



HAL
open science

Segmentation d'Images solaires en Extrême Ultraviolet par une Approche Classification floue Multispectrale

Vincent Barra, Véronique Delouille, Jean-François Hochedez

► **To cite this version:**

Vincent Barra, Véronique Delouille, Jean-François Hochedez. Segmentation d'Images solaires en Extrême Ultraviolet par une Approche Classification floue Multispectrale. 2007. hal-00678265

HAL Id: hal-00678265

<https://hal.science/hal-00678265v1>

Submitted on 12 Mar 2012

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.

**Segmentation d'Images solaires en
Extrême Ultraviolet par une
Approche Classification floue
Multispectrale**

Vincent Barra¹ Véronique Delouille²
Jean-François Hochedez²

Research Report 07-07

2 avril 2007

¹LIMOS, UMR CNRS 6158

²Observatoire Royal de Belgique, Avenue Circulaire, B-1180 BRUXELLES

Abstract

The study of the variability of the solar corona and the monitoring of its traditional regions (Coronal Holes, Quiet Sun and Active Regions) are of great importance in astrophysics as well as in view of the Space Weather and Space Climate applications. Here we propose a multi-channel unsupervised spatially-constrained fuzzy clustering algorithm that automatically segments EUV solar images into Coronal Holes, Quiet Sun and Active Regions. Fuzzy logic allows to manage the various noises present in the images and the imprecision in the definition of the above regions. The process is fast and automatic. It is applied to SoHO-EIT images taken from January 1997 till May 2005, i.e. along almost a full solar cycle. Results in terms of areas and intensity estimations are consistent with previous knowledge. The method reveal the rotational and other mid-term periodicities in the extracted time series across solar cycle 23. Further, such an approach paves the way to bridging observations between spatially resolved data from imaging telescopes and time series from radiometers. Time series resulting from the segmentation of EUV coronal images can indeed provide an essential component in the process of reconstructing the solar spectrum.

Keywords: EIT Images, Fuzzy Logic, Multispectral clustering, Segmentation, Sun

Résumé

L'étude de la variabilité de la couronne solaire et le suivi de régions caractéristiques à sa surface (régions actives, trous coronaux) sont d'une importance capitale en astrophysique et pour le développement de la météorologie de l'espace. Dans ce cadre, nous proposons un algorithme de segmentation multispectrale d'images du Soleil acquises en extrême ultraviolet, utilisant un algorithme de classification flou spatialement contraint. L'utilisation de la logique floue permet de prendre en compte les imprécisions et les incertitudes inhérentes à la définition des différentes régions d'intérêt dans l'image. La méthode est appliquée sur des images prises par le télescope EIT du satellite SoHO, depuis janvier 1997 jusqu'à mai 2005, couvrant ainsi presque l'intégralité d'un cycle solaire. Les résultats en terme de caractérisation géométrique et radiométrique des régions actives et des trous coronaux sont en accord avec d'autres observations menées par ailleurs. La méthode met de plus en évidence des périodes dans la série temporelle étudiée, reliées à des phénomènes de physique solaire connus.

Mots clés : Classification multispectrale, Images EIT, Logique floue, Segmentation, Soleil

Acknowledgement / Remerciements

Les auteurs remercient Matthieu Kretschmar, Susanna Parenti, et Frédéric Auchère pour leurs conseils

1 Introduction

Le télescope spatial EIT [Delaboudinière(1995)] à bord du satellite SoHO prend plusieurs fois par jour des images dans quatre longueurs d'onde (17.1 nm, 19.5 nm, 28.4 nm et 30.4 nm), toutes acquises dans une fenêtre temporelle de 30 minutes. Ces images peuvent donc être considérées comme spatialement recalées, et donnent pour chaque pixel une ensemble de quatre intensités qui permettent de reconnaître les régions classiques de l'atmosphère solaire que sont les trous coronaux (CH), le soleil calme (QS) et les régions actives (AR).

Le problème de la segmentation de ces images en général et de la détection et du suivi de régions d'intérêt en particulier a été traité ces dix dernières années par de nombreuses méthodes, toutes issues du traitement d'images, et qui s'apparentent à des approches contour [Steinegger(1997)], [Veronig(2000)], [Fuller(2005)], [Young(2003)], [Robbrecht et al.(2006)], région [Bornmann(1996)] [Pettauer(1997)], [Steinegger(1997)] [Steinegger(1998)], [Hill(2001)], [Gao(2002)], [Nieniewski(2002)], [Benkhalil 2003)], [Wagstaff(2003)] [Zharkov(2004)], [Berrili(2005)] [Ortiz(2005)] ou coopératives [Bratsolis(1998)] [Portier-Fozzani(2001)] [Qahwaji(2003)]. Les méthodes issues de la reconnaissance des formes, appliquées à des données multidimensionnelles ou multispectrales, ont démontré leur potentiel en segmentation d'images, et ce dans de nombreux domaines allant de l'imagerie médicale [Vannier(1991)] à l'imagerie satellitaire [Rangsanseri(1998)]. A notre connaissance, seul [Dudok de Wit(2006)] a déjà proposé une approche de segmentation multispectrale des images EIT du Soleil, fondée sur une méthode supervisée, donc impliquant l'intervention humaine pour l'entraînement de l'algorithme. Nous présentons ici au contraire un algorithme totalement non supervisée de segmentation multispectrale basée sur une méthode de classification et sur la combinaison de trois aspects fondamentaux : 1/ l'utilisation de la logique floue, permettant de prendre en compte l'imprécision et l'incertitude dans les images (bruit, volume partiel) ; 2/ une représentation générique de l'information au niveau du pixel et ; 3/ l'intégration d'un terme de régularisation spatiale dans l'algorithme de classification.

2 Algorithme de classification multispectrale floue

2.1 Rappel de logique floue

Les informations fournies par les images sont incertaines (bruit, rayons cosmiques, blocs manquants) et imprécises (transitions entre régions). Nous gérons ces ambiguïtés en utilisant une approche floue, et plus particulièrement

en modélisant l'ensemble des informations dans le cadre de la logique possibiliste, introduite par Zadeh [Zadeh(1978)] à partir de ses travaux principes sur la logique floue [Zadeh(1965)]. En théorie de la logique floue, une mesure floue est une représentation de l'incertitude, donnant pour chaque sous-ensemble Y de l'univers Ω un coefficient dans $[0, 1]$ évaluant le degré de certitude de la réalisation de Y . En logique possibiliste, cette mesure est une mesure de possibilité Π satisfaisant :

$$\begin{aligned}\Pi(\emptyset) &= 0 \\ \Pi(\Omega) &= 1 \\ (\forall Y_i)\Pi(\cup_i Y_i) &= \sup_i \Pi(Y_i)\end{aligned}$$

Un événement Y est complètement possible si $\Pi(Y) = 1$ et est impossible si $\Pi(Y) = 0$. Zadeh a montré que Π était complètement déterminé par le calcul de ses valeurs sur les singletons de Ω . Ce dernier repose sur la définition d'une distribution de possibilité π satisfaisant :

$$\begin{aligned}\pi : \Omega &\rightarrow [0, 1] \\ x &\mapsto \pi(x)\end{aligned}$$

et telle que $\sup_x \pi(x) = 1$.

Les distributions de possibilité peuvent de manière équivalente être vues comme des fonctions d'appartenance des ensembles flous F des valeurs possibles de $x \in \Omega$, à partir de la définition de leur fonction caractéristique μ_F :

$$(\forall x \in \Omega)\mu_F(x) = \pi(x)$$

Elles peuvent également être facilement reliées aux probabilités, si elles sont interprétées comme des fonctions de vraisemblance. De plus, elles offrent la possibilité de déclarer l'ignorance à propos de la réalisation d'un événement. Considérons par exemple $Y = \{\text{"le pixel } x \text{ appartient à la région } A\}$, où x est un pixel de l'interface entre une région A et une région B . Un calcul de probabilité donnera $P(Y) = P(\bar{Y}) = 0.5$ alors qu'un calcul en théorie des possibilités offrira à chaque événement Y et \bar{Y} la possibilité d'être complètement réalisable ($\Pi(Y) = \Pi(\bar{Y}) = 1$), laissant à une autre source d'information le soin de lever l'ambiguïté.

Dans la suite, l'ensemble des informations est modélisé sous la forme de distributions de possibilité.

2.2 Algorithme de classification possibiliste spatialement contraint

Depuis son introduction par Bezdek [Bezdek(1981)], l'algorithme des C moyennes floues (FCM) a été utilisé en reconnaissance des formes et en segmen-

tation d'images, dans de nombreux domaines incluant l'imagerie médicale [Philipps(1995)][Bezdek(1997)], la segmentation d'images couleur en vision [Baker(2003)], l'imagerie satellitaire [Rangsanseri(1998)] [Melgani(2000)], ou l'identification du locuteur par analyse des lèvres [Leung(2004)].

Le FCM et ses dérivés sont des méthodes itératives qui recherchent C groupes compacts dans un nuage de points multidimensionnel de taille N . Ils associent à chaque élément x_j d'un ensemble de descripteurs p -dimensionnels $X = \{x_j, 1 \leq j \leq N, x_j \in \mathbb{R}^p\}$ une partition floue $U = (u_{ij}), 1 \leq i \leq C, 1 \leq j \leq N$, dont les éléments $u_{i,j}$, dans $[0,1]$, sont les degrés d'appartenance de x_j à la classe i . L'idée sous-jacente est la minimisation de la variance totale intraclasse

$$J_F(B, U, X) = \sum_{i=1}^C \sum_{j=1}^N u_{ij}^m d(x_j, b_i) \quad (1)$$

sous les contraintes

$$(\forall i \in \{1 \cdots C\}) \sum_{j=1}^N u_{ij} < N \quad \text{et} \quad (2)$$

$$(\forall j \in \{1 \cdots N\}) \sum_{i=1}^C u_{ij} = 1 \quad (3)$$

où $B = \{b_1, \dots, b_C\}$ est l'ensemble des prototypes des centres de classe, m est un paramètre contrôlant le degré de flou de la partition résultante et d est une métrique dans \mathbb{R}^p .

[Krishnapuram(1993)][Krishnapuram(1996)] ont montré que cet algorithme calcule des degrés d'appartenance relatifs, assimilables à des degrés de partage des points entre les classes. En effet, l'optimisation de (1) produit par itérations de Picard des degrés d'appartenance u_{ij} dépendant des distances de x_j à tous les centres de classe b_k , et pas seulement de $d(x_j, b_i)$. Pour résoudre ce problème, Krishnapuram et Keller ont proposé un nouvel algorithme de classification possibiliste : la fonction objectif est alors

$$J_P(B, U, X) = \sum_{i=1}^C \left(\sum_{j=1}^N u_{ij}^m d(x_j, b_i) + \eta_i \sum_{j=1}^N (1 - u_{ij})^m \right) \quad (4)$$

sous les contraintes

$$(\forall i \in \{1 \cdots C\}) \sum_{j=1}^N u_{ij} < N \quad (5)$$

et

$$(\forall j \in \{1 \cdots N\}) \max_i u_{ij} > 0 \quad (6)$$

Le premier terme de J_P in (4) est la variance totale intraclasse, et le second terme, provenant de la relaxation de la contrainte probabiliste (3), force u_{ij} à ne dépendre que de $d(x_j, b_i)$, La contrainte (6) assure que U couvre X . Le paramètre η_i dans (4) est homogène à une distance et peut être interprété comme la distance moyenne des points dont le degré d'appartenance à la classe i est égale à 0.5. [Krishnapuram(1993)] proposent de le fixer η_i à la distance floue moyenne intraclasse :

$$\eta_i = \frac{\sum_{j=1}^N u_{ij}^m d(x_j, b_i)}{\sum_{j=1}^N u_{ij}^m}$$

Puisque nous projetons d'opérer une classification floue sur des données provenant d'images, nous avons ajouté à $J_P(B, U, X)$ un terme de régularisation spatiale, qui force les degrés d'appartenance dans un voisinage à être aussi proches que possible. Nous considérons donc un problème de classification floue, dans lequel $x_j \in \mathbb{R}^p$ est un vecteur de descripteurs représentant le pixel j , pour tout pixel j dans l'image I . Ce vecteur modélise l'ensemble des informations disponibles sur le pixel i . Si \mathcal{N}_j est le voisinage du pixel j , et $\mathcal{N}^j = \mathcal{N}_j \cup \{j\}$, et en considérant que le mapping $I \rightarrow (\mathbb{R}^p)^N$ est continu, contraindre les degrés d'appartenance par rapport à un voisinage spatial est équivalent à contraindre les voisinages dans \mathbb{R}^p . Nous proposons alors de minimiser une nouvelle fonction objectif

$$J_S(B, U, X) = \sum_{i=1}^C \left(\sum_{j=1}^N u_{ij}^m \sum_{k \in \mathcal{N}^j} \beta_k d(x_k, b_i) + \eta_i \sum_{j=1}^N (1 - u_{ij})^m \right)$$

sujette aux mêmes contraintes que la fonctionnelle de l'algorithme de classification possibiliste, et où

$$\beta_k = \begin{cases} 1 & \text{if } k = j \\ \frac{1}{\text{Card}(\mathcal{N}_j)} & \text{sinon} \end{cases} \quad (7)$$

En écrivant le Lagrangien de J_S , il est possible d'exprimer U et B , ce qui permet d'écrire un algorithme itératif de calcul de ces deux matrices ;

$$u_{ij} = \left[1 + \left(\frac{\sum_{k \in \mathcal{N}^j} \beta_k d(x_k, b_i)}{\eta_i} \right)^{\frac{1}{m-1}} \right]^{-1} \quad \text{and} \quad b_i = \frac{\sum_{j=1}^N u_{ij}^m \sum_{k \in \mathcal{N}^j} \beta_k x_k}{2 \sum_{j=1}^N u_{ij}^m}$$

u_{ij} dépend maintenant de la distance entre b_i et tous les $x_j \in \mathcal{N}_j$ régularisant ainsi les degrés d'appartenance du pixel j par rapport à ses voisins. Cet algorithme sera appelé dans la suite Algorithme de Classification Possibiliste Spatial (ACPOS). Pour chaque image I , il fournit les distributions de possibilité $\pi_{CH}^I = \{u_{CH,i}\}$, $\pi_{QS}^I = \{u_{QS,i}\}$ et $\pi_{AR}^I = \{u_{AR,i}\}$, où les ensembles flous \mathbf{U} sont calculés en assignant à chaque descripteur de pixel $x \in X$ un degré d'appartenance aux trous coronaux (CH), au soleil calme (QS) et aux régions actives (AR).

2.3 Initialisation des paramètres

Pour notre application, nous avons choisi \mathcal{N}^j tel que $\text{Card}(\mathcal{N}^j) = 9$. Le descripteur x_j du pixel j est le vecteur de \mathbb{R}^2 (i.e. $p = 2$) dont les composantes sont les niveaux de gris de j dans les images EIT à 17.1 nm et 19.5 nm, normalisés par les médianes correspondantes. La distance d est la distance euclidienne \mathbb{R}^2 , et pour des raisons d'efficacité des calculs, m est pris égal à 2.

2.4 Segmentation

Une image segmentée est finalement calculée à partir des trois distributions précédentes : chaque pixel x se voit affecter à la classe pour laquelle il a la plus grande appartenance. A partir de cette image segmentée, mais également à partir des distributions de possibilité des différentes régions d'intérêt, une analyse quantitative de la contribution des CH, QS et AR à l'irradiance du Soleil peut être effectuée.

3 Résultats et discussion

3.1 Les données

Les images utilisées sont des images issues du télescope EIT, acquises entre janvier 1997 et mai 2005, couvrant ainsi presque un cycle solaire. Chaque

jour, deux images en (17.1 nm, 19.5 nm) acquises à moins de 30 minutes d'intervalle sont retenues. Ces images ne contiennent aucun bloc manquant. Nous avons analysé la partie "on Disc" du Soleil, *i.e* le disque défini par un rayon de $0.95R_{\odot}$, R_{\odot} étant le rayon du Soleil.

3.2 Prétraitements

les images sont tout d'abord prétraitées en utilisant la procédure standard *eit_prep* de la librairie *solar software (ssw)*.

Dans le but de prendre en compte la stabilité temporelle dans notre méthode, nous avons tout d'abord déterminé B en segmentant avec l'algorithme ACPOS un sous-ensemble d'images EIT, couvrant l'ensemble des phénomènes solaires et un cycle complet. Nous avons retenu pour cela 95 couples d'images (17.1 nm, 19.5 nm), un par mois, entre novembre 1997 et décembre 2005 (sauf pendant les périodes juillet-septembre 1998 et janvier 1999, le satellite ayant été perdu). L'algorithme ACPOS a été appliqué sur un sous-ensemble de M images, commençant toujours en novembre 1997, et nous avons suivi l'évolution de B en fonction de M , avec $b_i = (b_i^{17.1} b_i^{19.5})^T$ pour chaque classe i . la figure 1 présente les résultats obtenus dans le plan 17.1 nm . Nous avons retenu pour chaque canal les centres de classes correspondant à des valeurs stables de ce processus, et avons utilisé ces valeurs dans les appels suivants de l'algorithme ACPOS.

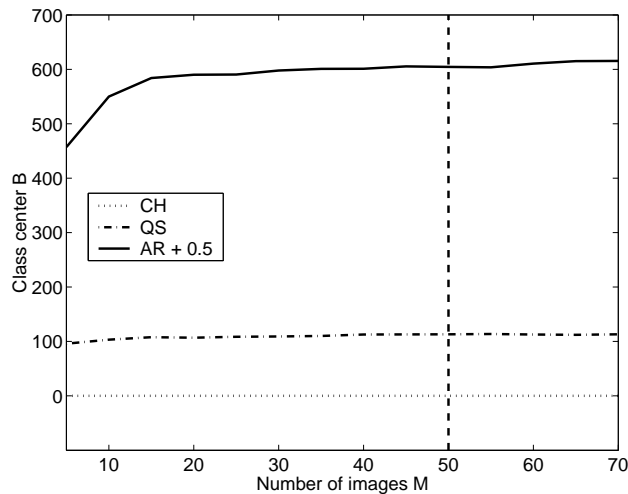


Figure 1: Evolution de B en tant que fonction de M à 17.1 nm

3.3 Images de classes et segmentations

Nous présentons les résultats de l'algorithme sur deux images, l'une prise le 2 mai 1997 en période de minimum solaire (I_1), et l'autre prise le 3 août 2000 en période d'activité maximale du Soleil (I_2). La figure 2 présente les images originales, ainsi que les segmentation calculées. La figure 3 présente les trois distributions de possibilité π_{CH}^I , π_{QS}^I et π_{AR}^I sous la forme d'ensembles flous (cartes d'appartenance).

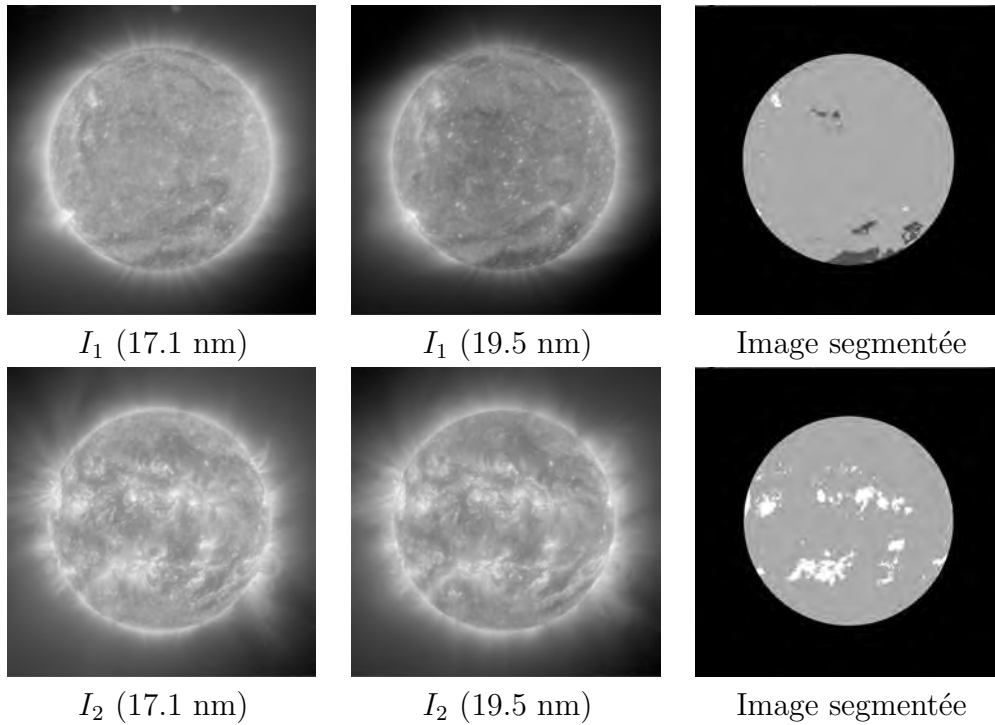


Figure 2: Images segmentées

3.4 Contribution de la structure solaire aux variations d'intensité

L'image de segmentation permet de calculer des caractéristiques géométriques (aires) et radiométriques (intensités intégrées, intensités moyennes) des différentes régions d'intérêt, sur la période d'étude. Les figures 4-5 présentent les séries temporelles correspondantes.

Les régions actives évoluent globalement en phase avec le cycle solaire, alors que les trous coronaux sont en opposition de phase. On remarque

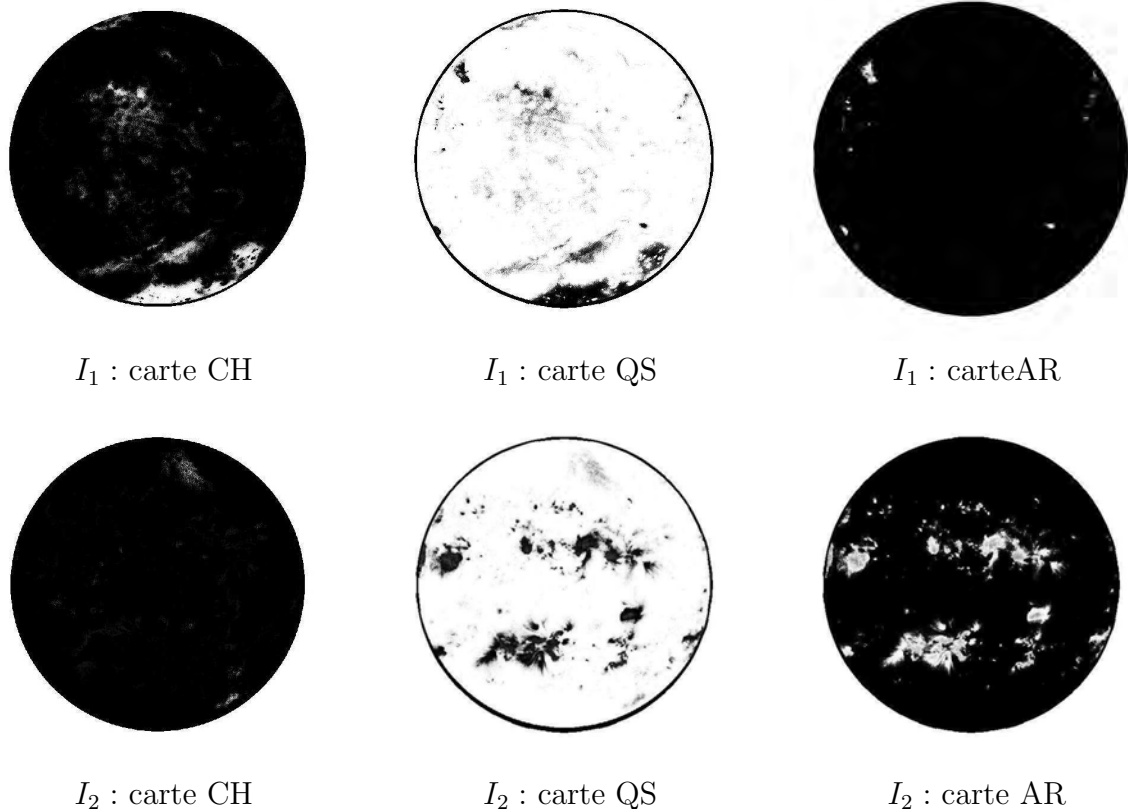


Figure 3: Images de classe

également des maxima locaux d'intensité pour le Soleil calme et les régions actives (juillet 2000, février 2002), autour du maximum d'activité solaire

3.5 Analyse des séries temporelles

Nous nous concentrons ici sur l'analyse de l'intensité intégrée. Une estimation précise des caractéristiques fréquentielles des séries temporelles, et une étude des phénomènes non stationnaires sur ces séries, ont été effectuées par une analyse en ondelettes de Morlet. Les figures 7,9, et 11 montrent les coefficients d'ondelettes de Morlet, et les figures 8,10, et 12, représentent le spectre en énergie, défini pour chaque périodicité τ , par la somme des valeurs absolues des coefficients d'ondelettes exprimés en τ . Les périodicités caractéristiques sont alors obtenues en examinant les maxima locaux de ce spectre en énergie.

Deux fréquences principales sont identifiées : la période de rotation solaire de 25-27 jours (dépendant de la latitude : 25.8 pour les AR, 26.7 pour les CH

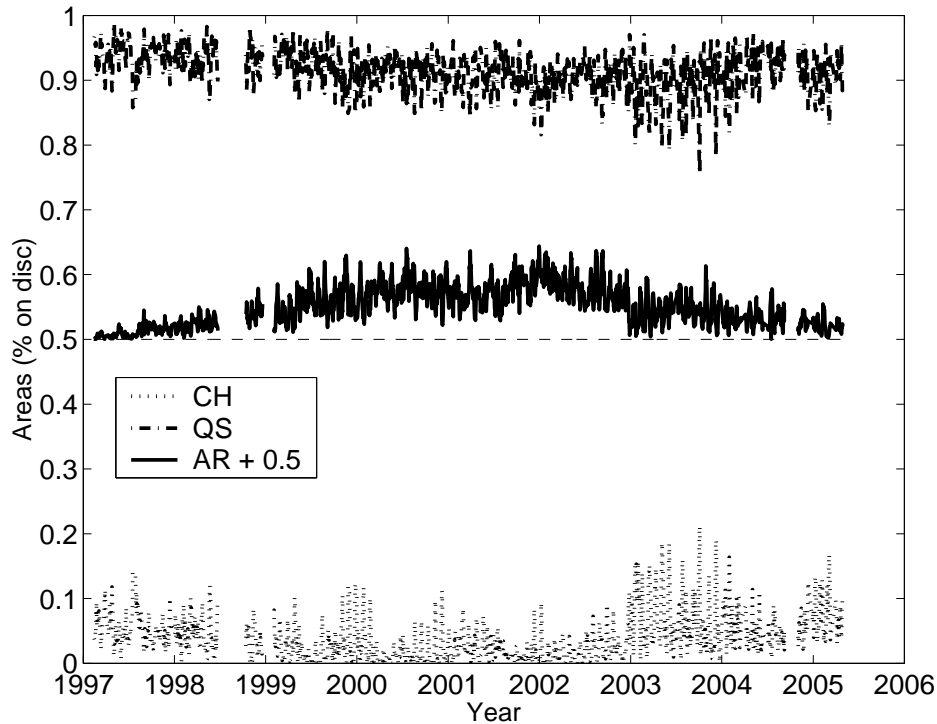


Figure 4: Evolution de l’aire (en pourcentage) occupée par CH, QS et AR, vus en 17.1/19.5 nm durant la période 1997–2005

et 27.1 pour le QS) et une période de 720 jours. D’autres fréquences moins prononcées sont également exprimées et doivent maintenant être analysées et reliées à des phénomènes physiques sous-jacents.

4 Conclusion

Nous avons présenté ici une méthode de segmentation multispectrale qui permet de discriminer de manière satisfaisante les différentes régions d’intérêt de l’atmosphère solaire, à partir d’images EUV. Les séries temporelles résultant de cette analyse exhibent de nombreuses périodicités, dont certaines sont en accord avec des phénomènes physiques observés (rotation différentielle solaire), et d’autres qui doivent être analysées et corrélées à des connaissances du domaine. Le calcul des séries temporelles à partir des images segmentées donne un moyen de relier les observations des télescopes, qui sont bien résolues spatialement, et les séries temporelles issues des radiomètres. La méthode proposée ici peut alors devenir un composant essentiel dans une

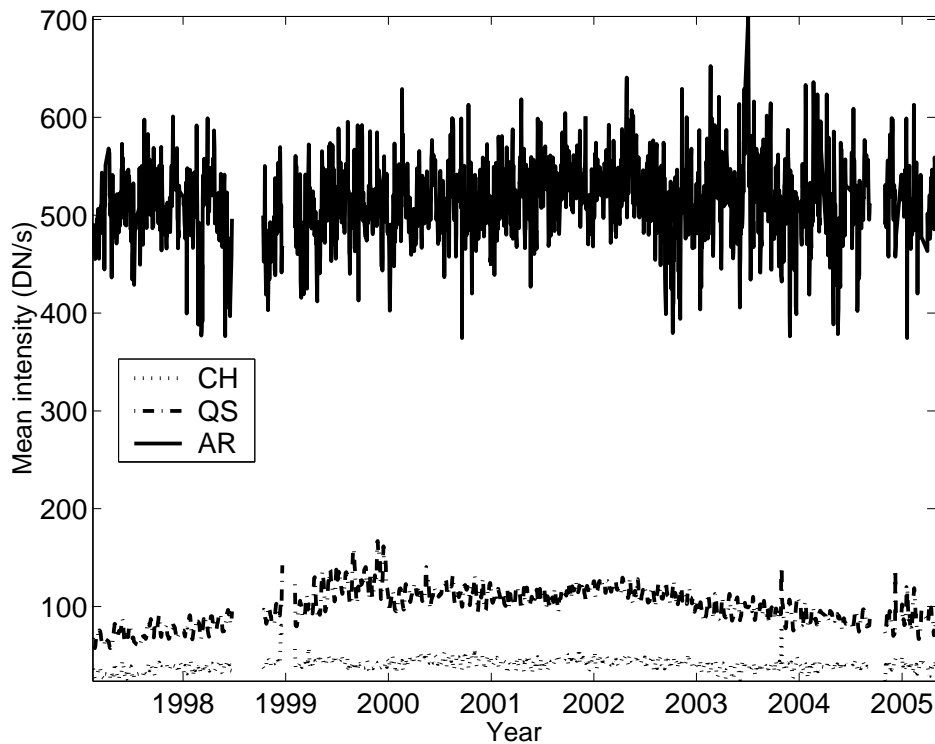


Figure 5: Evolution de l'intensité moyenne (en ph/pxl/s) des CH, QS et AR, vus en 17.1/19.5 nm durant la période 1997–2005

méthode de reconstruction du spectre solaire.

References

- [Antoine(2004)] Antoine, J.-P., Murenzi, R., Vandergheynst, P., Two-dimensional wavelets and their relatives, Cambridge University Press, 2004
- [Antoine(2002)] Antoine, J.-P., Demanet, L., Hochedez, J.-F., et al., Application of the 2-D Wavelet Transform to Astrophysical Images, Physicalia magazine, 24,93-116, 2002
- [Baker(2003)] Baker, J., Campbell, D., & Bodnarova, A., Colour Image Segmentation using Optimal Fuzzy Clustering, in Proceedings of ASC'2003 - Artificial Intelligence and Soft Computing, 385-389, 2003
- [Benkhalil 2003]] Benkhalil, A., Zharkova, V., Zharkov, S., & Ipson, S., Automatic Identification of Active Regions (Plages) in the Full-Disk Solar

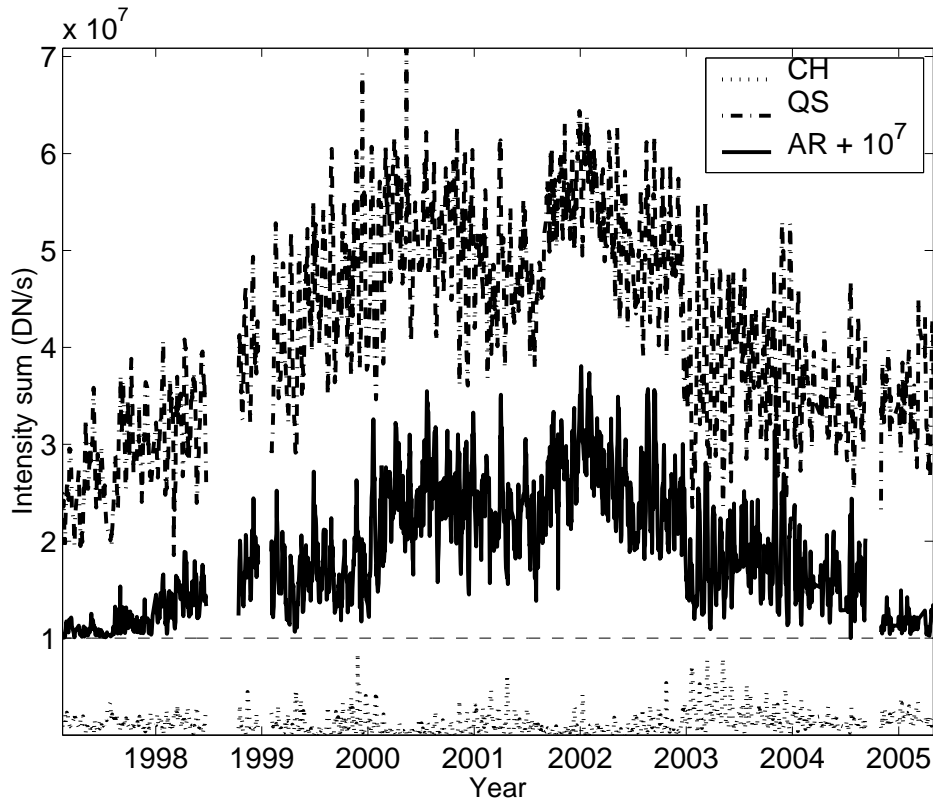


Figure 6: Evolution de l'intensité intégrée des CH, QS et AR, vus en 17.1/19.5 nm durant la période 1997–2005

Images Using Local Thresholding and Region Growing Techniques, in Proceedings of the AISB'03 Symposium on Biologically-inspired Machine Vision, Theory and Application, ed. S. L. N. in Computer Science, 66-73, 2003

[Berrili(2005)] Berrili, F., Moro, D. D., & Russo, S, Spatial clustering of photospheric structures, *The Astrophysical Journal*, 632,677-683, 2005

[Bezdek(1981)] Bezdek, J., Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms, New-York: Plenum Press,1981

[Bezdek(1997)] Bezdek, J., L.O.Hall, Clark, M., Goldof, D., & Clarke, L., Medical image analysis with fuzzy models, *Stat Methods Med Res*, 6, 191-214, 1997

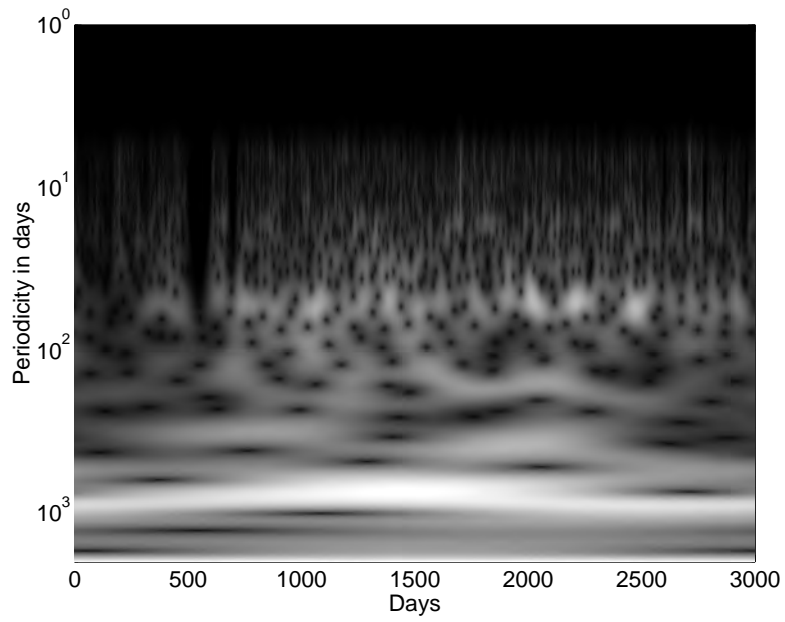


Figure 7: Analyse en ondelette de l'intensité intégrée des AR

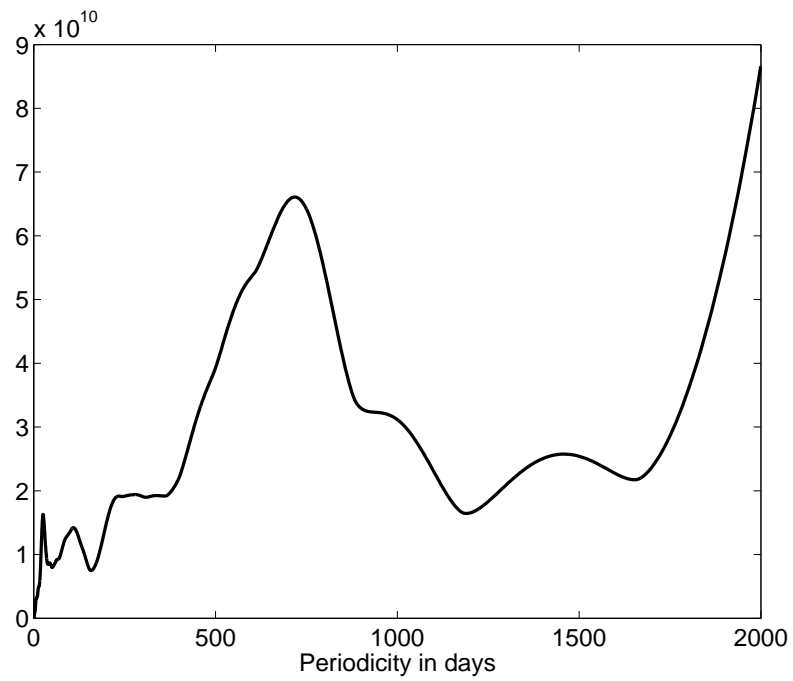


Figure 8: Spectre en énergie de l'intensité itégrée des AR

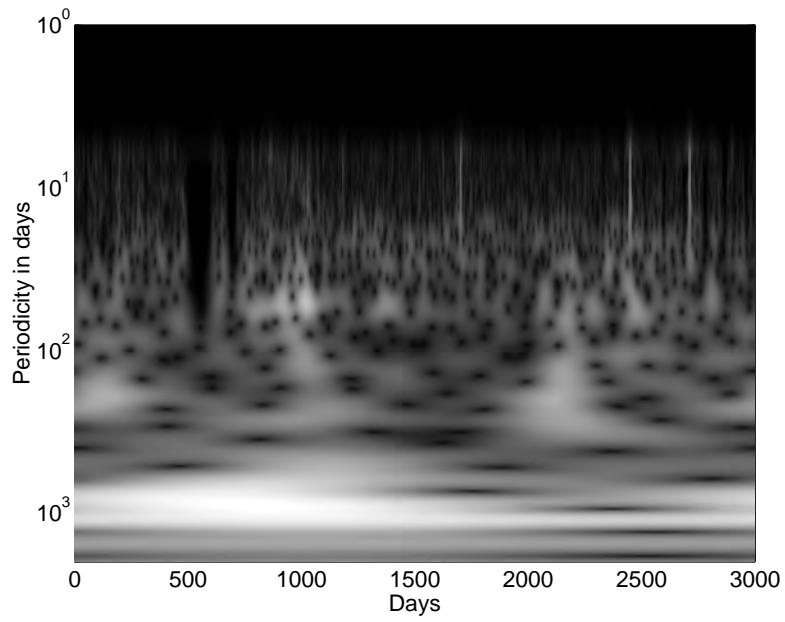


Figure 9: Analyse en ondelette de l'intensité intégrée du QS

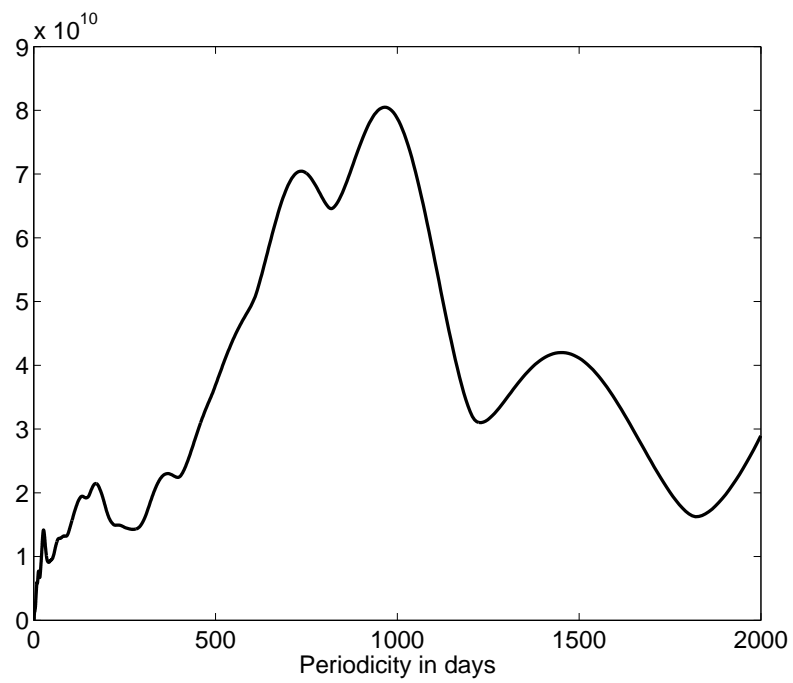


Figure 10: Spectre en énergie de l'intensité itégrée du QS

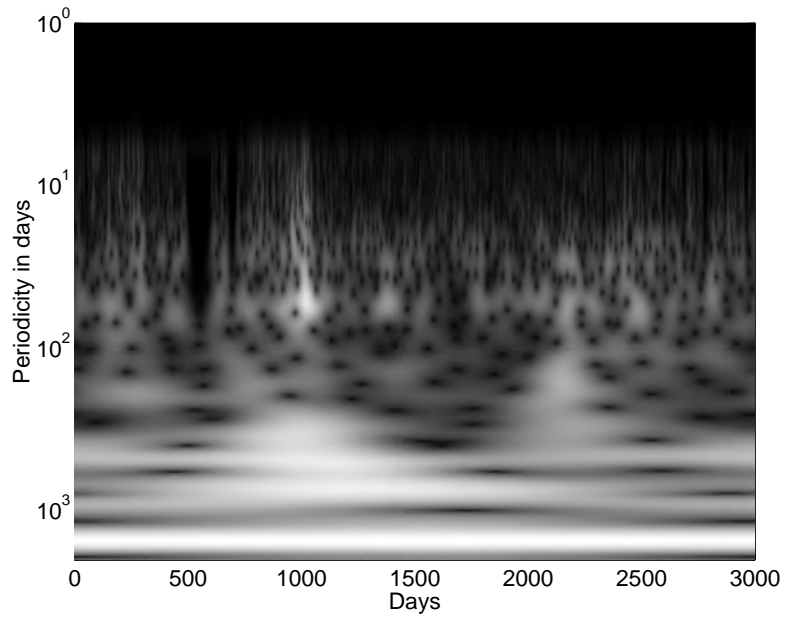


Figure 11: Analyse en ondelette de l'intensité intégrée des CH

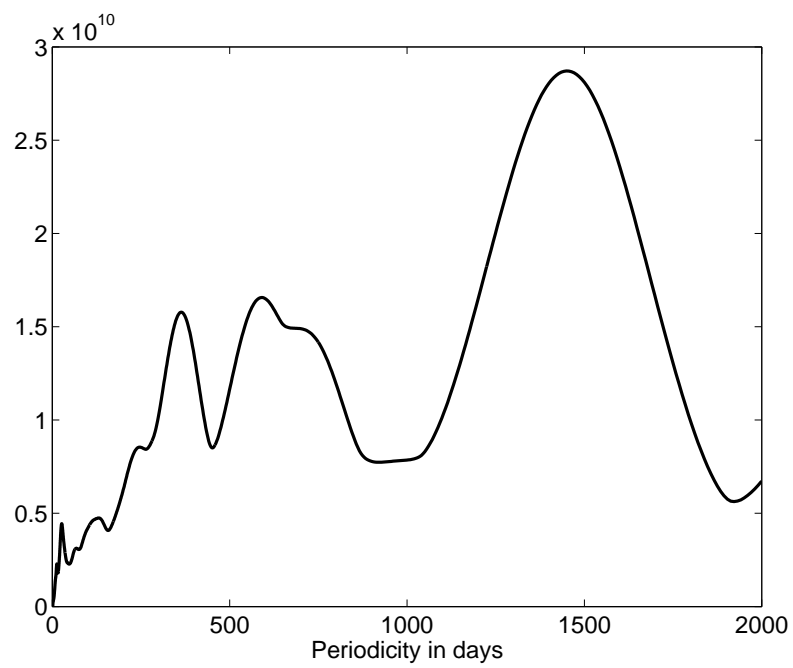


Figure 12: Spectre en énergie de l'intensité itégrée des CH.

- [Bornmann(1996)] Bornmann, P., Winkelmann, D., & Kohl, T., Automated solar image processing for flare forecasting, in Proceedings of the solar terrestrial predictions workshop, ed. Hitachi:Japan, 23-27, 1996
- [Bratsolis(1998)] Bratsolis, E. & Sigelle, M., Solar image segmentation by use of mean field fast annealing, Astronomy and Astrophysics supplement series, 131, 371-375, 1998
- [Delaboudinière(1995)] Delaboudinière, J.-P., et al. EIT: Extreme-Ultraviolet Imaging Telescope for the SOHO Mission, SolPhys, 162, 291, 1995
- [Dudok de Wit(2006)] Dudok de Wit T., Fast segmentation of solar extreme ultraviolet images, In press,2006
- [Fuller(2005)] Fuller, N., Aboudarham, J., & Bentley, R., Filament Recognition and Image Cleaning on Meudon H α Spectroheliograms, Solar Physics, 227, 61-75, 2005
- [Gao(2002)] Gao, J., Zhou, M., & Wang, H., Development of an Automatic Filament Disappearance Detection System, Solar Physics, 205, 93-103, 2002
- [Hill(2001)] Hill, M., Castelli, V., Chu-Sheng, L., et al., Solarspire: querying temporal solar imagery by content, in Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing, 834-837, 2001
- [Hochedez(2000)] Hochedez, J. F., Clette, F., Verwichte, E., Berghmans, D., & Cugnion, P. Mid-Term Variations in the Extreme UV Corona: the EIT/SOHO Perspective, ESA SP-463: The Solar Cycle and Terrestrial Climate, Solar and Space weather, 79, 2000
- [Krivova(1993)] Krivova, N.A. & Solanski S.K., The 1.3-year and 156 day periodicities in sunspot data: wavelet analysis suggests a common origin, Astronomy and Astrophysics, 394, 701-707, 2002
- [Krishnapuram(1993)] Krishnapuram, R. & Keller, J., A possibilistic approach to clustering, IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 1, 98-110, 1993
- [Krishnapuram(1996)] Krishnapuram, R. & Keller, J., The Possibilistic C-Means Algorithm: Insights and Recommendations, IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 4, 385-393, 1996

- [Leung(2004)] Leung, S., Wang, S., & Lau, W., Lip image segmentation using fuzzy clustering incorporating an elliptic shape function, *IEEE Transactions on Image Processing*, 13, 51-62, 2004
- [Melgani(2000)] Melgani, F., Hashemy, B. A., & Taha, S., An Explicit Fuzzy Supervised Classification Method for Multispectral Remote Sensing Images, *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, 38, 287-295, 2000.
- [Mendoza(2006)] Mendoza, B., Velasco, V. M., & Valdés-Galicia, J. F. Mid-Term Periodicities in the Solar Magnetic Flux, *Solar Physics*, 233, 319, 2006
- [Nieniewski(2002)] Nieniewski, M., Segmentation of extreme ultraviolet (SOHO) sun images by means of watershed and region growing, in *Proceedings of the SOHO 11 Symposium on From Solar Min to Max: Half a Solar Cycle with SOHO*, ed. N. E. P. D. A. Wilson. Noordwijk, 323-326, 2002
- [Ortiz(2005)] Ortiz, A., Solar cycle evolution of the contrast of small photospheric magnetic elements, *Advances in Space Research*, 35, 350-360, 2005
- [Pettauer(1997)] Pettauer, T. & Brandt, P., On novel methods to determine areas of sunspots from photoheliograms, *Solar Physics*, 175, 197-203, 1997
- [Philipps(1995)] Philipps, W., Velthuisen, R., & S.Phuphanich., Application of fuzzy C-means algorithm segmentation technique for tissue differentiation in MR images of a hemorrhagic glioblastoma multiforme, *Magn Reson Imaging*, 13, 277-290, 1995
- [Portier-Fozzani(2001)] Portier-Fozzani, F., Vandame, B., Bijaoui, A., Maucherat, A., & the EIT team., A Multiscale vision model applied to analyze EIT images of the solar corona, *Solar Physics*, 201, 271-287, 2001
- [Preminger(1997)] Preminger, D., Walton, S., & Chapman, G., Solar feature identification using contrasts and contiguity, *Solar Physics*, 171, 303-330, 1997
- [Qahwaji(2003)] Qahwaji, R., The Detection of Filaments in Solar Images, in *Proceedings of the Solar image recognition workshop*, ed. Brussels:Belgium, 2003

- [Rangsanseri(1998)] Rangsanseri, Y. & Thitimajshima, P., Multiresolution Fuzzy Clustering For SAR Image Segmentation, in Proceedings of IGARSS,5, 2507-2509, 1998
- [Revathy(2005)] Revathy, K., Lekshmi, S., & Nayar, S., Fractal-Based Fuzzy Technique For Detection Of Active Regions From Solar Images, Solar Physics, 228, 43-53, 2005
- [Robbrecht et al.(2006)] Robbrecht, E., Berghmans, D., & der Linden, R. V., Objective CME detection over the Solar Cycle: a first attempt, Adv. Space Res., In press
- [Steinegger(1997)] Steinegger, M., Bonet, J., & Vazquez, M., Simulation of seeing influences on the photometric determination of sunspot areas, Solar Physics, 171, 303-330, 1997
- [Steinegger(1998)] Steinegger, M., Bonet, J., Vazquez, M., & Jimenez, A., On the intensity thresholds of the network and plage regions, Solar Physics, 177, 279-286, 1998
- [Turmon(2002)] Turmon, M., Pap, J., & Mukhtar, S., Statistical pattern recognition for labeling solar active regions: application to *SOHO*/MDI imagery, The Astrophysical Journal, 568, 396-407, 2002
- [Vannier(1991)] Vannier M.W., Pilgram T.K., Speidel C.M., Neumann L.R., Rickman D.L. & Schertz L.D., Validation of magnetic resonance imaging (MRI) multispectral tissue classification, Comput. Met. Imag. Graphics, 15, 217-223, 1991
- [Veronig(2000)] Veronig, A., Steinegger, M., Otruba, W., et al., Automatic Image Segmentation and Feature Detection in solar Full-Disk Images, in Proceedings of the 1st Solar and Space Weather Euroconference1, ed. N. E. P. D. A. Wilson. Noordwijk, 455, 2000
- [Veronig(2001)] Veronig, A., Steinegger, M., Otruba, W., et al., Automatic image processing in the frame of a solar flare alerting system, Hvar Obs. Bull, 195-205, 2001.
- [Veselovsky(2001)] Veselovsky, I. S., Zhukov, A. N., Dmitriev, A. V., Tarsina, M. V., Clette, F., Cugnon, P., & Hochedez, J. F. Global Asymmetry of the Sun Observed in the Extreme Ultraviolet Radiation, SolPhys, 201, 27, 2001

- [Wagstaff(2003)] Wagstaff, K., Rust, D. M., LaBonte, B. J., & Bernasconi, P. N., Automated Detection and Characterization of Solar Filaments and Sigmoids, in Proceedings of the Solar image recognition workshop, ed. Brussels:Belgium, 2003
- [Worden(1999)] Worden, J., Woods, T., Neupert, W., & Delaboudiniere, J., Evolution of Chromospheric Structures: How Chromospheric Structures Contribute to the Solar He ii 30.4 Nanometer Irradiance and Variability, The Astrophysical Journal, 965-975, 1999
- [Young(2003)] Young, C., Gallagher, P., & Myers, D., Multiscale Feature Identification in the Solar Atmosphere, AGU Fall Meeting Abstracts, B543+, 2003
- [Zadeh(1965)] Zadeh, L., Fuzzy sets, Information Control, 8, 338-353, 1965
- [Zadeh(1978)] Zadeh, L., Fuzzy sets as a basis for theory of possibility, International Journal of Fuzzy Sets and Systems, 1, 1-28, 1978
- [Zharkova(2003)] Zharkova, V. & Schetinina, V., A Neural-Network Technique for Recognition of Filaments in Solar Images, in Proceedings of the seventh International Conference on Knowledge-Based Intelligent Information and Engineering Systems (KES-03), ed. S. L. N. in Computer Science, 148-154, 2003
- [Zharkov(2004)] Zharkov, S., Zharkova, V., Ipson, S., & Benkhalil, A., Automated Recognition of Sunspots on the SOHO/MDI White Light Solar Images, in Proceedings of the 8th International Conference on Knowledge-Based Intelligent Information and Engineering Systems (KES2004), ed. S. L. N. in Computer Science, 446-452, 2004