Symposium International de Cartographie Thématique
Dérivée des Images Satellitaires, Saint-Mandé 2-4 octobre 1990

O Extraction et qualité de l'information thématique
Extraction and quality of thematic information

INTERPRÉTATION AUTOMATIQUE DE L'OCCUPATION DU SOL SUR IMAGE SPOT

par Hervé LE MEN et Olivier JAMET

Laboratoire COGIT, Institut Géographique National
2, avenue Pasteur, 94160 Saint-Mandé , France

◆ Introduction/résumé.

• Contexte de l'étude.

Au cours de cet exposé, nous présenterons une méthode automatique d'interprétation de l'occupation du sol sur image Spot adaptée à la base de données cartographique actuellement constituée à l'Institut Géographique National (BD Carto). Cette base de données doit couvrir l'intégralité du territoire national à une résolution correspondant à une cartographie à l'échelle du 1:100000.

Ce contexte fixe les objectifs de l'étude. La légende adoptée est un peu plus détaillée que celle de la BD Carto, tout en restant adaptée à l'échelle de représentation. Seules les surfaces de plus de quatre hectares doivent être représentées. La précision des limites doit être compatible avec l'échelle du 1:100000. En ce qui concerne les données, les outils d'interprétation peuvent exploiter des données saisies en amont dans le processus de production de l'IGN, comme en particulier le relief et le réseau routier; par contre le recours à une imagerie multitemporelle n'est pas envisagé, tant pour des questions de coût que de disponibilité d'images.

• Interprétation automatique.

La méthode développée procède en deux étapes. Une première phase consiste en une segmentation de l'image traitée, délimitant les zones homogènes sans leur attribuer de thème. A ce stade, les zones délimitées peuvent avoir une surface inférieure à quatre hectares. La seconde concerne l'interprétation de ces zones. Cette interprétation est conduite en fonction de paramètres décrivant les zones; elle est progressivement affinée par apprentissage: un opérateur peut corriger interactivement les propositions d'interprétations données par l'algorithme, qui réajuste alors les poids donnés aux différents paramètres. L'opérateur peut déclencher une interprétation entièrement automatique lorsqu'il juge le taux d'erreur suffisamment faible. Les paramètres employés ne sont pas toujours suffisants pour lever toutes les ambiguïtés, soit que deux thèmes soient effectivement ressemblant sur l'image, soit dans le cas de trop petites zones. Des règles de généralisation pourront alors invoquées pour maximiser la qualité de la représentation.

• Qualité des résultats.

L'erreur globale atteint 10% de la surface totale interprétée. Ce chiffre ne donne cependant qu'une mesure incomplète de la qualité obtenue, dont l'évaluation doit traduire la qualité cartographique de la représentation. Nous présenterons une évaluation plus complète des interprétations effectuées, comprenant une mesure d'exhaustivité, de confusions de thème (en nombre de zones et en surface) et de précision des frontières.

◆ Segmentation

La segmentation s'appuie essentiellement sur la détection de frontières, et est donc adapté aux régions où le parcellaire est apparent.

L'image Spot (XS) subit d'abord des prétraitements standards: correction de niveau 3, et le cas échéant correction d'éclairement.

Un détecteur de frontière donne ensuite une image en teinte de gris, où les frontières entre «objets» apparaissent en clair. On utilise dans cette phase son détecteur favori. Un détecteur de frontière à support large, a l'avantage de présenter moins de risque de discontinuité, mais l'inconvénient de tout embrouiller dans les zones où les «objets» sont petits. C'est pourquoi, on préfère en général un détecteur du type Robert, sur un voisinage à 4 éléments. Pour une image multispectrale, on peut soit faire les segmentations successivement canal par canal, soit utiliser comme image de départ le Sup des valeurs du détecteur sur les canaux (le principe est en effet qu'il suffit qu'une frontière soit visible sur un canal pour qu'elle doive être retenue).

Un simple seuillage de cette image de frontières pourrait donner une segmentation; l'inconvénient est que la valeur du seuil devrait être adaptée selon les régions. Aucune valeur n'est satisfaisante partout. D'où l'idée d'essayer, automatiquement et de façon hiérarchique, toutes les valeurs possibles de seuil. A chaque fois qu'un seuil détermine une région, la région est formée, et le seuillage continue à l'intérieur de cette région. Si on se représente l'image des frontières comme une image de relief Z=f(x,y), l'algorithme consiste à déterminer hiérarchiquement tous les bassins-versant fermés, en commençant par celui pour lequel le col est à l'altitude la plus élevée. L'algorithme s'arrête, pour une région, quand la segmentation de cette région ne crée que des régions trop petites (paramètre opérateur), ou quand le fond de la cuvette est trop proche du col (i.e. il faut, pour segmenter , considérer comme frontière une part trop importante de cette région).

A chaque fois, qu'une région est découpée, on reconstitue la frontière exacte par un algorithme de «montée des eaux».

La méthode est ainsi hiérarchique, ce qui permet de segmenter en plusieurs passes (par exemple canal par canal). Le seul paramètre est la taille limite des objets que l'on souhaite obtenir, au sens que tous les objets plus grands seront formés (des objets plus petits apparaîtront aussi dans le résultat, mais seulement lorsqu'ils sont formés au même niveau de seuil qu'une zone de taille suffisante). C'est ce paramètre de surface qui contrôle le niveau d'arrêt dans la hiérarchie, et aussi le niveau de sur-segmentation. Comme le méthode est hiérarchique, on peut après une première segmentation, relancer un nouveau découpage avec un paramètre de surface plus faible: le résultat est le même que si on avait d'un seul coup effectué la segmentation au niveau le plus fin. Ceci présente un avantage considérable, en particulier lors d'utilisation d'images à différentes dates, ou lors de mises à jour.

Sur notre test, le paramètre de surface minimale de 40 pixels (1.4 ha), a conduit à une segmentation de l'extrait 512 x 512 pixels en 1561 régions. Le paramètre donné conduit à une volontaire sur-segmentation de l'image (d'un facteur 2 environ). Il est en effet très important de ne pas oublier de limites, car ceci causerait obligatoirement une erreur d'interprétation. Par contre, une région trop divisée peut se reconstituer au cours de l'interprétation.

◆ Interprétation automatique.

• Structuration des données de segmentation.

Le résultat de la segmentation se présente sous forme d'une image, où chaque pixel porte le numéro de la région à laquelle il appartient.

Il est intéressant de structurer ces données sous forme de graphe.

La structure de graphe utilise comme entrée la base de cycle du graphe. Chaque cycle (contour extérieur d'une face, ou d'un trou) est référencé par un arc d'entrée pour ce cycle. On note par ailleurs la relation «arc suivant», pour chaque arc orienté. La géométrie de chaque arc est notée dans un troisième fichier. Les cycles correspondant à des faces sont décrits dans le sens trigonométrique, et ceux qui correspondent à des trous dans le sens inverse.

Cette structure de graphe permet d'une part une manipulation interactive (correction) des limites sous forme vectorielle, et d'autre part est efficace pour étudier les liens topologiques entre zones, en particulier les relations de voisinage.

• **Légende d'occupation du sol**

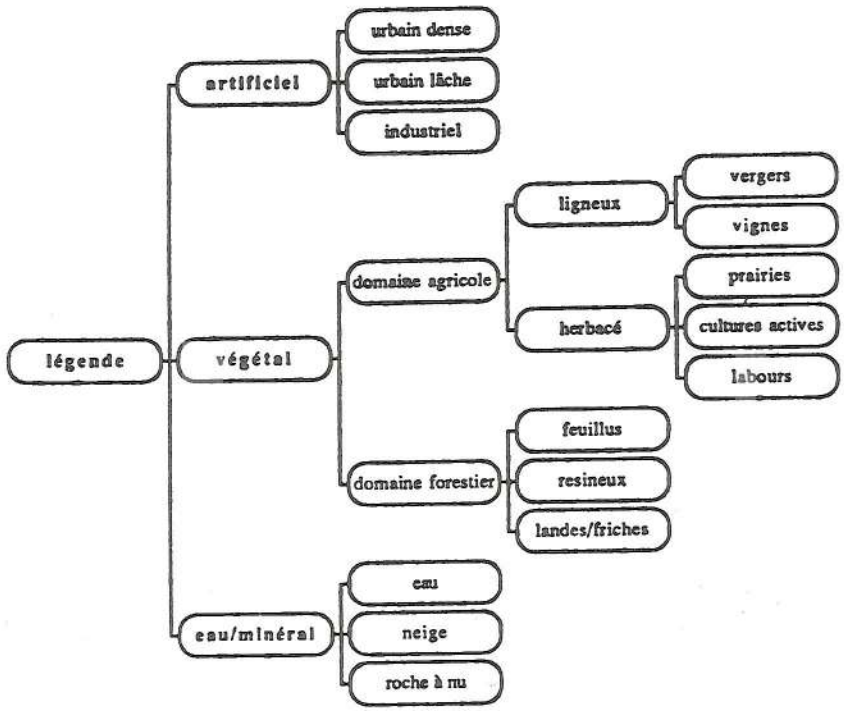


Fig. 1 : Légende d'Interprétation

Sur l'image qui a servi de test, seuls 7 thèmes sont effectivement présents.

• **Choix de paramètres discriminants.**

Le problème qui se pose ensuite est de retirer pour chaque zone un ensemble de paramètres qui permettra son interprétation. Le choix des paramètres a ici été guidé par proximité au raisonnement du photo-interprète.
10 paramètres ont été retenus:

• **Intensité, teinte et saturation moyenne sur la région**

L' ITS, outre qu'il se rattache à des notions plus naturelles que la décomposition RVB, présente de plus l'avantage d'être normalisé pour la teinte et la saturation, qui sont donc indépendants d'un changement de dynamique de l'image, et de donner des paramètres beaucoup moins corrélés que RVB.

• **Ecart-type relatif d'intensité** (rapport de l'écart-type d'intensité à l'intensité).
Ici encore, l'expérience visuelle montre que l'on est plus sensible aux variations relatives qu'aux variations absolues d'intensité. Ainsi les forêts présentent en général des écarts-types d'intensité beaucoup plus faibles que les sols nus; pourtant, visuellement, on a tendance à trouver leur texture (moutonnement) beaucoup plus importante que sur les sols nus. D'autre part, cette grandeur devient insensible à un changement d'échelle, et est moins corrélée à l'intensité que l'écart-type absolu.

• **Ecart-type de teinte**. Ce paramètre vise essentiellement à discriminer des objets comme les villages, qui sont un mélange de végétation et de bâti et présentent un fort écart-type de teinte.

• **Pente**. La pente est une donnée extérieure, bien qu'il soit évidemment envisageable de l'obtenir sur un couple d'images Spot. Les valeurs utilisées ici proviennent de la base de données d'altitude de l'IGN. Ce paramètre sera en pratique surtout utilisé pour distinguer les prairies des cultures, pour lesquelles la pente est un facteur limitant notoire.

Comme facteur limitant, la pente n'intervient donc pas par sa valeur moyenne, mais plutôt par sa valeur maximale. Afin de limiter les effets d'incertitude, en particulier sur les petites zones , on a retenu la moyenne des 10% des valeurs les plus élevées.

Ces 6 premiers paramètres sont calculés en excluant les pixels frontières de la zone, pour éviter des anomalies aux bords.

• **Présence de routes.** Il s'agit aussi d'une donnée extérieure. La présence de route est une donnée capitale pour interpréter les zones urbaines: toutes les zones habitées sont desservies par des routes.

• **Régularité de forme.** Ce paramètre vise à distinguer les champs des autres objets, comme ayant des formes plutôt rectangulaires.Ce paramètre vaut donc 1 pour un rectangle, et tend vers 0 pour un polygone quelconque quand le nombre de coté devient grand. Il est calculé comme le rapport des longueurs des côtés parallèles ou perpendiculaires à la longueur totale de frontières de l'objet. Ce calcul nécessite une réduction polygonale appropriée. Cette réduction est effectuée par calcul d'un polygone à nombre de sommets minimal et dont l'écart de surface à la forme initiale est minimale. Noter que ce paramètre doit être manipulé avec précaution car l'image est éventuellement sur-segmentée. Un champ très régulier peut ainsi se trouver découpé en plusieurs parties de formes irrégulières. Ce paramètre ne peut donc servir que lorsqu'il prend une valeur élevée.

• **Irrégularité des frontières.** Nombre moyen de changements de direction par unité de longueur sur la frontière. Au contraire du précédent paramètre qui mesure la forme générale (caricature de forme) celui-ci mesure ses fluctuations au niveau du pixel. Compte tenu de la sur-segmentation ce paramètre va prendre des valeurs élevées pour les zones comme les villes et les forêts.

• **Surface de la zone.** Ce paramètre a une importance réduite compte tenu de l'approche de segmentation qui ne fournit que très rarement de très grandes zones. Il ne sera utilisé dans l'interprétation que pour limiter l'extension possible des villages.

• Choix du classifieur.

Une fois choisi cet ensemble de paramètres, il faut choisir un algorithme de classification. Plusieurs méthodes ont été essayées.

• **par système expert.** Une expertise explicite est fournie sur le domaine des valeurs possibles pour chaque paramètre et chaque thème (par exemple: les forêts sont d'intensité assez faible, de teinte rouge, moyennement saturées, de texture élevée .....). Ceci nécessite une bonne connaissance générale des réponses des objets, mais fonctionne sans entraînement spécifique à la zone à interpréter (tant que celle-ci reste dans le domaine de validité de l'expertise). Les règles ont été écrites sur KEE.

• **sur entraînement,**
- par distance au prototype le plus proche
- par calcul de la probabilité à partir de la distribution empirique (calcul de type possibiliste)
- au maximum de vraisemblance (calcul de type probabiliste)

D'autres approches de classification sont actuellement en cours d'investigation: par réseaux de neurones, par minimisation de l'enveloppe convexe dans l'espace des paramètres.

• Résultats

Les tableaux suivants donnent un résumé des résultats bruts, pour les méthodes par entraînement. Ces essais ont été conduits en tirant aléatoirement des prototypes d'entraînement dans une liste de régions interprétées interactivement.

Tableau 1. Erreurs d'interprétation distance au prototype le plus proche

Nombre de prototypes	50	100	200	300	400
% d'erreur en nombre	47.3	36.8	28.1	28.3	29.9
% d'erreur en surface	45	34	26	26	27

Tableau 2. Erreurs d'interprétation calcul de la probabilité à partir de la distribution empirique

Nombre de prototypes		100	200	300	400
% d'erreur en nombre		21.17	15.7	17.3	16.6
% d'erreur en surface		17.3	9.3	10.7	10.8

Tableau 3 : Erreurs d'interprétation maximum de vraisemblance

Nombre de prototypes	50	100	200	300	400
% d'erreur en nombre	22.3	16.0	14.6	15.2	13.4
% d'erreur en surface	16.7	10.4	8.9	8.5	8.9

Tableau 4 : Erreurs d'interprétation maximum de vraisemblance et règles contextuelles

Nombre de prototypes	50	100	200	300	400
% d'erreur en nombre	18.25	14.3	13.0	15.0	13.7
% d'erreur en surface	10.0	7.3	6.7	8.0	7.2

Sur l'image-test qui a servi d'exemple, on trouve des confusions très représentatives des difficultés d'interprétation des images Spot: forte confusion prairies/cultures d'hiver , habitat/cultures de printemps, vignes et vergers/cultures de printemps. A titre indicatif, un photo-interprète est susceptible de faire entre 30 et 50% d'erreur entre prairies et cultures d'hiver sur ce type d'images.

Tableau 5. Exemple de matrice de confusion (en nombre d'objets classés)

friches	2	0	0	0	0	0	0
feuillus	0	275	7	2	4	3	0
prairies	0	0	64	0	12	4	0
labours	1	1	0	192	1	19	0
cultures	0	0	72	2	117	5	0
habitat	0	3	1	0	7	27	0
vergers	0	0	0	0	0	0	3

C'est sans doute sur les zones habitées, qu'il reste des progrès à faire; en ce qui concerne la distinction prairie-culture, on atteint des performances qui sont supérieures à celles d'un photo-interprète. Par contre aucune des méthodes utilisées ne donne de résultats comparables à une photo-interprétation en ce qui concerne les zones habitées.

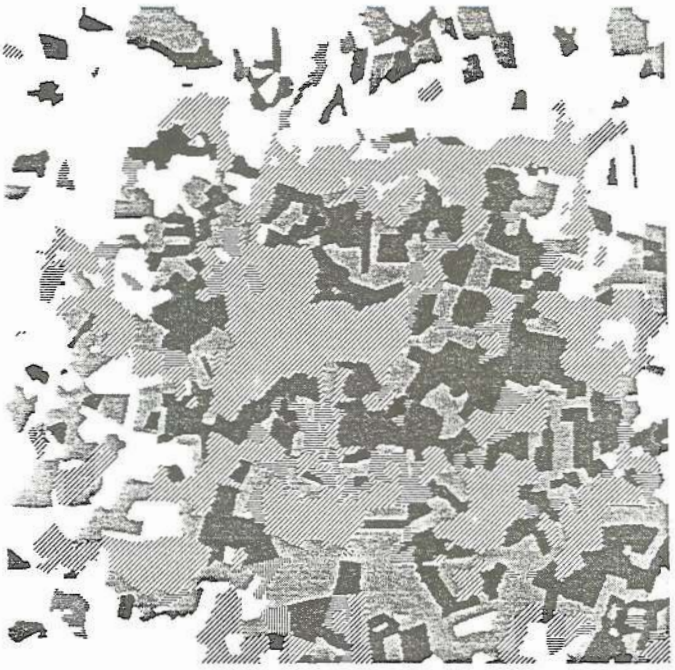
• Commentaires sur ces résultats.

• Au delà de 100 à 200 prototypes, les résultats ne s'améliorent guère.

• Quelle que soit la méthode de classement sur prototype, le résultat dépend assez fortement du choix des prototypes. En particulier, le classement par distance au prototype le plus proche, donne des résultats décevants. Cette méthode de classement est pourtant fréquemment employée, et donne en particulier de bons résultats en reconnaissance d'écriture. Mais elle a le défaut d'être extrêmement sensible à la présence de prototypes atypiques. Or ceux-ci existent toujours (par exemple une coupe dans un bois est une forme très atypique du bois, qui ressemble beaucoup au sols labourés). De manière générale, les méthodes par entraînement sont toutes sensibles à cette présence de prototypes atypiques.La mise en oeuvre opérationnelle supposerait donc un apprentissage intelligent (et délicat) par l'opérateur ou un filtrage des prototypes, pour ne conserver que des prototypes représentatifs. Naturellement, c'est le classement au maximum de vraisemblance qui est le moins sensible, car tout est calculé sur des valeurs moyennes.

• Utilisation de règles contextuelles.

Les règles contextuelles utilisées sont très simples : elles permettent seulement la propagation du paramètre «présence de route», et affirment la plus grande vraisemblance de la continuité des thèmes, en cas d'incertitude de classement seulement.



Vérité-Terrain

Interprétation évaluée

Légende:

- Urbain lâche
- Vergers
- Prairies
- Cultures Actives
- Labours
- Feuillus
- Landes/Friches

Fig. 2 : Vérité terrain et Interprétation évaluée (échelle 1:100 000)

Il est surprenant de constater que ces règles, qui lors d'une interprétation visuelle permettent de lever avec succès la plupart des ambiguïtés, (en particulier sur les zones d'habitat), ne modifient que très peu le résultat du classement: gain aléatoire dans le cas de la distance au prototype, perte dans le 2ème cas et gain d'environ 2% dans le cas du maximum de vraisemblance.

• Une des difficultés dans le choix d'un algorithme de classification est due à ce que certains paramètres (en particulier les premiers) sont plutôt de comportement probabilistes, alors que d'autres sont déterministes , ou fortement asymétriques (présence de route, pente, forme ..)

Dans ces conditions on n'est pas surpris de constater que le système expert résout mieux les incertitudes sur les villes et moins bien sur les prairies: les performances du système expert se situent vers 28 % de zones bien classées, (mieux que la distance au prototype, mais moins bien que les 2 autres), mais d'une part le système ne bénéficie pas du fait qu'un certain nombre de thèmes susceptibles d'être présents (vignes, urbain dense) sont effectivement absents, et d'autre part les paramètres de forme n'ont pas été utilisés.

• La performance de classification est beaucoup moins bonne sur les petites zones que sur les grandes: si on ne considère que les surfaces supérieures à la surface cartographiable (spécifiée à 4 ha) , le taux d'erreur total en surface tombe jusqu'à 3 ou 4 %, ce qui serait globalement admissible si la répartition des erreurs était convenable, ce qui n'est pas le cas (voir tableau 5). Par contre, intégré dans un dispositif interactif, de tels algorithmes donnant presque 9 fois sur 10 une bonne interprétation, peuvent être une aide efficace à un photo-interprète (surtout si l'on considère que, parmi celles qu'on a compté ici en erreur, figurent nombre de zones dont le label est intrinsèquement douteux)

• En complément de ces résultats, il faut ajouter que les cas d'ambiguïtés sont très bien diagnostiqués, aussi bien par système expert que par les méthodes à apprentissage. Environ un tiers des cas est traité comme ambigu. Si dans ces cas on autorise le système à donner 2 réponses, le taux d'erreur peut descendre vers 3%. Ceci, ajouté au fait que l'erreur se porte principalement sur les petites zones, permet d'envisager de traiter ces ambiguïtés sur petites zones sur des critères liés purement à la généralisation cartographique. Des essais ont été menés dans ce sens, qui , bien qu'incomplets, semblent donner des résultats satisfaisants.

◆ Qualité cartographique des résultats

Le problème de la définition d'une «qualité cartographique», intégrant nécessairement une information plus structurée que les statistiques de surface délivrées par les méthodes classiques de sondages point à point, intéresse particulièrement l'IGN; la production de données numériques telles que la couche d'occupation du sol de la base de données cartographiques (couverture complète du territoire française à une résolution correspondant à l'échelle du 1:100 000) suppose en effet des moyens d'évaluation des données adaptés.

Dans cette optique, le laboratoire COGIT a mis au point une méthode permettant une mesure de la qualité par parcelles. Cette méthode, que nous présentons brièvement ici, s'avère particulièrement adéquate pour l'évaluation des résultats présentés au cours de cet exposé.

L'approche que nous proposons pour cette évaluation distingue deux dimensions de la qualité des documents produits:

- leur qualité **géométrique:** qualité de forme et de positionnement des zones, qui reflétera la qualité de l'étape de segmentation utilisée dans le processus;
- leur qualité **sémantique:** nous regroupons sous ce vocable à la fois la qualité des thèmes affectés aux zones délimitées par la segmentation, et l'exhaustivité de la représentation (chiffrée par la quantité de zones oubliées ou surajoutées dans la représentation).

Nous avons développé pour ce faire des algorithmes de mise en correspondance de graphes et de mesure de la qualité sémantique permettant de donner une évaluation numérique d'une interprétation à partir d'une interprétation de référence pouvant être considérée comme une «vérité-terrain».

Dans le cas présent, notre vérité terrain à été établie par tracé interactif des frontières sur l'image spot correspondante, et interprétation visuelle des thèmes des zones; les thèmes douteux ont été contrôlés sur le terrain. Ce travail n'a pu être effectué que sur une partie de l'image, qui nous semble cependant suffisante pour disposer d'un bon échantillon représentatif du paysage (figure 2). Nous présentons ici, par soucis de concision, l'évaluation d'une seule interprétation, effectuée par apprentissage et classement au maximum de vraisemblance, algorithme qui s'est montré le plus stable au cours des essais jusqu'alors conduits. L'apprentissage a été réalisé sur 100 prototypes tirés

aléatoirement dans le jeu d'environ 850 parcelles que contenait la vérité terrain. L'interprétation résultant du processus est présentés sur la figure 2.

• Appariement.

La mise en correspondance des graphes pose des difficultés liées aux fortes déformations que peuvent présenter les deux images l'une par rapport à l'autre. L'algorithme utilisé procède par fusion de zones et en deux étapes. La première calcule une correspondance approximative entre zones par simple superposition des deux graphes (qui doivent être, sinon dans la même géométrie, du moins à la même échelle). Cette correspondance est ensuite utilisée comme base d'une identification des zones sur des critère géométriques (suppression des frontières trop éloignées des arcs de l'autre graphe - le seuil employé dans cette application a été de 200m), et des critères topologiques (identification des zones par identification de leur relations de voisinage).

• Evaluation sémantique.

A l'issue de l'appariement, nous disposons d'une relation de correspondance bijective entre groupes de zones - appelés agrégats - de l'interprétation et de la vérité. Ces agrégats ont été formés par suppression des frontières n'existant pas sur les deux graphes. L'analyse des thèmes cartographiques présents dans chacun des agrégats nécessite une quantification des différences thématiques, permettant de définir le thème majoritaire de chaque agrégat et de choisir les différences qui seront comptés comme «confusions thématiques», «omissions» ou «excédents». Pour ce faire, nous avons adopté une structuration hiérarchique de la légende utilisé, présentéefig. 1

Cette structuration permet de quantifier systématiquement le coût de passage d'un thème à un autre: le coût de passage d'un thème (e.g. domaine forestier) à l'un de ses fils directs (e.g. feuillus) est posé par convention égal à la surface dont on modifie le thème (coût de spécialisation 1. par unité de surface); le coût de passage d'un thème à son père direct (e.g. feuillus à domaine forestier), interprété comme une généralisation thématique, doit être inférieur au coût de spécialisation, et est posé égal à la surface modifiée multipliée par un facteur inférieur à 1. (coût de généralisation égal à c par unité de surface, où $0.0 < c < 1.0$). Le thème d'un ensemble de zones sera alors définis comme le thème minimisant la somme des coûts de passage du thème de chaque zone au thème choisi.

Chaque agrégat de la référence et de l'interprétation ayant désormais un thème, on peut définir les omissions comme les zones de la référence présentant un thème qui n'est pas fils du thème majoritaire de l'agrégat dans lequel elles se trouvent, et les excédents comme les zones de l'interprétation présentant un thème n'étant ni fils du thème de l'agrégat correspondant de la référence, ni fils du thème de l'agrégat dans lequel elles se trouvent.

Les zones omises sur la référence, ou excédantes sur l'interprétation étant classées à part, les différences résiduelles seront interprétés comme des confusions thématiques pour les correspondances d'agrégats associant:

- soit une zone de la référence à une zone de l'interprétation;
- soit plusieurs zones de la référence à une zone de l'interprétation;
- soit une zones de la référence à plusieurs zones de l'interprétation.

Les cas restants, pour lesquels plusieurs zones de la références ont été mises en correspondance à plusieurs zones de l'interprétation traduisent des confusions pour lesquelles la géométrie,la topologie, et les thèmes n'ont pas permis une identification simple: nous les classons en cas de non-correspondance géométrique.

• Quantification de la qualité.

La qualité géométrique du document est évaluée, après tri des omissions et des excédents, par comparaison de la position des frontières reconnues: pour chaque arc de l'interprétation, on calcule la distance maximale aux arcs lui correspondant sur la référence (sup), ainsi que la moyenne quadratique des distances de chacun de ses points aux arcs de la référence. Un calcul symétrique est effectué de la référence à l'interprétation. La qualité globale du document est analysée en fonction des distances maximales, des moyennes pondérées par la longueur des arcs de ces distances maximales, et des moyennes quadratiques obtenues pour chaque couple de thème (un arc est limite de deux thèmes cartographiques).

La qualité sémantique repose sur

- le nombre et la surface des omissions faites par rapport à la référence,
- le nombre et la surface des excédents, rajoutés par rapport à la référence,
- les confusions thématiques évaluées en surface et en nombre de zones rapportées à l'interprétation.

L'importance des non-correspondance géométriques, ne permettant pas cette classification des erreurs est évaluée en surface et en nombre de zones sur l'interprétation.

Table 1 : Distances de l'interprétation à la Référence

Frontière		Sup	Moy.-Sup	Moy.-Quad.
Feuillus	Urbain	5.66	2.31	1.54
Urbain	Urbain	3.61	1.75	1.27
Feuillus	Feuillus	6.40	1.66	1.19
Prairies	Urbain	4.24	1.84	1.14
Cultures	Urbain	5.00	1.52	1.08
Feuillus	Cultures	8.06	1.28	1.06
Labours	Vergers	3.16	1.33	0.96
Labours	Urbain	4.00	1.31	0.88
Feuillus	Prairies	6.71	1.13	0.79
Labours	Labours	3.16	1.11	0.74
Feuillus	Labours	4.00	1.09	0.69
Prairies	Prairies	3.00	0.81	0.66
Cultures	Cultures	4.12	1.06	0.65
Prairies	Cultures	3.00	1.05	0.65
Prairies	Labours	2.24	1.02	0.60
Labours	Cultures	3.61	0.98	0.60
Cultures	Vergers	1.00	1.00	0.52
Landes	Labours	1.00	1.00	0.50
Landes	Feuillus	1.00	1.00	0.41
Feuillus	Vergers	1.00	0.53	0.26
TOTAL		8.06	1.17	0.82

Table 2 : Distances de la Référence à l'Interprétation

Frontière		Sup	Moy.-Sup	Moy.-Quad.
Feuillus	Urbain	6.32	2.60	1.65
Prairies	Urbain	4.47	1.69	1.16
Feuillus	Feuillus	7.21	1.95	1.16
Cultures	Urbain	8.06	1.49	1.02
Urbain	Urbain	2.24	1.22	0.82
Feuillus	Labours	7.28	1.14	0.77
Cultures	Cultures	5.39	1.03	0.69
Feuillus	Cultures	4.24	1.10	0.65
Labours	Vergers	1.41	1.02	0.64
Labours	Labours	3.16	1.03	0.63
Feuillus	Prairies	3.00	1.03	0.60
Labours	Cultures	3.61	0.96	0.56
Labours	Urbain	2.24	0.93	0.56
Prairies	Prairies	2.00	0.72	0.56
Prairies	Labours	1.41	0.89	0.53
Cultures	Vergers	1.00	1.00	0.53
Prairies	Cultures	2.00	0.86	0.51
Landes	Labours	1.00	1.00	0.47
Feuillus	Vergers	1.00	1.00	0.38
Landes	Feuillus	0.00	0.00	0.00
TOTAL		8.06	1.14	0.73

Qualité du processus d'interprétation automatiques.

Les tables 1 et 2 présentent les mesures de qualité géométrique effectuées. On remarque que la précision globale du processus de segmentation est tout à fait satisfaisante: l'erreur quadratique moyenne reste sur tous les thèmes inférieure au pixel, tandis que la moyenne des sup des distances entre arcs est de l'ordre du pixel. L'examen des maxima absolus des distances permet en outre de remarquer que l'essentiel des déformations importantes semble causé par une relative mauvaise délimitation du thème urbain (les frontières avec le thème urbain présentent en général les distances maximales les plus fortes).

Les évaluations sémantiques sont présentées sur les tables 3 et 4. Notons la quasi absence d'omissions (une parcelle de 0.6 hectares de prairies, qui ne serait de toute façon pas représentée à l'échelle du 1:100 000).

Table 3 : Ommissions et excédents

Omissions:				
thème	surface (ha)	nombre	%surface	%nombre
Prairies	0.6	1	0.01	0.13

Excédents:				
thème	surface (ha)	nombre	%surface	%nombre
Landes	5.6	3	0.08	0.30
Feuillus	1.8	2	0.03	0.20
Prairies	34.6	17	0.49	1.70
Labours	11.96	5	0.17	0.50
Cultures	5.88	4	0.08	0.40
Urbain	35.64	13	0.50	1.30
TOTAL	95.44	44	1.34	4.40

Table 4 : Matrices de Confusions thématiques

Confusions en surface (en ha):								
Int\ Vér.	Landes	Feuillus	Prairies	Labours	Cultures	Urbain	Vergers	% *Valide*
Landes	1.88							100.00
Feuillus		2223.16	51.80	22.64	178.0	7.00		89.55
Prairies		8.76	160.00		61.24	1.88		62.54
Labours		101.12		1820.28	11.08	7.600	6.68	93.76
Cultures		2.84	302.44	19.40	1761.44	12.40		83.94
Urbain		9.52	11.16	23.60	17.36	111.16		64.33
Vergers							28.88	100.00
% *Reconnu*	100.00	94.79	24.72	96.66	86.81	79.38	81.21	87.77

Confusions en parcelles:								
Int\ Vér.	Landes	Feuillus	Prairies	Labours	Cultures	Urbain	Vergers	% *Valide*
Landes	1							100.00
Feuillus		326	5	4	15	1		92.88
Prairies		4	35		12	1		67.31
Labours		4		212	1	4	2	95.07
Cultures		1	55	5	207	5		75.82
Urbain		3	3	7	3	35		68.63
Vergers							3	100.00
% *Reconnu*	100.00	96.45	35.71	92.98	86.97	76.09	60.00	85.85

Les excédents sont plus nombreux, mais couvrent moins de 1.4% de la surface évaluée; par ailleurs, la surface moyenne des zones excédentaires s'élève à seulement 2 ha: ces parcelles disparaîtraient donc à la généralisation du résultat (la représentation finale ne tenant compte que des surfaces supérieures à 4 ha.

Quant aux matrices de confusions, elles montrent des pourcentages de reconnaissance en surface et en nombre de zone supérieurs à 85%. Le taux d'erreur reste donc relativement important. Toutefois, la majorité des confusions sont faites entre «prairies» et «cultures actives», thèmes qu'un photo-interprète aurait également du mal à distinguer sur l'image spot utilisée (le regroupement de ces deux thèmes porte les taux de reconnaissance moyens à plus de 92%).

L'appariement entre interprétation et vérité n'a par ailleurs pas fait apparaître d'erreur de non correspondance géométrique.

De façon générale, la segmentation semble avoir une précision tout à fait satisfaisante pour l'application cartographique visée. Par contre, le processus d'interprétation automatique n'est pas directement opérationnel. Les taux d'erreur relativement élevés peuvent s'expliquer en partie par la ressemblance intrinsèque des prairies et des cultures sur l'image, et d'autre part, par le fait d'un apprentissage non supervisé par opérateur, et donc loin d'être optimal. Une

évaluation plus précise du processus est donc nécessaire, ainsi que des tests sur d'autres types de paysages. Par ailleurs, la représentation obtenue, visant une cartographie à l'échelle du 1:100000, demanderait un traitement de généralisation, pour lequel des recherches sont actuellement en cours au laboratoire COGIT.

◆ Conclusion

La segmentation par détection hiérarchique des frontières permet, outre une détection quasi exhaustive des limites utiles, un positionnement de celles-ci à la précision du pixel.

L'adjonction de paramètres de texture et de forme, ainsi que de données extérieures, telles que le relief ou la présence de route, augmente considérablement la fiabilité de l'interprétation des zones.

Les erreurs d'interprétation restent cependant, sinon nombreuses, du moins trop mal réparties pour admettre le processus automatique proposé comme d'ores et déjà opérationnel. Toutefois, une utilisation entièrement interactive des logiciels développés nous montre que les cas de doute sont très bien diagnostiqués: leur simple correction par opérateur conduit à une interprétation aussi bonne (et voire meilleure) que celle d'un photo-interprète, et en un temps moindre.

Une plus grande automatisation semble cependant possible, dans la mesure où le résidu d'erreurs d'interprétation concerne en général de petites zones, et pourrait être résorbé lors de la généralisation nécessaire du document brut issu de l'interprétation.Nos recherches s'orientent donc en ce sens: d'une part, restent à l'étude les possibilités d'amélioration de l'apprentissage par filtrage des prototypes; d'autre part, est envisagée l'intégration de règles de généralisation visant à résoudre les ambiguïtés.