



**HAL**  
open science

# Classification pixellaire pour la caractérisation de l'état de réception des signaux GNSS dans des images fisheye

Dhouha Attia, Cyril Meurie, Yassine Ruichek, Juliette Marais

► **To cite this version:**

Dhouha Attia, Cyril Meurie, Yassine Ruichek, Juliette Marais. Classification pixellaire pour la caractérisation de l'état de réception des signaux GNSS dans des images fisheye. 23ème colloque du Groupe de Recherche et d'Etudes de Traitement du Signal et des Images - GRETSI, Sep 2011, Bordeaux, France. pp.4. hal-04758323

**HAL Id: hal-04758323**

**<https://hal.science/hal-04758323v1>**

Submitted on 29 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.

# Classification pixellaire pour la caractérisation de l'état de réception des signaux GNSS dans des images fisheye

Dhouha ATTIA<sup>1</sup>, Cyril MEURIE<sup>1</sup>, Yassine RUCHEK<sup>1</sup>, Juliette MARAIS<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Université de Technologie de Belfort-Montbéliard, Laboratoire SeT, 13 rue Thierry Mieg, 90010 Belfort Cedex, France

<sup>2</sup>IFSTTAR-LEOST, 20 rue Elisée Reclus, 59650 Villeneuve d'Ascq, France

{dhouha.attia, cyril.meurie, yassine.ruchek}@utbm.fr, juliette.marais@ifsttar.fr

**Résumé** – Dans cet article, nous proposons une approche permettant la caractérisation temps réel de l'environnement de réception des signaux GNSS (Global Navigation Satellites Systems). En effet, dans les environnements contraints et notamment les environnements urbains, les signaux GNSS peuvent être reçus directement, subir des réflexions, voire même être totalement bloqués par les obstacles constituant l'environnement de réception (infrastructures, végétation, etc). Ce phénomène peut fausser l'information de positionnement suite aux retards engendrés par les multi-trajets. C'est pourquoi nous proposons dans cet article, une approche basée sur la complémentarité entre un système GNSS et la vision par ordinateur qui permet de caractériser l'environnement de réception des signaux GNSS. À partir d'images acquises par une caméra à objectif grand angle placée sur le toit du véhicule du laboratoire et dirigée vers le ciel, l'approche proposée consiste à détecter les régions correspondant au « ciel » dans l'image. Nous simplifions tout d'abord l'image par la morphologie mathématique et nous appliquons ensuite une classification par l'algorithme retenu parmi sept classifieurs testés (quatre non-supervisés et trois supervisés). La finalité de ces travaux consiste à déterminer le nombre de satellites se trouvant dans la région ciel de l'image (ie. signaux GNSS ayant un trajet direct) et calculer dans des futurs travaux un premier indice de confiance dans la position calculée. Dans ce papier, des résultats expérimentaux utilisant des données réelles sont présentés dans le but de prouver l'efficacité et la performance de l'approche proposée.

**Abstract** – In this paper, we propose a real time approach to characterize reception environment of GNSS (Global Navigation Satellite Systems) signals. In constrained environments, such as urban ones, the GNSS signals can be received directly, reflected, or completely blocked by obstacles (infrastructure, vegetation, etc.). Thus the positioning information can be distorted. In this paper, the complementarity that exists between GNSS system and computer vision is used in order to characterize the reception environment of GNSS signals. The proposed approach consists in detecting the sky in the image thanks to a clustering algorithm applied on simplified image using mathematical morphology. Thus, a simplification technique is proposed for color image using geodesic reconstruction by dilatation with an optimal contrast parameter. Simplified image is used as an input of a set of unsupervised and supervised clustering algorithms. This clustering permits to determine how many satellites are located in sky region (GNSS signals with direct path) in order to provide in future works, a confidence index of positioning. Experimental clustering and positioning results using real data are presented to demonstrate the effectiveness and the reliability of the proposed approach.

## 1 Introduction

La localisation d'un mobile, fonction clé des applications relevant des Systèmes de Transport Intelligent (ITS), est généralement remplie par un récepteur GNSS (le GPS par exemple). Celle-ci s'avère très souvent efficace, cependant dans les environnements fortement contraints tels que les zones urbaines denses, les signaux peuvent être réfléchis voire complètement bloqués par les obstacles environnants (tels que les bâtiments, la végétation, etc) [12]. Ceci entraîne inévitablement un retard dans l'estimation du temps de propagation et donc une imprécision dans la localisation. Certaines applications dites sécuritaires ne peuvent se permettre une telle imprécision, c'est pour cette raison que la connaissance d'un indice de confiance dans la position calculée serait appréciable. Cela peut être traité en partie par une caractérisation de l'environnement de réception des signaux GNSS afin de pouvoir identifier les signaux avec des trajets directs (resp. indirects/bloqués). La complémentar-

ité qu'il peut exister entre un système GNSS et la vision par ordinateur permet de résoudre cette problématique [13]. L'utilisation d'un véhicule du laboratoire équipé d'un récepteur GNSS et d'une caméra à objectif grand angle située sur le toit du véhicule permet d'acquérir des images réelles de l'environnement de réception des signaux GNSS. Un traitement temps réel basé sur une simplification de l'image par Reconstruction Géodésique par Dilatation (RGD) [18] suivie d'une classification pixellaire (à l'aide d'un classifieur approprié) permet d'identifier les régions « ciel » et « non-ciel » dans l'image. Après re-positionnement des satellites, nous pouvons déduire le nombre des satellites dont les signaux ont été reçus en trajets directs (resp. réfléchis/bloqués) c'est-à-dire situés dans la région « ciel » (resp. « non-ciel ») de l'image. Ces travaux s'inscrivent dans le cadre du projet ViLoc développé par l'UTBM-SeT et l'IFSTTAR-LEOST, et financé par la région Franche-Comté et le BQR de l'UTBM-SeT. L'approche utilisée sera aussi testée dans le projet PREDIT CAPLOC. Ce papier est

organisé comme suit : la section II présente l'étape de traitement d'image. Celle-ci détaille la simplification de l'image par RGD ainsi que le choix du meilleur classifieur supervisé/non-supervisé dans l'étape de classification pixellaire. La section III illustre le re-positionnement des satellites dans l'image classée ainsi que le nombre de satellites dont les signaux ont été reçus en trajets directs. La section IV est consacrée à la conclusion et aux perspectives de ces travaux.

## 2 Simplification et classification pixellaire d'images Fisheye

Dans cette section, nous présentons l'étape de traitement d'image permettant de discriminer la région « ciel » des autres régions présentes dans l'image et qui constituent l'environnement de réception des signaux GNSS. Ils existent un grand nombre de méthodes de segmentation dans la littérature mais peu d'entre elles permettent de garantir la contrainte temps réel imposée par l'application tout en fournissant de bons résultats. Des travaux antérieurs basés sur une combinaison adaptative des informations de couleur et de texture ont donnés de très bons résultats [4]. Cependant, ils s'avèrent coûteux en temps de traitement (64s/image) et ne peuvent donc pas être retenus dans le cadre de notre application. Nous proposons donc dans cet article une approche qui donne à la fois des résultats satisfaisants en terme de taux de bonne classification ainsi qu'en temps de traitement. L'approche proposée consiste à faire une simplification d'image par RGD couplée à une classification pixellaire afin d'extraire le plus précisément possible les régions « ciel » et « non-ciel » de l'image.

### 2.1 Simplification par reconstruction géodésique par dilatation (RGD)

Nous verrons ci-dessous que la simplification de l'image est une étape importante dans la stratégie proposée puisqu'elle permet d'obtenir une meilleure classification par rapport à une classification effectuée directement sur l'image initiale (cf. figure (3)). La figure (1) illustre le synopsis de l'approche globale proposée. Considérons  $I$  l'image initiale.  $H$  constitue le paramètre de contraste qui indique le plus haut pic de niveau de gris à supprimer dans l'image initiale. Soit  $I_{M_o}$  l'image masque correspondant au champ de vision de la caméra (avec un objectif Fisheye). L'image marqueur notée  $I_M$  est générée par la soustraction d'un niveau de gris égal à la valeur 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 dilatation est notée  $I_{RGD}$ .  $I_c$  représente l'image en sortie de classification pixellaire et  $I_s$  l'image avec les positions des satellites.

Le recours à une reconstruction géodésique par dilatation s'explique par le besoin de supprimer les pics brillants et les variations de luminosité présents dans l'image. Dans le cadre de

notre application, le véhicule en mobilité, équipé d'une caméra à objectif grand angle située sur le toit du véhicule acquière le ciel en présence de nuages avec une forte brillance due aux rayons solaires. Par conséquent, ces effets se manifestent dans l'image par des niveaux de gris saturés et créent des régions locales brillantes (cf. figure (2-a)). Ceci rend l'identification de la région ciel par classification pixellaire plus difficile. Il est donc opportun d'homogénéiser l'image à l'aide d'une reconstruction géodésique par dilatation avant de classer l'image. Cette opération de simplification facilite la phase de classification puisque elle permet de supprimer les pics locaux brillants qui peuvent être détectés comme des régions « non-ciel » isolés.

Rappelons la définition de la reconstruction géodésique par dilatation [18] :

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

$$\delta_{I_M}^{(n)}(I) = \delta_{I_M}^{(1)} \circ \delta_{I_M}^{(1)} \circ \dots \circ \delta_{I_M}^{(1)}(I) \quad (2)$$

$$\delta_{I_M}^{(1)}(I) = (I \oplus B) \wedge I_M \quad (3)$$

où  $\oplus$  correspond à une dilatation morphologique,  $B$  représente l'élément structurant (dans notre cas  $B$  est un losange de diamètre 2 pixels) et  $\delta_{I_M}^{(1)}(I)$  est le premier rang de dilatation géodésique.  $\delta_{I_M}^{(n)}(I)$  correspond au résultat de composition (notée par  $\circ$ ) des dilatations géodésiques jusqu'à stabilité (idempotence donnée par  $n^{eme}$  rang). L'effet de simplification par RGD varie en fonction du paramètre de contraste  $H$  (cf. figure (2)) et influence ainsi le taux de bonne classification final.



FIGURE 2 – Reconstruction géodésique en fonction du paramètre de contraste  $H$  : (a) image originale, (b) RGD avec  $H = 50$ , (c) avec  $H = 100$  et (d) avec  $H = 150$ .

Afin d'obtenir la meilleure classification possible, nous cherchons pour chaque classification utilisée la valeur optimale du paramètre de contraste  $H$  en effectuant une recherche exhaustive réalisée sur une base de test de 149 images acquises dans des conditions différentes (environnement rural, urbain, avec changement d'illumination, etc). À titre d'illustration, la figure (3) présente le taux de bonne classification obtenu par l'algorithme de Fisher en fonction du paramètre  $H$ . Le tableau (1) présente pour chaque classifieur la valeur de  $H$  donnant les meilleurs résultats de classification.

Une fois l'image simplifiée, nous effectuons une classification pixellaire afin d'identifier les régions « ciel » et « non-ciel » présentes dans l'image.

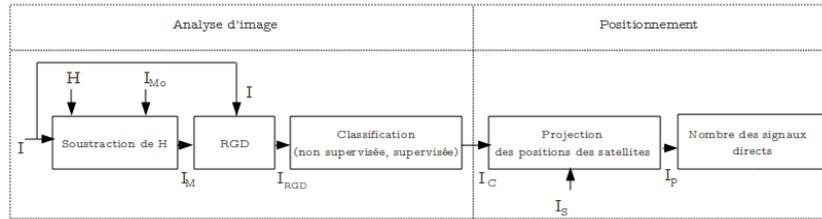


FIGURE 1 – Synopsis global de l'approche proposée.

## 2.2 Classification pixellaire

Nos derniers travaux ont montré que l'utilisation du classifieur des k-moyennes couplée avec une simplification par RGD donne de bons résultats (93.1% de bonne classification) [1]. Cependant nous souhaitons étendre le nombre de classifieurs testés afin de montrer l'influence du classifieur sur le taux de bonne classification. Pour ce faire, nous avons implémenté et testé quatre classifieurs non-supervisés (KMlocal [10, 9], C-moyennes [5, 3], Fisher [6], Statistical Region Merging (SRM) [15, 16]) et trois classifieurs supervisés (Support Vecteurs Machine (SVM) [17, 11, 14, 8], Bayes [2], K-plus proches voisins [7]).

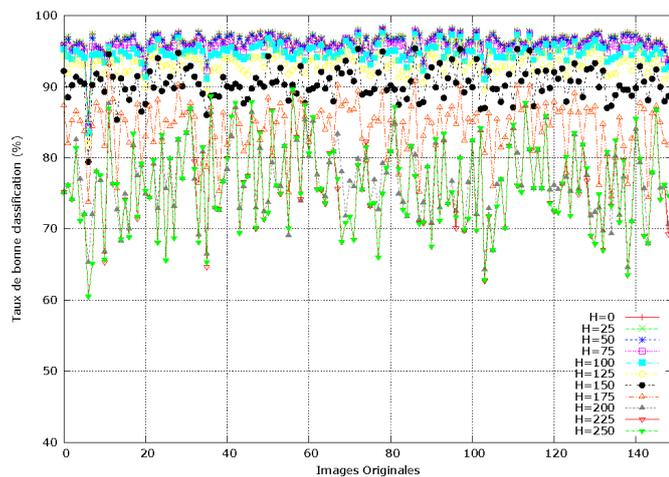


FIGURE 3 – Performance de l'algorithme de classification de Fisher par image.

Le tableau (1) illustre pour chaque classifieur le taux de bonne classification moyen obtenu sur la base de test de 149 images avant et après simplification par RGD ainsi que le temps de traitement de l'approche globale. L'objectif de cette étude consiste à chercher l'algorithme de classification permettant à la fois d'augmenter le taux de bonne classification et de réduire le temps de traitement de l'approche globale. Les résultats présentés dans le tableau (1) met en évidence que la valeur optimale de H est différente selon le classifieur utilisé et que la RGD apporte une augmentation du taux de bonne classification, d'où l'intérêt de ce pré-traitement. Notons aussi que les taux de bonne classification sont relativement proches quelque soit le classifieur utilisé mais que les temps de traitement sont très variables. Les deux classifieurs donnant les meilleurs ré-

sultats en terme de taux de bonne classification et de temps de calcul sont Fisher et Bayes. Cependant, dans le cadre de notre application, nous ne retiendrons pour la suite que l'algorithme de Fisher qui a l'avantage de ne pas nécessiter de base d'apprentissage.

Algorithme	Sans RGD	Avec RGD		
		Qualité (%)	Temps (s)	H opt
KMlocal	95.16	95.44	2.2	25
C-moyennes	94.83	95.38	6.5	25
Fisher	90.1	95.66	1.01	75
SRM	75.64	97.01	14.45	100
Bayes	90.07	96.84	1.1	125
Kppv	97.79	97.97	22.07	50
SVM	94.67	97.05	5.04	25

TABLE 1 – Performance moyenne de chaque classifieur.

## 3 État de réception des signaux GNSS

Une fois l'étape de classification pixellaire effectuée, nous cherchons à déterminer le nombre de satellites dont les signaux sont reçus en trajets directs (resp. réfléchis/bloqués). Pour ce faire, nous re-projetons les satellites dans l'image classée, et comptons le nombre de satellites se trouvant dans la région « ciel » (resp. dans la région « non-ciel »). La figure (4) illustre, sur deux images, les résultats de classification pour le classifieur retenu (Fisher) avec les satellites repositionnés. Les satellites dont les signaux sont reçus en trajets directs (resp. réfléchis/bloqués) sont représentés en vert (resp. en rouge ou bleu). Notons que pourvu l'existence de nuages et du soleil la détection de la région « ciel » a été précise (cf. troisième colonne de la figure (4)). Le nombre de satellites détectés dans la zone ciel permettra dans nos futurs travaux de définir un premier indice de confiance dans la position calculée.

## 4 Conclusions et perspectives

Cet article présente une stratégie temps réel de caractérisation de l'environnement de réception des signaux GNSS. Il s'agit plus précisément de détecter en temps réel, le nombre de satellites avec des signaux directs (resp. réfléchis/bloqués)

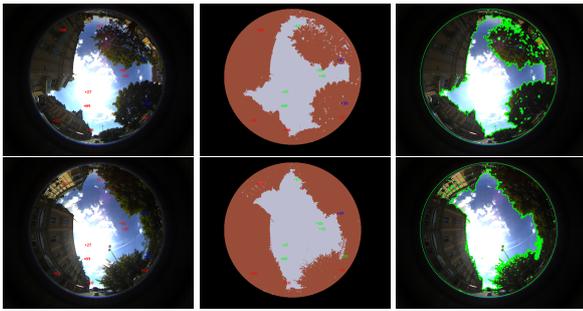


FIGURE 4 – Résultats de classification avec repositionnement des satellites (de gauche à droite : images originales avec positions des satellites, résultats de classification obtenus avec classifieur retenu (Fisher) avec repositionnement des satellites et contours de la région « ciel » détectée).

et donc se trouvant dans la région « ciel » de l'image acquise en mobilité. Pour cette raison, nous nous appuyons sur la complémentarité entre un système GNSS et la vision par ordinateur. Les images sont acquises en mobilité avec une caméra à objectif grand angle installée sur le toit d'un véhicule du laboratoire. La méthode proposée est basée sur une simplification de l'image par Reconstruction Géodésique par Dilatation (avec un paramètre de contraste optimisé) suivie d'une classification pixellaire (avec sélection du meilleur classifieur parmi quatre classifieurs non-supervisés et trois classifieurs supervisés). 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, etc). Nous concluons que l'utilisation d'une RGD couplée à une classification pixellaire avec l'algorithme de Fisher permet d'obtenir de très bons résultats (un taux de bonne classification de 95,66%) et un temps de traitement garantissant la contrainte temps réel imposée par l'application (environ 1s par image de taille 640x512 pixels et 0.4s par image de taille 384x288 pixels). Les perspectives de ces travaux consistent à définir un indice de confiance dans la position calculée en fonction du nombre de satellites dont les signaux sont directs/réfléchis/bloqués.

## Références

- [1] 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) Island, Portugal*, pages 1651–1656, 2010.
- [2] S. Bazeille, P. Hemar, and B. Mougeland F. NG FOK. Rapport d'images numériques. Technical report, Université de la Rochelle, 2004.
- [3] J. C. Bezdek. Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms. *Plenum Press, New York*, 1981.
- [4] A. Cohen, C. Meurie, Y. Ruichek, and J. Marais. Characterization of the reception environment of gnss signals using a texture and color based adaptive segmentation technique. *IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), San Diego, California*, pages 275–280, June 2010.
- [5] J. C. Dunn. A fuzzy relative of the isodata process and its use in detecting compact well-separated clusters. *Journal of Cybernetics*, 3 :32–52, 1973.
- [6] Ronald Aylmer Fisher. The use of multiple measurements in taxonomic problems. *Annals of Eugenics*, 7 :179–188, 1936.
- [7] V. Guigue, A. Rakotomamonjy, and S. Canu. Svm et kppv pour la reconnaissance d'émotions. In *19° Colloque sur le traitement du signal et des images, FRA, 2003*, pages 770–773. GRETSI, Groupe d'Etudes du Traitement du Signal et des Images, 2003.
- [8] M. Hasan and F. Boris. Svm : Machines à vecteurs de support ou séparateurs à vastes marges. Technical report, Versailles St Quentin, France, 2006.
- [9] T. Kanungo, D. M. Mount, N. Netanyahu, C. Piatko, R. Silverman, and A. Y. Wu. A local search approximation algorithm for k-means clustering. *Computational Geometry : Theory and Applications*, 28 :89–112, 2004.
- [10] T. Kanungo, D. M. Mount, N. Netanyahu, C. Piatko, R. Silverman, and A. Y. Wu. An efficient k-means clustering algorithm : Analysis and implementation. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 24 :881–892, 2002.
- [11] F. Lafarge, X. Descombes, and J. Zerubia. Noyaux texturaux pour les problèmes de classification par svm en télédétection. Technical Report 5370, INRIA, Novembre 2004.
- [12] Juliette Marais, Marion Berbineau, J-P Ghys, and Marc Heddebaut. Effect of multipath on availability of gps satellites. In *International Communications Satellite Systems Conference (ICSSC)*, May 2002.
- [13] J-I Meguro, Taishi Murata, J-I Takiguchi, Yoshiharu Amano, and Takumi Hashizume. Gps multipath mitigation for urban area using omnidirectional infrared camera. *IEEE Trans. On Intelligent Transportation Systems*, 10(1) :22–30, March 2009.
- [14] J. O. Moussafir. Intrudiction aux svm. 20 octobre 2005.
- [15] R. Nock and F. Nielsen. On region merging : the statistical soundness of fast sorting, with applications. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2 :19–26, 2003.
- [16] Richard Nock and Frank Nielsen. Statistical region merging. *IEEE transaction on pattern analysis and machine intelligence*, 26(11) :1452, November 2004.
- [17] V. Vapnik. *The nature of statistical learning theory*. Springer, 1996.
- [18] Luc Vincent. Morphological gray scale reconstruction in image analysis : Applications and efficient algorithms. *IEEE Transactions on image processing*, 2 :176–201, 1993.