



HAL
open science

Analyse de l'environnement de réception des signaux GNSS par segmentation et classification d'images fish-eye: application à l'aide à la caractérisation de la disponibilité globale de la constellation satellitaire

Dhouha Attia, Cyril Meurie, Yassine Ruichek, Juliette Marais

► To cite this version:

Dhouha Attia, Cyril Meurie, Yassine Ruichek, Juliette Marais. Analyse de l'environnement de réception des signaux GNSS par segmentation et classification d'images fish-eye: application à l'aide à la caractérisation de la disponibilité globale de la constellation satellitaire. TELECOM'2011 & 7èmes JFMMA, Mar 2011, Tanger, Maroc. 6p. hal-00853798

HAL Id: hal-00853798

<https://hal.science/hal-00853798v1>

Submitted on 15 Oct 2024

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

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

ANALYSE DE L'ENVIRONNEMENT DE RÉCEPTION DES SIGNAUX GNSS PAR SEGMENTATION ET CLASSIFICATION D'IMAGES FISH-EYE: APPLICATION À L'AIDE À LA CARACTÉRISATION DE LA DISPONIBILITÉ GLOBALE DE LA CONSTELLATION SATELLITAIRE

D. Attia¹, C. Meurie¹, Y. Ruichek¹ et J. Marais²

(1) Université de Technologie de Belfort-Montbéliard - Laboratoire Système et Transport,
13 rue Ernest-Thierry Mieg, 90010 Belfort Cedex, France

{dhouha.attia, cyril.meurie, yassine.ruichek}@utbm.fr

(2) Université Lille Nord de France, Lille, France - INRETS, LEOST,

Villeneuve d'Ascq, France, 20 rue Elisée Reclus, 59650 Villeneuve d'Ascq, France

{juliette.marais}@inrets.fr

Abstract—This paper is focused on real time detection of satellite reception state. In constrained environment, such as urban areas, GNSS signals can be received directly, reflected or blocked by obstacles (building, vegetation, etc) and can lead to an error or a lack of positioning. This paper proposes to characterize the GNSS signals reception environment using image analysis. The proposed approach consists of detecting the visible sky part in the images thanks to a k-means based classification algorithm applied in segmented/simplified images. In this paper, two images segmentation/simplification techniques are proposed and compared in terms of robustness, reliability and processing rate. The first one is based on a combination of color and texture information. The second technique uses a geodesic reconstruction by dilatation with an optimal contrast parameter. The main aim of this work consists of determining how many satellites are positioning in the area of visible sky and have a direct reception state. Experimental classification and positioning results, using real data and an evaluation methodology are presented to demonstrate the effectiveness and the reliability of the proposed approach.

INTRODUCTION

Le positionnement est la fonction fondamentale des systèmes de transport intelligent (STI). Ces systèmes recourent généralement à un récepteur GPS pour accomplir cette fonction. Cependant, le GPS peut être confronté à des problèmes majeures de disponibilité et d'imprécision des informations de localisation. En effet, dans les environnements fortement contraints à savoir les zones urbaines denses, un phénomène de multi-trajet peut être produit à cause de la réflexion des signaux GNSS par les obstacles constituant l'environnement (bâtiments, végétation, tunnel, etc). Ceci entraîne inévitablement un retard dans l'estimation du temps et donc une imprécision dans la localisation. Plusieurs approches visant la résolution de ce problème existent dans la littérature (cf. [1], [2], [3] et [4]). Dans cet article, nous envisageons une solution basée sur la caractérisation de l'environnement de réception des signaux GNSS afin d'identifier l'état de réception des satellites. En d'autres termes, on vise la détection

de la zone correspondant au « ciel » et donc des signaux GNSS émis depuis le satellite jusqu'au récepteur via un trajet direct. La solution proposée repose sur des opérations de traitement d'images consistant à classer les objets présents dans l'image en deux classes « ciel » et « non-ciel ». Cette solution, nous permet d'identifier a posteriori les signaux GNSS directs (respectivement réfléchis/bloqués) [5] si les satellites sont détectés dans la région « ciel » (respectivement dans la région « non-ciel »).

Le processus de caractérisation de l'environnement de réception commence par une étape de segmentation/simplification de l'image basée sur des opérateurs de la morphologie mathématique (gradient morphologique, ligne de partages des eaux, reconstruction géodésique par dilatation). Cette première phase a été réalisée en utilisant deux approches : la première est basée sur une ligne de partage des eaux (LPE) en utilisant une combinaison adaptative des informations de couleurs et de texture. La deuxième approche basée sur une reconstruction géodésique par dilatation (RGD) respecte d'avantage la contrainte temps réel. Une fois les régions extraites de l'image, nous avons classé les différentes zones en deux classes (« ciel » et « non-ciel ») via une classification non supervisée utilisant l'algorithme de Fisher et/ou des k-moyennes. Après repositionnement des satellites dans l'image [6], nous calculons le nombre de satellites situés dans une région « ciel » (respectivement « non-ciel ») et donc ayant un trajet direct (respectivement réfléchi/bloqué).

L'article est organisé de la façon suivante : Après une brève introduction, la section II présente la stratégie de simplification/segmentation de l'image (basée sur une LPE utilisant un gradient hybride et adaptatif couleur et texture, et sur une RGD avec optimisation du paramètre de contraste), suivie de l'étape de classification (via deux algorithmes) en deux classes. La section III illustre avec repositionnement des satellites dans l'image les résultats expérimentaux de l'approche proposée sur une base de test de 100 images

réelles. Enfin un tableau récapitulatif présente le nombre d'images avec un nombre de satellites ayant un trajet direct détectés dans la base. La section IV est consacrée à la conclusion et aux perspectives de ces travaux.

ANALYSE D'IMAGE

Dans cette section, nous présentons la phase d'analyse d'image permettant de discriminer la région « ciel » des autres régions constituant l'environnement de réception des signaux GNSS. Dans la littérature, il existe une multitude de méthodes de segmentation d'images. Néanmoins peu d'entre elles permettent dans notre application d'obtenir de bons résultats en garantissant la contrainte temps réel. Nous proposons donc ici deux approches segmentation/simplification adaptée à notre application. La première se base sur une méthode de segmentation mettant en œuvre une combinaison adaptative des deux sources d'informations couleur et texture. La deuxième repose sur une simplification de l'image par morphologie mathématique, où plus précisément sur une opération de reconstruction géodésique(RGD).

SEGMENTATION D'IMAGE BASÉE SUR LA COMBINAISON DE LA COULEUR ET LA TEXTURE

Dans le contexte de notre application, les images acquises en mobilité présentent deux sources d'informations importantes : la couleur et la texture. Nous proposons donc une méthode de segmentation basée sur une combinaison adaptative de ces deux sources d'informations (cf. [7] et [8] pour plus de détails). Cette technique met en œuvre l'algorithme de lignes de partage des eaux (LPE) [9], [10] en utilisant une image de germes spécifique et un gradient morphologique structurel[11]. Ce gradient a été calculé par le biais d'une combinaison locale intelligente en mixant deux gradients : gradient morphologique texture et gradient morphologique couleur. Le gradient morphologique texture noté Q_{tex} peut être obtenu à partir de : la morphologie mathématique [12], des matrices de cooccurrences [13], des filtres de Gabor, etc. Le gradient couleur noté Q_{col} est défini par le biais du gradient morphologique donné par l'équation : $\delta(f) - \epsilon(f)$ où f est l'image couleur, δ désigne la fonction de dilatation et ϵ désigne la fonction d'érosion. L'originalité de cette stratégie consiste à définir un gradient structurel adaptatif combinant les gradients couleur et texture. Nous commençons par décomposer le gradient couleur Q_{col} en trois composantes : Q_{col}^R , Q_{col}^G et Q_{col}^B . Dans une deuxième étape chaque composante du gradient couleur est combinée avec le gradient texture. Cette opération génère les trois images en niveaux de gris Q^R , Q^G et Q^B :

$$\begin{cases} Q^R = Q_{col}^R \otimes Q_{tex} \\ Q^G = Q_{col}^G \otimes Q_{tex} \\ Q^B = Q_{col}^B \otimes Q_{tex} \end{cases} \quad (1)$$

Q^R , Q^G et Q^B peuvent constituer les composantes couleur de la nouvelle image couleur générée par la technique de combinaison décrite précédemment afin de définir le gradient structurel. La relation de combinaison donnée par l'équation (1) qui fusionne une composante d'un gradient couleur q à un

gradient texture r peut être réalisée par trois techniques (une combinaison fixe, une combinaison adaptative et une combinaison par supremum) proposées dans nos travaux antérieurs [11]. Dans ce papier, nous avons sélectionné la combinaison offrant les meilleurs résultats et décrites ci-après (par supremum). On note h la sortie du processus de la combinaison appliquée pour chaque pixel. La stratégie de combinaison par supremum utilise une combinaison spécifique des gradients couleur et texture en fonction du contenu de l'image. Pour un pixel donné et noté p , le gradient structurel est la copie du gradient couleur s'il représente l'information la plus importante (supremum) sinon la copie du gradient texture. L'expression mathématique de la combinaison par supremum est donnée par l'équation suivante :

$$h(p) = \begin{cases} q(p), & \text{if } q(p) \geq r(p) \\ r(p), & \text{if } r(p) > q(p) \end{cases}$$

Cette stratégie de combinaison implique deux avantages. Elle permet d'accorder la priorité à l'information la plus importante (la couleur ou la texture) pour un pixel donné. En outre, elle nous permet d'obtenir une segmentation automatique (non paramétrique).

La Figure 1 illustre les résultats de segmentation obtenus par le biais de la combinaison des deux sources d'information couleur et texture.

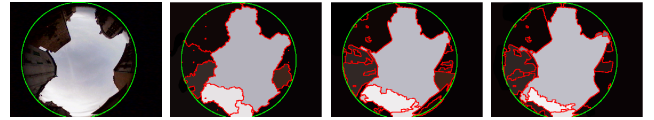


Fig. 1. Images initiale et segmentées : image initiale, image segmentée avec texture, image segmentée avec couleur et image segmentée avec la combinaison proposée.

SIMPLIFICATION D'IMAGE BASÉE SUR LA MORPHOLOGIE MATHÉMATIQUE

La technique de segmentation détaillée précédemment et basée sur la combinaison de la couleur et la texture donne des résultats très satisfaisants. Cependant, en considérant les applications temps réel, le processus de traitement s'avère assez élevé. Dans le cadre de notre application, le diagnostic de l'état de réception des satellites en temps réel est une contrainte fondamentale. Pour cette raison, nous avons proposé une nouvelle stratégie d'analyse d'image basée sur la reconstruction géodésique par dilatation et qui permet de réduire le temps de calcul. La Figure 2 décrit le synopsis globale du processus adopté. Soit I l'image à traiter. H constitue le paramètre de contraste qui indique le plus haut pic de niveau de gris à supprimer dans l'image à traiter. Soit I_{M_o} l'image masque de l'objectif utilisé dans la reconstruction géodésique. L'image couleur notée I_M est générée par la soustraction du paramètre H à chaque composante couleur de l'image initiale I (ie. $I^{C_i} - H \times Id$ où I^{C_i} représente chaque composante couleur, et Id est la matrice identité). Le résultat de la reconstruction géodésique par

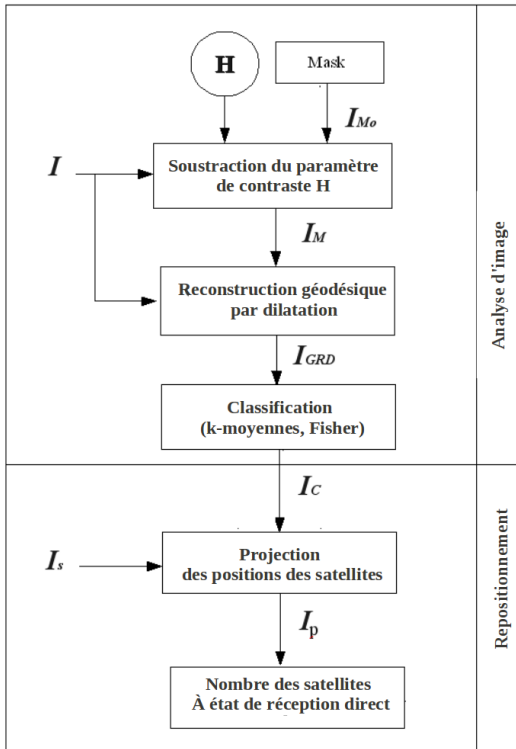


Fig. 2. Synopsis globale de la stratégie proposée

dilatation est notée I_{GRD} . I_p représente l'image en sortie de classification avec les positions des satellites. Le choix de cet opérateur géodésique est expliqué par son effet sur la distribution des valeurs des pixels représentant le « ciel » dans l'image. En effet, nous remarquons que l'acquisition des données image a été réalisée dans des conditions différentes (variation d'illumination, instabilité de la caméra due au mouvement du véhicule lors de l'acquisition souvent, etc). La variation au contraste dans la zone « ciel » est due à la présence des nuages ou de variation d'illumination. Il est donc opportun d'homogénéiser la région « ciel » à l'aide d'une reconstruction géodésique par dilatation. Cette opération de lissage facilite la phase de classification puisque elle permet de supprimer les pics locaux brillants qui peuvent être détectés comme des régions « non-ciel ».

L'opérateur géodésique est donnée par l'expression suivante :

$$I_{GRD} = \bigvee_{(n \geq 1)} \delta_{I_M}^{(n)}(I) \quad (2)$$

$$\delta_{I_M}^{(n)}(I) = \delta_{I_M}^{(1)} \circ \delta_{I_M}^{(1)} \circ \dots \circ \delta_{I_M}^{(1)}(I) \quad (3)$$

$$\delta_{I_M}^{(1)}(I) = (I \oplus B) \wedge I_M \quad (4)$$

où \oplus correspond à une dilatation morphologique, B représente l'élément structurant et $\delta_{I_M}^{(1)}(I)$ est le premier rang de dilatation géodésique [14]. $\delta_{I_M}^{(n)}(I)$ correspond au résultat

de composition (notée par \circ) des dilations géodésiques jusqu'à l'idempotence (donnée par n^{th} rang).

Afin d'optimiser la valeur du paramètre de contraste H (qui donne le meilleur lissage de la région « ciel »), nous effectuons une recherche exhaustive sur une base de test de 100 images acquises dans des conditions différentes (environnement rural, urbain, avec changement d'illumination, etc). La Figure 3 illustre les résultats des taux de bonne classification en fonction du paramètre de contraste H sur cette base. Sur cette figure, chaque bande (de couleur différentes) correspond à une valeur de H . Si nous nous intéressons aux détails des premiers rubans, les baisses des taux de classification s'expliquent par l'insuffisance de H pour homogénéiser la région « ciel » dans certaines images. Si l'on considère la totalité des images, nous pouvons conclure que le meilleur lissage est obtenu pour $H = 100$ (qui correspond à H_5 illustré dans la Figure 3).

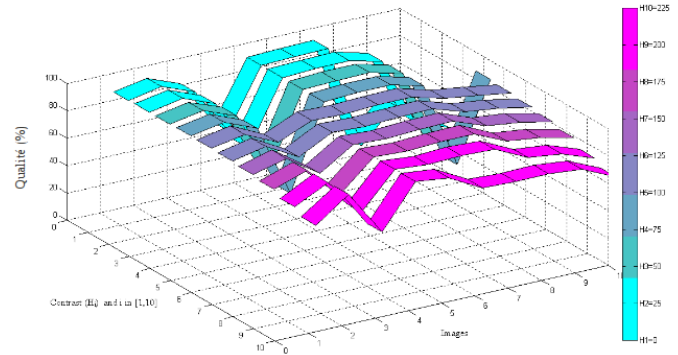


Fig. 3. Qualité de la classification en fonction du paramètre de contraste $H \in [0, 255]$

La Figure 4 illustre les résultats de l'opération de reconstruction géodésique par dilatation (RGD) avec différents paramètres de contraste.



Fig. 4. Reconstruction géodésique en fonction du paramètre de contraste H (de gauche à droite : image originale, RGD avec $H = 50$, avec $H = 100$ et avec $H = 150$).

CLASSIFICATION DES DONNÉES ET REPOSITIONNEMENT DES SATELLITES

Une fois l'image acquise en mobilité simplifiée ou segmentée (selon la méthode précédemment citée, choisie), la deuxième étape consiste à appliquer un algorithme de classification afin de classer les différentes régions d'intérêt de l'image : région « ciel » et région « non-ciel » (composée par les autres objets constituant l'environnement de réception des signaux GNSS : bâtiments, végétation, lampadaires, tunnel,

etc). Pour ce faire, nous avons utilisé deux algorithmes de classification non supervisé : l’algorithme de Fisher (séparément sur les trois composantes de l’espace couleur RGB) et l’algorithme des k-moyennes (pour se rendre compte de l’intérêt ou non de la couleur dans cette étape). La troisième étape consiste à repositionner les satellites dans l’image classifiée I_C et déterminer le nombre des satellites ayant un état de réception direct. Pour ce faire, nous utilisons l’image classifiée I_C et l’image initiale avec tous les positions de satellites I_S . Cette dernière étape est détaillée dans des travaux antérieurs.

RÉSULTATS EXPÉRIMENTAUX

Dans cette section, nous présentons les résultats obtenus à partir des deux méthodes de simplification (par RGD)/segmentation (par la combinaison de la couleur et la texture) d’images proposées couplées à une classification par les algorithmes de classification de Fisher et des k-moyennes. Après repositionnement des satellites dans l’image, nous comptons le nombre de satellites se trouvant dans la zone « ciel » (avec un état de réception direct) ou dans la zone « non-ciel » (avec un état de réception réfléchi/bloqué) afin de pouvoir dans des travaux futurs fournir un indice de confiance dans la position calculée. Les résultats de classification présentés dans ce papier sont calculés sur une base de 100 images réelles acquises, cinq mesures ont été calculées : 1/le pourcentage de pixels qui font partie de la région « ciel » dans l’image classée et dans l’image de référence ; 2/le pourcentage de pixels qui sont classés comme « ciel » dans l’image classée et qui ne font pas partie de la région « ciel » dans l’image de référence ; 3/ le pourcentage de pixels classés comme « non-ciel » dans les deux images ; 4/le pourcentage de pixels classés comme « non-ciel » dans l’image classée et qui ne font pas partie de la région « ciel » dans l’image de référence ; 5/ la cinquième mesure correspond à la somme de la première et de la troisième mesures. Cette dernière mesure traduit aussi le pourcentage de pixels qui sont correctement classés (taux de bonne classification). Ce pourcentage correspond au terme de qualité utilisé sur l’axe Y de la Figure 5.

COMPARAISON DES MÉTHODES PROPOSÉES

Dans cette section, les résultats de classification obtenus par les approches de simplification/segmentation d’images (la méthode basée sur la combinaison des deux sources d’information couleur et texture et la méthode basée sur la reconstruction géodésique par dilatation) sont comparées. Afin de mettre en évidence l’intérêt de l’étape de simplification/segmentation, nous comparons cette approche avec une application directe de l’algorithme de classification des k-moyennes. Les résultats de comparaison sont illustrés sur la Figure 5. Nous constatons que les deux approches d’analyse d’images proposées donnent de meilleurs résultats que ceux obtenus avec l’algorithme des k-moyennes appliqué directement sur les images originales. En moyenne, la méthode basée sur la reconstruction géodésique par dilatation (utilisant un paramètre de contraste H optimal) donne des

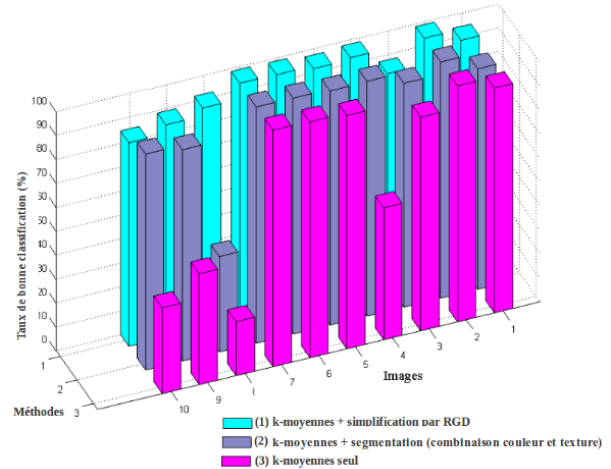


Fig. 5. Comparaison entre deux approches d’analyse de l’image Fisheye (reconstruction géodésique et combinaison de la couleur et la texture) et l’algorithme de classification des k-moyennes de la littérature.

résultats similaires à ceux obtenus par la méthode basée sur la combinaison des gradients morphologiques couleur et texture. Le taux de bonne classification, obtenu sur la totalité des images de la base, vaut 93.1% après la simplification par la reconstruction géodésique par dilatation, vaut 89.6% après la segmentation basée sur la combinaison des deux sources d’information couleur et texture et vaut 73.7% en appliquant directement l’algorithme de classification des k-moyennes.

Les résultats mettent clairement en évidence l’intérêt de l’étape de simplification/segmentation de l’image. Pour conforter cette remarque, nous montrons que sur une image avec les changements d’illumination important (cf. image 8 de la Figure 5), la méthode de simplification par RGD proposée donne d’excellents résultats comparée aux deux autres méthodes testées et sera donc retenue pour le suite des traitements (notamment l’étape de classification).

TABLE I

COMPARAISON ENTRE LES TAUX DE BONNE CLASSIFICATION (EN %) AVEC LES ALGORITHMES K-MOYENNES ET FISHER SEULS ET APRÈS LA RGD

Image	Fisher	k-moyennes	Fisher + RGD	k-moyennes + RGD
(a)	92.38	93.96	92.06	91.97
(b)	93.70	98.60	93.26	92.79
(c)	94.53	89.30	94.74	94.26
(d)	96.85	55.17	97.00	96.84
(e)	99.18	97.48	99.32	99.22
(f)	88.49	98.55	96.33	96.26
(g)	98.53	98.86	98.55	98.60
(h)	98.50	22.58	98.53	98.53
Moyenne	95.27	81.75	96.22	96.05

En conclusion, l’approche basée sur la reconstruction géodésique permet d’obtenir les meilleurs taux de bonne classification ce qui laisse cette approche robuste et performante. De plus, si l’on considère le temps de traitement de l’approche qui constitue une contrainte fondamentale pour

notre application, l'approche basée sur la RGD respecte la contrainte temps réel puisque le traitement complet requiert 0.4 s alors que la méthode basée sur la combinaison des informations couleur et texture requiert 64 s (pour un PC 2.8 GHz, 2 Go RAM et une image de taille 786x567 pixels). Afin d'évaluer l'apport de la couleur vs temps de traitement dans l'étape de classification, nous avons testé deux classifieurs non supervisé : Fisher (pour un traitement en niveau de gris) et k-moyennes (pour un traitement couleur). Nous concluons qu'en moyenne les résultats obtenus avec l'algorithme de Fisher appliqué sur l'image simplifiée par RGD sont meilleurs que ceux obtenus avec l'algorithme des k-moyennes appliqué sur l'image simplifiée par RGD (cf. Tab I) et sont toujours meilleurs qu'en utilisant un Fisher ou un k-moyennes tout seul sur l'image initiale.

ÉTAT DE RÉCEPTION DES SATELLITES

Une fois l'étape de classification des images simplifiées/segmentées effectuée, nous cherchons à déterminer le nombre de satellites ayant un état de réception direct (c'est-à-dire se trouvant dans la zone « ciel »). Pour ce faire, nous projetons les satellites dans l'image classée (cf. ref pour plus de détails), et comptons le nombre de satellites se trouvant dans la région « ciel » (signaux ayant un trajet direct et représentés en vert sur la Figure 6) et le nombre de satellites se trouvant dans la zone « non-ciel » (signaux ayant subi des réflexions ou bloqués et représentés en rouge sur la Figure 6).

Le processus a été évalué sur une base réelle d'images Fisheye contenant 100 images avec différentes conditions d'acquisitions afin de tester la performance de l'approche proposée. Les Figures 6 et le Tableau II illustrent les résultats obtenus. Sur la Figure 6, huit exemples d'images de la base sont illustrés. Notons que ces exemples illustrent différentes conditions d'acquisition : l'environnement rural (images 6(a), 6(b) et 6(c)), une fin d'un tunnel (6(d)), un environnement avec des bâtiments et de la végétation (les images 6(e) et 6(f)) et un environnement urbain (images 6(g) et 6(h)). La première ligne représente les images originales, la seconde représente les images originales avec les positions des satellites (en rouge). La troisième ligne représente les images classées (la région « ciel » est représentée par la couleur en bleue et la région « non-ciel » est représentée par la couleur marron) avec l'état de réception de chaque satellite (direct en vert et réfléchi/bloqué en rouge). Notons que sur les images 6(b), 6(e), 6(f) et 6(g), nous avons détecté quatre satellites avec état de réception direct (compris dans la zone « ciel »), synonyme de position fiable. Sur les images 6(a), 6(c) et 6(h), nous détectons que trois satellites avec état de réception direct. Nous pouvons supposer donc que l'information de position n'est pas totalement fiable. Sur l'image 6(d), nous n'avons aucun satellite ayant un état de réception direct à cause de la nature de l'environnement : cas spécifique de fin d'un tunnel, nous avons donc une absence de positionnement. Le tableau II illustre le nombre d'occurrence de satellites de la base avec $1 \leq X \leq 5$ où X correspond au nombre de satellites avec un trajet direct.

TABLE II

OCCURRENCE DES SATELLITES AVEC ÉTAT DE RÉCEPTION DIRECT

Satellites avec état de réception direct (X)	Occurrence dans la base (%)
Un	16
Deux	0
Trois	50
Quatre	16
Cinq	16

CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES

Dans cet article, nous présentons une approche de détection temps réel de l'état de réception des satellites. La méthode proposée repose sur la caractérisation de l'environnement de réception des signaux GNSS en utilisant l'analyse d'image. L'approche proposée consiste à détecter les régions de l'image correspondant au « ciel » et à compter le nombre de satellites se trouvant dans cette région (et donc avec un état de réception direct). Pour ce faire, nous proposons une technique basée sur une reconstruction géodésique par dilatation et couplée à une classification par l'algorithme Fisher calculé sur une moyenne des trois composantes de l'image. L'approche proposée donne des résultats très satisfaisants comparée à une utilisation directe du classifieur des k-moyennes ou Fisher sur l'image originale (96.22% vs 81.75% et 95.27%) et comparée à une précédente méthode basée sur la combinaison des informations couleur et texture (96.22% vs 89,96%). L'utilisation d'une RGD couplée à une classification par l'algorithme de Fisher permet d'être moins sensible aux variations du contenu de l'image (nuage, soleil, végétation, tunnel, etc) et apporte donc des résultats meilleurs par rapport aux autres approches testées à savoir un taux de bonne classification de 98%. L'approche par RGD proposée respecte la contrainte temps réel avec un temps d'exécution de 0.4s/image. Les perspectives de ces travaux consistent à tester d'autres algorithmes de classification et combiner certains d'entre eux afin d'augmenter la robustesse du système.

REMERCIEMENTS

Ces travaux s'inscrivent dans le cadre du projet français ViLoc développé par l'UTBM-SeT et l'INRETS-LEOST, et financé par la région Franche-Comté et le BQR de l'UTBM-SeT.

REFERENCES

- [1] H.-P. Lin, R. Akturan, and W.-J. Vogel, "Satellite-pcs channel simulation in mobile user environments using photogrammetry and markov chains," *Wireless Networks*, vol. 3, pp. 299–308, 1997.
- [2] J. Marais, M. Berbineau, J.-P. Ghys, and M. Heddebaut, "Effect of multipath on availability of gps satellites," in *International Communications Satellite Systems Conference (ICSSC)*, May 2002.
- [3] J.-I. Meguro, T. Murata, J.-I. Takiguchi, Y. Amano, and T. Hashizume, "Gps accuracy improvement by satellite selection using omnidirectional infrared camera," in *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Sept. 2008, pp. 22–26.
- [4] —, "Gps multipath mitigation for urban area using omnidirectional infrared camera," *IEEE Trans. On Intelligent Transportation Systems*, vol. 10, no. 1, pp. 22–30, Mar. 2009.

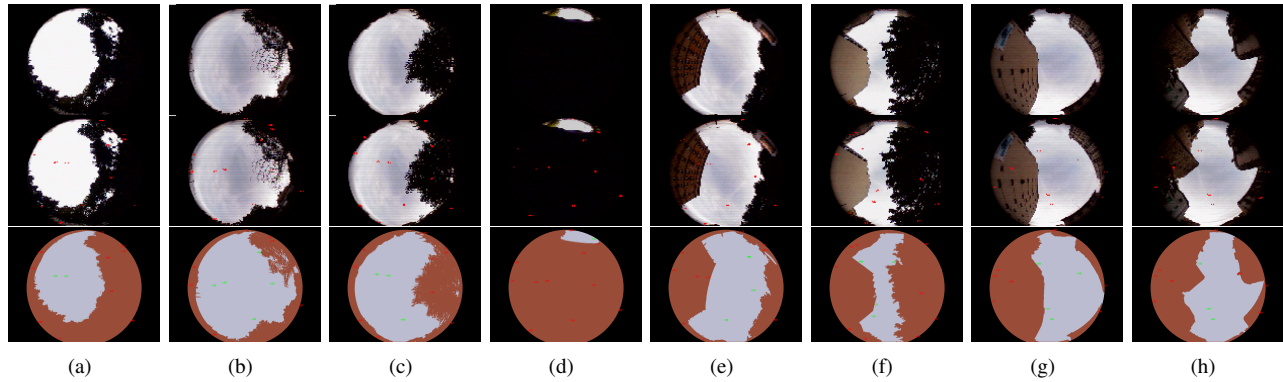


Fig. 6. État de réception des satellites(de haut en bas : images originales, images originales avec les positions des satellites (en rouge), images classifiées avec état de réception direct (en vert) et bloqué/réfléchi (en rouge)).

- [5] A. Rabaoui, N. Viandier, J. Marais, and E. Duflos, "Using dirichlet process mixtures for the modelling of gnss pseudorange errors in urban canyon," in *ION-GNSS*, Sept. 2009, pp. 22–25.
- [6] D. Attia, C.Meurie, Y.Ruichek, J.Marais, and A.Flancquart, "Image analysis based real time detection of satellites reception state," *IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, pp. 1651–1656, September 2010.
- [7] A. Cohen, C. Meurie, Y. Ruichek, J. Marais, and A. Flancquart, "Quantification of gnss signals accuracy : an image segmentation method for estimating the percentage of sky," in *IEEE International Conference on Vehicular Electronics and Safety (ICVES)*, Nov. 2009, pp. 40–45.
- [8] C. Meurie, Y. Ruichek, A. Cohen, and J. Marais, "An hybrid an adaptive segmentation method using color and textural information," in *IS&T/SPIE, Electronic Imaging 2010 - Image Processing : Machine Vision Applications III*, Jan. 2010.
- [9] L. Vincent and P. Soille, "Watersheds in digital spaces : an efficient algorithm based on immersions simulations," *IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI)*, vol. 13, no. 16, pp. 583–598, 1991.
- [10] S. Beucher, "Watershed, hierarchical segmentation and waterfall algorithm," *Mathematical morphology and its applications to image and signal processing*, vol. 1994, pp. 69–76, 1994.
- [11] A.Cohen, D.Attia, C.Meurie, and Y.Ruichek, "Une méthode de segmentation hybride par combinaison adaptative des informations texture et couleur," *MajeSTIC*, vol. 2010, p. 2010, Oct 2010.
- [12] J. Angulo, "Morphological texture gradients. application to colour+texture watershed segmentation," *Proc. of the 8th International Symposium on Mathematical Morphology*, pp. 399–410, Oct. 2007.
- [13] S. W. Zucker and D. Terzopoulos, "Finding structure in co-occurrence matrices for texture analysis," *Computer Graphics and Image Processing*, vol. 12, pp. 286–308, 1980.
- [14] L. Vincent, "Morphological gray scale reconstruction in image analysis : Applications and efficient algorithms," *IEEE TRANSACTIONS ON IMAGE PROCESSING*, vol. 2, pp. 176–201, 1993.