

Comparaison des images satellite et aériennes dans le domaine de la détection d'obstacles à la navigation aérienne et de leur mise à jour

■ Olivier DE JOINVILLE - Chloé MARCON - Moumina Idriss DAOUD

Le Service d'information aéronautique (SIA) est un service de la DGAC (Direction générale de l'aviation civile) qui publie et exploite des obstacles à la navigation aérienne afin de sécuriser les vols aux abords des aérodromes. L'article propose une étude comparative entre des données images aériennes (Orthoimages) et des données images satellite (Pléiades et Sentinel) dans les deux domaines suivants : détection d'obstacles (essentiellement végétation et bâtiments) ainsi que leur mise à jour. Il ressort que les images satellite, du fait de leur forte qualité radiométrique et géométrique, offrent un potentiel légèrement supérieur aux images aériennes pour le SIA. De futures études utilisant d'autres capteurs optiques, LiDAR et Radar et des moyens de contrôle plus exhaustifs, devront être menées pour confirmer cette tendance.

MOTS-CLÉS

Obstacles aéronautiques, détection des changements, images satellite, images aériennes, Pléiade, MNT, MNS, classifications pixellaires et orientée objet, restitution 3D, QGIS.

Le SIA a pour mission de vérifier les données fournies, de les intégrer dans ses outils et de fabriquer les divers produits d'information aéronautique, dont notamment les jeux de données de référence, requis pour les services à rendre, et aussi d'assurer la publication de cette information sous forme de produits et de services.

Contexte opérationnel

En aéronautique, le terme "obstacles" définit tout ou partie d'un objet fixe (temporaire ou permanent) ou mobile [De Joinville, 2021] :

- qui est situé sur une aire destinée à la circulation des aéronefs à la surface ;
- qui fait saillie au-dessus d'une surface définie destinée à protéger les aéronefs en vol ;
- qui se trouve à l'extérieur d'une telle surface définie et qui est jugé être un danger pour la navigation aérienne.

Le SIA gère les trois types d'obstacles suivants :

- les obstacles à la navigation aérienne publiés dans l'AIP (*Aeronautical Information Publication*) pour des cycles de 28 jours ;
- les données du programme de l'OACI TOD (*Terrain and Obstacle Data*) ;
- les relevés d'obstacles pour la conception de procédures de vol aux instruments.

Les obstacles à la navigation aérienne sont gérés par le SIA via des informateurs aéronautiques. Ce sont des agents de la DGAC en contact avec les exploitants des aérodromes comme ADP, (Aéroport de Paris), ACA (Aéroport Côte d'Azur)... qui indiquent au SIA quels sont les obstacles à publier et ceux qui ne sont plus en service.

Introduction

La qualité des relevés des obstacles est essentielle pour la sécurité aérienne. Ces données sont acquises à l'heure actuelle principalement à partir d'imageries aériennes, alors que des capteurs satellites à haute résolution existent depuis de nombreuses années.

Il convient donc de se poser la question du remplacement progressif des images aériennes par les images satellite pour l'acquisition et la mise à jour de ces obstacles. Comme pour suivre l'évolution saisonnière des couverts végétaux, le recours aux satellites s'impose, car ils fournissent des images à haute répétitivité temporelle, avec des résolutions spatiales de plus en plus fines.

Cette étude est un enjeu de sécurité pour protéger les aéronefs des obstacles environnants dans leurs manœuvres de décollage, d'atterrissage et de vols à basse altitude. La qualité des relevés des obstacles (artificiels et naturels) est essentielle pour la sécurité

aérienne. L'article étudie des techniques supervisées pour détecter et mettre à jour les obstacles à la navigation aérienne (essentiellement les obstacles surfaciques comme la végétation et les bâtiments) sur des orthoimages de l'IGN et sur des images satellite à moyenne résolution (Sentinel, 10 m.) et à haute résolution (Pléiades, 50 cm.). Nous analyserons les résultats obtenus et proposerons des axes d'amélioration.

Contexte

Présentation du SIA

Le Service de l'information aéronautique (SIA, <https://www.sia.aviation-civile.gouv.fr/>) fait partie de la Direction des services de la navigation aérienne (DSNA) qui est l'une des directions de la Direction générale de l'aviation civile (DGAC). Le Service de l'information aéronautique (SIA) a été créé le 1^{er} décembre 1958 au sein du Secrétariat général à l'aviation civile et commerciale (SGACC).

Les obstacles TOD et ceux destinés à la conception de procédures sont relevés par des géomètres via des marchés que passe le SIA. Des zones de collecte de ces obstacles sont définies dans les cahiers des charges destinés à la société qui devra faire le relevé. Le procédé se fait par photogrammétrie aérienne (restitution 3D), les opérateurs restituant les obstacles qui percent les zones de collecte.

Les relevés des obstacles peuvent également être acquis à partir de relevés topométriques sur le terrain pour les obstacles non visibles sur les images (comme des antennes très fines par exemple).

La société choisie par le SIA effectue donc un relevé photogrammétrique à partir d'une campagne de prises de vues aériennes avec un plan de vol (exemple *figure 1*) suivant les principes stéréoscopiques bien connus en photogrammétrie aérienne. Une fois le relevé terminé, la société livre les obstacles au SIA sous forme vectorielle.

À l'issue du vol, les obstacles qui percent les zones de collecte sont restitués manuellement, ce qui est coûteux et chronophage, mais d'une bonne précision, exactitude et exhaustivité. Le SIA fait procéder à des contrôles automatiques et manuels des relevés d'obstacles par une société spécialisée.

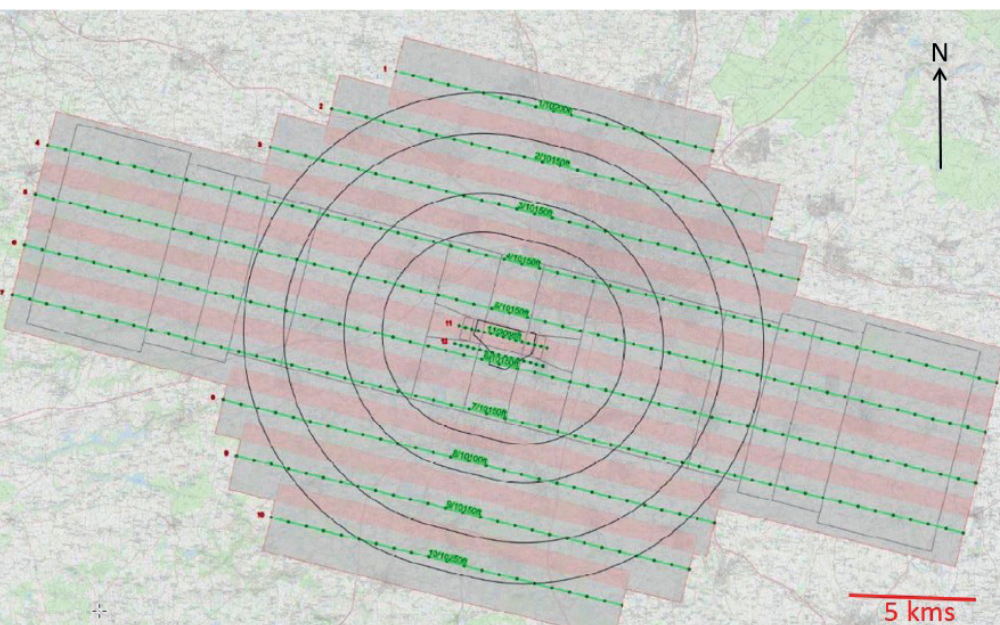


Figure 1. Plan de vol d'un relevé d'obstacles sur l'aéroport de Rennes Saint Jacques, les points en vert sont les sommets de prise de vue et les bandes roses sont les zones de recouvrement latérales entre les bandes.

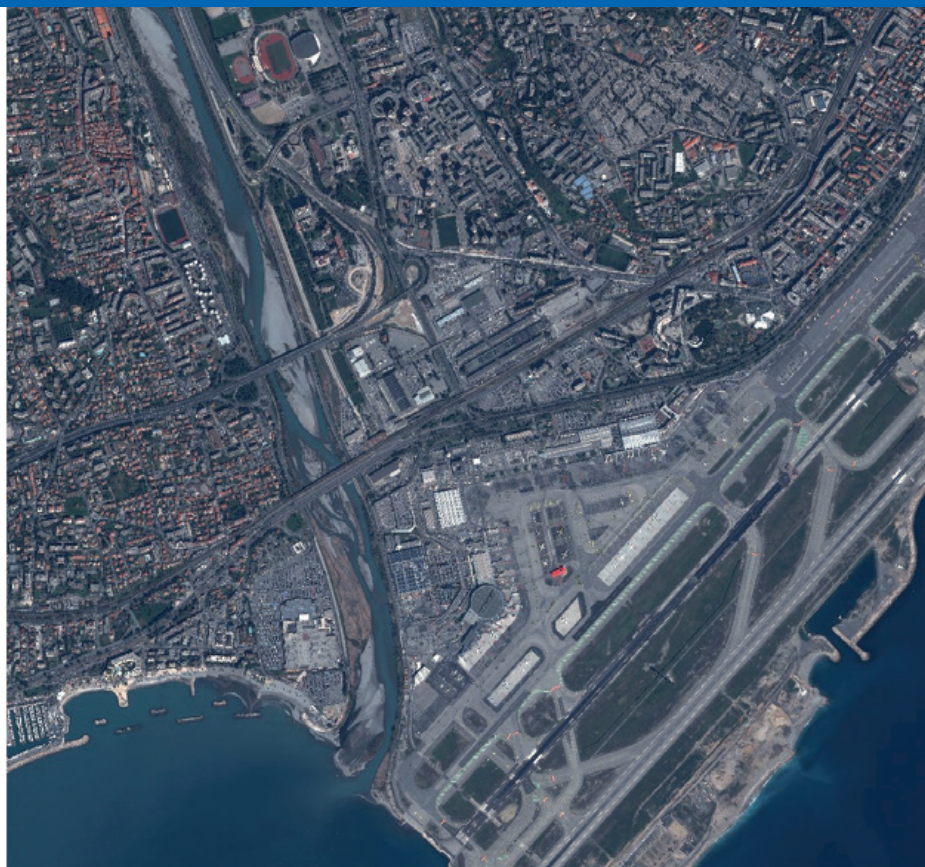


Figure 2. Vue aérienne de l'aéroport de Nice Côte d'Azur.

Détection des obstacles

Description de la zone d'étude, données disponibles et logiciels utilisés

L'étude a été réalisée sur l'aéroport de Nice-Côte d'Azur situé dans une zone entourée de montagnes et donc dangereuse en termes d'approche pour les avions.

Données disponibles et outils utilisés

Les données disponibles sur cette zone sont (*figure 3*) :

- Pléiade Haute Résolution (PHR) 2014 –2018 : 50 cm (Programme Dinamis), 4 canaux (Bleu, Vert, Rouge et Proche Infra Rouge) ;
- Sentinel 2017 – 2021 : 10m. (Programme Copernicus), 3 canaux (Vert, Rouge et Proche Infra Rouge) ;
- BD Ortho® : 2017 –2020, 50 cm., 3 canaux (Vert, Rouge et Proche Infra Rouge).

Nous avons voulu diversifier la résolution spatiale des images satellite, les images aériennes étant à une résolution fine.

Les logiciels et bibliothèques utilisés sont :

- QGIS version 3.16 ;
- Monteverdi version 7.3 ;
- OTB (OrfeoTool Box) version 7.3.

Les logiciels utilisés sont tous gratuits.

Méthode employée

Nous avons choisi d'utiliser des classifications supervisées pour détecter les obstacles surfaciques les plus fréquemment rencontrés, à savoir la végétation et les bâtiments.

Deux types de classifications ont été utilisés : les classifications pixellaires et

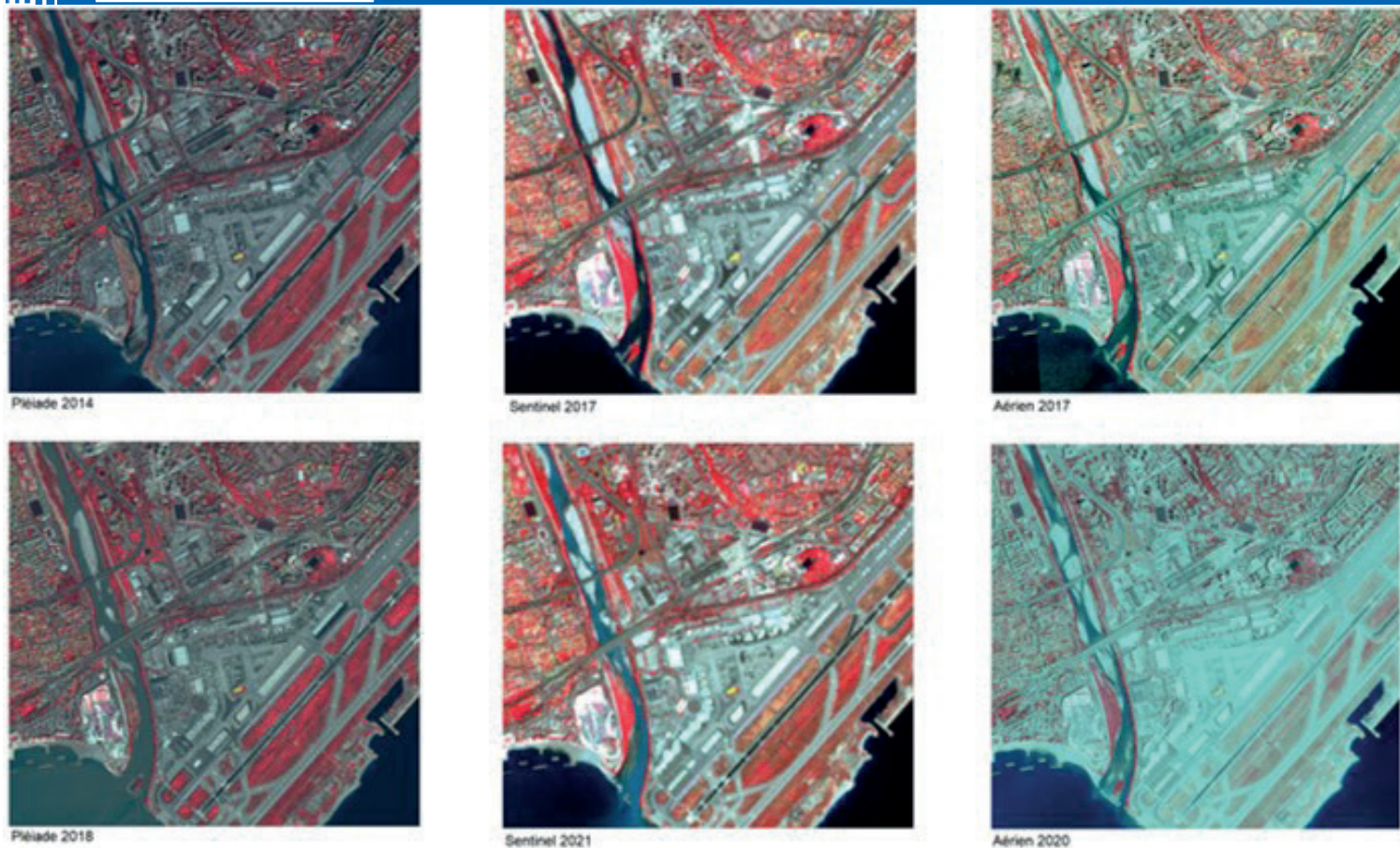


Figure 3. Données images disponibles.



les classifications orientées objet. Elles sont décrites dans les paragraphes qui suivent.

Les classifications pixellaires

■ Types de classification choisis

Nous avons choisi de détecter les obstacles en effectuant des classifications supervisées *Maximum Likelihood* [Cariou, V. et al, 2010 ; Keshk, H., Yin, X. C., 2020], Plus proche Voisin [Guadat, S., 2013] et SVM (*Support Vector Machine*) sur les images aériennes et les images satellite. Nous avons utilisé le module SCP (Semi-automatique Classification Plugin) de QGIS pour les classifieurs Maximum Likelihood et Plus proche Voisin et la librairie OTB (*Orfeo Tool Box*) pour le classifieur SVM. L'avantage principal de la classification SVM par rapport aux classifications classiques proposées par le SCP est qu'elle a un pouvoir séparateur nettement plus puissant (Bersini, H., 2020).

■ Sélection des ROIs

Nous avons sélectionné manuellement plusieurs zones d'apprentissage (appelées ROIs : *Regions of Interest*) par classe (environ trois ou quatre en

moyenne). La *figure 4* montre les ROIs qui ont été choisies pour faire les classifications supervisées.

■ Résultats

Le but était ici de savoir quel est le classifieur le plus performant pour détecter les obstacles surfaciques (essentiellement la végétation et les bâtiments) sur nos trois types d'images (PHR, Sentinel et Aérien).

Le *tableau 1* compare sur une même zone les classifications obtenues avec deux classifieurs PPV (Plus Proche Voisin jugé plus performant que Maximum Likelihood d'après les résultats de la matrice de confusion qui en a été extraite) et SVM avec noyau radial.

■ Discussion, difficultés rencontrées

Par type d'images, nous pouvons en déduire les résultats suivants :

Sentinel : La végétation a été bien détectée, aidée par le canal infrarouge, mais il y a cependant de fausses alertes de végétation haute dans l'herbe présente sur les pistes de l'aéroport.

PHR : On constate de fortes confusions sur la classe sable avec les classes de taxiway ou de parkings. La végétation est bien détectée et présente très peu

de confusions, en revanche les bâtiments sont beaucoup trop confondus.

Aérien : Malgré la présence du canal infrarouge, les confusions sont très marquées. On observe une surdé-

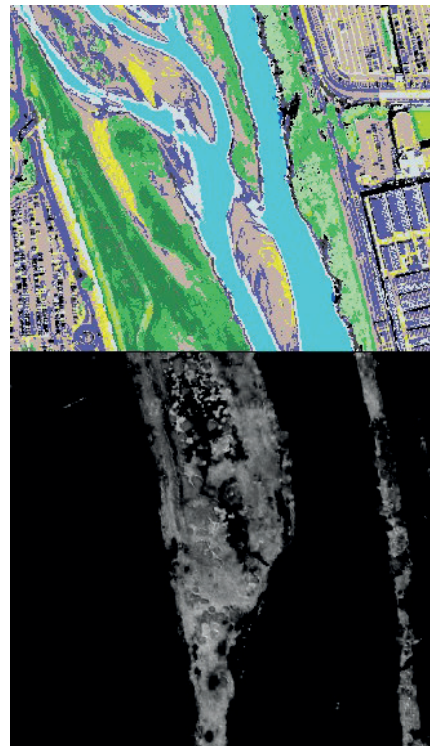


Figure 5. Superposition NDVI sur la classification par balayage (la partie en noir et blanc étant la prolongation de la partie couleur).

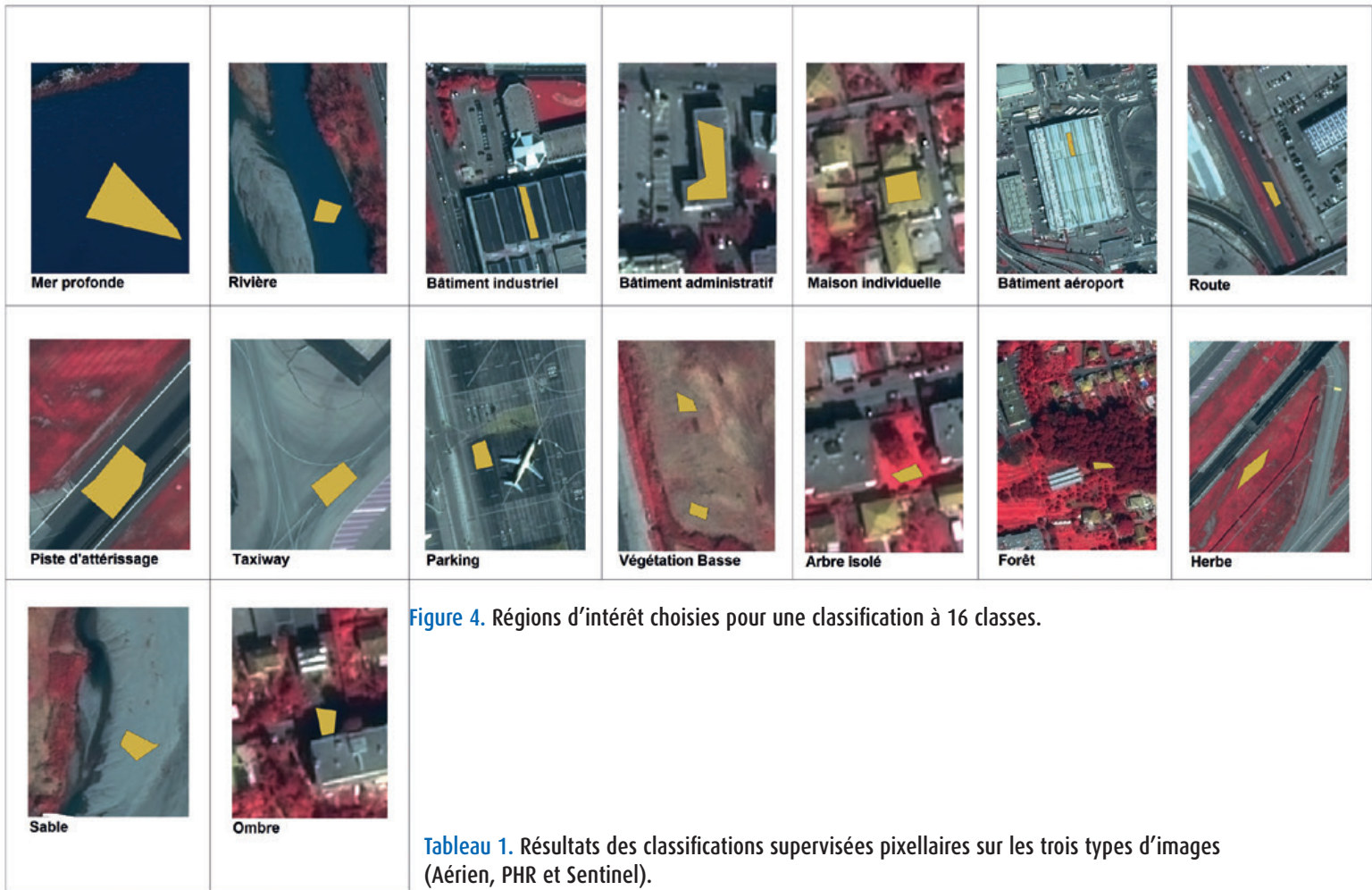
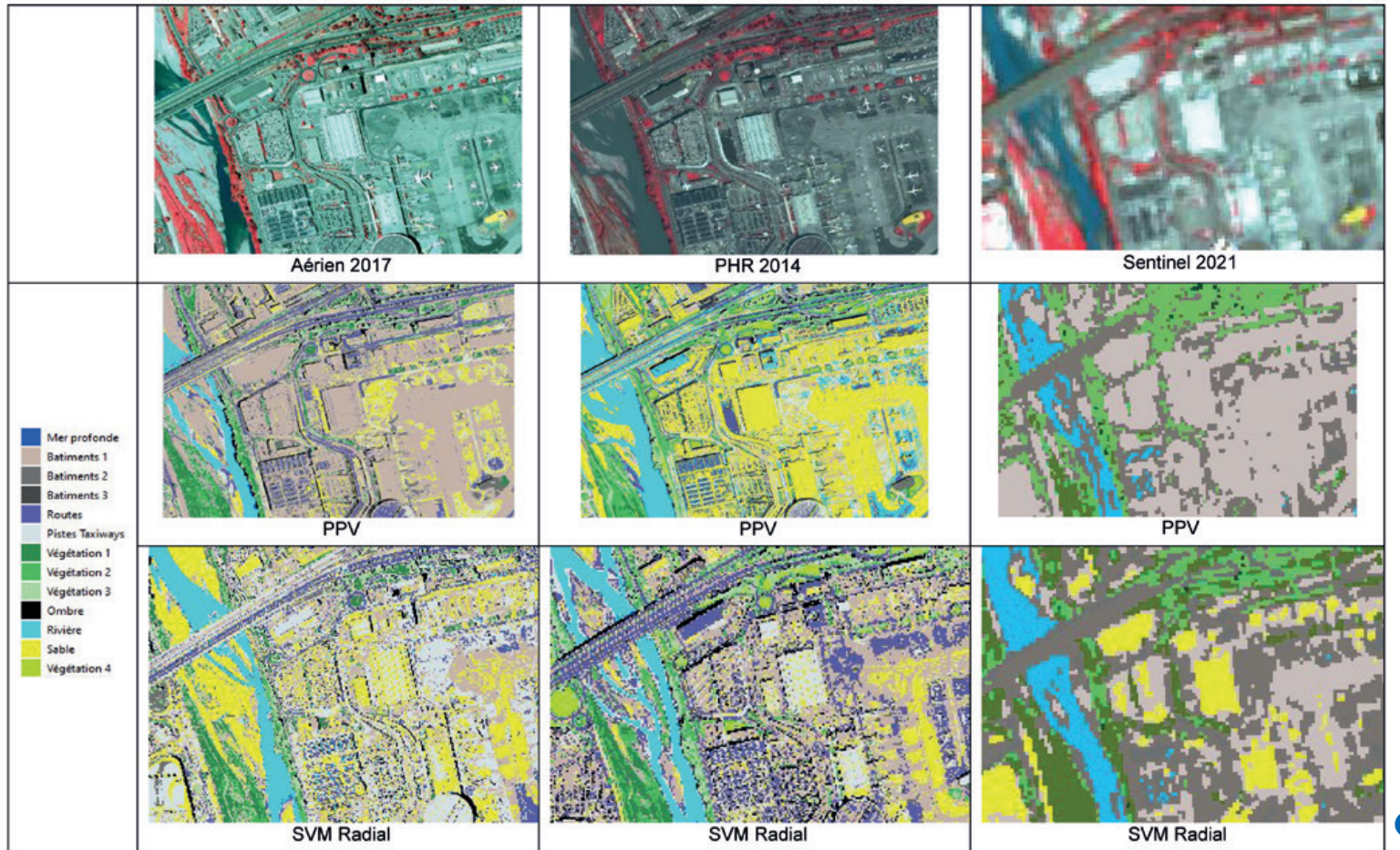


Figure 4. Régions d'intérêt choisies pour une classification à 16 classes.

Tableau 1. Résultats des classifications supervisées pixellaires sur les trois types d'images (Aérien, PHR et Sentinel).



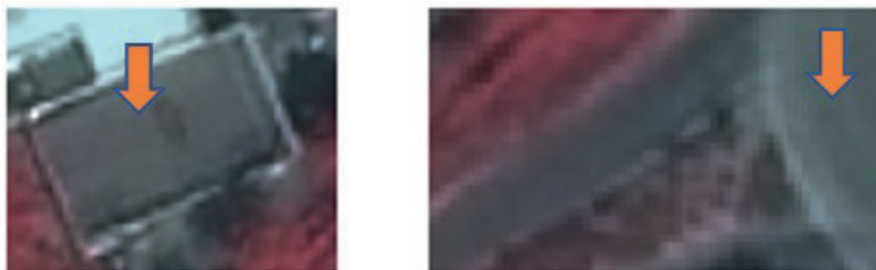


Figure 6. Confusion bâtiment - route sur image PHR 2018.



tection de bâtiments partout dans la classification, la végétation est également bien détectée, mais de multiples fausses alertes sont visibles sur les taxiways et baissent la qualité de cette classification.

Suite à cette étude, nous pouvons dire que les résultats les plus performants sur la détection de la végétation concernent les images PHR. Ceci a été confirmé visuellement en superposant des zones de végétation détectées par calcul de NDVI (*Normalised Detection Vegetation Index*, en blanc sur la figure 5). Nous constatons que les zones de végétation NDVI correspondent bien aux zones de végétation de la classification SVM Radial PHR 2014.

Une confirmation chiffrée par comparaison avec la BDTopo® a été effectuée au paragraphe sur le contrôle de la qualité. Concernant les bâtiments, ils sont souvent surdétectés, car confondus avec d'autres objets comme dans la figure 6 où nous constatons que la réflectance entre le toit du bâtiment et la route sont quasiment semblables.

Les classifications orientées objet

■ Concept

La classification orientée objet repose au préalable sur une segmentation des images, c'est-à-dire que l'on agrège les pixels de l'image en régions homogènes en termes de radiométrie, mais aussi de formes et de textures¹ [De Joinville, 2011].

L'algorithme de segmentation choisi dans la librairie OTB (appelé *MeanShift*) repose sur une croissance de région basée sur la moyenne des radiométries des pixels pris en compte dans le voisinage étudié.

Cette méthode est *a priori* bien adaptée à la détection des obstacles surfaciques végétation et bâtiments à condition toutefois que la radiométrie de ces deux types d'objets soit suffisamment homogène.

¹ La librairie OTB ne nous a permis d'effectuer les tests de segmentation que sur des critères de radiométrie.

■ Chaîne de traitement

La figure 7 décrit les différents traitements effectués lors de la réalisation de la classification orientée objet. Le classifieur utilisé était le SVM et les ROIs

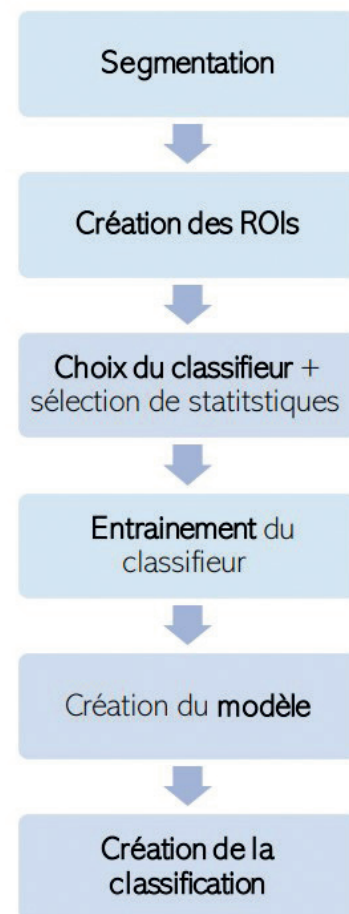


Figure 7. Chaîne de traitement d'une classification orientée objet sous OTB.

<p>Aérien 2017</p>	<p>PHR 2014</p>	<p>Sentinel 2021</p>
<p>SVM Linéaire</p>	<p>SVM Polynomial</p>	<p>SVM Linéaire</p>

Tableau 2. Résultats des classifications supervisées orientées objet sur les 3 types d'images (Aérien, PHR et Sentinel).

étaient des régions présélectionnées correspondant aux mêmes classes que celles identifiées dans la classification pixellaire.

Résultats

Le *tableau 2* fournit les résultats des classifications orientées objet sur trois types d'images : images aériennes, images satellite PHR et images satellite Sentinel.

Discussions, difficultés rencontrées

Des matrices de confusion ont montré que l'on observe une majorité des confusions entre les classes taxiway, routes, bâtiments.

Ces confusions peuvent s'interpréter tout d'abord par la forte variabilité des radiométries au sein des ROIs en raison de la haute résolution des images PHR et aériennes qui rend difficile la présence de surfaces homogènes.

En effet, les algorithmes de segmentation proposés par OTB ne tiennent compte que de facteurs radiométriques, contrairement à des algorithmes utilisés dans d'autres logiciels qui tiennent compte de critères de formes et de textures. Les indices statistiques sont alors insuffisants ou trop peu judicieux et ne permettent pas une bonne classification.

Pour Sentinel, la moins bonne résolution spatiale facilite la classification sur des surfaces comme la végétation, mais rend impossible la détection correcte de certains objets d'emprise surfacique restreinte comme des maisons individuelles, des arbres isolés ou des bâtiments industriels de petite taille.

Utilisation de données altimétriques pour extraire la végétation et les bâtiments

La détection des obstacles végétation et bâtiments par classification supervisée n'est pas associée à une notion d'altitude au-dessus du niveau de la mer.

Nous avons donc dû filtrer ces données en fonction de ce critère par exploitation d'un MNS (Modèle numérique de surface) de corrélation fourni par l'IGN. Ce sont en effet les zones élevées de végétation ou de bâtiments qui peuvent

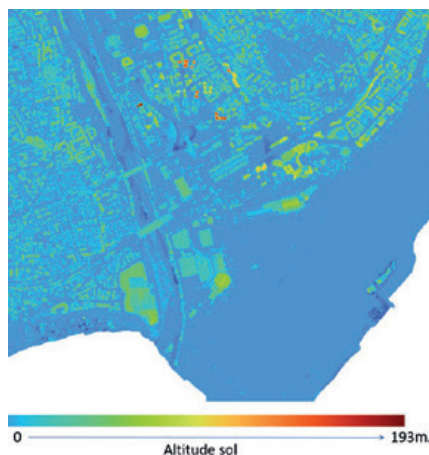


Figure 8. MNS de corrélation sur le site de l'aéroport de Nice.

représenter un danger potentiel pour les avions.

La végétation

La détection des obstacles végétation par classification supervisée a montré ses limites en termes de distinction entre la végétation basse et la végétation haute.

Le MNS de corrélation fourni par l'IGN nous a permis de filtrer la végétation



Figure 9. PHR 2018.

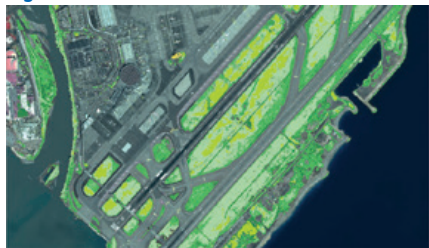


Figure 10. PHR 2018 avec végétation détectée par SVM Polynomial.

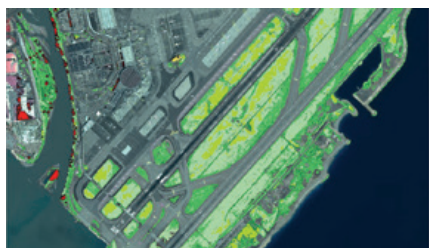


Figure 11. Végétation de plus de 5 m d'altitude-sol (en rouge).



Figure 12. PHR 2018.

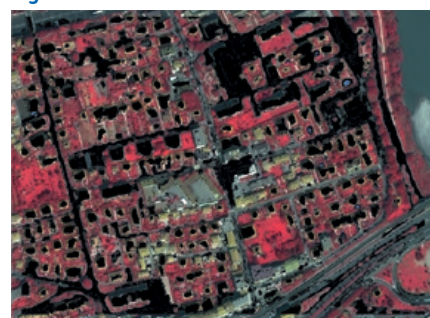


Figure 13. PHR 2018 avec bâtiments détectés par SVM Polynomial.



Figure 14. Bâtiments de plus de 10 m d'altitude-sol.

détectée par classification supervisée pixellaire (SVM noyau Polynomial) au voisinage de la piste dont l'altitude par rapport au sol était supérieure à 5 m (en rouge dans la *figure 11*).

Les bâtiments

Nous avons suivi la même procédure pour les bâtiments. Nous avons extrait ceux qui sont à plus de 10 m. d'altitude (en noir dans la *figure 14*) sur une zone à proximité de l'aéroport où la classification pixellaire SVM (noyau Polynomial) a correctement fonctionné sur ce type d'objets.

Contrôle qualité

Méthode adoptée

Pour évaluer notre classification, nous avons choisi la BDTopo® comme vérité terrain en mesurant sur une zone située au voisinage de l'aéroport de Nice le



pourcentage de recouvrement entre la classe végétation issue de la classification de l'image PHR 2018 et la couche végétation de la BDTopo®.

Résultats obtenus

Sentinel 2021 :

Pourcentage de recouvrement : 58 %



Figure 15. Superposition zones de végétation intersectées (vert clair) - zones de végétation détectées (vert foncé) pour Sentinel.

PHR 2018

Pourcentage de recouvrement : 63 %

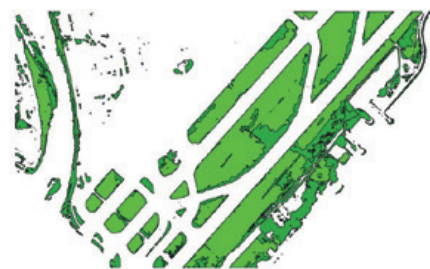


Figure 16. Superposition zones de végétation intersectées (vert clair) - zones de végétation détectées (vert foncé) pour PHR.

Aérien 2020 :

Pourcentage de recouvrement : 61 %.

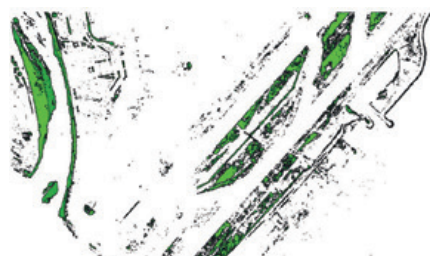


Figure 17. Superposition zones de végétation intersectées (vert clair) - zones de végétation détectées (vert foncé) pour l'aérien.

Les résultats montrent que ce sont les images PHR qui sont les plus fiables en termes de détection de la végétation par



Figure 18. Superposition BD Topo® sur l'image PHR 2018.

classification SVM (noyau Radial). Cela confirme les résultats acquis avec les matrices de confusion (cf. paragraphe sur les classifications pixellaires).

Cependant, cette méthode de contrôle par rapport à la BD Topo® ne nous a paru pas totalement fiable car, comme le montre la *figure 18*, il y a certaines zones de végétation (en rouge dans l'image PHR 2018 IRC) qui ne sont pas couvertes par la BD Topo®.

Mise à jour des relevés d'obstacles

Principe

Le principe de la détection de changement est fondé sur l'identification des différences des états d'un objet, d'une surface ou d'un processus en l'observant à différents instants [Lambin, E. F., 1994 ; Chang, 2013 ; Lu, et al., 2004 ; Radke, R., et al., 2005 ; Hussain, et al., 2013 ; Almutairi, A., 2000 ; Nemmour, H., 2016].

De par leur temps de revisite de plus en plus court, les images satellite sont souvent utilisées pour la détection de changement [Durrieu, S., Deshayes, M., 1994 ; Lacaze, B., 2010. ; Bah Mamadou, D. 2016].

Détection de changements par classification

Nous avons comparé la végétation acquise par classification PPV entre elles sur les images PHR et aériennes de 2014 et de 2018.

Chaîne de traitement (cf. figure 19) :

Nous avons donc appliqué les classifications PPV et nous avons utilisé un outil de post-classification, (Criblage)

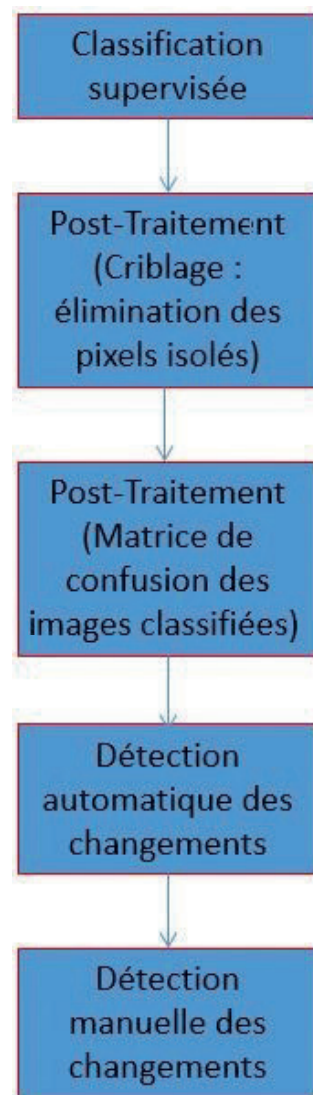


Figure 19. Chaîne de traitement utilisée pour la détection des changements.

afin d'éliminer les pixels isolés et donc "nettoyer" la classification.

Pour détecter les changements, nous avons comparé les classifications entre elles :

- classification Image satellite 2014 - Image satellite 2018 ;
- classification Image aérienne 2014 - Image aérienne 2018.

Ces comparaisons se sont faites manuellement (analyse visuelle entre les deux classifications) et automatiquement avec l'outil "Changement d'occupation des sols".

Résultats

La *figure 20* nous donne un exemple de détection de changement sur la végétation sur une zone proche de l'aéroport de Nice entre les images PHR 2014 et PHR 2018.

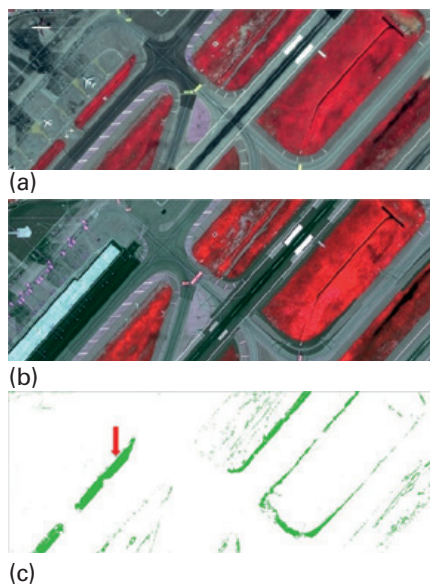


Figure 20

(a) Image satellite 2014, en composition colorée Proche Infra Rouge couleur.
(b) Image satellite 2018, en composition colorée Proche Infra Rouge couleur.
(c) Carte de détection de changement de la végétation, en vert, la végétation qui existait en 2014 et qui n'existe plus en 2018. La flèche rouge montre une bande de végétation existant en 2014 remplacée par un bâtiment en 2018.

Détection de changements par utilisation de l'indice NDVI

■ Principe

Nous avons appliqué l'algorithme NDVI aux images satellite et aux images aériennes et nous avons fait une différence entre les deux images NDVI pour détecter un changement de ce dernier pouvant traduire une modification de la végétation entre 2014 et 2018. Les résultats (figure 21) sont encourageants.

■ Résultats

- en jaune est représentée toute la végétation qui existait en 2014, mais disparue en 2018 ;
- en blanc les zones de non-changement ;
- en vert la végétation apparue en 2018 et qui n'existait pas en 2014.

Conclusion et perspectives

L'objectif du travail présenté dans cet article était de mener une étude comparative entre des images satellite et des

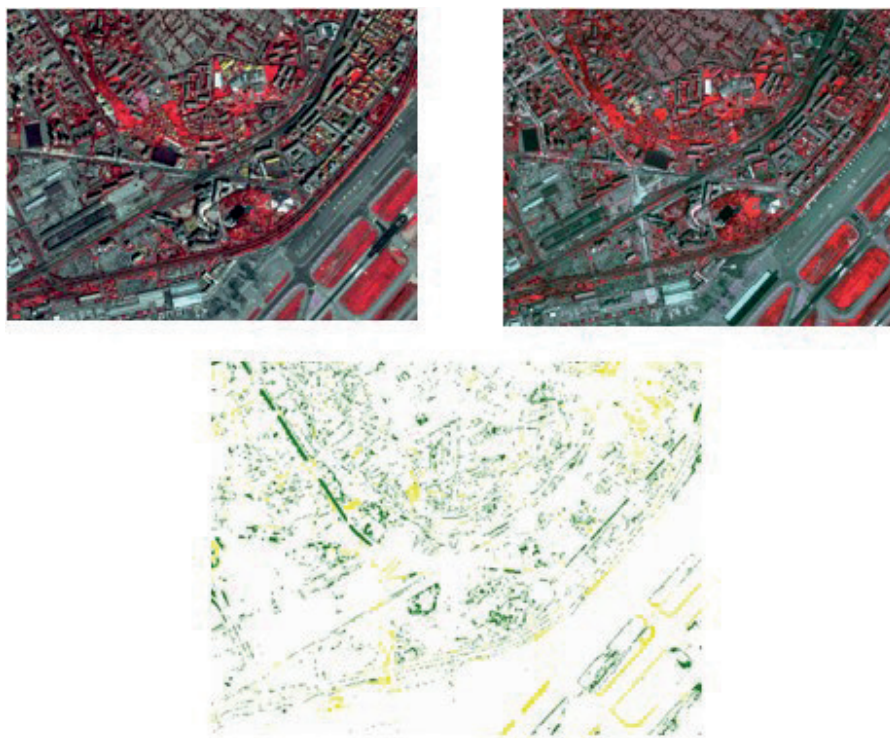


Figure 21. Détection des changements sur les NDVI.

images aériennes dans l'optique de l'amélioration de la qualité des relevés des obstacles à la navigation aérienne et de leur mise à jour (essentiellement la végétation et les bâtiments), cette fonction s'avérant cruciale pour la sécurité des vols.

En termes de détection des zones de végétation par classification pixellaire, les résultats sont légèrement meilleurs pour les images satellite PHR avec un algorithme SVM.

Les classifications orientées objet pourtant porteuses d'espoir, n'ont pas fourni les résultats escomptés du fait que la segmentation proposée par l'OTB ne repose que sur des critères radiométriques. Il conviendrait à l'avenir d'utiliser des algorithmes de segmentation fonctionnant sur des critères de texture et de formes. L'image Sentinel a cependant fourni de bons résultats pour la classification orientée objet du fait de la relative homogénéité de la radiométrie de ses pixels dans les trois bandes spectrales (Proche Infrarouge, Rouge, Vert) par rapport aux images haute résolution (Pléiades ou Aériennes).

Concernant la détection des bâtiments, les deux types de classifications (pixelaires et orientées objet) ont clairement montré leurs limites (fortes confusions

avec d'autres objets comme les routes). Là aussi, la classification orientée objet avec prise en compte d'un critère forme apporterait une nette évolution car la majorité des bâtiments ont des formes rectangulaires.

Le tri des obstacles avec un MNS a été efficace et assez simple à mettre en œuvre, nul doute que les futures données du projet LiDAR HD de l'IGN (<https://www.ign.fr/institut/lidar-hd-vers-une-nouvelle-cartographie-3d-du-territoire>) permettront de sélectionner les obstacles en fonction de leur altitude avec une bien meilleure précision et d'en détecter de nettement plus fins comme des arbres isolés, voire même des antennes.

Des travaux de détection de changement d'obstacles (végétation et bâtiments) entre 2014 et 2018 sur les images satellite et aériennes ont été menés également. Les résultats acquis sur la végétation restent corrects, mais de fausses alarmes, essentiellement sur les bâtiments, sont apparues du fait des confusions détectées dans les algorithmes de classification. Pour compléter le processus de détection de changement, nous avons choisi de travailler sur des images de NDVI pour mieux visualiser l'évolution de la végétation et nous avons noté que cette approche était particulièrement intéressante. ●



Contacts

Olivier de Joinville¹, Chloé Marcon²,
Moumina Idriss Daoud³

1 DGAC, Service de l'Information
Aéronautique, 33700 Mérignac
olivier.de-joinville@aviation-civile.gouv.fr

2 IGN, Service de l'Imagerie Aérienne,
60000 Beauvais

3 Université Paris, 75013 Paris

Références

Almutairi, A. 2000. "Monitoring land cover change detection in an arid urban environment: a comparison of change detection techniques". M.SC Thesis, college of Arts and Sciences, West Virginia University. USA.

Bah Mamadou, D., 2016., Rapport de stage M2 Géomatique SIGMA, "Mise en place d'un outil de suivi de la végétation à partir de données de télédétection à basse résolution spatiale", pp. 1-70.

Bersini, H., Kevers, L., Mantrach, A., Fairon, C., Marco Saerens. M., 2020, *Classification supervisée hybride par motifs lexicaux étendus et classificateurs SVM*.

Cariou, V., Qannari, E. M., Verdun, S., 2010. "Discrimination et Classification supervisée en référence à des prototypes", 42^{es} Journées de Statistique, pp. 2-6.

Chang, C.-I., *Hyperspectral data processing: Algorithm design and analysis*, Wiley, 2013.

De Joinville, O., Bouad N., Tadjian N., Alajouanine A., Toth G., Labarre S., Campmas L., 2021, Article XYZ n° 169 pp. 25-32.

De Joinville. "Classification orientée objet supervisée d'une forêt avec une sélection guidée d'attributs personnalisés". Revue de la SFPT (RFPT), n° 195, Septembre 2011.

Durrieu, S., Deshayes M., 1994 "Méthode de comparaison d'images satellitaires pour la détection des changements milieu forestier. Application aux monts de Lacau", Ann. For. Sci. 51 (1994) pp. 147-161.

Guadat, S., 2013, *Classification par plus proches voisins, Optimalité sous hypothèse de marge*, Institut de Mathématiques de Toulouse, Université Paul Sabatier.

Hussain, M., Chen, D., Cheng, A., Wei, H., and Stanley, D., 2013. *Change detection from remotely sensed images: From pixel-based to object-based approaches*. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, n° 80. pp. 91-106.

Keshk, H., Yin, X. C., 2020, *International Journal of Sensors Wireless Communications and Control*, Volume 10, Number 1, 2020, pp. 37-46 (10).

Lacaze, B., 2010. "Comparaison des données des satellites grand champ pour le suivi des variations saisonnières de l'état de la végétation en Afrique de l'Ouest".

Lambin, E. F., Strahler, A. H., 1994. "Change vector analysis in multitemporal space : a tool to detect and categorize land cover change processes using height temporal resolution satellite data", pp. 191-198.

Lu, D., Mausel, P., Brondizio, E., and Moran, E., 2004. *Change detection techniques*. International Journal of Remote Sensing, n° 25(12). pp. 2365-2401.

Nemmour, H., 2016. "Méthodes de Détection de Changement dans les Images Optiques de Télédétection".

Radke, R., Andra, S., Al-Kofahi, O., and Roysam, B., 2005. *Image change detection algorithms: a systematic survey*. IEEE Transactions on Image Processing, 14(3): pp. 294-307.

SIA, Service de l'information aéronautique, <https://www.sia.aviation-civile.gouv.fr/>, https://www.ecologie.gouv.fr/sites/default/files/1_Services_info_aero_IAIP.pdf.

ABSTRACT

Key words: *aeronautical obstacles, change detection, satellite images, aerial images, Pléiade, DEM, DMS, pixel and object-oriented classification, 3D rendering, QGIS.*

The Aeronautical Information Service (SIA) belongs to DGAC (General Direction of Civil Aviation) which publishes and operates obstacles to air navigation in order to increase aerial security around the airports.

The article offers a comparative study between aerial image data and satellite image data in both following topics: aerial navigation obstacles detection (especially vegetation and buildings) and updating.

This study shows that satellite images, thanks to their radiometric and geometric quality, offer a slightly better potential for AIS. Future studies using other optical, Lidar and Radar sensors should be carried out to confirm this trend.

COMITÉ DE LECTURE D'XYZ

BOSSER Pierre,
professeur associé, ENSTA Bretagne,
Brest

BOTTON Serge,
ingénieur, ENSG Marne-la-Vallée

CLÉDAT Emmanuel,
enseignant chercheur, ENSG,
Marne-la-Vallée

HULLO Jean-François,
dr. ingénieur, EDF, Paris

KOEHL Mathieu,
maître de conférences, INSA
Strasbourg

LEQUEUX James,
astronome émérite à l'Observatoire
de Paris

MAINAUD DURAND Hélène,
ingénieur topographe, CERN Genève

MISSIAEN Dominique,
ingénieur topographe, CERN Genève

MOPIN Irène,
ingénieur recherche, ENSTA Bretagne,
Brest

MOREL Laurent,
professeur des universités, ESGT Le
Mans

PANTAZIS N. Dimos,
professeur, TEI Athènes

POLIDORI Laurent,
directeur du CESBIO, Toulouse

REIS Olivier,
ingénieur, traducteur, Sarreguemines

ROCHE Stéphane,
professeur, Université Laval, Québec

TOUZÉ Thomas,
dr. ingénieur géomètre, EDF,
Grenoble

TROUILLET Michel,
ingénieur topographe, Lyon

Font partie du comité de lecture les membres du comité de rédaction et la rédaction (la directrice des publications et son adjoint, le rédacteur en chef et son adjoint), voir la liste en page sommaire.