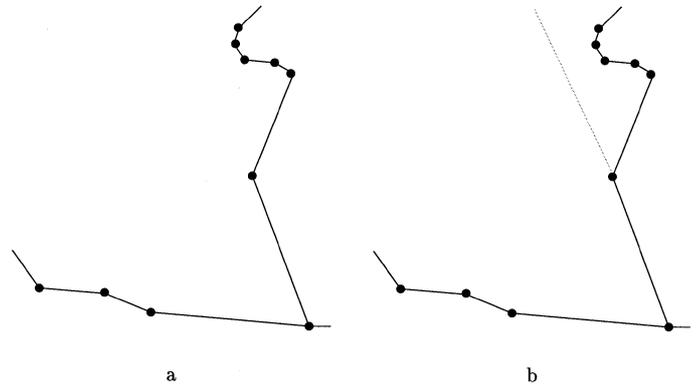


Figure 3. – Résultat de la mise en correspondance : a) graphe d'arrivée, b) graphe de départ. Les segments bien étiquetés sont en noir et celui associé à l'étiquette nulle (donnée cartographique manquante) en gris. ($\alpha_1 = 0.1$; $\alpha_2 = 0.1$; $\alpha_3 = 15$; $\alpha_4 = 8$; $\beta = 15$). Les disques séparent les segments.

3. application aux réseaux routiers d'un couple image SPOT/carte

3.1. prétraitements

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 [10], il est naturel de choisir des segments pour la représenter. En revanche, le réseau routier extrait de l'image est constitué de pixels. Un des

objectifs de ce travail est d'améliorer la précision des données cartographiques. Pour conserver la précision de l'image, nous évitons de polygonaliser le réseau extrait. Pour obtenir un étiquetage robuste, il est préférable de mettre en correspondance des entités de même nature, c'est-à-dire 1D dans le cas présent. Nous effectuons donc un premier étiquetage des pixels (voir figure 4) dont le but est de segmenter le réseau extrait de l'image en chaînes de pixels, qui seront à leur tour étiquetées par l'algorithme décrit dans le paragraphe 2. Le but de cette première étape est d'effectuer un découpage en chaînes du réseau de l'image qui soit cohérent avec les données cartographiques. Comme précédemment un nœud nul est ajouté au réseau cartographique pour modéliser les données manquantes.

3.1.1. 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. Il est défini par la 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.

3.1.2. 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 les cliques formées de deux nœuds voisins (pixels connexes) par la fonction suivante :

$$V_c(a_s, a_{s'}) = \begin{cases} 0 & \text{si } a_s = a_{s'} \\ \alpha_1 & \text{si } a_s \simeq a_{s'} \\ \alpha_2 & \text{sinon} \end{cases}$$

où a_s (resp. $a_{s'}$) représente l'étiquette au site s (resp. s'). 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 données manuellement. L'énergie, somme de tous les potentiels, est minimisée par un algorithme de recuit simulé.

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. Un mauvais recalage initial pourra induire des erreurs d'étiquetage mais nous ne gardons que la segmentation du réseau lors de cette étape, l'étiquetage proprement dit étant effectué à partir des chaînes.

3.2. qualification automatique des résultats

Le résultat de la mise en correspondance par les méthodes détaillées précédemment présente des cas pathologiques dus soit aux données (mauvaise détection des routes dans l'image ou base de données cartographique incomplète), soit à la mise en correspondance (imprécision des données cartographiques due à la généralisation, mauvais recalage, ...). Nous proposons de détecter ces cas automatiquement et de les interpréter. Les appariements validés vont nous permettre d'estimer une matrice de recalage et d'itérer ainsi le processus.

3.2.1. 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 rempli 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 $M(1, 0)$.

3.2.2. 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.

– **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 , c'est-à-dire le minimum des distances entre p_n^i et les différents segments qui composent le tronçon. La distance entre le tronçon de l'image S_i et le tronçon cartographique S_c est donnée par :

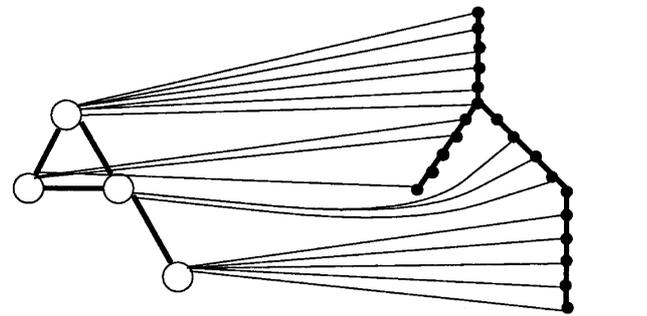
$$D(S_i, S_c) = \frac{1}{N(i)} \sum_{n=1}^{N(i)} P(n) \times d(p_n^i, S_c)$$

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 :

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

– **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 :

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



Graphe de la carte (Noeuds=segments)

Graphe de l'image (Noeuds=pixels)

Figure 4. – Graphes des deux sources et mise en correspondance pixels-segments.

– **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 cartographique considéré.

– **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 sera très petit (voir figure 5). Il faut donc 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.

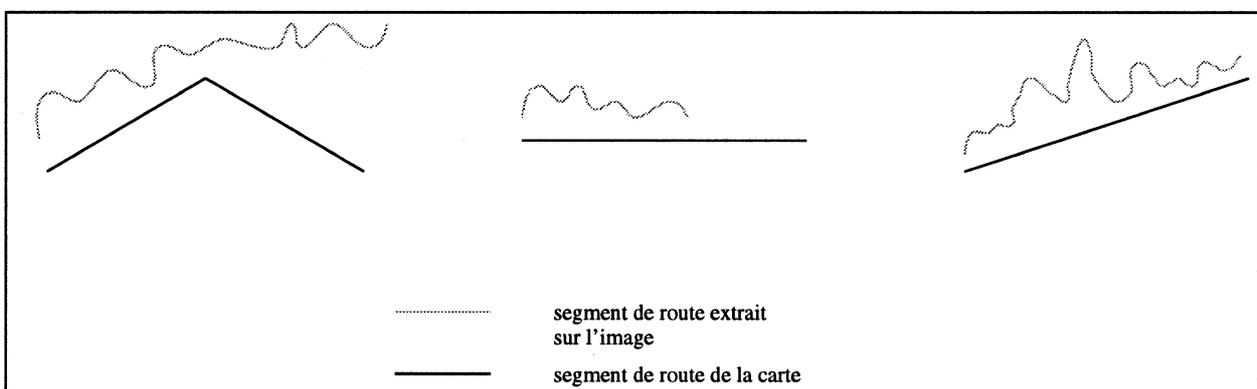


Figure 5. – Exemple d'appariements dont la qualité doit être mesurée relativement à S_i et à S_c .

3.2.3. 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.

– **Cas $M(1, c)$** : Cette configuration correspond au cas où un tronçon t_i de \mathcal{T} est apparié à plusieurs tronçons cartographiques. Pour les différentes hypothèses d'appariement correspondant aux tronçons cartographiques mis en correspondance avec t_i , nous calculons la valeur du critère donné au paragraphe 3.2.2. L'appariement retenu est celui qui minimise le critère.

– **Cas $M(i, 1)$** : Après avoir résolu le problème des tronçons de \mathcal{T} 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{T} le plus approprié.

– **Cas $M(i, c)$** : Pour traiter ce cas, nous décomposons la configuration en i appariements de type $M(1, c)$ que l'on traite comme précédemment. Les cas de type $M(i, 1)$ qui peuvent en résulter sont ensuite également traités comme précédemment.

3.2.4. validation des appariements

Nous nous sommes ramenés à des appariements biunivoques. Ces appariements seront validés s'ils ont des valeurs suffisantes sur les attributs, $A(S_i, S_c)$.

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) est 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.

Pour nos tests, la qualification des résultats de la mise en correspondance 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

3.2.5. interprétation des résultats

Les appariements non validés peuvent avoir plusieurs causes. Ils peuvent provenir de 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 des données est mauvais, ce problème sera résolu en estimant une matrice de recalage à partir des couples appa-

riés et validés lors de la première mise en correspondance. Une seconde mise en correspondance est alors effectuée après le 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 soit pour la mise à jour de la carte, soit pour améliorer la précision géographique de la carte :

– **Appariement de mauvaise qualité** : Un appariement biunivoque qui n'a pas des valeurs suffisantes pour ses attributs est considéré comme non valide. Les raisons qui peuvent être invoquées pour expliquer cette mauvaise qualité de mise en correspondance sont (i) une mauvaise détection dans l'image, (ii) des données cartographiques trop inexactes (généralisation trop importante), (iii) un 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 alors de guide dans l'interprétation de l'erreur.

– **Un tronçon de la carte n'est pas apparié** : Cette situation a deux causes essentielles : (i) non détection dans l'image, (ii) 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.

– **Un tronçon de l'image n'est pas apparié** : Cette situation a deux causes essentielles : (i) fausse détection dans l'image, (ii) 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.

3.3. recalage et nouvel étiquetage

3.3.1. calcul d'une 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 indé-

pendants. 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. En coordonnées homogènes, la matrice de recalage s'écrit donc :

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

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 Φ . Nous minimisons le terme de distance moyenne entre les appariements valides qui sont au nombre de N_{val} . Ce terme est défini par :

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

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 :

$$\arg\{\min(\overline{D_{val}}((\mathcal{I}, C), \Phi))\}$$

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 [12] qui permet de traiter un problème multidimensionnel. Le point de départ est la matrice de recalage approchée fournie avec les données cartographiques.

3.3.2. bouclage avec la mise en correspondance

La mise en correspondance, fondée sur les angles, perd de sa fiabilité lorsque les segments sont trop courts. Pour éviter ce cas lors de la première étape d'étiquetage des pixels « routes » de l'image, il convient d'avoir un recalage approximatif entre les deux jeux de données.

Les appariements valides permettent de déterminer un meilleur recalage. Après avoir amélioré l'adéquation entre les repères des deux jeux de données, il est possible de refaire une étape de mise en correspondance afin d'améliorer les résultats.

4. résultats

Sur la figure 6, nous avons simulé les données cartographiques en polygonalisant fortement le réseau extrait de l'image, puis en le translatant de 10 pixels. Sur la figure 6.b se trouve le découpa-

ge en chaînes du réseau extrait de l'image, après l'étiquetage des pixels. La première mise en correspondance est montrée sur la figure 6.c. Un certain nombre d'erreurs apparaissent, notamment dans le quadrant nord-est qui correspond à l'endroit le plus dense du réseau. Ces erreurs sont automatiquement détectées lors de la phase de qualification des résultats comme le montre la figure 6.d. Lors de cette première étape de qualification, uniquement utilisée pour le calcul de la matrice de recalage, nous sommes sévères sur le critère de validation, ce qui explique qu'un certain nombre d'appariements corrects ne sont pas vali-

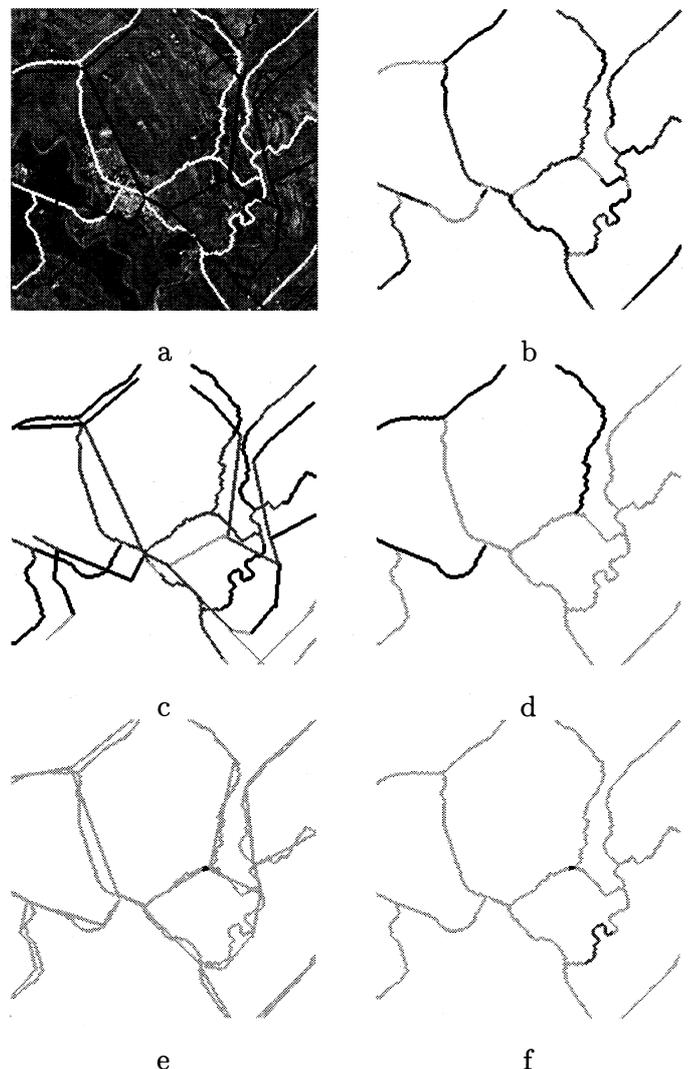
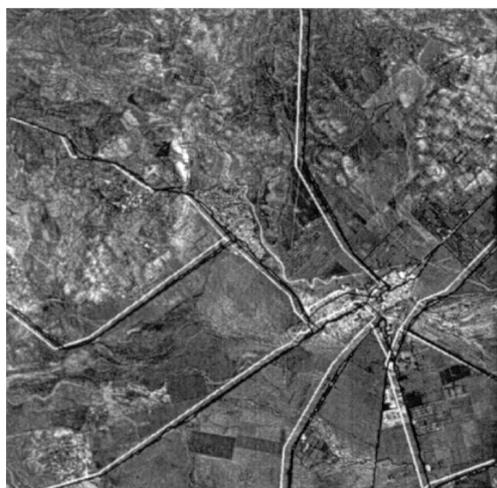


Figure 6. – Résultat pour un réseau cartographique simulé : a) données de l'image (en blanc) et cartographiques (en noir), b) graphe de départ (après étiquetage des pixels), c) première mise en correspondance (en noir : appariements corrects, en gris foncé : appariements partiellement corrects (non biunivoques), en gris clair (appariements erronés)), d) qualification des résultats (seules les chaînes en noir sont jugées bien appariées), e) les deux réseaux après recalage des données cartographiques sur l'image, la seule chaîne mal appariée est en noir, f) résultat de la qualification (la chaîne en noir est non appariée, la chaîne en gris foncé est un appariement non validé).



a



b



c

Figure 7. – Résultat sur données réelles. a) le réseau extrait de l'image et le réseau cartographique initial sont en noir, b) le réseau cartographique après recalage est en noir, c) les routes non appariées sont en noir.

dés. Les appariements validés permettent de recalcr les deux réseaux. Le résultat de la mise en correspondance après recalage est présenté sur la figure 6.e. Seule une chaîne de deux pixels est mal appariée. Pour cette chaîne, très courte, la valeur de l'angle est peu fiable. Cette erreur est bien détectée lors de la qualification (voir la figure 6.e). Une seconde chaîne, reflétant un manque de précision des données cartographiques, est détectée.

Un cas réel est traité sur la figure 7. Les réseaux cartographique et extrait de l'image SPOT sont en noir sur la figure 7.a. Le réseau cartographique une fois recalé est présenté sur la figure 7.b. Le résultat final de l'étape de qualification se trouve sur la figure 7.c. Un segment dans la zone urbaine au centre de l'image est présent dans la carte mais n'a pas trouvé de correspondant sur l'image. Ceci s'explique par la résolution de l'image SPOT (10 m) qui rend les algorithmes d'extraction de routes peu fiables dans les zones urbaines. Dans le quadrant sud-est les routes extraites de l'image, absentes des données cartographiques, ont bien été appariées à l'étiquette nulle. Notons toutefois qu'une mise à jour automatique n'est pas encore faisable car le tracé de la route devient éroné dans la zone urbaine. Pour des résultats en couleur et une démonstration, nous renvoyons le lecteur au site

<http://www.inria.fr/ariana/demos/graphes/index.html>.

5. conclusion et perspectives

Nous avons développé un algorithme de mise en correspondance de graphes dans le cadre de réseaux linéïques, c'est-à-dire lorsque les nœuds du graphe correspondent à des segments paramétrés par leur longueur et leur angle. Comme la position absolue des nœuds des graphes n'intervient pas, l'algorithme est invariant par déplacement. La mise en correspondance s'effectue par l'étiquetage d'un graphe (graphe de départ) en fonction du second graphe (graphe d'arrivée). L'adjonction d'une étiquette nulle permet de traiter le cas des données manquantes sur le graphe de départ (étiquette nulle) et sur le graphe d'arrivée (étiquette non appariée). La modélisation markovienne permet, grâce au recuit simulé, de s'affranchir des minima locaux de la fonction objectif (énergie).

Cette mise en correspondance est appliquée au cas de réseaux routiers extraits d'une image SPOT et d'une base de données cartographique. Une étape de qualification des résultats permet de valider les appariements de façon fiable. Par conséquent, cette étape permet de constituer des segments 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 traitement 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 la même étiquette, 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 linéiques 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'en améliorer la précision géographique.

De ce travail peut également être extrait un algorithme de recalage (détection automatique d'amers) sous réserve de la prise en compte des déformations du relief. Des applications de type guidage de missile peuvent également être envisagées.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] J. Besag, « Spatial interaction and the statistical analysis of lattice systems (with discussion) », *Journal Roy. Statist. Soc. B.*, 36, 192-236, 1974.
- [2] G.R. Cross et A.K. Jain, « Markov random field texture models », *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 5, 1, 25-39, 1983.
- [3] N. Ayache, et B. Faverjon, « Efficient registration of stereo images by matching graph descriptions of edge segments ». Rapport de recherche 559, inria, Août 1986.
- [4] R. Azencott et C. Graffigne, « Non supervised segmentation using multi-level markov random fields ». In *Int. Conf. Pattern Recognition*, p. 201-204, 1992.
- [5] S. Geman et D. Geman, « Stochastic relaxation, Gibbs distribution, and the Bayesian restoration of images ». *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 6(6), 721-741, Novembre 1984.
- [6] P. Gros, O. Bournez et E. Boyer, « Using geometric quasi-invariants to match and model images of line segments ». Rapport de recherche 2608, inria, Juillet 1995.
- [7] R.C. Wilson et E.R. Hancock, « Structural matching by discrete relaxation, *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 19(6), 634-648, Juin 1997.
- [8] G. Medioni et R. Nevatia, « Matching images using linear features », *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 6(6), 675-685, Novembre 1984.
- [9] I. Gaudron, « Champs Markoviens et mise en correspondance de contours en imagerie », PhD thesis, Orsay, 1992.
- [10] S. Mustiere, « Généralisation adaptative du linéaire basé sur la détection des empâtements, application au routier, *Bulletin d'information de l'IGN*, Vol. 69, 1998.
- [11] F. Tupin, H. Maitre, J.F. Mangin, J.M. Nicolas and E.A. Pechersky, « Detection of linear feature in sar images : Application to road network extraction, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36, 2, 434-453, 1998.
- [12] 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.

Manuscrit reçu le 20 janvier 1999.

Mise en correspondance d'un couple de réseaux linéiques

LES AUTEURS

C. HIVERNAT



Christine Hivernat est ingénieur en électronique et traitement du signal (ENSEEIH 1998). Elle est titulaire d'un DEA Signaux, Images et Communication depuis octobre 1998. Elle a effectué un stage à l'INRIA au sein du projet Ariana (projet commun CNRS/INRIA/UNSA) d'avril à septembre 1998 sur la mise en correspondance de linéiques entre un couple carte/image. Elle travaille actuellement dans le domaine de la vision industrielle.

X. DESCOMBES



Xavier Descombes a obtenu les diplômes d'ingénieur de l'ENST en 1989, de DEA de mathématiques pures de l'université Pierre et Marie Curie en 1989 et de doctorat de l'ENST en 1993. Il est ensuite successivement à l'université catholique de Leuven (Belgique), à l'INRIA (projet PASTIS) et à l'institut Max Planck de Leipzig (Allemagne). Il est actuellement chargé de recherche à l'INRIA depuis 1997 et chargé de cours à Supaero depuis 1999. Ses travaux, concernant les champs de Markov et les modélisations par processus objet, ont été appliqués à l'imagerie satellitale et médicale en vue de la segmentation, la restauration d'image ou l'extraction d'objets.

S. RADRIAMASY



Sabine Randriamasy a obtenu un DEA de Mathématiques Appliquées à l'Ingénierie à l'Université Paris 9 Dauphine (CEREMADE) en 1988. Elle a soutenu une thèse, effectuée à l'Inria Roquencourt, sur la segmentation descendante en régions de paires d'images stéréoscopiques pilotée par la mise en correspondance, à Paris 9 en 1992. Elle a ensuite travaillé sur le benchmarking automatique d'algorithmes de segmentation d'images de documents en 1993 (Xerox Imaging Systems & Harvard Robotics Lab, MA USA). A l'Ireste - Univ. de Nantes en 1994/95, elle a développé un module de squelettisation et reconstruction de dessins au crayon, pour un logiciel de dessins animés assisté par ordinateur (démonstration. Siggraph Dallas 1995 - film produit avec le logiciel : Kirikou et la sorcière). Depuis fin 1995, elle travaille à Alcatel, sur l'analyse d'images satellitales (1996) et aériennes à haute résolution (1997-1998), puis sur l'analyse et l'optimisation du trafic GSM 1999.

J. ZERUBIA



Josiane Zerubia est chercheur permanent à l'INRIA depuis 1989. Elle est directrice de recherche depuis 1995, a été responsable du projet PASTIS (INRIA Sophia Antipolis) de 1995 à 1997 et est responsable du projet ARIANA (projet commun CNRS/INRIA/UNSA) depuis 1998. Elle est également professeur à Sup'Aero depuis 1999. Auparavant, elle était à l'institut de traitement des signaux et des images de l'université de Californie du Sud à Los Angeles en tant que Post doctorante. Elle a également travaillé comme chercheur au Lassy (Université de Nice et CNRS) entre 1984 et 1988, au laboratoire de recherche de Hewlett Packard en France et à Palo-Alto entre 1982 et 1984. Elle a obtenu un diplôme d'ingénieur de l'ENSIEG, Grenoble, en 1981, un doctorat d'ingénieur en 1986, un doctorat d'Université en 1988 et une habilitation à diriger des recherches en 1994. Elle est membre senior de l'IEEE, membre du comité technique IEEE IMDSP, éditrice-associée de IEEE Trans. IP et membre du comité éditorial du bulletin de la SFTP. Son domaine d'intérêt est le traitement des images, en particulier la restauration d'images, la segmentation, classification, le groupement perceptuel, la super-résolution en utilisant des modèles probabilistes. Elle travaille également sur l'estimation de paramètres et les techniques d'optimisation.