

Analyse automatique des images de la rétine acquises en tomographie de cohérence optique directionnelle

FLORENCE ROSSANT¹, KATE GRIEVE², MICHEL PAQUES²

¹ Institut Supérieur d'Electronique de Paris (ISEP-LISITE)
28 rue Notre Dame des Champs, 75006, Paris, France

² Centre Hospitalier National d'Ophtalmologie des Quinze-Vingts, Centre d'Investigation Clinique
28 rue de Charonne 75012 Paris, France

florence.rossant@isep.fr,
kategrieve@gmail.com, michel.paques@gmail.com

Résumé – La tomographie de cohérence optique directionnelle (D-OCT) montre des propriétés d'anisotropie de la réflectance des structures rétinienne. Nous proposons une méthode automatique permettant de mettre en évidence les zones d'anisotropie, après correction des défauts d'illumination dans les images source et homogénéisation des niveaux de gris. Les résultats expérimentaux montrent l'intérêt de cette approche pour l'interprétation clinique.

Abstract - Directional optical coherence tomography (D-OCT) reveals reflectance properties of retinal structures by changing the incidence angle of the light beam. We propose an automatic method for enhancing and representing anisotropic areas. Experiments show that the proposed approach is robust and helpful for clinical interpretation.

1 Introduction

Les photorécepteurs ont des propriétés optiques uniques, dont la dépendance angulaire de leur absorbance et réflectance, dit effet Stiles-Crawford (SCE) [1,2]. Le SCE a pour résultat de moduler la distribution de la lumière rétrodiffusée à travers la pupille en fonction de son incidence. L'absorbance et la réflectance de chaque cône en fonction de l'angle d'incidence de la lumière suit une courbe Gaussienne, avec un pic dont l'orientation définit l'angulation des photorécepteurs, et dont l'angle d'acceptance est corrélé avec la portée de capture des photons. Les cônes sont les structures rétinienne qui contribuent le plus au SCE.

Gao et al. ont été les premiers à utiliser un prototype OCT (tomographie de cohérence optique) adapté à l'imagerie hors-axe, pour mesurer les contributions des sous-structures des photorécepteurs de la macula au SCE optique (oSCE) [3]. Ils ont suggéré que la réflectance directionnelle de la ligne COST (« cone outer segment tip », i.e bouts des segments externes des cônes), et, de façon moins importante, de la ligne de jonction IS/OS entre les segments internes et externes des photorécepteurs, contribue majoritairement à l'oSCE dans la macula. Ceci a été confirmé par les travaux de Miloudi et al., qui ont documenté la réflectance directionnelle des photorécepteurs en utilisant l'optique adaptative combinée avec l'OCT directionnel (D-OCT) [4]. Le D-OCT consiste à imager la rétine, non pas uniquement dans la direction de l'axe optique, mais au contraire sous des angles d'incidence hors-axe (Fig. 1). L'intérêt médical potentiel du D-OCT a été démontré par Lujan et al. qui l'ont utilisé pour délimiter la couche des fibres de Henle (les axones des photorécepteurs), et ensuite mesurer l'épaisseur de la couche nucléaire externe [5]. De plus, notre groupe de

recherche, comme d'autres d'ailleurs, ont récemment utilisé le D-OCT pour mettre en évidence des différences dans les couches des photorécepteurs, dues à des pathologies (Pediñelli A et al. IOVS 2016:ARVO E-Abstract 4248, Lujan B et coll. IOVS 2016: ARVO E-Abstract 4250). Il apparaît donc que le D-OCT offre la possibilité de documenter des modifications subtiles de la rétine, qui ne sont pas visibles en OCT classique. Néanmoins, les images sont prises avec des appareils OCT du commerce, qui ne sont pas prévus pour cela, ce qui rend les acquisitions difficilement interprétables.

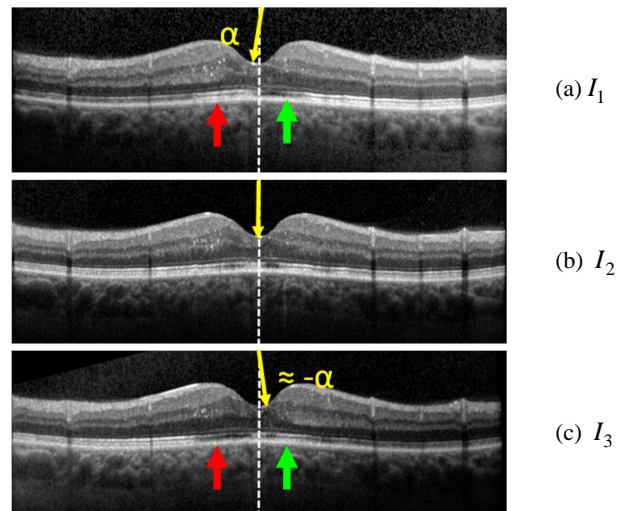


Figure 1 : deux images hors-axe (a)(c) acquises sous un angle $\pm\alpha$ et une image standard (b) ; flèches : zones d'anisotropie.

Nous proposons ici une méthode d'analyse automatique d'images D-OCT acquises avec les systèmes OCT du commerce. Notre méthode permet de mettre en évidence les structures rétinienne anisotropes, i.e. dont la réflectance dépend de l'angle du faisceau incident, et aide à l'interprétation clinique.

2 Méthodes

Les propriétés d'anisotropie de la réflectance peuvent être mises en évidence en calculant la différence des deux images hors-axe (i.e tiltées). Les zones isotropes prennent des valeurs proches de zéro tandis que les zones anisotropes prennent des valeurs positives ou négatives, suivant l'angle de réponse maximale, α ou $-\alpha$.

Cependant, on remarque sur la Figure 2 que cette méthode ne fonctionne pas : certaines zones isotropes apparaissent en blanc car les images hors-axe ont une illumination inhomogène (Fig. 1(a)(c)).

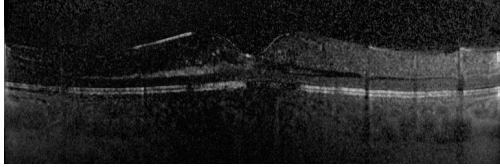


Figure 2 : Différence des deux images tiltées (Fig. 1(a)(c)).

Par conséquent, nous proposons de corriger cette non-uniformité de la luminance avant d'effectuer une analyse différentielle. La zone d'intérêt est déduite de la segmentation [7,8] de l'image moyenne des 3 images source (Fig. 3). Elle est comprise entre la limitante interne (ILM) et l'interface externe de l'épithélium pigmentaire (RPE) ; horizontalement, elle est centrée sur la fovéola (x_F) et large de 6mm.

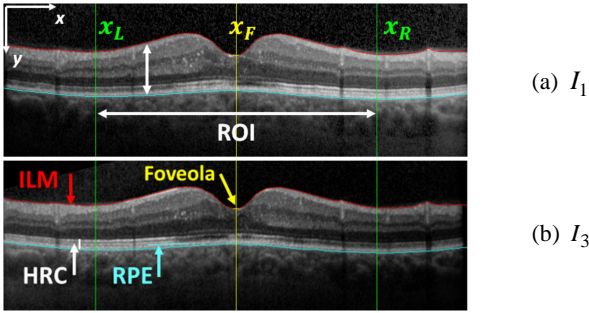


Figure 3 : Segmentation des données rétinienne et ROI.

Nous proposons d'appliquer une première correction d'illumination séparément sur les images I_1 et I_3 , puis de corriger l'image I_3 par rapport à l'image I_1 grâce à un processus d'optimisation conjointe.

Dans la suite, nous présentons les méthodes d'estimation de l'angle d'acquisition (Section 3) et de correction de l'illumination (Section 4), puis l'analyse différentielle (Section 5). Nous donnerons des résultats expérimentaux (Section 6) avant de conclure.

3 Estimation de l'angle d'acquisition

L'opérateur dévie manuellement le faisceau incident pour prendre les images hors-axe. Cet usage n'est pas prévu par le constructeur et l'angle obtenu ne peut être qu'approximatif. De plus, l'appareil ne fournit aucune indication sur l'angle du faisceau incident. Il est donc intéressant de le déduire algorithmiquement des images. La méthode consiste à saturer l'image au blanc, pour révéler les bords de l'image rectangulaire tiltée (triangle noir en haut à droite dans la Figure 4a). L'image saturée est lissée par une fermeture morphologique et les contours en sont extraits par l'opérateur de Canny (Fig.

4b). La transformée de Hough permet d'extraire les principaux segments. Notons $\theta(j)$ et $l(j)$ l'angle et la longueur du segment $j \in \{1, \dots, J\}$. Pour chaque angle $\theta(j)$, on calcule la somme des longueurs des segments ayant la même orientation à 2° près:

$$L(j) = \sum_{i \in E(j)} l(i), E(j) = \{i \in \{1, \dots, J\} \mid |\theta(i) - \theta(j)| < 2^\circ\} \quad (1)$$

Etant donné l'intervalle $[-5^\circ, 5^\circ]$ des angles admissibles, l'orientation qui donne la longueur cumulée L maximale est l'angle α du faisceau incident.

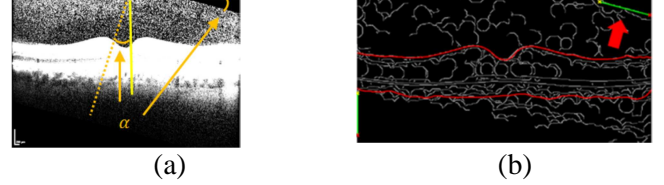


Figure 4 : Estimation de l'angle du faisceau incident.

4 Correction de l'illumination

Nous ne connaissons pas le modèle physique sous-jacent au défaut d'illumination des images hors-axe. Mais, on remarque que l'illumination varie surtout suivant l'axe horizontal ; c'est pourquoi nous proposons des modèles de correction fonction de l'abscisse x .

4.1 Correction individuelle de l'illumination

L'image tiltée (I_1 ou I_3 , Fig. 5a) est séparée en deux à la fovéola x_F et une classification par l'algorithme des K-moyennes ($K=3$) est appliquée sur les deux sous-images indépendamment, sur la région d'intérêt (Fig. 5b). Notons $c_k^{(L)}$ et $c_k^{(R)}$ les centres (i.e. l'intensité moyenne) des clusters ($k=1,2,3$) pour les sous-images gauche (L) et droite (R). Ces valeurs servent à définir 3 droites qui montrent la variation de l'intensité en fonction de x (Fig. 5b), suivant un modèle linéaire :

$$I_k(x, y) = I_k^{(0)} + a \frac{x - x_F}{x_R - x_L} I_k^{(0)} + b \frac{x - x_F}{x_R - x_L} \quad (2)$$

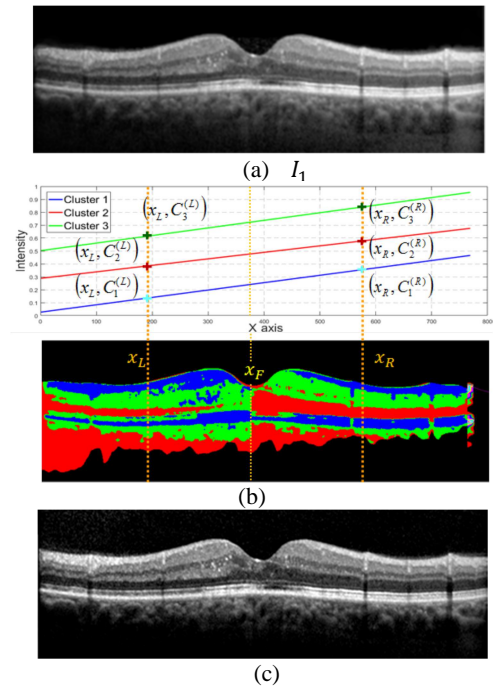


Figure 5 : Correction individuelle de chaque image hors-axe.

Dans cette équation, $I_k^{(0)}$ représente la vraie valeur du centre du cluster k , valeur que l'on aurait obtenue en appliquant la classification sur toute la zone d'intérêt si l'illumination avait été homogène ; $c_k^{(L)}$ et $c_k^{(R)}$ sont les valeurs prises dans l'image réelle, et on les place dans notre modèle au milieu des deux sous-images, en x_L et x_R . Les paramètres a et b du modèle sont estimés en minimisant l'erreur quadratique aux six points $(x_L, c_k^{(L)})$ et $(x_R, c_k^{(R)})$, $k=1,2,3$. Enfin, l'intensité de l'image est corrigée en chaque pixel $I(x,y)$ en appliquant la transformation suivante, déduite de (2) :

$$I'(x,y) = \left[I(x,y) - b \frac{x-x_F}{x_R-x_L} \right] / \left[1 + a \frac{x-x_F}{x_R-x_L} \right] \quad (3)$$

L'image résultante est normalisée par calibration linéaire de l'histogramme (Fig. 5(c)).

4.2 Optimisation conjointe

Les images corrigées précédemment, I_1' et I_3'' , sont ensuite traitées conjointement. L'image I_3'' est corrigée par rapport à l'image I_1' prise comme référence par une fonction polynomiale de x , d'ordre 3 :

$$I_3'''(x,y) = f(x)I_3''(x,y) \quad (4)$$

avec $f(x) = ax^3 + bx^2 + cx + d$

L'optimisation consiste à minimiser le nombre de pixels de la ROI qui diffèrent significativement dans les deux images. Ainsi, nous proposons le critère suivant :

$$C(a,b,c,d) = \text{card}\{(x,y) \in ROI \mid |I_1'(x,y) - I_3'''(x,y)| \geq T\} \quad (5)$$

Le paramètre T est ajusté pour chaque paire d'images, égal à deux fois l'écart type de la différence ($I_1' - I_3'''$). Les paramètres optimaux de la fonction f sont obtenus par minimisation du critère C :

$$(a_{opt}, b_{opt}, c_{opt}, d_{opt}) = \text{Arg} \min_{a,b,c,d} \{C(a,b,c,d)\} \quad (6)$$

L'image I_3''' est corrigée suivant (4) avec les paramètres optimaux (6). La figure suivante montre la différence des images restaurées (valeur absolue). Les zones anisotropes sont maintenant bien mises en valeur. Il est intéressant de noter que la couche RPE est noire, ce qui permet de démontrer *a posteriori* la validité de notre modèle de correction, cette couche étant isotrope.

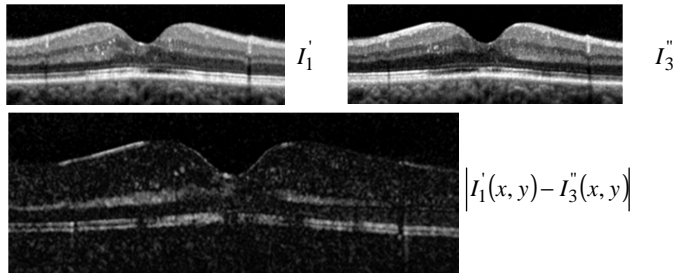


Figure 6 : Images restaurées et valeur absolue de la différence.

5 Analyse différentielle

Nous proposons dans cette section une représentation couleur des zones anisotropes, mettant en évidence

l'orientation privilégiée de ces zones. Soit I_F l'image de fusion, calculée comme le minimum d'intensité des images I_1' et I_3'' . On calcule l'image différence I_D sur la région d'intérêt :

$$I_F(x,y) = \min\{I_1'(x,y), I_3''(x,y)\} \quad (7)$$

$$I_{D0}(x,y) = \begin{cases} I_1'(x,y) - I_3''(x,y) & \text{si } ROI(x,y) = 1 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (8)$$

$$I_D(x,y) = I_{D0}(x,y) / \max_{(x,y)} \{|I_{D0}(x,y)|\}$$

L'opérateur définit un seuil $S \in [0,1]$ qui classe les pixels (x,y) en deux sous-ensembles; isotrope si $|I_D(x,y)| < S$ et anisotrope sinon. Deux images couleurs, codées en RVB, sont créées à partir de cette classification. Soit $c \in \{1,2,3\}$ le canal couleur. La première image $I_{RV}(x,y,c)$ montre en rouge et vert les régions anisotropes, la couleur codant l'angle de réponse maximale, avec une intensité proportionnelle à la réflectance maximale. La seconde image $I_{RVB}(x,y,c)$ montre la même information superposée à l'image I_F :

$$\begin{cases} I_{RV}(x,y,1) = I_D(x,y) & \text{si } I_D(x,y) > S, 0 \text{ sinon} \\ I_{RV}(x,y,2) = -I_D(x,y) & \text{si } I_D(x,y) < -S, 0 \text{ sinon} \\ I_{RV}(x,y,3) = 0 \end{cases} \quad (9)$$

$$\forall c \in \{1,2,3\}, I_{RVB}(x,y,c) = I_F(x,y) + I_{RV}(x,y,c) \quad (10)$$

La Figure 7 montre les images obtenues avec notre exemple, pour $S=0.1$, seuil généralement bien adapté.

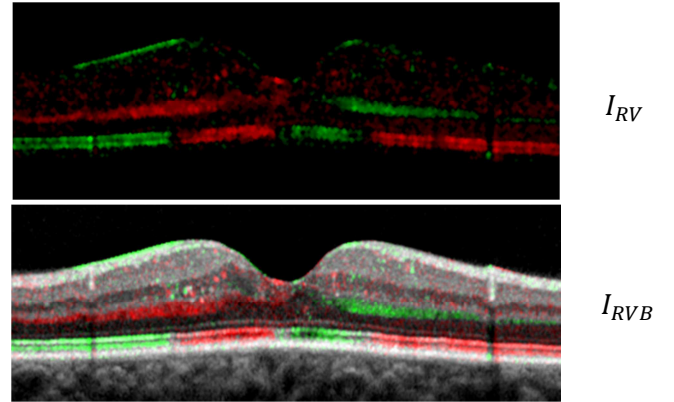


Figure 7 : Mise en évidence de l'angle de réflectance maximal.

Ces résultats peuvent être régularisés par classification probabiliste des pixels. Nous définissons $K=3$ classes, correspondant aux régions respectivement en rouge, noir et vert dans I_{RV} (9) et nous supposons que l'image des étiquettes est un champ de Markov (MRF) [9]. Cette approche permet de prendre en compte les interactions entre pixels connexes. Le centre μ_k du cluster $k \in \{1,2,3\}$ est initialisé à la moyenne des intensités des pixels de la classe k dans I_D . Nous supposons aussi que le bruit dans I_D est gaussien, avec un écart-type expérimentalement fixé à $\sigma_k = 0.1$. Ainsi, nous avons défini les distributions de probabilité $P(I_{D_s} | \omega_s = k)$ des intensités des pixels (notées I_{D_s} où s indexe un site, i.e. un pixel) conditionnellement à chaque classe k . La classification initiale est affinée selon l'estimateur MAP (maximum a posteriori), en

cherchant la réalisation qui maximise la probabilité des étiquettes conditionnellement à l'image observée. Cette configuration optimale correspond à un état minimal d'une fonction d'énergie U :

$$U(\omega|I_D) = \sum_s \left(\frac{(I_{D_s} - \mu_{\omega_s})^2}{2\sigma_{\omega_s}^2} + \ln(\sqrt{2\pi}\sigma_{\omega_s}) \right) + \beta \sum_{(s,t)} \varphi(\omega_s, \omega_t) \quad (11)$$

Cette énergie est constituée de deux termes : un terme d'attache aux données, provenant de la distribution gaussienne des intensités, et un terme de régularisation, suivant le modèle de Potts $\varphi(\omega_s, \omega_t)$, qui définit les interactions entre les pixels connexes. Le paramètre β , fixé empiriquement à $\beta=0.9$, pondère l'influence relative des deux termes. La fonction d'énergie est minimisée par recuit simulé. Les zones d'anisotropie sont alors bien homogènes et bien mises en évidence, alors que le bruit de fond est supprimé (Fig.8 vs Fig. 7).

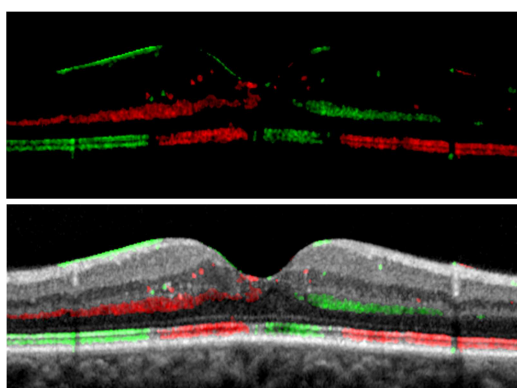


Figure 8 : mise en évidence des structures rétinienne anisotropiques après régularisation markovienne.

6 Résultats expérimentaux

Nous avons appliqué la méthode proposée sur une base de données de 60 jeux d'images D-OCT, provenant de 33 patients, et contenant des cas normaux (31%) et pathologiques : 27% d'œdème maculaire résolu, 42% de télangiectasie maculaire.

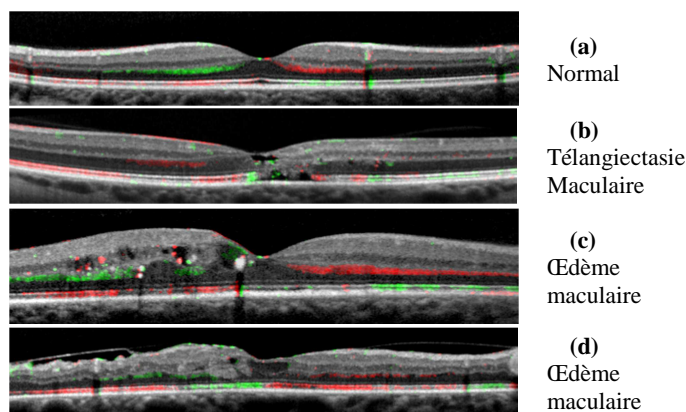


Figure 9: Exemples de résultats, cas sains et pathologiques.

Le patient sain de contrôle a une colorisation uniforme dans chaque hémirétine. Au contraire, les patients atteints de pathologies présentent des perturbations dans la colorisation, ce qui suggère une distribution anormale de l'anisotropie.

Les résultats présentés ci-dessus ont été obtenus automatiquement avec la méthode proposée, avec $S=0.1$ (9). Nous observons une bonne robustesse de

l'algorithme, avec un taux d'échec de l'ordre de 15% : cas où le résultat est très bruité ou pour lesquels une anisotropie est détectée dans le RPE. Les causes probables de ces échecs sont la saturation d'une des images au noir ou au blanc, des images source trop bruitées, ou un décalage non négligeable de la coupe verticale ou horizontale, à cause de mouvements oculaires pendant l'acquisition, sources d'artefacts.

7 Conclusion et perspectives

La mise en évidence de l'anisotropie des couches rétinienne externes peut aider à mieux interpréter certaines anomalies observées dans la couche des photorécepteurs. Généralement, une discontinuité des couches externes est interprétée comme une perte de photorécepteurs, alors qu'il peut s'agir non pas d'une disparition mais d'une désorganisation. La représentation couleur permet de détecter des zones adjacentes qui ont des directions différentes du pic de réflectance (Fig. 8 et 9), ce qui suggère une désorganisation des photorécepteurs, qui pointent en fait dans une direction différente. Ce type de désorganisation a été observé dans différentes situations cliniques, ce qui suggère qu'il s'agit un processus courant dans les maladies rétinienne. Le D-OCT couplé aux algorithmes proposés aide à lever le doute entre perte et désorganisation des cônes. La prochaine étape consistera à affiner notre méthode d'acquisition et à augmenter le nombre d'incidences, afin d'étudier plus finement les propriétés de réflectance.

8 Références

1. Stiles, W.S., Crawford, B.S.: The luminous efficiency of rays entering the eye pupil at different points. Proc R Soc Lond. 1933;112:428-450.
2. Westheimer, G.: Directional sensitivity of the retina: 75 years of Stiles-Crawford effect. Proc Biol Sci. 2008;275:2777-2786.
3. Gao, W., Cense, B., Zhang, Y. et al.: Measuring retinal contributions to the optical Stiles-Crawford effect with optical coherence tomography. Opt Express 2008;16:6486-6501.
4. Miloudi, C., Rossant, F., Bloch, I. et al.: The Negative Cone Mosaic: A New Manifestation of the Optical Stiles-Crawford Effect in Normal Eyes. Invest Ophthalmol Vis Sci. 2015;56:7043-5
5. Lujan, B.J., Roorda, A., Croskrey, J.A. et al.: Directional optical coherence tomography provides accurate outer nuclear layer and Henle fiber layer measurements. Retina. 2015;35:1511-20
6. Makhijani, V.S., Roorda, A., Bayabo, J.-K., et al.: Chromatic visualization of reflectivity variance within hybridized directional OCT images. Proc. SPIE 8571, Optical Coherence Tomography and Coherence Domain Optical Methods in Biomedicine XVII, 857105 (March 20, 2013); doi:10.1117/12.2007141
7. Ghorbel, I., Rossant, F., Bloch, I., Tick, S., Pâques, M.: Automated Segmentation of Macular Layers in OCT Images and Quantitative Evaluation of Performances, Pattern Recognition, vol. 44, no. 8, pp. 1590-1603, 2011.
8. Rossant, F., Bloch, I., Ghorbel, I., Pâques, M.: Parallel Double Snakes. Application to the segmentation of retinal layers in 2D-OCT for pathological subjects, Pattern Recognition 48 (2015), pp. 3857-3870, 2015.
9. Geman, S. and Geman, D.: Stochastic Relaxation, Gibbs Distribution, and the Bayesian Restoration of Images. IEEE trans. on PAMI, Vol. 6, No. 6, pp. 721-741, Nov. 1984