

İki Seviyeli Yaklaşımla Abdominal Ultrason Görüntülerinden Prostat Konumu Tespiti

Prostate Localization from Abdominal Ultrasound Images by Using a Two-Level Approach

Nur Banu ALBAYRAK

Bilgisayar Mühendisliği Bölümü
Gebze Teknik Üniversitesi
Kocaeli, Türkiye
nbalbayrak@gtu.edu.tr

Ayşe Betül OKTAY

Bilgisayar Mühendisliği Bölümü
İstanbul Medeniyet Üniversitesi
İstanbul, Türkiye
abetul.oktay@medeniyet.edu.tr

Yusuf Sinan AKGÜL

Bilgisayar Mühendisliği Bölümü
Gebze Teknik Üniversitesi
Kocaeli, Türkiye
akgul@gtu.edu.tr

Özetçe— Prostat kanseri erkeklerde en sık görülen kanser türlerinden biridir. Prostat kanserinin tanı ve tedavisi için, abdominal ultrasonu görüntüleri, daha kesin fakat zahmetli olan transrektal ultrason görüntülerine kullanışlı bir alternatiftir. Bununla birlikte, abdominal ultrason görüntülerinde tek başına prostat alanının konum tespiti çok zordur. Bu çalışma, transvers ve sağıtal abdominal ultrason görüntülerini prostata komşu anatomik alan sınıfları olarak modelleyen bir prostat konumu tespiti yöntemi önermektedir. Yöntem iki seviyeden oluşmaktadır: Piksel seviyesinde tanıma görüntülerdeki her piksele sınıf skorları atamaktadır. Model seviyesinde tanıma ise transvers ve sağıtal görüntülerdeki anatomik alanların konumlarını belirlemek için bu skorları kullanmaktadır. Kullanılan bu yöntemin abdominal ultrason görüntülerinde belirli problemler üzerinde oldukça verimli çalıştığı görülmüştür. Patolojik durumlar içeren ve içermeyen gerçek hasta görüntüleri ile yapılan kapsamlı deneyler umut verici sonuçlar üretmiştir.

Anahtar Kelimeler — *prostat konumu tespiti; abdominal ultrason.*

Abstract— Prostate cancer is one of the most frequent cancers among men. Abdominal ultrasound scans are very practical alternatives to more precise but inconvenient transrectal ultrasound scans for the diagnosis and treatment of prostate cancer. However, detection of the prostate region alone is very difficult for the abdominal ultrasound images. This paper uses a prostate detection method that models the abdominal images as the classes of neighboring anatomical regions of the prostate. The method has two levels: Pixel level detection assigns class scores to each pixel in the image. Model level detection uses these scores to determine the final positions of the anatomical regions in transverse and sagittal images. This approach is very effective for the specific problems of the abdominal ultrasound scans. Extensive experiments performed on real patient data with and without pathologies produce very promising results.

Keywords — *prostate localization; abdominal ultrasound.*

I. GİRİŞ

Prostat kanseri erkekler için dünyada en çok görülen ikinci kanser türüdür [1]. Dünya Sağlık Örgütü Kanser Araştırmaları

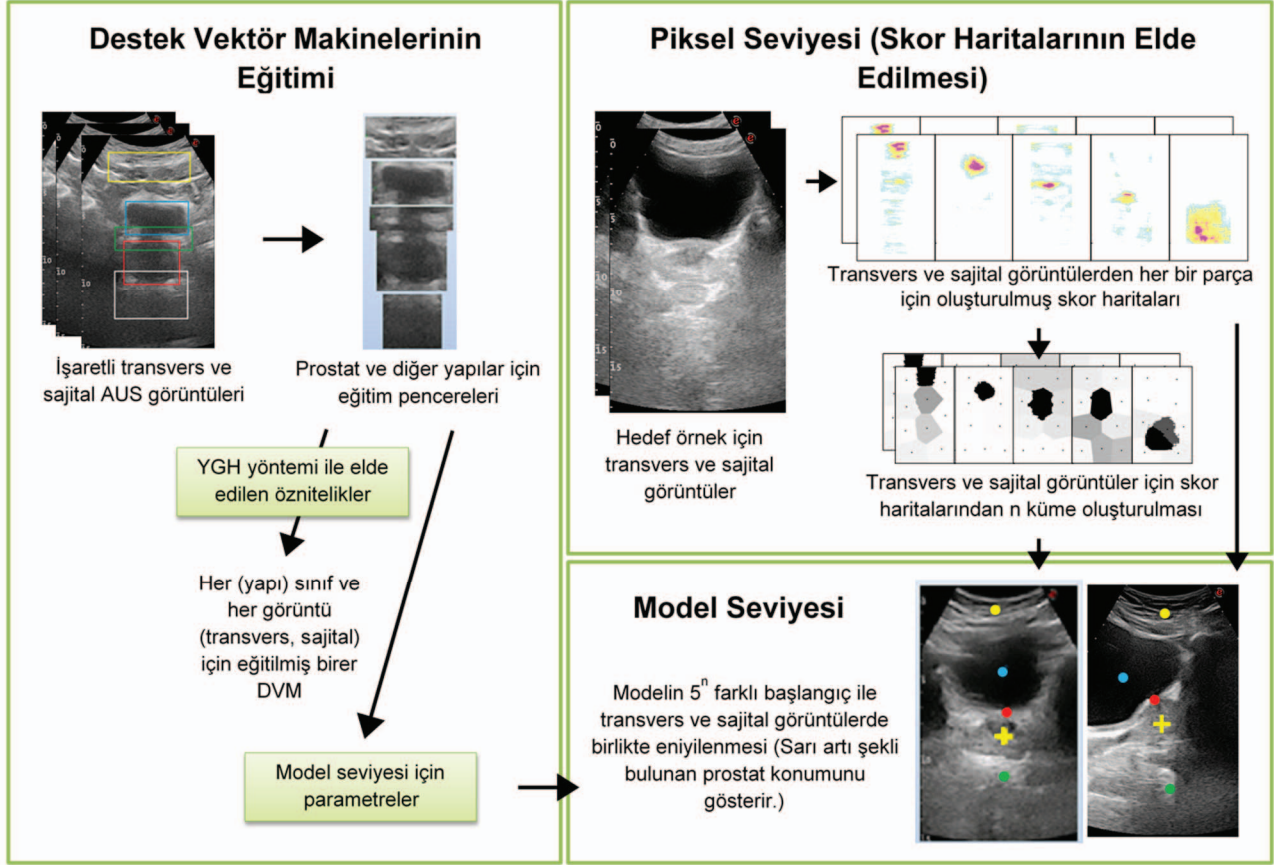
Ajansı (IARC) tarafından yayınlanan GLOBOCAN 2012 [1] verilerine göre 2012 yılı içerisinde dünya genelinde 1.1 milyon, Avrupa'da ise 437000 kişiye prostat kanseri teşhisi konulmuştur. Türkiye'de prostat kanseri akciğer kanserinden sonra en çok görülen kanser türüdür [2]. Türkiye Halk Sağlık Kurumu Kanser Daire Başkanlığı, erkeklerde görülen kanser vakalarının %37.6'sının prostat kanseri olduğunu tespit etmiştir [2]. Bu verilere bakıldığında prostat kanserinin oluşturduğu tehdit açık bir şekilde görülmektedir.

Ultrason (US), Manyetik Rezonans (MR), ve Bilgisayarlı Tomografi (BT) prostat kanserinin tanı ve tedavisinde yaygın olarak kullanılan görüntüleme yöntemleridir [4]. Bir US uygulaması olan Transrektal Ultrason (TRUS) ucuzluğu, taşınabilirliği ve gerçek zamanlı kullanıma olanak tanınması sebebiyle çokça tercih edilmektedir. TRUS görüntüleri yüksek İşaret Gürültü Oranına (İGO) sahip olmalarına ve en büyük anatomik yapı olarak prostatı içermelerine rağmen, hasta için rahatsızlık verici bir yöntem olması sebebiyle [4] TRUS yöntemi tekrarlı görüntü alınmasını gerektiren durumlarda [5] kullanımı zor olan bir yöntemdir. TRUS yönteminin uygulanmadığı durumlarda Abdominal Ultrason (AUS) yöntemi sıklıkla kullanılmaktadır. AUS yöntemi kolay uygulanabilir bir yöntem olmasına rağmen AUS görüntüleri prostat çevresindeki yapıları da içermekte ve prostat TRUS görüntülerine göre görüntünün daha küçük bir alanında bulunmaktadır. Bunun yanında AUS görüntüleri daha düşük bir İGO değerine sahiptir ve prostat konumu görüntü içerisinde daha fazla değişim göstermektedir.

Literatürde TRUS görüntüleri üzerinden analiz yapan birçok çalışma [3][6][7] olmasına rağmen AUS görüntülerini analiz eden çok az sayıda çalışma bulunmaktadır. [8] çalışması görüntü filtreleme ve önsel şekil tabanlı bir yöntem kullanarak AUS görüntülerinden prostat sınırlarını tespit etmeye çalışmıştır. Fakat bu yöntem uzman ilklendirmesini gerektirmektedir ve yöntem sadece 10 görüntü kullanılarak doğrulanmıştır. Oysa ki, tam otomatik bir prostat kesimleme sistemi için öncelikle prostatın otomatik olarak tespit edilmesi büyük önem taşımaktadır.

Bu çalışmada iki seviyeli prostat konumu tespiti yapan sistem hem transvers hem sağıtal AUS görüntüleri ile çalıştırılarak iki görüntüden elde edilen sonuçlarla prostat konumu tespiti yapılmıştır. Çalışmadan AUS görüntüleri üzerinde bulunan komşu (mesane, abdominal dokular gibi) anatomik yapılardan konum bulma probleminin çözümü için faydalanılmıştır. Bu amaçla iki seviyeli prostat konumu tespiti yöntemi şu şekilde uygulanmıştır: Pksel seviyesinde, anatomik

yapıların görüntü bilgisi pksel sınıflandırıcıları ile transvers ve sağıtal görüntüler üzerinden ayrı ayrı elde edilmiştir. Model seviyesinde ise, komşu anatomik yapılar arasındaki ilişkiler kullanılarak transvers ve sağıtal görüntüler üzerindeki ortam bilgisi birlikte elde edilmeye çalışılmıştır. Benzer yöntemler [12] daha önce sadece transvers AUS görüntüleri üzerinde uygulanmıştır. Çalışmamız bu yöntemi hem transvers hem de sağıtal AUS görüntüleri üzerinde uygulayan ilk çalışmadır.



Şekil 1: İki seviyeli prostat konumu tespiti sisteminin gösterimi.

II. PROSTAT KONUMU TESPİTİ

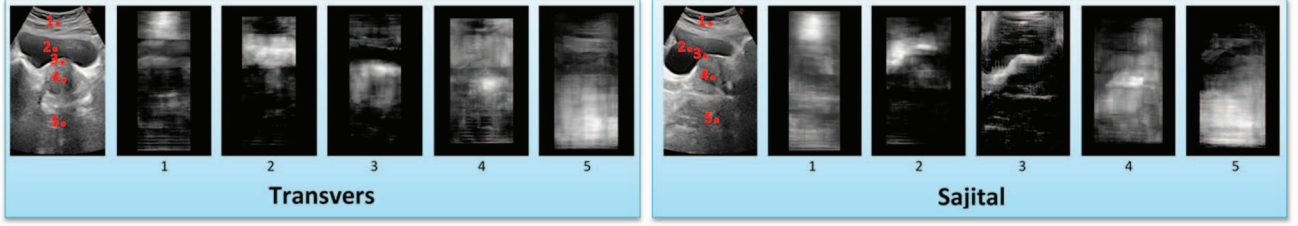
Şekil 1, önerilen iki seviyeli prostat konumu tespiti sistemini göstermektedir. Pksel seviyesinde her örneğin transvers ve sağıtal görüntülerinden her bir anatomik yapının görüntü öznitelikleri Yönlü Gradyan Histogramı (YGH) [9] tabanlı Destek Vektör Makineleri (DVM) ile çıkarılmıştır. YGH öznitelikleri, birkaç grupta nicelendirilmiş gradyan yönelimi histogramlarıdır. Her bir grupta belirli bir açı aralığındaki kenar sayısı toplanmaktadır. Bu sayede yerel gradyan bilgisi elde edilir. YGH özniteliklerinin hesaplanmasının yüksek maliyetli olması sebebi ile öznitelik çıkarma işlemini hızlandıran İntegral Görüntü yöntemi kullanılmıştır [10].

AUS görüntüsü I üzerinde her bir anatomik alan için alanın konum ve sınırlarını belirleyen dikdörtgen bir $m_i, i = 1, \dots, n$, parçası belirlenmiştir. Bu parçalardan biri prostata diğerleri ise mesane ya da prostat ile mesane arası dokular gibi komşu yapılara aittir (Şekil 1 – Destek Vektör Makinelerinin Eğitimi).

Her bir m_i parçası için çıkarılan YGH öznitelikleri ile bir DVM eğitilmiştir. Test evresinde, DVM ile ikili bir sınıflandırma yapmak yerine her bir $l \in R^2$ konumu ve her m_i parçası için birer sınıf skoru, s_l^i elde edilmiştir. Sınıf skorları, YGH tabanlı DVM'nin aşırözlemine olan uzaklık değerleridir. Pksel seviyesinde bir I görüntüsü için n farklı skor haritası üretilmektedir (Şekil 1 – Pksel Seviyesi).

Model seviyesinde her bir komşu yapı, m_i arasındaki ilişkiler modellenerek ortam bilgisi sisteme eklenmiştir. (Şekil 1 – Model Seviyesi) Modelin eniyileme aşamasında ortam bilgisi ile görüntü bilgisi skor haritaları kullanılarak bir araya getirilmektedir. Şekil 2'de bir örneğin transvers ve sağıtal görüntülerinden elde edilen skor haritaları gösterilmektedir.

Bu model prostat konumu tespiti problemini bir eniyileme sistemi olarak ifade etmek için çok kullanışlı bir modeldir. Bu model sistemimizde her bir test örneğinin transvers ve sağıtal görüntüleri üzerinde kendi içerisindeki anatomik parçalar için oluşturulmuş ve eniyenmiştir.



Şekil 2: Transvers ve sağıtal görüntülerin asılları ve 5 sınıf için oluşturulmuş skor haritaları. Yüksek parlaklık yüksek skor, düşük parlaklık ise düşük skor anlamına gelmektedir.

$M = \{m_1, m_2, \dots, m_n\}$, parçaların bir yerleşimi ve \hat{M} en iyi yerleşim olsun. Verilen bir AUS görüntüsü I için sistem, yerleşim M 'den en iyi yerleşim \hat{M} 'e (1) ile ulaşmaya çalışır.

$$\hat{M} = \underset{m}{\operatorname{argmax}} P(m|I, \theta), \quad (1)$$

Burada I AUS görüntüsü ve θ eğitim setinden öğrenilen parametrelerdir. $P(m|I, \theta)$ öğrenilmiş görüntü bilgisini ve ortam bilgisini içerir ve Gibbs dağılımı ile modellenmiştir.

$$P(m|I, \theta) = \frac{1}{Z} \exp[(e_g + e_o)], \quad (2)$$

Burada e_g , piksel seviyesinde tüm parçalar için üretilmiş görüntü bilgisinin toplamını içermektedir.

$$e_g = \sum_i s_i^i \quad (3)$$

Model seviyesi bilgi, komşu parçalar arası uzaklık ve açı ilişkilerini içermektedir.

$$e_o = \alpha f_{uzaklık} + \beta f_{açı} \quad (4)$$

Komşu parçalar arası uzaklık ve açı değerleri ilgili fonksiyonlarla hesaplanmaktadır.

$$f_{uzaklık} = \sum_{i=2}^n \frac{(u_{i,i-1} - \mu_i^u)^2}{(\sigma_i^u)^2} \quad (5)$$

$$f_{açı} = \sum_{i=2}^n \frac{(a_{i,i-1} - \mu_i^a)^2}{(\sigma_i^a)^2} \quad (6)$$

(5) denkleminde $u_{i,i-1}$, i ve $i-1$ parçaları arası uzaklığın modelin parçaları arası toplam uzaklığa oranını vermektedir. Yine bu denklemindeki μ_i^u ve σ_i^u değerleri sırasıyla uzaklık için kullandığımız değerlerin eğitim verisindeki ortalamasını ve standart sapmasını vermektedir.

(6) denkleminde $a_{i,i-1}$ değeri i ve $i-1$ parçaları arası açı değerini, μ_i^a ve σ_i^a değerleri de sırasıyla bu değerlerin eğitim verisindeki ortalama ve standart sapma değerlerini vermektedir.

Denklemin 1'in eniyilenmesi için Levenberg-Marquardt Algoritması (LMA) [11] kullanılmıştır. LMA gradyan iniş tabanlı ve yerel çalışan bir eniyileme algoritmasıdır ve karmaşık modellenmiş klasik gradyan iniş yöntemine göre daha başarılıdır. Yöntem yerel çalıştığı için başlangıç konumları büyük önem taşımaktadır. Başlangıç noktalarının tespiti probleminin çözümü

için çoklu başlatma yöntemi izlenmiştir. Bunun için skor haritaları üzerinden kümeleme algoritması ile k küme oluşturulmuş ve elimizdeki n parçanın her biri k farklı küme merkezinden başlatılarak modelin en iyi yere oturması sağlanmıştır. Bu şekilde n^k başlatma yapılmış ve bunlardan LMA algoritmasına göre en iyi skoru elde eden sonuç çözüm olarak seçilmiştir. n^k başlatma, eniyileme yöntemi için çok yüksek bir sayı gibi görünse de LMA algoritmasının verimli çalışan bir algoritma olması sebebi ile hızlı bir şekilde tamamlanabilmektedir.

III. DENEYLER

Önerilen sistem transvers ve sağıtal AUS görüntüleri üzerinde test edilmiştir. Veri seti 70 farklı örnekten elde edilen AUS görüntülerinden oluşmaktadır. Görüntü büyüklükleri 295x470 ile 380x610 arasında değişmektedir. Veri seti sağlıklı ve çeşitli patolojik durumlarda prostata sahip örneklerden toplanmıştır. Görüntüler üzerindeki her bir parçayı çevreleyen dikdörtgenler eğitim ve test işlemleri için uzman tarafından işaretlenmiştir. Sistemin değerlendirilmesi için On Katmanlı Çapraz Doğrulama (OKÇD) uygulanmıştır.

A. Piksel Seviyesi Sonuçlar

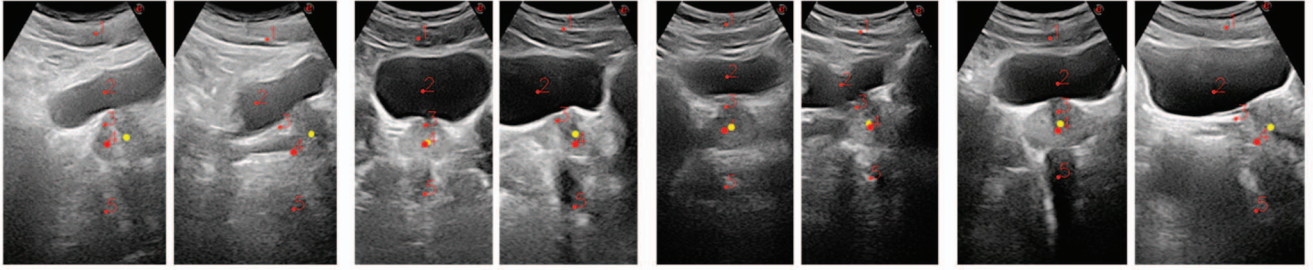
YGH tabanlı DVM için 5 farklı parça belirlenmiştir. OKÇD uygulandığı ve veri setimizde 70 görüntü olduğu için her bir görüntü üzerinde piksel seviyesi prostat konumu tespiti için 63 eğitim verisi kullanılmıştır. Her bir parça ayrı eğitilip test edildiği için her bir katmanda 5 DVM eğitilmiştir. Sonuç olarak her bir görüntü için 5 farklı skor haritası üretilmiştir.

Eğer sadece prostat skor haritasını kullanarak en iyi konumu bu harita üzerinden seçen bir sistem geliştirmiş olsaydık [9]'daki gibi klasik bir makine öğrenmesi tabanlı prostat konumu tespiti sistemi elde edecektik. Transvers görüntüler üzerinde yaptığımız deneylerde sadece elde edilen konumların sadece %46'sı uzman tarafından işaretlenen pencere içinde kalabilmiştir. Bu beklenen bir sonuçtur çünkü böyle bir yöntem sadece prostatı içeren tek parçalı bir model gibidir ve US'dan kaynaklanan zorluklara karşı çok zayıf kalmaktadır. Bir sonraki bölümde çok parçalı modelin transvers ve sağıtal görüntüleri birlikte kullanarak eniyilenmesi ile elde edilen sonuçlar bulunmaktadır.

B. Model Seviyesi Sonuçlar

Model seviyesi konum tespiti için piksel seviyesinde elde edilen skor haritaları kullanılmıştır. Her bir test görüntüsüne ait skor haritası 10 kümeye kümelendirilmiştir. Bu kümeler model seviyesinde LMA yönteminin çoklu 5^{10} farklı konumdan başlatılmasında kullanılmıştır. Bu şekilde elde edilen eniyileme

sonuçlarından en iyisi sonuç konumları olarak belirlenmiştir. Şekil 3’te model seviyesi prostat konumu tespiti sonuçları gösterilmektedir.



Şekil 3: Tansvers ve sajiyal görüntülerden sonuçlar. Her ikili bir örnekten alınmış tansvers ve sajiyal görüntüden oluşmaktadır. Büyük kırmızı 4 numaralı işaret sistemin tespit ettiği prostat merkezi konumunu, sarı işaret ise uzmanlar tarafından işaretlenen prostat konumu merkezini göstermektedir.

Sistemin tespit ettiği prostat merkezi ile uzman işaretlemeleri arasındaki ortalama uzaklık tansvers görüntülerde 0,6 cm, sajiyal görüntülerde ise 1 cm’dir. Tespit edilen merkezlerin tansvers görüntülerde %100’ü, sajiyal görüntülerde ise %96’sı uzman sınırlarının içinde kalmaktadır. Burada prostat merkezinin işaretlenmesinin zor bir işlem olduğu ve uzmanlar arasında dahi büyük farklılıklar olduğu göz önünde bulundurulduğunda elde ettiğimiz sonuçların oldukça iyi bir seviyeye ulaşılmış olduğu görülmektedir.

IV. SONUÇLAR

Prostat konumu tespitinde iki seviyeli bir yöntem kullanılarak hem tansvers hem de sajiyal görüntüler üzerinde prostat konumu tespiti yapılmıştır. Yöntemde prostat konumu tespitinde komşu yapılardan da faydalanılmaktadır. AUS görüntülerinin yapısı gereği prostat konumunun tespiti oldukça zor olmaktadır. Bu sebeple komşu yapılardan faydalanan bu yöntem AUS görüntüleri için başarılı bir yöntemdir. İki seviyeli sistem sayesinde görüntü ve ortam bilgisi, piksel ve model seviyeleri sayesinde bir araya getirilmektedir. Piksel seviyesindeki bilginin elde edilmesi için YGH tabanlı DVM kullanılmış, model seviyesindeki bilgi ise bir eniyileme sistemi kullanılmıştır. Yapılan çalışma ile daha önce sadece tansvers görüntüler üzerinde iyi sonuçlar elde edilmiş olan iki seviyeli sistem birkaç iyileştirme ile ve hem tansvers hem de sajiyal görüntüler üzerinde çalıştırılarak başarısı gösterilmiştir.

BİLGİLENDİRME

Bu çalışma 114E536 numaralı Tübitak projesi tarafından desteklenmiştir.

KAYNAKLAR

- [1] Ferlay, J., Soerjomataram, I., Ervik, M., Dikshit, R., Eser, S., Mathers, C., Rebelo, M., Parkin, D.M., Forman, D., Bray, F., “Cancer Incidence and Mortality Worldwide”, IARC CancerBase No. 11 [Internet]. International Agency for Research on Cancer; Lyon, France, 2013, <http://globocan.iarc.fr>, erişim tarihi 25.03.2014.
- [2] Türkiye Halk Sağlığı Kurumu Kanser Daire Başkanlığı, “Türkiye’de Kanser Kayıtçılığı”, <http://www.kanser.gov.tr/daire-faaliyetleri/kanser-kayitciligi/108-t%C3%BCrkiyede-kanser-kayitci.html>, erişim tarihi 28.03.2014.
- [3] Ghose, S., Oliver, A., Martí, R., Lladó, X., Vilanova, J. C., Freixenet, J., Meriaudeau, F., “A survey of prostate segmentation methodologies in

- ultrasound, magnetic resonance and computed tomography images”. *Computer methods and programs in biomedicine*, 108(1), 262-287, 2012.
- [4] De Sio, M., D’armiento, M., Di Lorenzo, G., Damiano, R., Perdonà, S., De Placido, S., Autorino, R., “The need to reduce patient discomfort during transrectal ultrasonography-guided prostate biopsy: what do we know?”, *BJU International*, 96(7), 977-983 2005.
- [5] Betrouni, N., Vermandel, M., Pasquier, D., Maouche, Rousseau, J.: “Segmentation of abdominal ultrasound images of the prostate using a priori information and an adapted noise filter”, *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 29(1), 43-51 2005.
- [6] Yuan; J, Qiu; W., Rajchl, M.; Ukwatta, E., Tai; X, Fenster, A., “Efficient 3D Endfiring TRUS Prostate Segmentation with Globally Optimized Rotational Symmetry.”, *In: IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.2211-2218, IEEE 2013.
- [7] Zhang Y., Matuszewski B. J., Histace A., Precioso F., Kilgallon J., and Christopher Moore., “Boundary delineation in prostate imaging using active contour segmentation method with interactively defined object regions.”, *In: Proceedings of the 2010 international conference on Prostate cancer imaging: computer-aided diagnosis, prognosis, and intervention*, Anant Madabhushi, Jason Dowling, Pingkun Yan, Aaron Fenster, and Purang Abolmaesumi (Eds.), Springer-Verlag, pp. 131-142. Berlin, Heidelberg, 2010.
- [8] Ghanei, A., Soltanian-Zadeh, H., Ratkewicz, A., Yin, F., F., “A three-dimensional deformable model for segmentation of human prostate from ultrasound images.”, *Medical Physics*. 28.10, 2147-2153 2001.
- [9] Dalal, N, Triggs, Bill., “Histograms of oriented gradients for human detection”, *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 886-893, IEEE 2005.
- [10] Viola, P., Jones, M., “Robust real-time object detection”, *International Journal of Computer Vision* 4, 34-47 (2001).
- [11] Marquardt, D., W., “An algorithm for least-squares estimation of nonlinear parameters”, *Journal of the Society for Industrial & Applied Mathematics*, 11.2, 431-441 1963.
- [12] Albayrak, N., B., Oktay, A., B., ve Akgül, Y., S., “Prostate detection from abdominal ultrasound images: A part based approach.”, *Image Processing (ICIP), 2015 IEEE International Conference on*. IEEE, 2015.