



HAL
open science

Recalage des volumes OCT 3D orthogonaux pour le rehaussement des pores de la lame criblée

Florence Rossant, Nan Ding, H el ene Urien, J er emie Sublime, Paul Bastelica, Christophe Baudouin, Michel Paques

► **To cite this version:**

Florence Rossant, Nan Ding, H el ene Urien, J er emie Sublime, Paul Bastelica, et al.. Recalage des volumes OCT 3D orthogonaux pour le rehaussement des pores de la lame cribl ee. GRESTI, Aug 2023, Grenoble, France. hal-04344970

HAL Id: hal-04344970

<https://hal.science/hal-04344970>

Submitted on 14 Dec 2023

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 destin ee au d ep ot et  a la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publi es ou non,  emanant des  tablissements d'enseignement et de recherche fran ais ou  trangers, des laboratoires publics ou priv es.

Recalage des volumes OCT 3D orthogonaux pour le rehaussement des pores de la lame criblée

[Florence ROSSANT](#)¹, [Nan DING](#)¹, [Hélène URIEN](#)¹, [Jérémy SUBLIME](#)¹,
[Paul BASTELICA](#)², [Christophe BAUDOUIN](#)², [Michel PAQUES](#)²

¹ ISEP, 10 rue de Vanves, 92130 Issy-les-Moulineaux, France

² CIC 1423, Hôpital des Quinze-Vingts, 28 rue de Charenton, 75012 Paris, France

Résumé – La lame criblée (LC) est un maillage collagénique 3D dans la tête du nerf optique, composé de "pores" à travers lesquels les fibres nerveuses passent pour atteindre le cerveau. La modélisation des voies axonales et de leur déformation au cours du glaucome à partir d'images OCT 3D permettrait de mieux comprendre cette pathologie cécitante. Cependant, la qualité des volumes OCT n'est pas suffisante pour obtenir des segmentations fiables. Nous proposons donc de recalculer géométriquement des volumes orthogonaux, c'est-à-dire acquis dans deux directions de balayage orthogonales, puis de les fusionner, afin d'obtenir une image 3D de meilleure résolution et moins bruitée. Les résultats expérimentaux démontrent la pertinence de notre approche, avec une distance entre pores annotés recalés de l'ordre de 3 pixels, inférieure à la taille typique des pores.

Abstract – The lamina cribrosa (LC) is a 3D collagenous mesh in the optic nerve head, composed of so-called "pores", through which the axons pass to reach the brain. Modeling the axonal pathways and their deformation during glaucoma, a leading cause of cecity, from 3D OCT images is of high interest. However, the quality of the acquired OCT volumes is now sufficient to get reliable segmentations. Therefore, we propose to register orthogonal volumes, that are acquired in two orthogonal scanning directions, and then to fuse them, in order to obtain a 3D image of better resolution and better signal to noise ratio. Segmentation results demonstrate the pertinence of our approach, with a mean distance between registered annotated pores of about 3 pixels, so less than the typical pore size.

1 Introduction

La lame criblée (LC) est une structure poreuse située dans la tête du nerf optique. Elle joue un rôle crucial dans le glaucome [1], l'une des principales causes de cécité. Elle est composée de pores, c'est-à-dire de voies axonales par lesquelles passent les fibres nerveuses pour atteindre le cerveau [2]. L'observation in vivo en 3D des pores est désormais possible grâce aux progrès de la tomographie de cohérence optique (OCT) (Fig. 1). L'objectif final de notre projet est d'effectuer automatiquement la reconstruction en 3D des trajectoires axonales à partir des volumes OCT, afin d'étudier le remodelage de la lame criblée au cours du glaucome et de mieux comprendre cette maladie.

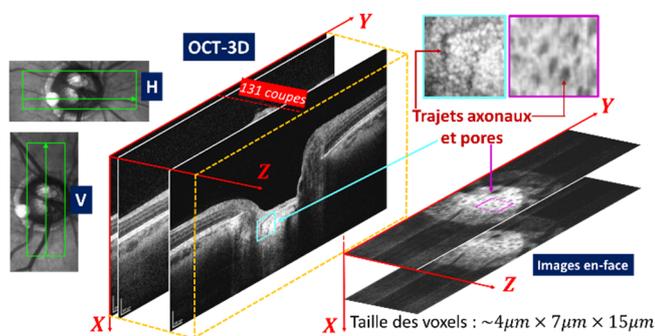


Figure 1 : Données OCT 3D pour un balayage H ou V .

Les études récentes se limitent principalement à la l'analyse de l'épaisseur de la lame criblée [3] et de sa surface [4]. Des changements morphologiques des pores, tels que leur allongement, ont été observés dans des images *en-face* 2D chez des patients glaucomateux

[5]. Quelques travaux, dont les nôtres, ont porté sur la détection des pores de la LC en 3D et in-vivo [6][7] grâce à l'OCT. Cependant, les chemins axonaux n'ont pas pu être caractérisés avec suffisamment de fiabilité, à cause de la qualité insuffisante des données (faible rapport-signal à bruit, faible résolution transverse ($\sim 15\mu\text{m}$)), sachant qu'il est difficile, même pour des experts médicaux, d'identifier les pores dans une image *en-face*. C'est pourquoi nous proposons dans cet article d'exploiter le fait que les volumes OCT (Fig. 1) peuvent être acquis selon deux directions de balayage différentes, horizontale ou verticale, pour obtenir un volume fusionné de meilleure qualité, et au final une meilleure segmentation. Pour ce faire, nous devons d'abord recalculer géométriquement les deux volumes orthogonaux.

Des méthodes ont déjà été proposées pour recalculer des images OCT : pour débruiter [8][9], estimer du mouvement [10][11] ou réaliser des mosaïques [12][13]. Mais, à notre connaissance, aucune étude n'a été menée sur les volumes orthogonaux pour rehausser les pores. Or l'alignement est délicat pour plusieurs raisons : le rapport signal à bruit (SNR) est faible, des décalages locaux sont possibles à cause de l'acquisition par balayage, les structures d'intérêt sont très petites et très peu contrastées. Les qualités très hétérogènes entre les volumes ainsi que des variations d'intensité intravolume rendent l'interprétation de l'intercorrélation encore plus délicate.

Dans cet article, nous présentons une méthode pour aligner géométriquement des volumes OCT acquis dans

deux directions orthogonales de balayage, afin d'obtenir une meilleure résolution des pores de la LC. Cette méthode est basée sur l'intensité des pixels et est divisée en plusieurs étapes, afin de résoudre le problème d'optimisation de manière robuste et d'obtenir un recalage précis. Tout d'abord, nous nous appuyons sur des connaissances *a priori* pour délimiter la zone d'intérêt et rehausser l'information utile. Ensuite, plusieurs transformées géométriques sont définies et appliquées séquentiellement, chacune optimisant une fonction d'intercorrrelation, afin d'aligner automatiquement et précisément les données OCT 3D par affinages successifs. Un volume fusionné est ensuite calculé.

2 Données OCT 3D

Notre base de données contient 21 paires de volumes OCT orthogonaux, acquis avec l'appareil Heidelberg Spectralis SD-OCT selon un balayage horizontal puis vertical (donc 21 volumes V et 21 volumes H au total), provenant de 20 yeux et de 14 sujets différents (Fig. 1). Chaque volume contient 131 coupes, les dimensions d'un pixel étant approximativement de $7\mu\text{m} \times 4\mu\text{m}$ et la distance entre deux coupes de $15\mu\text{m}$. On en extrait des images *en-face* de 768×131 pixels, qui sont redimensionnées d'un facteur 2 selon la seconde dimension pour restaurer des pixels presque carrés (768×262 pixels). On notera les volumes orthogonaux $I_H(x, y, z)$ et $I_V(x, y, z)$ avec $x \in [1, 496]$, $y \in [1, 768]$, $z \in [1, 262]$; les images *en-face* extraites des volumes à l'abscisse X seront notées $I_H^X(y, z)$ et $I_V^X(y, z)$, ou $I^X(y, z)$ si on ne fait pas de distinction.

3 Méthode

Notre méthode prend en entrée les images *en-face* extraites des volumes H et V (Fig. 2). Dans un premier temps, on rehausse les pores pour pallier le faible rapport signal à bruit. Pour la même raison, on détermine dans chacun des deux volumes un plan de référence, c'est-à-dire l'abscisse qui correspond à l'image *en-face* où les pores sont les plus contrastés. Cette information étant fiable, nous l'utilisons pour recalibrer grossièrement les volumes H et V par une translation 3D, puis nous affinons ce résultat par une transformation affine 3D. Finalement, les volumes alignés sont fusionnés pour produire un volume de meilleure résolution spatiale et de meilleur SNR.



Figure 2 : Principales étapes de la méthode de fusion.

3.1 Pré-traitements

Région d'intérêt dans les images *en-face*. La LC est localisée dans le disque optique, une cavité qui se matérialise par une composante connexe noire dans les images *en-face* supérieures (abscisses petites, Fig. 1), qu'il est facile de segmenter par simple seuillage. La

région d'intérêt ROI est alors le cadre de 262×262 pixels qui entoure cette région, et ce pour toutes les abscisses X . On note ces régions $ROI(I_H^X)$ et $ROI(I_V^X)$.

Rehaussement des pores. L'image rehaussée (Fig. 3) est calculée par :

$$I_{enh}^{(X)} = C \left(I^{(X)} - \alpha I_{FAS}^{(X)} \right)$$

où $I_{FAS}^{(X)}$ est le résultat de l'application de filtres alternés séquentiels [7] définis par une succession d'ouvertures et de fermetures morphologiques par reconstruction, $C(\cdot)$ une calibration linéaire préservant la valeur moyenne et l'écart-type de l'image source, $\alpha = 0.5$ un paramètre qui pondère le rehaussement des pores.

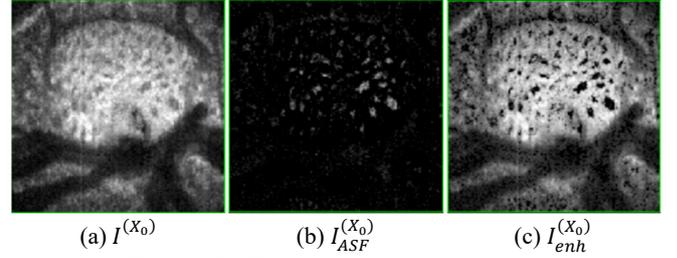


Figure 3 : Rehaussement des pores.

Plan de référence X_0 . On recherche l'abscisse X_0 pour laquelle les pores sont les plus contrastés. Pour cela, on applique une fenêtre glissante selon l'axe des X pour moyenner les images $I_{FAS}^{(x)}$ sur 5 plans consécutifs, afin d'obtenir une image $\bar{I}_{FAS}^{(x)}$ de meilleur SNR. Cette image est seuillée par la méthode de Otsu, et l'image binaire obtenue est nettoyée par des filtres morphologiques F_{morph} pour supprimer toutes les composantes connexes plus petites ou plus grandes que des disques de rayon 3 à 9 pixels (dimensions typiques des principaux pores). On calcule alors l'indicateur E qui est d'autant plus grand que le nombre de pores potentiels est élevé et qu'ils sont bien contrastés :

$$E(x) = \sum_{(y,z) \in ROI(I^{(x)})} \left\{ \bar{I}_{FAS}^{(x)}(y, z) \cdot F_{morph} \left(OTSU \left(\bar{I}_{FAS}^{(x)}(y, z) \right) \right) \right\}$$

Le plan de référence X_0 est celui qui maximise cette fonction. On définit les limites verticales du volume d'intérêt VOI en seuillant à $0.25E(X_0)$. Pour distinguer les volumes H et V , on adoptera ces notations : X_0^H et $[X_{min}^H, X_{max}^H]$, X_0^V et $[X_{min}^V, X_{max}^V]$.

3.2 Recalage et fusion

On recale le volume V sur le volume H . Les deux volumes étant acquis avec le même appareil, nous sommes dans un cas monomodal où l'intercorrrelation peut servir de métrique de similarité et où une transformée affine suffit généralement au recalage [14]. Dans un premier temps, on aligne grossièrement les volumes d'intérêt par translation, puis on affine par une transformation affine (Fig. 4). On utilise les images *en-face* rehaussées pour calculer l'intercorrrelation, afin de favoriser le recalage sur les pores.

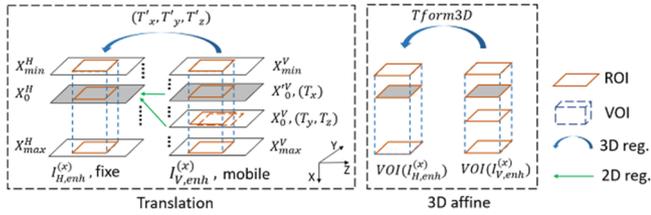


Figure 4 : Principales étapes du recalage 3D.

Translation 3D. On réalise l'alignement en deux étapes, sur les plans de référence puis sur les volumes :

- Les régions d'intérêt rehaussées des plans de référence, soient $ROI(I_{H,enh}^{X_0^H})$ et $ROI(I_{V,enh}^{X_0^V})$, sont alignées en recherchant le vecteur (T_y, T_z) optimal. Ensuite on affine en recherchant la translation verticale T_x qui re-optimise l'intercorrrelation avec $ROI(I_{H,enh}^{X_0^H})$. On itère ces deux étapes jusqu'à ce que l'intercorrrelation ne puisse plus être améliorée. Au final, on a donc une nouvelle définition du plan de référence de I_V , noté $X_0^{V'}$.
- On définit des sous-volumes de même taille, compte tenu des régions d'intérêt recalées, des plans de référence X_0^H et $X_0^{V'}$, des limites verticales $[X_{min}^H, X_{max}^H]$ et $[X_{min}^{V'}, X_{max}^{V'}]$; on affine le recalage par translation 3D optimisée sur ces volumes d'intérêt construits avec les images de pores rehaussés, soient $VOI(I_{H,enh})$ et $VOI(I_{V,enh})$.

Cette méthode s'est avérée très robuste : nous utilisons d'abord l'information la plus fiable, trouvée dans les images 2D où les pores sont nombreux et contrastés, pour approcher la solution. Puis nous affinons la translation en considérant tout le volume d'intérêt. Ainsi, nous évitons de tomber dans un minimum local de la fonction d'intercorrrelation. Notons que les prétraitements sont cruciaux pour focaliser le processus sur l'information utile.

Transformée affine 3D. L'axe optique pouvant varier d'une acquisition à l'autre, nous affinons le recalage par une transformée affine 3D. Cette étape améliore l'intercorrrelation globale, mais aussi l'intercorrrelation 2D de chaque paire d'images en-face, prouvant un bon alignement local des pores (Fig. 5).

Fusion. Les volumes H et V recalés sont moyennés, ce qui donne des images *en-face* de meilleure résolution ($7\mu m \times 7\mu m$), plus contrastées et moins bruitées, et dans laquelle les pores sont mieux définis (Fig. 6).

4 Expérimentations

Un médecin ophtalmologue spécialiste du glaucome a annoté les principaux trajets axonaux dans les volumes H et V , c'est-à-dire qu'il a pointé dans toute image *en-face* les pores qu'il pouvait suivre dans le volume, donc en parcourant les plans selon l'axe X . Pour chaque paire I_H, I_V , nous avons appliqué la transformation géométrique trouvée par la méthode proposée aux trajets annotés dans I_V , et nous avons calculé dans chaque image *en-face* la distance $minDist$ entre le pore annoté dans I_H et son équivalent dans I_V recalée. Nous avons aussi calculé, sur la région

d'intérêt, l'intercorrrelation entre les images en-face recalées ($Corr$). Par ailleurs, nous avons construit une vérité terrain des recalages (GT), en alignant les trajets axonaux annotés, par minimisation de la distance quadratique moyenne. Nous avons appliqué la transformée obtenue au volume I_V et calculé l'intercorrrelation avec I_H ($Corr$). Le tableau 1 présente les statistiques obtenues sur les 21 paires de volumes orthogonaux de notre base de données. Le volume d'intérêt VOI est défini par la région d'intérêt $ROI(I_H^{X_0^H})$ sur l'intervalle $[X_{min}^H, X_{max}^H]$.

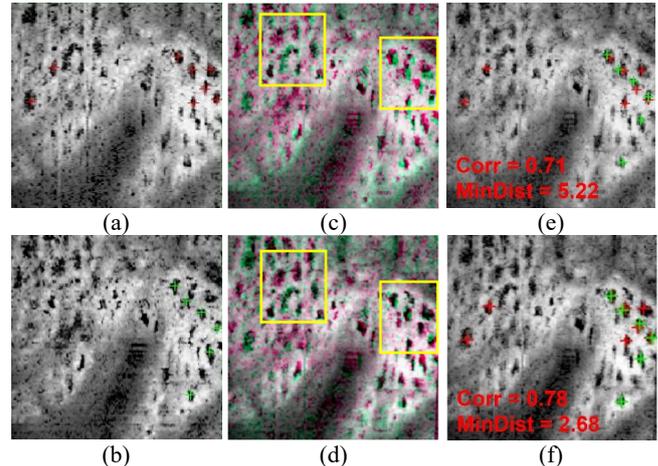


Figure 5 : Gain apporté par la transformée affine 3D. (a) Image *en-face* rehaussée $I_{H,enh}^{X_0^H}$ avec les pores annotés en rouge ; (b) $I_{V,enh}^{X_0^{V'}}$ avec les pores annotés en vert ; (c,e) recalage par translation 3D ; (d,f) recalage par translation et transformée affine 3D ; (e,f) images fusionnées.

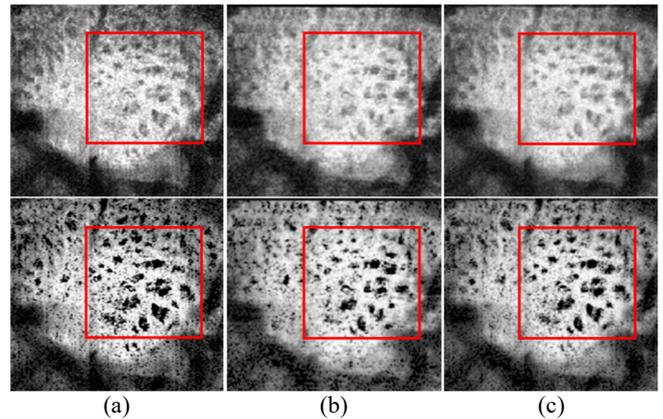


Figure 6 : Exemple de recalage 3D affine et de fusion sur les images sources (haut) et rehaussées (bas). (a) Images en face $I_H^X, I_{H,enh}^X$; (b) Images en face $I_V^X, I_{V,enh}^X$ recalées ; (c) Images de fusion.

Tab 1 : Evaluation du recalage proposé sur le volume d'intérêt et sur 3 images *en-face*.

		GT		Notre méthode	
		Translation	Affine	Translation	Affine
VOI	Corr	0.59 ± 0.09	0.70 ± 0.06	0.69 ± 0.11	0.71 ± 0.09
	minDist	3.59 ± 0.65	3.05 ± 0.73	4.82 ± 0.67	3.73 ± 0.49
$X_0^H - 20$	Corr	0.56 ± 0.09	0.68 ± 0.10	0.69 ± 0.07	0.71 ± 0.06
	minDist	3.99 ± 1.03	3.20 ± 1.18	5.08 ± 1.43	4.22 ± 0.77
X_0^H	Corr	0.63 ± 0.06	0.71 ± 0.07	0.72 ± 0.08	0.78 ± 0.06
	minDist	3.41 ± 0.18	2.53 ± 0.54	3.95 ± 1.09	3.16 ± 0.70
$X_0^H + 20$	Corr	0.54 ± 0.13	0.68 ± 0.10	0.69 ± 0.08	0.70 ± 0.08
	minDist	4.13 ± 0.82	3.63 ± 0.99	6.42 ± 1.51	5.12 ± 1.23

Notre méthode de recalage conduit à un score de corrélation élevé sur le volume d'intérêt avec un faible écart-type (0.71 ± 0.09). Les scores de corrélation sont les plus élevés autour des images de référence sélectionnées automatiquement, là où il y a le plus d'information avec de nombreux pores contrastés. Mais nous obtenons également de bonnes correspondances dans des plans éloignés proches des abscisses X_{min}^H, X_{max}^H , malgré un SNR plus faible. Les distances moyennes entre les pores annotés alignés sont faibles (3.73 ± 0.49 pixels) par rapport aux tailles typiques des pores (de 5 à 20 pixels, moyenne autour de 10) ; elles sont très proches de celles de la vérité terrain (3.05 ± 0.73) alors que dans ce cas c'est le critère de distance qui est optimisé pour le recalage (Fig. 7). La transformée affine 3D apporte un gain significatif par rapport à la translation seule (Tab. 1), que l'on recalcule sur les données (notre méthode) ou sur les pores annotés (*GT*), et ce en termes de distances et de corrélation (Fig. 5, voir en particulier les zones encadrées en jaune). Tout ceci valide la méthode proposée, en ce qui concerne la robustesse et la précision des résultats.

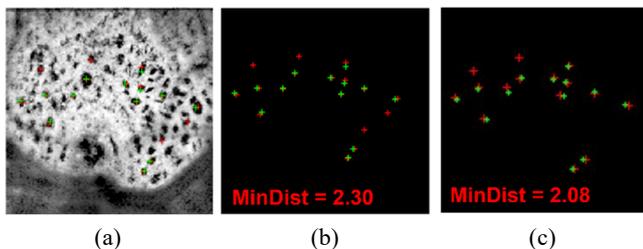


Figure 7 : Comparaison entre notre méthode et la vérité terrain. (a) Image fusionnée avec notre méthode ; (b) pores alignés avec notre méthode et (c) avec l'alignement sur les annotations (*GT*).

5 Conclusion

Nous avons proposé une méthode entièrement automatique de recalage permettant d'aligner deux volumes OCT acquis selon deux directions de balayage orthogonales, dans le but d'obtenir une image de fusion de meilleure résolution spatiale et dans laquelle les pores sont mieux définis et plus contrastés. Les expériences réalisées sur 21 volumes orthogonaux annotés montrent que notre algorithme est robuste et précis, avec une distance moyenne entre les pores annotés alignés d'environ 3 à 4 pixels, inférieure à la taille des pores. Pour la première fois, deux volumes orthogonaux peuvent être exploités conjointement, ce qui facilite beaucoup la lecture des images et l'interprétation médicale. Nous prévoyons maintenant d'entraîner notre réseau de neurones convolutionnel [7] sur les images *en-face* recalées, afin d'obtenir de meilleurs résultats de segmentation et, au final, une meilleure reconstruction des trajets axonaux en 3D pour le suivi longitudinal des patients atteints de glaucome.

Références

- [1] H. Quigley et al., "Optic nerve damage in human glaucoma. ii. the site of injury and susceptibility to damage," *Archives of ophthalmology*, 1981.
- [2] A. Dichtl et al., "Course of the optic nerve fibers through the lamina cribrosa in human eyes," *Graefe's archive for clinical and experimental ophthalmology*, 1996.
- [3] K. Omodaka et al., "3d evaluation of the lamina cribrosa with swept-source optical coherence tomography in normal tension glaucoma," *PloS one*, 2015.
- [4] M. Tan et al., "Automatic feature extraction of optical coherence tomography for lamina cribrosa detection," *Journal of Image and Graphics*, 2015.
- [5] M. Tan et al., "Automatic feature extraction of optical coherence tomography for lamina cribrosa detection," *Journal of Image and Graphics*, 2015.
- [6] F. Rossant et al., "Detection and tracking of the pores of the lamina cribrosa in three dimensional sd-oct data," *International Conference on Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems*, 2017.
- [7] N. Ding et al., "Context-aware attention u-net for the segmentation of pores in lamina cribrosa using partial points annotation," *IEEE International Conference on Machine Learning and Applications*, 2022.
- [8] M. R. Avanaki et al., "Spatial compounding algorithm for speckle reduction of dynamic focus oct images," *IEEE Photonics Technology Letters*, 2013.
- [9] Z. Jian et al., "Three-dimensional speckle suppression in optical coherence tomography based on the curvelet transform," *Optics express*, 2010.
- [10] M. F. Kraus et al., "Quantitative 3d-oct motion correction with tilt and illumination correction, robust similarity measure and regularization," *Biomedical optics express*, 2014.
- [11] J. Xu et al., "Alignment of 3-d optical coherence tomography scans to correct eye movement using a particle filtering," *IEEE transactions on medical imaging*, 2012.
- [12] H. C. Hendargo et al., "Automated non-rigid registration and mosaicing for robust imaging of distinct retinal capillary beds using speckle variance optical coherence tomography," *Biomedical optics express*, 2013.
- [13] K. L. Lurie et al., "Automated mosaicing of feature-poor optical coherence tomography volumes with an integrated white light imaging system," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2014.
- [14] L. Zagorchev and A. Goshtasby, "A comparative study of transformation functions for nonrigid image registration," *IEEE transactions on image processing*, 2006.