

TOF MRA Görüntüsünden Otomatik Beyin Dokusu Bölütme

Automatic Brain Tissue Segmentation on TOF MRA Image

Şinasi Kutay Özen
Biyomedikal Mühendisliği Bölümü
Başkent Üniversitesi
Ankara, Türkiye
skutayozen@gmail.com

Mehmet Feyzi Akşahin
Biyomedikal Mühendisliği Bölümü
Başkent Üniversitesi
Ankara, Türkiye
maksahin@gmail.com

Özetçe—MRA görüntülerinden beyin damarlarının bölütlenmesi için beyin dokusunun kafada bulunan göz, kafatası vb. yapılardan ayrılması gerekir. Bu nedenle beyin dokusunun bölütlenmesi için çalışmalar yapılmaktadır. Bu çalışmada uç zaman (TOF) tekniği ile alınmış magnetik rezonans anjiyografi (MRA) görüntülerinden otomatik olarak beyin dokusu bölütleyen yöntem sunulmuştur. Çalışmadaki yöntem beş adımdan oluşmaktadır. Öncelikle anizotropik difüzyon filtreleme yöntemiyle görüntüdeki uç kontrast değerlerinin filtrelenmesi işlemi yapılır. Anizotropik difüzyon yöntemine ait parametreler doğallık görüntü kalitesi değerlendiricisi yöntemiyle otomatik olarak belirlenir. Filtrelenmiş görüntü üzerine LoG kenar bulma filtresi uygulanarak ani yoğunluk geçişleri tespit edilir. Yoğunluk geçişlerinin bulunduğu görüntü üzerine aşındırma işlemi uygulanarak görüntü analizine hazır hale getirilir. Görüntü analizinde belirlenen şartlar uyarınca beyin dokusu diğer kafa yapılarından ayrılmış olarak elde edilir. Bu çalışma sonucunda uygulanması kolay, hızlı sonuç veren, yüksek doğruluklu otomatik algoritma ortaya konmuştur.

Anahtar Kelimeler — Görüntü Bölütme, Anizotropik Difüzyon Filtreleme, Doğallık Görüntü Kalitesi Değerlendiricisi, MRA

Abstract— For the segmentation of brain vessels from MRA images, brain tissue is used in the head, eye, skull, etc. must be separated from the structures. For this reason, studies are carried out for the segmentation of brain tissue. In this study, the method that automatically segregates brain tissue from magnetic resonance angiography images taken with time of flight (TOF) technique is presented. The method in the study consists of five steps. First of all, the tip contrast values in the image are filtered by anisotropic diffusion filtering method. Parameters of anisotropic diffusion method are determined automatically by the natural image quality evaluator method. Sudden density transitions are detected by applying LoG edge detection filter on the filtered image. It is made ready for image analysis by applying etching on the image with density transitions. According to the conditions determined in image analysis, brain tissue is obtained separated from other head structures. As a result of this study, an easy-to-apply, fast-delivering, high-accuracy automatic algorithm has been introduced.

Keywords — Image Segmentation, Anisotropic Diffusion Filtering, Naturalness Image Quality Evaluator, MRA

I. GİRİŞ

İnsan beyni, insan vücudundaki ve muhtemelen dünyada mevcut olan en karmaşık oluşumdur. Yapılan araştırmalar beynin yapısında nöronlar, destek hücreleri ve bunları besleyen damar ağı bulunduğunu göstermiştir. İnsan aktivitelerinin sorunsuz devam etmesi için beyindeki bu yapıların sorunsuz çalışması gereklidir. Beyindeki yapılarının sorunsuz çalışıp çalışmadığını tespit etmek amacıyla tıbbi görüntüleme sistemleri kullanılır.

Beyin anjiyografisinde kullanılan yöntemlerden biri magnetik rezonans anjiyografidir (MRA). MRA görüntülerinde beyin dokusunu diğer kafa yapılarından ayırmak için çeşitli görüntü bölütlemesi çalışmaları yapılmaktadır. Yapılan çalışmalarda farklı yöntemler kullanıldı.

Alansary ve arkadaşları [1] tarafından önerilen yaklaşım beyin dokusunun görsel görünümünü öğrenmeye yarayan stokastik bir modelin (iki seviyeli bir Markov – Gibbs rastgele alanı (MGRF)) ve koruyan geometrik bir modelin (beyin izosurfaces) entegrasyonuna dayanmaktadır.

Smith'in [2] önerisi yoğunluk histogramıyla kafanın başladığı alan belirlenir. Kafanın dış alanları arasında kalan bölgenin merkezinden yoğunluk ve komşuluk taraması başlatılır. Bu tarama işlemi beyin omurilik sıvısının bulunduğu siyah alana kadar bölgeyi içine alır ve beyin dokusunun bölütlenmesini gerçekleştirir.

Bu çalışmada, materyal bölümünde belirtildiği üzerine çeşitli araştırmalar için oluşturulan ücretsiz veri setlerinin beyin TOF görüntüleri kullanıldı. Beyin yapısının bölütlenmesi için ön işlem olarak anizotropik difüzyon filtreleme yöntemi kullanıldı. Anizotropik difüzyon filtreleme yönteminin parametrelerinin seçimi için doğallık görüntü kalitesi değerlendiricisi (NIQE) [3] adı verilen referansız görüntü kalitesi ölçen kontrol sistemi kullanıldı. Filtrelenmiş görüntü üzerine LoG kenar belirleme

operatörü kullanılarak beyinin kafatası ile olan sınırları belirlendi. Belirlenen sınırlar morfolojik aşındırma operatörleriyle iyileştirildi ve beyin maskesi oluşturuldu. Beyin maskesi kullanılarak TOF görüntülerindeki beyin yapısı görüntüden bölütlenmiş oldu.

II. MATERYAL VE METOT

A. Veri Seti

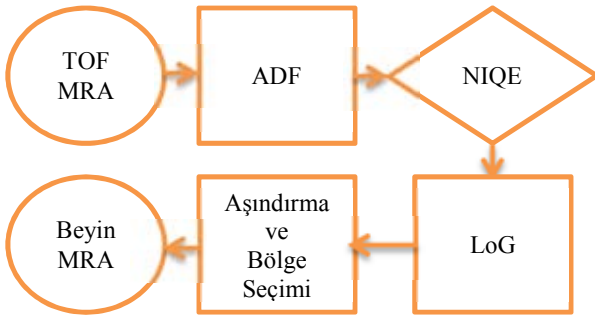
Bu çalışma sağlıklı deneklerden alınan yüksek çözünürlüklü uçuş zamanı (TOF) MRA veri setleri kullanılarak gerçekleştirildi. Veri setleri 2 farklı ücretsiz kaynak database üzerinden indirildi.

Çalışmada kullanılan veri setlerinden biri MIDAS [4] veri setidir. Bu veri seti Chapel Hill'deki Kuzey Carolina Üniversitesi'ndeki CASILab (UNC) tarafından sunuldu ve Kitware'deki MIDAS Veri Sunucusu tarafından dağıtıldı. MIDAS veri seti 109 sağlıklı kişiye ait MRA görüntüsünü içerir. Görüntüler Siemens Allegra 3T biriminde standart protokoller altında elde edildi.

IXI veri seti çalışmada kullanılan veri setlerinden bir diğeridir. Bu veri seti, Londra'daki üç farklı merkezden MRI alımlarının birleştirilmesiyle oluşturuldu. Görüntüler Hammersmith Hastanesinde Philips 3 Tesla İntera MR, Guy's Hastanesinde Philips 1.5 Tesla Gyroscan İntera MR ve Psikiyatri Enstitüsünde GE 1.5 Tesla MR kullanılarak toplandı.

B. Yöntem

TOF MRA görüntülerinden beyin dokusunun bölütlenmesi amacıyla şekilde 1'de gösterilen tam otomatik algoritma kullanıldı. Çalışmada kullanılan tüm kodlar, Matlab R2020a programlama diliyle yazıldı.



Şekil 1 Çalışma Algoritması

1) Anizotropik Difüzyon Filtreleme

Perona ve Malik[5] tarafından geliştirilen anizotropik difüzyon yöntemi çok ölçekli düzleştirme ve kenar algılama operatörüdür. Bu operatör mevcut görüntünün kenarlarını korurken yüksek frekanslı görüntüleri yok eder. Bu yöntem MR görüntüleri alanında birçok araştırmacı tarafından kullanıldı ve geliştirildi[6][7].

Anizotropik difüzyon yöntemi Denklem (1) tekrarlı şekilde kullanılmasıyla oluşur.

$$I_s^{t+1} \approx I_s^t + \frac{\lambda}{|n_s|} \sum_{p \in n_s} g(|\nabla I_{s,p}^t|, \gamma) \nabla I_{s,p}^t \quad (1)$$

Denklem (1)'de I_s^t s pikselinin t anındaki yoğunluğunu, λ difüzyon hızına bağlı skaler bir büyüklüğünü, γ istenen düzleştirme seviyesine göre seçilen pozitif bir sabiti, n_s s pikseline bitişik piksel kümesini, $g(\cdot)$ kenar durdurma fonksiyonunu ve $\nabla I_{s,p}^t$ t anında s pikselinden p pikseline oluşan gradientin büyüklüğünü ifade eder.

Anizotropik difüzyon yöntemi kullanılırken kenar durdurma fonksiyonuna, yumuşatma sabitine γ , tmax yineleme sayısına ve piksel komşuluk ilişkisinin n_s boyutuna ihtiyaç duyar. Kenar durdurma fonksiyonu için black ve arkadaşlarının [8] önerdiği (2)'de belirtilen yöntem kullanıldı.

$$g(x, y) = \begin{cases} \left[1 - \left(\frac{x^2}{5y^2}\right)\right]^2, & |x| \leq y\sqrt{5} \\ 0, & \text{diğer durumlarda} \end{cases} \quad (2)$$

Bu yöntemin literatürdeki diğer anizotropik difüzyon kenar durdurma fonksiyonlarına göre daha iyi sonuçlar verdiği palma ve arkadaşları tarafından belirtildi [7]. Piksel komşuluk ilişkisinin boyutu Jiang Du ve arkadaşlarının [9] yaptığı çalışma göz önüne alınarak 24 olarak seçildi. Yineleme sayısının seçimi için doğallık görüntü kalitesi değerlendiricisi (niqe) kullanıldı. Her görüntü için yineleme sayıları niqe değeri ile ölçüldü ve minimum niqe sayısı edilene kadar yineleme sayısı artırıldı. Yumuşatma sabiti 25 olarak seçildi. Yumuşatma sabitinin daha küçük bir değer seçilmesi en iyi niqe değerinin tespit edilme süresini arttırırken, daha büyük değer seçilmesi yinelemelerdeki niqe değerinin artmasına neden olduğu deneysel olarak tespit edildi.

2) Doğallık Görüntü Kalitesi Değerlendiricisi

Mittal ve arkadaşları [3] tarafından geliştirilen doğallık görüntü kalitesi değerlendiricisi yöntemi herhangi bir referans görüntü olmadan görüntünün kalitesi nicel şekilde hesaplayabilmektedir. Referans görüntü gerekmemesi nedeniyle tamamen kör görüntü analizi olarak da adlandırılmaktadır. Doğallık görüntü kalitesi değerlendiricisinin çalışma prensibi doğal sahne istatistiği [10] yöntemiyle elde edilen özelliklerin çok değişkenli gauss modeli ile nicel hale getirilmesine dayanır. Doğal sahne istatistiği modeli oluşturulması görüntülerdeki piksel yoğunluğunun ortalamasının ve standart sapmasının normalize edildiği ön işlem ile başlar.

$$j(i, j) = \frac{l(i, j) - \mu(i, j)}{\sigma(i, j) + 1} \quad (3)$$

Denklem (3)'de $i \in \{1, 2 \dots M\}$, $j \in \{1, 2 \dots N\}$ uzamsal indekslerken, M ve N görüntünün boyutlarıdır.

$$\mu(i, i) = \sum_{k=-K}^K \sum_{l=-L}^L \omega_{k,l} I(i+k, j+l) \quad (4)$$

$$\sigma(i, j) = \sqrt{\sum_{k=-K}^K \sum_{l=-L}^L \omega_{k,l} [I(i+k, j+l) - \mu(i, j)]^2} \quad (5)$$

$w = \{wk, l|k = -K, \dots, K, l = -L, \dots, L\}$ 3 standart sapmaya ($K = L = 3$) göre örneklenmiş 2B dairesel simetrik Gauss ağırlık fonksiyonudur.

Modeli eğitmek için sisteme verilen görüntülerin görüntü katsayıları hesaplandıktan sonra görüntüler $P \times P$ boyutunda parçalara ayrılır. Oluşturulan $P \times P$ boyutlu parçalardan içerisinde keskin geçişleri bulunan parçalar seçilir. Keskin geçişlerin bulunduğu parçaların doğal sahne istatistiği bilgileri kalite ölçümleri için ayırt edici özelliğe sahiptir. Keskin geçişe sahip görüntü parçalarının tespit edilmesi için görüntüdeki ortalama lokal sapma hesaplanır.

$$\delta(i, j) = \sum \sum_{(i,j)} \sigma(i, j) \quad (6)$$

Oluşturulmuş olan küçük parça görüntülerin seçimi için $\delta > 0.75$ şartının kullanılması en başarılı sonucu verdiği gözlenmiştir [3]. Bu çalışmada da parça seçimi için Mittal ve arkadaşlarının önerdiği şart kullanıldı. Modelin eğitilmesi için sisteme verilen görüntüler 45×45 boyutundaki parçalara ayrıldı ve parçalardan seçim şartlarına uyanlarıyla eğitim koleksiyonu oluşturuldu. Doğal sahne istatistiği ile ilgili yapılan çalışmalarda gauss dağılımının görüntü özelliklerinin çıkarılması etkili olduğu ortaya konmuştur [11].

$$f(x; a, \beta) = \frac{a}{2\beta\Gamma(1/a)} e^{-\left(\frac{|x|}{\beta}\right)^a} \quad (7)$$

Denklem (7) $\Gamma(\cdot)$ gamma fonksiyonudur.

$$\Gamma(a) = \int_0^\infty t^{a-1} e^{-t} dt \quad a > 0 \quad (8)$$

Yapılan gauss dağılımı hesaplamasının piksel komşuluklarına göre değiştiği tespit edilmiştir. Bu nedenle gauss dağılımı işlemi yatay, dikey ve çapraz olarak tekrarlanmıştır. Bir diğer özellik elde etme yöntemi olarak sıfır modlu asimetrik genelleştirilmiş gauss dağılımı kullanılmıştır.

$$f(x; \gamma, \beta_l, \beta_r) = \begin{cases} \frac{\gamma}{(\beta_l + \beta_r)\Gamma(1/\gamma)} e^{-\left(\frac{-x}{\beta_l}\right)^\gamma} & \forall x < 0 \\ \frac{\gamma}{(\beta_l + \beta_r)\Gamma(1/\gamma)} e^{-\left(\frac{x}{\beta_r}\right)^\gamma} & \forall x \geq 0 \end{cases} \quad (9)$$

Sıfır modlu asimetrik genelleştirilmiş gauss dağılımının (γ , β_l , β_r) parametreleri Lasmar ve arkadaşlarının [12] yaptığı çalışmadan elde edilebilir. Dağılımın ortalaması da görüntü özelliği olarak yararlanılır.

$$n = (\beta_r - \beta_l) \frac{\Gamma(2/\gamma)}{\Gamma(1/\gamma)} \quad (10)$$

Elde edilen özellikler kullanılarak çok değişkenli gauss modeli oluşturuldu. Oluşturulan çok değişkenli gauss modelini eğitmek için 150 adet TOF görüntüsünden yararlanıldı. Doğallık görüntü kalitesi değerlendiricisine verilecek olan görüntüler çok değişkenli gauss modeli sonucu oluşturulan fonksiyonun sonucu ile karşılaştırılır.

$$D(v_1, v_2, \epsilon_1, \epsilon_2) = \sqrt{\left((v_1 - v_2)^T \left(\frac{\epsilon_1 + \epsilon_2}{2} \right)^{-1} (v_1 - v_2) \right)} \quad (11)$$

Denklem (11)'de v_1, v_2 ve ϵ_1, ϵ_2 çok değişkenli gauss modelini ve değerlendirmek için kullanılan görüntünün ortalama vektörleri ve kovaryans matrisleridir. D değeri görüntü kalitesinin nicel değerini belirtir. D değeri 0'a yaklaştıkça görüntünün kalitesinin arttığı anlamına gelir. Anizotropik difüzyon filtrelemenin tekrarlama sayısını bulmak için görüntü kalitesi değerlendiricisi değerinin en küçük olduğu nokta hesaplanmaktadır. En küçük kalitesi değerlendiricisi değerinin elde edildiği tekrarlama sayısı anizotropik difüzyon filtreleme işleminde kullanılır. Bu sayede görüntüdeki bulanıklaşmayı sınırlandıracak adaptif bir şart sağlanır.

3) LoG Kenar Bulma Filtresi

Beyin ve kafatası sınırlarının belirlenmesi için gaussun Laplace'i kenar bulma filtresi kullanıldı. Gaussun Laplace'i (Laplacian of Gaussian) filtresi 1980 yılında Marr ve Hildreth tarafından önerilen görüntülerdeki geçişleri bulmak için kullanılan bir filtredir [13]. Bu filtre yapısının biyolojik görme sistemlerinin ilk aşamalı nöral filtresiyle yakından eşleştiğine inanılmaktadır. Gaussun Laplace'i (Laplacian of Gaussian) filtresi aslında bir düşük geçiş filtresi ve bir yüksek geçiş filtresinin ortak kullanılmasıdır. Gauss fonksiyonu görüntüyü yumuşatırken Laplace' hızlı yoğunluk değişimlerini vurgular. Gaussun Laplace' fonksiyonu belirtildi [14].

$$\nabla^2 G(x, y, \sigma) = \frac{x^2 + y^2 - 2\sigma^2}{\pi\sigma^4} e^{-\left(\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right)} \quad (12)$$

4) Morfolojik Aşındırma

Görüntüdeki biçimsel yapıyı küçültmek veya inceltmek için kullanılır. Aşındırma işlemi, biçimsel yapının sınırında bulunan bölgeleri veya yalnız kalmış pikselleri arka plan noktalarına dâhil etme işlemidir. Aşındırma işlemi fonksiyona verilen yapı ögesi sayesinde kontrol edilir. Aşındırma metodu ilgilenilemeyecek kadar küçük segmentli görüntü nesnelerini kaldırmak için kullanışlıdır [15]. Ayrıca birbirine temas eden iki farklı cisim birbirinden ayırmak için kullanılabilir.

$$E = B \oplus S = \{x, y \mid S_{x,y} \subseteq B\} \quad (13)$$

Denklem (13) göre aşındırma işlemi sonucunda oluşan ikili görüntü E , iki boyutlu (x, y) nokta kümesidir. Eğer yapı ögesi (S) başlangıç noktası (x, y) konumunda olacak şekilde çevrilirse, aşındırma işlemi yapılan görüntüyü (B) tamamen bulundurur. Yapı ögesi piksel piksel ilerleyerek aşındırma işlemi yapılan görüntüyü kapsamadığı bölümlerde aşındırma işlemi uygular.

Gaussun Laplace'i yöntemi sonucu yoğunluk geçişlerinin tespit edildiği görüntüden 3 pikselden küçük bağlantısız pikseller aşındırma yöntemiyle görüntüden uzaklaştırıldı.

5) Bölge Seçimi

Gereksiz piksellerin atıldığı görüntünün merkezinden dışarıya doğru bağlantılı bölge analizi yapıldı. Analize göre verilen şartları sırasıyla sağlayan bölge beyin kabul edildi. Bu şartlar; görüntüdeki en büyük beş bağlı bölgeden biri olması, görüntü merkezine en yakın iki bölgeden biri olması ve bağlı bölge içerisindeki görüntü yoğunluk ortalamasının diğer seçilen bölgelerden büyük olması. Bu işlemler sonucunda beyin bölgesi kafatasından ayrıldı.

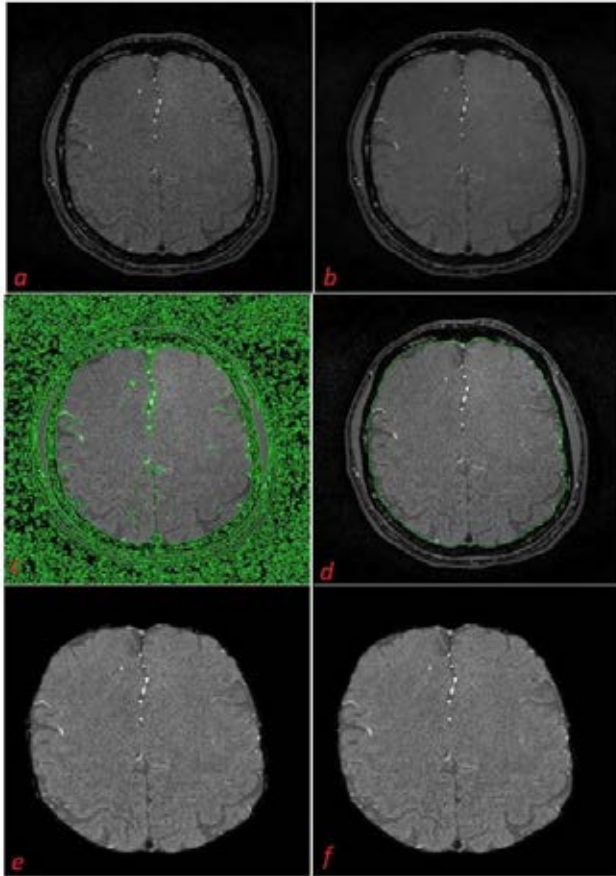
6) Performans Kriteri

Sørensen – Dice indeksi veya basitçe Dice katsayısı olarak da bilinen yöntem, iki veri kümesi arasındaki benzerliği ölçen istatistiksel bir araçtır.

$$Dice = \frac{2 \times DP}{(2 \times DP) + YN + YP} \quad (14)$$

Bu formülde DP: doğru pozitif, DN: doğru negatif, YN: yanlış negatif ve YP: yanlış pozitif ifade eder.

III. SONUÇ



Şekil 2 (a) orjinal TOF MRA, (b) NIQE ile seçilmiş ADF, (c) LoG görüntüsü, (d) Aşındırma ve bölge seçimi, (e) Bölütlenmiş beyin görüntüsü, (f) el ile bölütlenmiş beyin görüntüsü (bu görüntüdeki dice indeksi 91,88)

Çalışma kapsamında 150 hasta görüntüsü NIQE sisteminin modelinin oluşturulması için kullanıldı. Model oluşturulmasının haricinde 60 hasta görüntüsü de algoritmanın performansının değerlendirilmesi için kullanıldı. Performans değerlendirilmesinde kullanılan hasta görüntüleri el ile bölütlendi ve dice indeksi için kullanıldı. 60 hasta için elde edilen ortalama dice indeksi sonucu 90.11 ± 2.92 'dir.

IV. TARTIŞMA

Literatürdeki çalışmalardan farklı olarak kullanıcı müdahalesi gerektirmeyen tam otomatik bir algoritmadır. NIQE tekniği sayesinde adaptif şekilde görüntü filtre değerlerini kendi hesaplamaktadır. Yapay zekayla çalışan çalışmalara nazaran daha sabit bir yöntemdir.

Bu çalışma ileride yapılacak olan TOF MRA görüntülerinden damar bölütlenmesi çalışmalarının ilk adımındır. Elde edilen beyin dokusu üzerinden damar bölütleme çalışmaları yapılması daha başarılı sonuçlar vereceği düşünülmektedir.

KAYNAKLAR

- [1] A. Alansary *et al.*, "Infant brain extraction in T1-weighted MR images using BET and refinement using LCDG and MGRF models," *IEEE J. Biomed. Heal. Informatics*, vol. 20, no. 3, pp. 925–935, 2016, doi: 10.1109/JBHI.2015.2415477.
- [2] S. M. Smith, "Fast robust automated brain extraction," *Hum. Brain Mapp.*, vol. 17, no. 3, pp. 143–155, 2002, doi: 10.1002/hbm.10062.
- [3] A. Mittal, R. Soundararajan, and A. C. Bovik, "Making a 'Completely Blind' Image Quality Analyzer," pp. 1–4.
- [4] <https://www.insight-journal.org/midas/community/view/21>
- [5] P. Perona and J. Malik, "Scale-Space and Edge Detection Using Anisotropic Diffusion," vol. 12, no. 7, 1990.
- [6] G. Gerig, O. Kubler, and F. A. Jolesz, "Nonlinear Anisotropic Filtering of MRI Data," vol. 1, no. 2, 1992.
- [7] A. M. Cappabianco, J. S. Ide, and P. A. V Miranda, "Anisotropic Diffusion Filtering Operation and Limitations - Magnetic Resonance Imaging Evaluation," pp. 3887–3892, 2014, doi: 10.3182/20140824-6-ZA-1003.02347.
- [8] M. J. Black, G. Sapiro, D. H. Marimont, and D. Heeger, "Robust Anisotropic Diffusion - Image Processing," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 7, no. 3, pp. 421–432, 1998.
- [9] J. Du, S. B. Fain, T. Gu, T. M. Grist, and C. A. Mistretta, "Noise Reduction in MR Angiography With Nonlinear Anisotropic Filtering," vol. 639, pp. 632–639, 2004, doi: 10.1002/jmri.20047.
- [10] D. L. Ruderman, "The statistics of natural images," *Netw. Comput. Neural Syst.*, vol. 5, no. 4, pp. 517–548, 1994, doi: 10.1088/0954-898X_5_4_006.
- [11] A. C. B. Anush K. Moorthy, "Department of Electrical and Computer Engineering , The University of Texas at Austin ," *Computer (Long. Beach. Calif.)*, vol. 2000, pp. 962–965, 2010.
- [12] N. Lasmar, Y. Stitou, Y. Berthoumieu, N. Lasmar, Y. Stitou, and Y. Berthoumieu, "Multiscale skewed heavy tailed model for texture analysis To cite this version : HAL Id : hal-00727111," 2012.
- [13] D. Marr and E. Hildreth, "Theory of edge detection," *Proc. R. Soc. London - Biol. Sci.*, vol. 207, no. 1167, pp. 187–217, 1980, doi: 10.1098/rspb.1980.0020.
- [14] H. Kong, H. C. Akakin, and S. E. Sarma, "A generalized laplacian of gaussian filter for blob detection and its applications," *IEEE Trans. Cybern.*, vol. 43, no. 6, pp. 1719–1733, 2013, doi: 10.1109/TSMCB.2012.2228639.
- [15] R. M. Haralick and S. R. Sternberg, "Image Analysis Morphology," *Analysis*, no. 4, pp. 532–550, 1987.