

Téledétection - au cœur des systèmes intelligents

Marek B. ZAREMBA

Laboratoire des Systèmes Spatiaux Intelligents,
Département d'Informatique et d'Ingénierie,
Université du Québec en Outaouais
101, St. Jean-Bosco, Gatineau, Québec J8Y 3G5, Canada
Marek.Zaremba@uqo.ca

Résumé—La téledétection est un domaine des sciences et des technologies qui a connu un développement fulgurant au cours des dernières années. Ce document concerne principalement les défis que posent le traitement et l'interprétation des données de téledétection pour l'intelligence artificielle (IA). On tente ainsi de répondre à des questions touchant le traitement de bas et de haut niveaux des données de téledétection comme la réduction de la dimensionnalité des données, l'hétérogénéité et la complexité des données satellite et radar, la fusion des données, ainsi que la détection des changements, en faisant appel à des méthodes, des techniques et des approches élaborées au sein de la communauté de l'intelligence artificielle. On prétend qu'une exploitation maximale des technologies de téledétection reposera sur l'élaboration détaillée de nouveaux algorithmes basés sur des approches variées, comme la vision machine, l'apprentissage des statistiques, ainsi que les architectures de réseaux neuronaux nouveaux.

Mots-clés— Téledétection, intelligence artificielle, traitement d'images, apprentissage automatique, réseaux neuronaux, images satellites.

I. INTRODUCTION

La téledétection peut se définir comme étant l'utilisation de capteurs placés à bord de satellites ou d'aéronefs afin de détecter l'énergie électromagnétique diffusée ou émise à la surface de la Terre. Les différentes bandes d'ondes sont choisies en fonction des caractéristiques de la cible souhaitée [11]. On retrouve maintenant les applications de téledétection dans les nombreux aspects de notre vie de tous les jours. Les télécommunications et les prévisions météorologiques ne sont que quelques exemples de la façon dont les technologies spatiales se sont retrouvées dans le paysage technologique contemporain. Aux capteurs fonctionnant à l'intérieur du spectre électromagnétique optique s'ajoutent des instruments fonctionnant dans la bande d'hyperfréquences, comme les radars [15]. Un autre progrès technologique majeur fut l'arrivée du système de positionnement global (GPS), qui a pavé la voie à l'utilisation généralisée de l'altimétrie optique de précision (systèmes lidar).

Les systèmes de téledétection produisent des grandes quantités de données dans les domaines spectral, temporel et spatial. La complexité du traitement des données obtenues par téledétection [13] a donné lieu à l'application de différentes méthodes, dont certaines reposent sur l'intelligence artificielle (IA). L'intégration des techniques d'intelligence artificielle permet tout particulièrement d'automatiser le processus d'analyse des images. D'autres applications de téledétection, qui semblent prometteuses au niveau de la mise en œuvre réussie de techniques d'intelligence artificielle, concernent le

traitement adaptatif à bord, l'interrogation avancée des bases de données, ainsi que l'analyse automatisée de l'imagerie hyperspectrale.

Sur le plan de l'utilisation des technologies spécifiques de l'IA, on fait souvent appel à des réseaux neuronaux en raison de leur capacité de modéliser les relations non linéaires entre l'imagerie d'entrée et les variables de sortie, la robustesse des données bruitées, ainsi que la capacité générique de la modélisation empirique. La logique floue nous procure une façon d'encoder la connaissance approfondie ou l'heuristique en algorithmes imitant l'approche humaine. Les systèmes à base de règles de productions peuvent se construire en observant les experts humains dans leur approche visant à reconnaître les modèles pertinents de données et à les utiliser ensuite afin de produire des diagnostics ou des prévisions. Il est possible de résoudre plusieurs problèmes d'optimisation en faisant appel à des algorithmes génétiques. Combinés à l'hypothèse d'une dépendance spatiale, ces algorithmes ont permis d'accroître la précision de la classification hiérarchique [17].

Nous pouvons déterminer qu'il existe deux types de relation entre les technologies de téledétection et l'IA :

1) Le recours à l'IA pour résoudre les problèmes de téledétection typiques, comme la classification des terrains ou la détection des objets;

2) Les défis imposés par les caractéristiques particulières des systèmes de téledétection au domaine de l'IA.

Cet article est consacré principalement au 2^e type de relation. On y examine certains problèmes d'ordre général concernant, par exemple, la réduction de la dimensionnalité des données, la fusion des données, ainsi que la détection des changements, là où les technologies de téledétection influencent l'IA différemment des autres domaines d'application. Dans cette analyse, on souligne l'enrichissement mutuel des deux domaines que sont la téledétection et les systèmes intelligents.

II. APPLICATION DE L'IA À LA TÉLEDÉTECTION

A. Technologies de téledétection

Les capteurs satellites se caractérisent par leur résolution spatiale, spectrale, radiométrique et temporelle. En raison d'un faible chevauchement des champs d'imagerie des orbites adjacentes, la résolution temporelle véritable d'un détecteur dépend de divers facteurs. La résolution spatiale d'un détecteur est souvent différente pour les images panchromatiques et les images multi-spectrales. Les instruments optiques les plus fréquemment utilisés, tels QuickBird et SPOT, présentent de 4 à 7 bandes spectrales. Les détecteurs hyperspectraux permettent d'acquérir plusieurs

centaines de bandes. Le nombre élevé de bandes spectrales produit un impact considérable sur l'étape subséquente de traitement des données et sur la reconnaissance des formes.

Le lidar englobe également la télémétrie par ondes supersoniques, la télémétrie au moyen d'un système à infrarouge, ainsi que la télémétrie de navigation par satellite. Un système lidar (Fig. 1) renferme les composants suivants qui fonctionnent de façon simultanée : un télémètre au laser, un récepteur de système de positionnement global (GPS) et un système de navigation par inertie (INS).

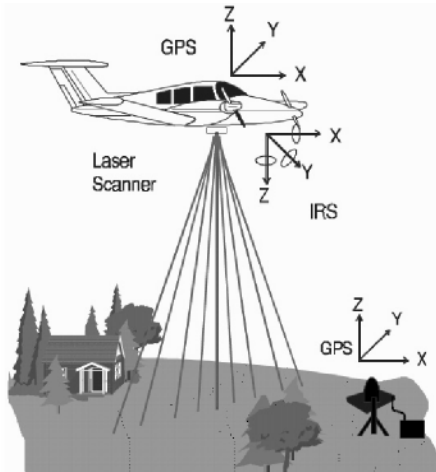


Fig. 1. Composants d'un système lidar aéroporté (©Terrapoint).

Les radars appartiennent à la catégorie des appareils de télédétection dans la région des micro-ondes. Le radar à synthèse d'ouverture (SAR) est un capteur qu'on retrouve fréquemment dans les applications de télédétection, parce qu'il ne subit pas l'influence des conditions météorologiques.

B. Intelligence Artificielle

Il existe plusieurs définitions du système intelligent. Les plus importantes ou les plus répandues peuvent être regroupées comme suit :

1) Les définitions implicites basées sur des essais. Les essais permettent d'examiner la capacité d'un système de produire des alternatives et d'en choisir une correctement, d'extraire le sens d'un document, de jumeler deux ensembles d'objets interreliés, etc.

2) Les définitions basées sur une énumération descriptive des propriétés requises d'un système intelligent. Par exemple, la propriété de reconnaître une scène ou d'élaborer une réponse correcte à partir d'une situation perçue.

3) Les définitions permettant d'établir un lien avec la cognition. Newell [19] définit l'intelligence en termes de jusqu'à quel point un système rapproche un système au niveau de méta-connaissance. Ce qui rend des systèmes de méta-connaissance intelligents est leurs capacité d'employer toute l'information à quelle ils ont l'accès pour atteindre leurs buts.

4) Les définitions pragmatiques précisant, par exemple, que si un système fait appel à la logique floue et aux réseaux neuraux, on considère alors qu'il est intelligent.

Dans la pratique actuelle, la définition pragmatique a prédominé le discours sur la définition des systèmes intelligents. Cependant, et on en fera la démonstration dans cet article, la définition de Newell le mieux correspond à la

conception des systèmes intelligents, en particulier dans le contexte de la résolution des problèmes de reconnaissance d'image. En vertu de cette définition, un système intelligent est essentiellement un système dont on peut prédire le comportement à partir du contenu de ses représentations symboliques et de sa connaissance de ses buts.

- Contrairement aux autres définitions, la définition de l'intelligence basée sur la cognition se situe au méta-niveau, puisqu'elle place les questions d'intégration et d'organisation des connaissances dans le contexte de la réalisation des buts du système.

C. Tâches de télédétection concernant l'IA

On aborde normalement ces questions dans le contexte de deux problèmes types de l'apprentissage automatique, soit la reconnaissance supervisée et celle non supervisée. Il est particulièrement important de procéder à une utilisation efficace de traits caractéristiques multiples et de choisir une méthode de classification convenable pour que la classification soit plus précise. Voyons ici la question de la sélection des traits caractéristiques et de la sélection du classificateur du point de vue de la théorie de l'apprentissage machine, et ce, une fois de plus dans le contexte général de la finalité et du but de l'application de l'algorithme particulier.

Comme le démontre Watanabe [24] dans son théorème Ugly Duckling Theorem (UDT), "From the formal point of view there exists no such thing as a class of similar objects in the world, insofar as all predicates (of the same dimension) have the same importance. Conversely, if we acknowledge the empirical existence of classes of similar objects, it means that we are attaching nonuniform importance to various predicates, and that this weighting has an extralogical origin." Autrement dit, en l'absence d'hypothèses, il n'existe aucune représentation « idéale » des caractéristiques des objets soumis à la classification. En vertu du théorème jumeau à l'UDT, soit le théorème No Free Lunch (NFL) [25], les algorithmes d'apprentissage et de classification ne peuvent s'appliquer de façon universelle, ce qui signifie que deux algorithmes quelconque s'équivalent lorsqu'on calcule leur moyenne pour tous les problèmes possibles.

Ces deux théorèmes comportent de nombreuses implications. Les énoncés précisant qu'un algorithme d'apprentissage a_1 est préférable à un algorithme d'apprentissage a_2 constituent ultimement des énoncés sur les fonctions cibles pertinentes. Les deux théorèmes fondamentaux impliquent qu'il n'existe aucun moteur d'apprentissage optimal et indépendant des problèmes. D'un point de vue pratique, l'expérience avec un vaste éventail de techniques constitue la meilleure assurance afin de résoudre les nouveaux problèmes de classification arbitraire des formes. Le théorème du UDT et le théorème du NFL sont conformes à la définition de l'IA selon Newell, parce qu'on y insiste sur le but de la tâche de reconnaissance des formes. On y affirme que la classification est impossible sans une quelconque partialité émanant de la connaissance des buts du système intelligent en cours de conception.

III. DÉFIS IMPOSÉS PAR LA TÉLÉDÉTECTION

A. Complexité des données

Une caractéristique déterminante d'une vaste catégorie de systèmes de télédétection, en particulier de systèmes

multicapteurs, consiste dans le degré élevé de complexité des données, ce qui influence le rendement des techniques de classification [16]. Dans le cas de l'imagerie multispectrale, la mesure de la complexité de l'image dépend de façon exponentielle du nombre de bits par bande k (gamme dynamique) et du nombre de bandes spectrales b (2^{kb}). Un problème étroitement lié concerne la dimensionnalité élevée des données, qu'on voit en des termes plus généraux comme étant la dimensionnalité de l'espace des attributs. L'utilisation de données multitemporelles ou de données transformées d'image servant à améliorer la précision du processus de classification contribuent à l'accroissement rapide de la dimensionnalité des données de divers problèmes.

La relation entre la précision prévue du processus de classification et le nombre d'échantillons d'entraînement, ainsi que la complexité du processus de mesurage ont fait l'objet d'une étude pour la première fois dans Hughes [8]. Les résultats nous démontrent que pour un nombre fixe d'échantillons d'entraînement m , le processus de mesurage présente une complexité optimale (Fig. 2).

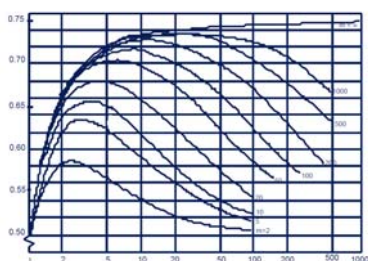


Fig. 2. Précision moyenne de la reconnaissance d'objets par rapport à la complexité de mesure.

Jusqu'à un certain point, on peut s'attendre à améliorer la précision du processus de classification en utilisant davantage de bandes et une gamme dynamique plus élevée, mais pour accroître la précision, on aura besoin d'un plus grand nombre d'échantillons d'entraînement. Cela devient ainsi une considération pratique de plus en plus importante, alors que nous entreprenons d'intégrer des données hyperspectrales aux tâches de reconnaissance et de classification des formes. Cependant, le processus d'analyse appliqué aux espaces de faibles dimensions ne convient pas, dans la plupart des cas, aux espaces de dimensions plus élevées. La distance se mesure habituellement en fonction du volume, ce qui pose un problème au niveau des paramètres permettant de mesurer celle-ci dans un espace aux dimensions élevées. Le volume augmente de façon exponentielle, alors que les dimensions s'accroissent et les points tendent à devenir équidistants.

Dans le contexte de l'apprentissage automatique, un des obstacles à la généralisation est le fléau de la dimensionnalité. Le fléau de la dimensionnalité fait référence à la difficulté qu'ont plusieurs algorithmes d'apprentissage à bien généraliser à de nouvelles entrées lorsqu'elles appartiennent à un espace de haute dimension. Par exemple, il a été démontré que le modèle des fenêtres de Parzen peut nécessiter dans le pire des cas un nombre d'exemples de l'ordre de $m^{(4+D)/5}$ afin d'obtenir une erreur en dimension D équivalente à celle obtenue par le même modèle en dimension 1 entraîné avec m exemples d'apprentissage [8]. Une première façon simple de diminuer les conséquences du fléau de la dimensionnalité est d'utiliser un modèle à généralisation non-locale. Une autre technique

consiste à utiliser un modèle de réduction de la dimensionnalité.

B. Dispersion spatiale (données creuses)

Un autre problème qu'on rencontre au niveau du traitement de certaines données de télédétection concerne la dispersion dans l'espace, soit les données creuses. Des exemples de données creuses sont présentés à la figure 3. Ces données peuvent avoir été recueillies dans des conditions défavorables (Fig. 3a) sous forme d'image creuse en raison de la divergence entre la résolution spatiale du détecteur, ainsi que la taille et la distribution des objets d'intérêt. Les observations ponctuelles de nuages, comme celles réalisées au moyen d'un détecteur de lidar (radar optique) sont présentées à la figure 3b. Les résultats d'une classification non supervisée des pixels des images produisent fréquemment un effet du genre sel et poivre (Fig. 3c). Un algorithme de détection des changements où les décisions se prennent indépendamment au niveau de chaque pixel produit souvent des données creuses et bruitées.

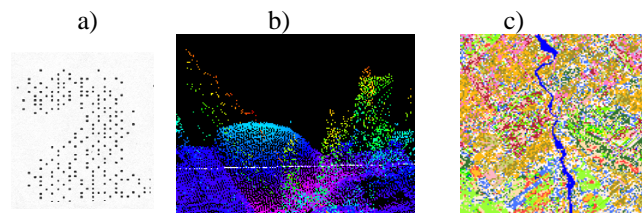


Fig. 3. Données creuses : a) forme plane creuse; b) projection d'un nuage de données altimétriques; c) résultat de la classification du Landsat 7 à canaux multiples.

Les techniques les plus élémentaires pour aborder le problème de données creuses font appel à des opérations standard de traitement des images binaires, comme les filtres médians, ou à des opérations morphologiques. Des solutions plus complexes sont nécessaires pour mieux adapter les opérations aux besoins de chaque application.

C. Hétérogénéité des données

Dans le monde de la télédétection, un problème type concerne la fusion des données altimétriques avec des données spectrales. La figure 4 nous montre un nuage de points du lidar superposés sur une image QuickBird d'un terrain rural dans la province de l'Alberta.

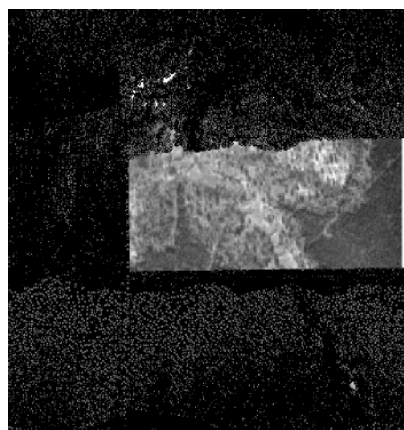


Fig. 4. Données de lidar superposées à une image satellite QuickBird.

Parmi les exemples d'architectures de fusion des détecteurs [23], mentionnons la combinaison des modèles lidar vidéo et à faisceaux multiples, l'amélioration de la netteté (*pansharpening*), ainsi que l'intégration des données hyperspectrales provenant du spectromètre AVIRIS (Airborne Visible Infrared Imaging Spectrometer) avec les données d'état de surface du radar à synthèse d'ouverture topographique (TOPSAR).

D. Classificateurs des ensembles déséquilibrés de données

Il est possible de décomposer plusieurs algorithmes et techniques de classification, dont la modulation de la vitesse de balayage ou la régression orthogonale vers l'avant, qui adoptent la précision de la classification en tant que paramètre de rendement ou qui appliquent une pondération identique à chaque échantillon de données si la distribution des classes n'est pas bien équilibrée.

E. Domaine spatio-temporel

Les techniques de télédétection se sont révélées un outil de surveillance très efficace en procurant des données pouvant servir à des fins de modélisation et de contrôle des processus impliquant des dimensions spatiales considérables, en particulier lorsque des phénomènes naturels sont en jeu.

Le problème générique de la détection des changements au niveau des paramètres des processus a fait l'objet de nombreuses études [10]. Différentes méthodes automatiques et non supervisées de détection des changements ont été élaborées lors de l'analyse des données de télédétection multitemporelles et multispectrales [2], [3], [7]. Dans le problème de détection des changements dans la séquence des images, on exploite l'uniformité temporelle des pixels au même endroit et à des moments différents. On a souvent modélisé l'intensité des pixels dans le temps comme étant un processus autorégressif (AR) [10]. Cependant, les modèles linéaires réagissent de façon médiocre dans des conditions plus exigeantes.

L'utilisation des données du lidar plutôt que des bandes spectrales en tant que données premières pour procéder à la mise à jour suscite un intérêt particulier pour de telles applications, comme une évaluation fiable des dommages dans les zones sensibles aux séismes et les zones urbaines qui sont le théâtre de changements dynamiques [22]. On a utilisé bien moins les radars à ouverture synthétique (SAR) que les capteurs optiques pour détecter les changements, et ce, pour la principale raison que les images de ces radars souffrent de la présence de bruit speckle. Une approche non supervisée de détection des changements axée précisément sur l'analyse des images multitemporelles des SAR à polarisation simple et à canal simple a été présentée dans [1].

IV. SOLUTIONS PAR L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

A. Étapes de prétraitement

La sélection des méthodes et des paramètres de prétraitement dépend dans une grande mesure (et ce, conformément à la définition de l'IA selon Newell) du but ultime de l'opération. La figure 5 nous montre un exemple du traitement multi-échelle des données altimétriques. Tout dépendant de l'échelle de l'algorithme de filtrage, que l'on explique plus loin dans cette section, les données altimétriques des forêts peuvent nous permettre de produire

les peuplements forestiers (Fig. 5a), les couronnes des différents arbres (Fig. 5b) et les points de contrôle servant à l'enregistrement des images (Fig. 5c).

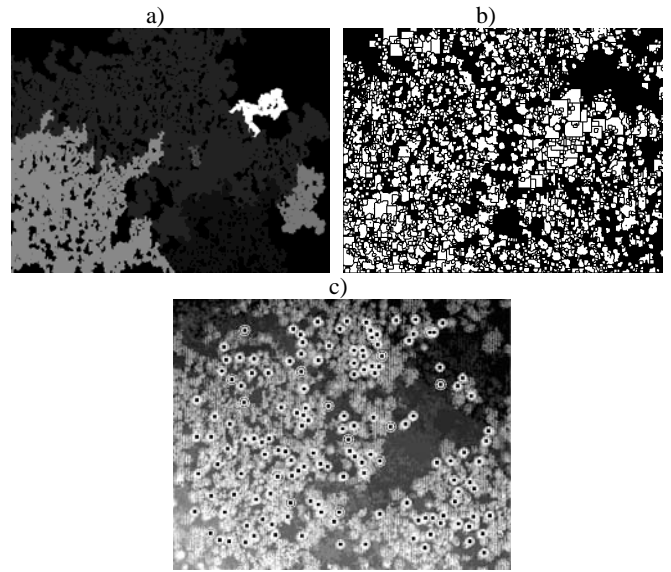


Fig. 5. Résultats de traitement à l'échelle variable :

- a) peuplement forestier;
- b) couronne des arbres;
- c) points de contrôle d'enregistrement.

L'approche bayésienne probabiliste [20] peut s'utiliser de façon efficace dans des situations variées avec des données multi-échelle et creuses. Le point qui correspond à la valeur maximale d'une certaine fonction de probabilité permet de déterminer l'emplacement optimal de l'objet d'intérêt. Cette approche utilise la fonction de pertinence - un opérateur local d'images (ou un filtre spatial non linéaire) qui présente des valeurs maximales locales aux centres de l'emplacement des objets d'intérêt ou de leurs parties saillantes. L'opérateur traite habituellement les données résultant de la transformation des images, ce qui implique l'extraction d'une propriété de l'image, $f(i,j)$, qui est pertinente en fonction des objets déterminés.

Une mise en œuvre de la fonction de pertinence, soit le Multi-Scale Isotropic Matched Filter (MIMF) (éq. 1) tient compte des quatre conditions de saillance (marques) de l'image creuse, soit le contraste entre l'objet et le fond, la non-homogénéité locale de la scène, la symétrie radiale et l'échelle S . L'échelle spatiale permet de mesurer la taille de la région filtrée qui s'exprime par le nombre de pixels. De façon générale, le MIMF se calcule à l'intérieur de la plage d'échelle donnée (S_{max} , S_{min}) au point (i,j) , soit :

$$MIMF \{ f(i, j), S_k \} = c(i, j, S_k) - \alpha \cdot d(i, j, S_k) + \beta \cdot s(i, j, S_k) + \gamma \cdot p(i, j, S_k) \quad (1)$$

où $c(i,j,S_k)$ est une estimation du contraste symétrique local au point (i,j) et de l'échelle actuelle, soit S_k ; $d(i,j,S_k)$ est une estimation de l'homogénéité de l'objet, qu'on définit comme étant l'écart d'intensité moyen dans la région de l'objet; $s(i,j,S_k)$ représente la différence entre l'échelle actuelle et l'échelle minimale possible, soit S_{min} ; $p(i,j,S_k)$ représente la symétrie (compacité) de la forme de l'objet, et α, β, γ sont les coefficients de poids par rapport à la première condition de

saillance. De façon générale, toute caractéristique pertinente de l'objet peut s'utiliser en tant que propriété de l'objet.

B. Réduction de dimensionnalité

Dans la plupart des cas, le processus d'analyse utilisé dans les espaces de faibles dimensions ne convient pas aux espaces de dimensionnalité supérieure. On a donc élaboré plusieurs approches et méthodes pour réduire la dimensionnalité des données. La réduction de la dimensionnalité peut s'appliquer à l'information définie dans l'espace de données ainsi que dans l'espace de traits caractéristiques. Les méthodes locales, tel le Local Linear Embedding (LLE), suscitent un intérêt particulier [21].

Il est ainsi possible de démontrer l'utilité de la méthode de LLE au moyen de l'exemple suivant. On trace donc dans un espace bidimensionnel soixante images QuickBird à quatre bandes de 16 sur 16 pixels prises directement de couronnes d'arbres appartenant à trois espèces de conifères (Fig. 6a). La figure 6b nous montre la distribution des images qui résulte de la réduction de dimensionnalité de 1.024 (16×4) à 2. Les points encerclés indiquent les positions des images des couronnes des trois différents types d'arbres (Fig. 6a). On constate évidemment que la discrimination entre les types d'arbre des couronnes se trouve grandement rehaussée.

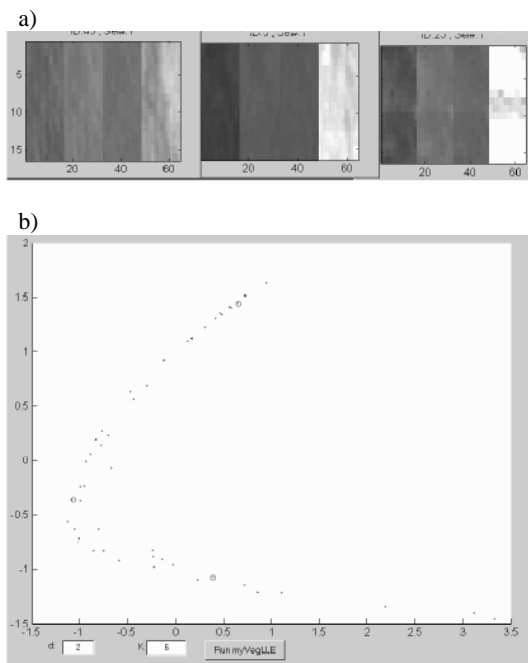


Fig. 6. Réduction de la dimensionnalité des images QuickBird de 16×16 pixels par la méthode LLE.

On a élaboré différentes méthodes afin de choisir les caractéristiques pertinentes à partir de données à dimensionnalité élevée : les algorithmes génétiques [4], la dimension fractale, la théorie des ensembles bruts et les machines à vecteurs de support (SVM) [6].

C. Étapes de classification et interprétation d'images

On constate un intérêt croissant à l'égard des structures multicouches, comme les réseaux neuronaux comportant plusieurs niveaux, servant à détecter automatiquement la structure des objets sur les images [14], [18]. Les variables

cachées peuvent produire des données d'une structure riche qui procurent énormément d'information sur l'état de ces variables (Fig. 7).

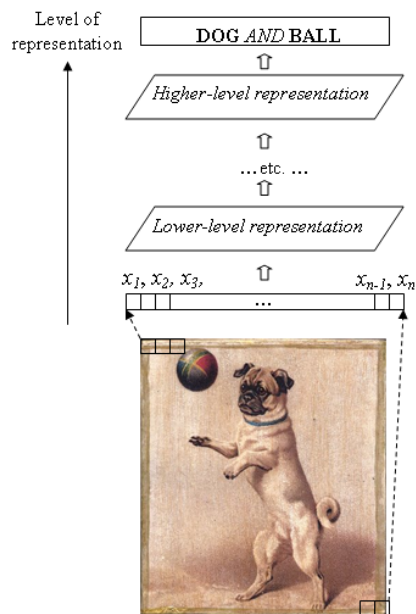


Fig. 7. Interprétation de l'image par une architecture multicouche.

Dans le cas des données sensorielles, il est beaucoup plus efficace d'apprendre en premier lieu un modèle génératif qui déduit les variables cachées à partir des données sensorielles pour ensuite apprendre la méthode de mappage plus simple partant des variables cachées vers les étiquettes.

Une architecture profonde nécessite le calcul de plusieurs niveaux de représentations de plus en plus abstraites. Ce type de modèle est typiquement basé sur l'apprentissage non-supervisé et normalement utilisé dans une approche d'extraction des caractéristiques. Cela fournit un prétraitement bénéfique des données à un algorithme d'apprentissage supervisé quelconque. Les machines de Boltzmann offrent une approche performante pour l'apprentissage de représentations utiles de données. Hinton et al. [5] proposent d'entraîner chacune des couches cachées d'un réseau de neurones en les considérant chacune comme la couche cachée d'une machine de Boltzmann restreinte. Une fois l'entraînement non-supervisé de la première couche terminé, il progresse vers la couche cachée suivante jusqu'au moment où toutes les couches cachées ont été entraînées. Finalement, la phase d'entraînement supervisé complète l'entraînement de tout le réseau.

D. Classificateurs multiples

Alors que les classificateurs en tant que tels approchent de leur limites, le défi naturel suivant consiste à définir des cadres intégrant les nombreux classificateurs à une approche unique unifiée [12]. Ainsi, de tels cadres devraient présenter plusieurs caractéristiques :

- *Le support de méthodes multiples.* L'approche devrait être suffisamment ouvert pour favoriser des classificateurs provenant de méthodes d'IA variées, comme des réseaux neuronaux (telles des cartes auto

organisatrices, réseaux multicouche et les SVM), des arbres de décisions et des algorithmes génétiques.

- *La complexité sur demande.* Pour être acceptable les classificateurs multiples devraient pouvoir agencer les algorithmes en fonction de la complexité des problèmes. Ce faisant, de tels systèmes présentent une généralisation améliorée au niveau des résultats, parce qu'ils ne souffrent pas d'un surapprentissage.
- *Transparence.* La capacité de retracer les erreurs vers la source originale est essentielle afin de pouvoir évaluer le rendement de chacun des classificateurs. L'architecture du système de classificateurs multiples devrait être suffisamment simple pour permettre d'identifier les classificateurs problématiques.
- *Indépendance des classificateurs.* Chaque classificateur devrait fonctionner indépendamment des autres. Cela est important afin de pouvoir évoluer vers des classificateurs utilitaires où l'on peut en remplacer un sans provoquer un effet d'entraînement qui oblige à remplacer les autres.
- *Variabilité dimensionnelle.* L'architecture du cadre devrait permettre de procéder à des ajustements au fur et à mesure de l'évolution des exigences relatives aux problèmes et/ou alors que des données de référence-terrain deviennent disponibles.

IV. CONCLUSION

On s'est penché sur la question de l'intelligence intégrée au traitement des données de télédétection en vertu de la méthodologie de reconnaissance des formes. On a ainsi prétendu qu'il ne suffit pas de définir un système de traitement des données intelligentes en tant que système dont la conception ou le fonctionnement était basé sur une technique d'intelligence artificielle. Un élément essentiel de la conception d'un système intelligent devrait être le lien avec la cognition, puisque le comportement du système repose sur la connaissance de ses buts et du contenu de ses représentations.

On a comparé la sélection des caractéristiques et de la méthode de classification – qui est une tâche essentielle de la majorité des applications de télédétection – au contexte théorique officialisé au moyen des théorèmes du vilain petit canard (VPC) et du repas non gratuit (RNG). La sélection de la technique d'intelligence artificielle découle souvent, comme les théorèmes du VPC et du RNG le justifient de façon théorique, de l'analyse de l'application et du but du processus d'interprétation des formes. Dans le cas des données obtenues par télédétection, ce processus est particulièrement sensible à l'échelle des objets détectés et à la proximité spatiale des éléments de l'image.

Les défis particuliers entourant la sélection des méthodes et des techniques d'IA en raison du caractère spécifique des données obtenues par télédétection, comme la dimensionnalité élevée et la non-linéarité de l'espace, ou la dispersion conceptuelle des données, étaient présentés de façon plus détaillée. Les développements récents dans le domaine de l'IA qui apportent une solution à ces défis au stade du prétraitement des données et de l'interprétation des images ont été abordés. Alors que les améliorations algorithmiques au niveau des classificateurs de télédétection atteignent leurs limites, la prochaine frontière naturelle consiste à intégrer des approches multiples à un cadre unifié.

RÉFÉRENCES

- [1] Bazi, Y., Bruzzone, L., et Melgani, F., An unsupervised approach based on the generalized Gaussian model to automatic change detection in multitemporal SAR images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 43, no. 4, pp. 874-887, 2005.
- [2] Bruzzone, L. et Prieto D., An adaptive semiparametric and context-based approach to unsupervised change detection in multitemporal remote-sensing images. *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 11, no. 4, pp. 452-466, 2002.
- [3] Collins, J.B. et Woodcock, C.E. An assessment of several linear change detection techniques for mapping forest mortality using multitemporal Landsat TM data. *Remote Sensing Environment*, vol. 56, pp. 66-77, 1996.
- [4] Guerra-Salcedo, C., Chen, S., Whitley, D. et Smith, S. Fast and accurate feature selection using hybrid genetic strategies. In: *Proc. Congress of Evolutionary Computation*, Washington, D.C., pp. 177-184, 1999.
- [5] Härdle, W., Müller, M., Sperlich, S. et Werwatz, A. *Nonparametric and Semiparametric Models*. Springer, New York, 2004.
- [6] Hinton, G.E., Osindero, S. et The, Y.-W. A fast learning algorithm for deep belief nets. *Neural Computation*, vol. 18, pp. 1527-1554, 2006.
- [7] Hu, M., Chen, Y. et Kwok, J.T.Y. Building sparse multiple-kernel SVM classifiers. *IEEE Trans. on Neural Networks*, vol. 20, no. 5, pp. 827-839, 2009.
- [8] Huertas, A. et Nevatia, R. Detecting changes in aerial views of manmade structures. *Image Vis. Comput.* vol. 18, no. 8, pp. 583-596, 2000.
- [9] Hughes, G.F. On the mean accuracy of statistical pattern recognizers. *IEEE Trans. on Information Theory*, vol. 14, no. 1, pp. 55-63, 1968.
- [10] Jain Z. and Y. Chau, "Optimum multisensor data fusion for image change detection", *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 25, no.9, pp. 1340-1347, 1995.
- [11] Jensen, J.R. *Introductory Digital Image Processing*. Prentice-Hall, New Jersey, 1986.
- [12] Kuncheva, L.I. *Combining Pattern Classifiers*. John Wiley & Sons, Hoboken, NJ, 2004.
- [13] Landgrebe, D. Hyperspectral image data analysis. *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 19, no.1, pp. 17-28, 2002.
- [14] Lee, H., Ekanadham, C. et Ng, A. Sparse deep belief net model for visual area. Vol. 2. In: Platt, J. C., Koller, D., Singer, Y., & Roweis, S. (Eds.), *Advances in Neural Information Processing Systems 20*. MIT Press, Cambridge, MA, 2008.
- [15] Luo, R.C., Yih, C.-C. et Su, K.L. Multisensor fusion and integration: approaches, applications, and future research directions, vol.2, no.2, *IEEE Sensors J.*, pp.107-119, 2002.
- [16] Manolakis, D., Mardon, D. et Shaw, G.A. Hyperspectral image processing for automatic target detection applications. *Lincoln Lab. Journal*, vol. 14, no. 1, pp. 79-115, 2003.
- [17] Mertens, K., Verbeke, L., Ducheyne, E. et De Wulf, R. Using genetic algorithms in sub-pixel mapping. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 24, no. 21, pp. 4241 – 4247, 2003.
- [17] Mutch, J. et Lowe, D.G. Object class recognition and localization using sparse features with limited receptive fields. *International Journal of Computer Vision*, vol. 80, no. 1, pp. 45-57, 2008.
- [19] Newell, A. *Unified Theories of Cognition*. Harvard University Press, Cambridge, Mass., 1990.
- [20] Palenichka, R. et Zaremba, M. Multiscale isotropic matched filtering for individual tree detection in LiDAR images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 45, no. 12, pp. 3944-3956, 2007.
- [21] Roweis, T. et Saul L. Nonlinear dimensionality reduction by locally linear embedding. *Science*, vol. 290, pp. 2323-2326, 2000.
- [22] Vu, T.T., Matsuoka, M. et Yamazaki, F. LIDAR-based change detection of buildings in dense urban areas". *Proc. IEEE Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS '04*, pp. 3413- 3416, 2004.
- [23] Wang, Z., Ziou, D., Armenakis, C., Li, D. et Li, Q. A comparative analysis of image fusion methods, *IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 43, no. 6, pp.1391-1402, 2005.
- [24] Watanabe, S. *Knowing and Guessing: A Quantitative Study of Inference and Information*. John Wiley & Sons, New York, 1969.
- [25] Wolpert, D. et Macready, W., *No free lunch theorems for search*. Technical Report SFI-TR-05-010, Santa Fe Institute. Santa Fe, NM, 1995.