



Evrişimsel Sinir Ağları Kullanılarak T1 ve T2 Ağırlıklı Manyetik Rezonans Prostat İmgelerinin Sınıflandırılması

Classification of T1 and T2 Weighted Magnetic Resonance Prostate Images Using Convolutional Neural Networks

Fatih UYSAL ve Fırat HARDALAÇ
Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü
Gazi Üniversitesi
Ankara, Türkiye Cumhuriyeti
uysal@gazi.edu.tr, firat@gazi.edu.tr

Mustafa KOÇ
Dahili Tıp Bilimleri Bölümü
Fırat Üniversitesi
Elazığ, Türkiye Cumhuriyeti
mkoc@firat.edu.tr

Özetçe—Prostat kanseri, erkeklerde çok yaygın olarak görülen bir kanser türüdür. Literatüre bakıldığında, bu kanser türünün tanı ve tedavisi için prostat imgeleri üzerinde çeşitli imge işleme yöntemleri kullanarak yapılan birçok çalışma olduğu gözlemlenmiştir. Prostat biyopsisinde sekonder hemoraji (ikincil kanama) alanları T2 ağırlıklı manyetik rezonans (MR) prostat imgelerinde, tümör açısından yanlış tanıları neden olabilmektedir. Bu durumlarda T1 ağırlıklı MR prostat imgeleri tanıda yardımcıdır. Bu gibi durumlarda, yanlış tanıların önüne geçebilmek için ve tanıya da yardımcı olabileceği düşünülerek; bu çalışmada, derin öğrenme algoritmalarından biri olan evrişimsel sinir ağları (ESA) kullanılarak T1 ve T2 ağırlıklı MR prostat imgelerinin sınıflandırılması işlemi gerçekleştirilmiştir. Bu işlem sonucunda ise, MR prostat imgelerini sınıflandırabilen bir ESA modeli geliştirilmiştir.

Anahtar Kelimeler — *derin öğrenme; evrişimsel sinir ağları; imge sınıflandırma; manyetik rezonans prostat imgesi.*

Abstract— Prostate cancer is a type of cancer that is very common in men. Literature review, it has been observed that there are many studies conducted on this prostate image using various image processing methods for cancer diagnosis and treatment. Secondary hemorrhage sites in prostate biopsy may cause misdiagnosis in T2-weighted magnetic resonance (MR) prostate images, in terms of tumor. In these cases, T1-weighted MR imaging of the prostate is helpful in diagnosing. In such situations, it may be helpful to prevent misdiagnosis and to help diagnosis; In this study, one deep convolutional neural network learning algorithms (CNN) using T1 and T2-weighted MR image classification process of the prostate were performed. As a result of this, an CNN model was developed that can classify MR prostate images.

Keywords — *deep learning; convolutional neural networks, image classification; magnetic resonance prostate images.*

I. GİRİŞ

Prostat kanseri, erkeklerde çok yaygın olarak görülen bir kanser türüdür. Prostat kanserinde görüntülemeler; Transrektal Ultrasonografi, Bilgisayarlı Tomografi ve MR ile yapılabilmektedir [1]. MR prostat imgelerinde; anatomik sekanslar (düzenler, diziler) genel itibarıyla T1 ve T2 ağırlıklı imgeler olarak iki türe ayrılır. T1 ağırlıklı prostat imgeleri, biyopsi ilişkisi kanamada tanıya yardımcı olmaktadır ve bu hemoraji alanları bu tür imgelerde hiperintens (aşırı yoğunluklu) görünmektedir. Prostat biyopsisinde sekonder hemoraji alanları; T2 ağırlıklı MR prostat imgelerinde tümör açısından yanlış tanıları neden olabilmektedir ve bu durumlarda T1 ağırlıklı MR prostat imgeleri tanıya yardımcı olmaktadır [2]. Bu gibi durumlarda, yanlış tanıların önüne geçebilmek ve tanıya da yardımcı olabilmek için; bu çalışma kapsamında, derin öğrenme algoritmalarından biri olan evrişimsel sinir ağları (ESA) kullanılarak T1 ve T2 ağırlıklı MR prostat imgelerinin sınıflandırma işlemi yapılmış ve bir ESA modeli geliştirilmiştir.

Literatüre bakıldığında, prostat kanserinin tanı ve tedavisi için prostat imgeleri üzerinde çeşitli imge işleme yöntemleri kullanılarak birçok çalışma yapıldığı gözlemlenmiştir. Bu çalışmalar; genel itibarıyla prostat imgelerinin sınıflandırılması, bölütlenmesi vb. şeklindedir. Son yıllarda yapılan prostat imgelerinin sınıflandırılması çalışmalarına bakılacak olursa; Gummesson ESA'ları kullanarak prostat kanserinin sınıflandırılması çalışmasını [3], Liu ve arkadaşları prostat kanseri için derin öğrenme temelli bir sınıflandırma modeli çalışmasını [4], Sahran ve arkadaşları prostat imgelerini sınıflandırmak için çok seviyeli öğrenme yaklaşımı çalışmasını [5], Arvidsson ve arkadaşları derin öğrenmeyi kullanarak prostat kanseri sınıflandırmasının geliştirilmesi çalışmasını [6], yapmıştır. Bu çalışmada ise; literatürden farklı olarak, T1 ve T2

ağırlıklı MR prostat imgelerinin sınıflandırılması için bir ESA modeli geliştirilmiştir.

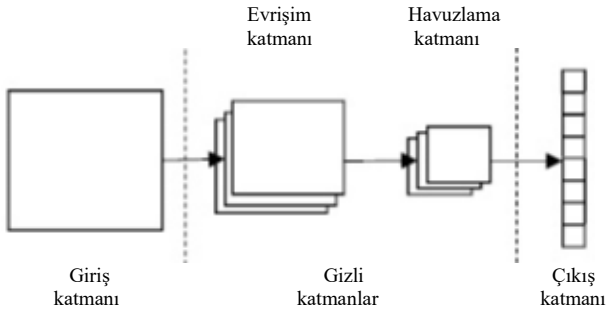
Bu çalışmanın 2. kısmında; sınıflandırma yapılırken kullanılan ve derin öğrenme algoritmalarından biri olan ESA'lar, yöntem başlığı adı altında aktarılmıştır. 3. kısımda ise; çalışmanın uygulama kısmından bahsedilmiştir. Son olarak; sonuç ve öneriler kısmı açıklanmıştır.

II. YÖNTEM

Manyetik rezonans prostat imgelerinin sınıflandırılmasında yöntem olarak, bir derin öğrenme algoritması olan ESA kullanılmıştır.

ESA; imge sınıflandırma, imge bölütleme ve örüntü tanıma gibi birçok probleme uygulandığında başarılı sonuçlar vermektedir. Yapay sinir ağlarındaki gizli katman sayısının artırılması sonucunda derinleşmiş bir yapıya sahip olan ağ, ESA olarak ifade edilmektedir. Bu iki aği birbirinden ayıran bir diğer önemli özellik; ağ eğitimi sırasında ezberlemeyi önlemek amaçlı ESA'larda kullanılan DropOut yöntemidir [7].

Bir ESA, genellikle bir giriş katmanı ve bir çıkış katmanının yanısıra birçok gizli katmanın birleşiminden oluşmaktadır. Gizli katmanlar; evrişim katmanları (convolution layers), havuzlama katmanları (pooling layers) ve tam bağlantılı katmanlar (fully connected layers) olabilmektedir. Basit bir ESA yapısı, Şekil 1'de gösterilmiştir. Bu ESA yapısı; bir giriş katmanı, bir evrişim katmanı, bir havuzlama katmanı ve bir çıkış katmanından oluşmaktadır [4].



Şekil 1. ESA yapısı [4]

ESA'yı oluşturan katmanlar arasında; giriş, çıkış, evrişim, havuzlama ve tam bağlantılı katmanların dışında, ayrıca düzleştirilmiş doğrusal birim katmanı (rectified linear units layer, ReLU), DropOut katmanı ve sınıflandırma katmanı (classification layer) da yer alabilmektedir.

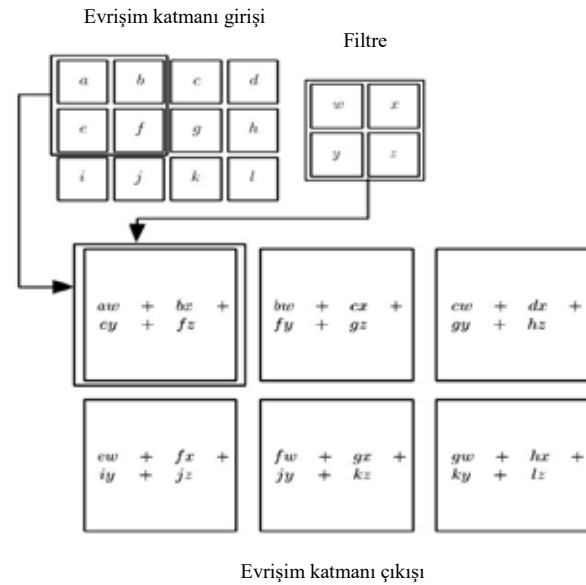
ESA'yı oluşturan katmanlar incelenecek olursa;

A. Giriş katmanı

ESA'nın ilk katmanıdır. Bu katmanda veriler (imgeler), ağ'a ham olarak verilmektedir. Ancak bellek ihtiyacının azaltılması ve eğitim süresininde kısaltılmasını gerektiren bazı durumlarda, giriş imgelerinin boyutunun indirgenmesi gerebilir. Bu gibi durumlarda giriş imgeleri, imge boyutu indirgeme işleminin ardından ağ'a verilir.

B. Evrişim katmanı

Evrişim katmanında, giriş imgeleri üzerinde çeşitli boyutlarda filtreler kullanılarak evrişim işlemi gerçekleştirilir ve özellik haritası oluşturulur. Filtre katsayıları, eğitim sırasındaki her öğrenme ile birlikte sürekli değişir ve böylece ağ, imgenin hangi bölgelerinin daha fazla önem taşıdığını belirleyebilir [7]. Evrişim işlemi, giriş imgesine filtrenin soldan sağa ve yukarıdan aşağıya doğru belirli bir adım (stride) değerine göre kaydırılarak uygulanması sonucu gerçekleştirilir. Bir evrişim işleminde; 4x3'lük bir giriş matrisine, 2x2'lik bir filtre, adım sayısı 1 olacak şekilde uygulandığında elde edilen 3x3'lük çıkış matrisi, Şekil 2'de gösterilmiştir.



Şekil 2. Evrişim işlemi [8]

C. Düzleştirilmiş doğrusal birim katmanı

Evrişim katmanından sonra kullanılan katmandır. Bu katman, giriş verisinin negatif olduğu değerlerini sıfırlayarak yeni çıkışı üretir. ESA, bu katmanın kullanılması ile birlikte daha hızlı öğrenir [7]. Bu katmanın bulunduğu kısım, ayrıca bazı durumlarda dedektör aşaması (detector stage) olarak adlandırılabilir [8].

D. Havuzlama katmanı

Havuzlama katmanı, genellikle ReLU katmanından sonra kullanılır. Bu katmanın temel işlevi, bir sonraki evrişim katmanının giriş imgesinin boyutunu azaltmaktır. Bu katmanda gerçekleştirilen boyut azaltma işlemi, hesaplama yükünü azaltmakta ve sistemin ezberlemesini önlemektedir. Evrişim katmanında olduğu gibi bu katmanda da çeşitli boyutlarda filtreler kullanılır [7]. Bu filtreler; havuzlama katmanının giriş imgesi üzerinde, soldan sağa ve yukarıdan aşağıya doğru belirli bir adım değerine göre kaydırılarak, belirlenen havuzlama işlemi yapar. Bu işlem; giriş matrisindeki değerlerin

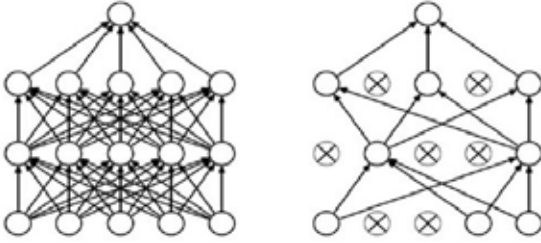
ortalamalarının alındığı ortalama havuzlama ya da maksimumunun alındığı maksimum havuzlama işlemi olabilir.

E. Tam bağlantılı katman

ESA'da; genellikle havuzlama katmanının hemen ardından tam bağlantılı katman yer alır. Bu tam bağlantılı katman, kendinden önce gelen havuzlama katmanının tüm alanlarına bağlıdır [7].

F. DropOut katmanı

Büyük veriler kullanılarak ESA'da eğitim işlemi yapıldığı durumlarda; bazen ağ ezberleme yapabilmektedir. Bu gibi durumlarda da, temel amacın ağın bazı düğümlerinin kaldırılması olan ve de ağ ezberlenmesinin önüne geçilmesine çalışılan bu katman kullanılabilir [7]. Şekil 3'de soldan sağa doğru sırasıyla; normal bir ağ ve bir ESA'nın bu katman sonrasındaki yapısı gösterilmiştir.



Şekil 3. Bir ESA'nın DropOut katmanı sonrasındaki hali

G. Sınıflandırma katmanı

Tam bağlantılı katmandan sonra, sınıflandırma katmanı kullanılmaktadır. Sınıflandırma yapılacak olan nesne sayısı ile sınıflandırma katmanının çıkış değerinin aynı olması gerekmektedir. Elde ettiği başarıdan dolayı genellikle softmax sınıflandırıcı tercih edilmekle birlikte, farklı sınıflandırıcılarda bu katmanda kullanılabilir [7].

III. UYGULAMA

Bu çalışmada; derin öğrenme algoritmalarından biri olan ESA kullanılarak T1 ve T2 ağırlıklı MR prostat imgelerinin sınıflandırılması işlemi gerçekleştirilmiştir. Çalışmada kullanılan MR prostat imgeleri; açık veri olarak paylaşılan bir internet sitesi üzerinden elde edilmiştir ve verilere erişim ile ilgili detaylı bilgi ise 'bilgilendirme' kısmında bahsedilmiştir.

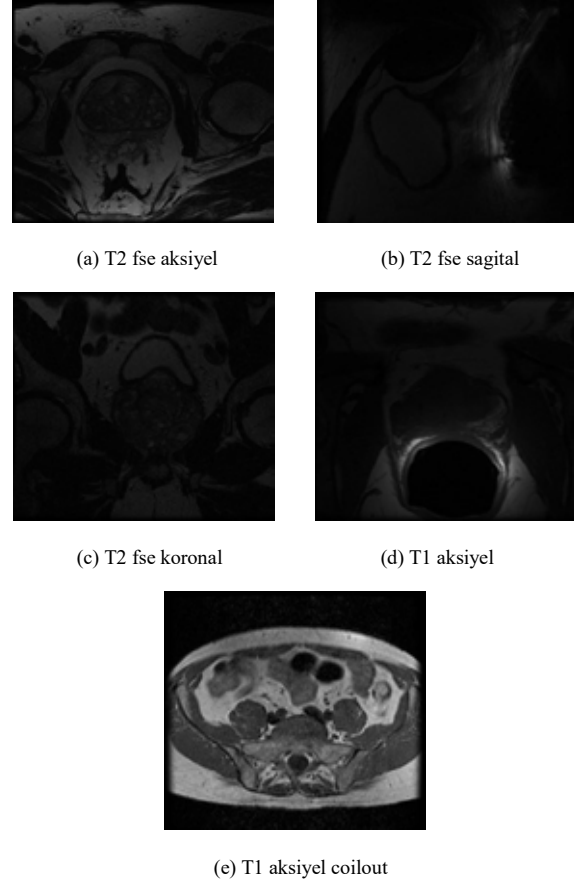
MR prostat imgelerinin sınıflandırılması işlemi için gerekli olan imge sınıfları ile bu sınıflara ait olan imgelerin sayıları ve her bir sınıf için farklı sayılarda olmak üzere ilgili sınıflara ait olan imgelerin sahip olduğu slice (dilim, parça) aralıkları Tablo I'de gösterilmiştir.

TABLO I. MR PROSTAT İMGE SINIFLARI

MR prostat imgeleri	MR prostat imge sayıları		Slice aralıkları
	Test verisi	Eğitim verisi	
T2 fse aksiyel	50	255	27<S<46
T2 fse sagittal	50	255	25<S<39
T2 fse koronal	50	255	24<S<34
T1 aksiyel	50	255	27<S<46
T1 aksiyel coilout	50	255	46<S<54

MR prostat imgelerinden; T2 fse (fast spin echo) aksiyel, T2 fse sagittal, T2 fse koronal, T1 aksiyel ve T1 aksiyel coilout olmak üzere toplamda 5 farklı sınıf oluşturulabilir. Bu çalışmada bu 5 sınıftan her biri için; eğitim verisi olarak 255 adet olacak şekilde toplam 1275 adet, test verisi olarak 50 adet olacak şekilde toplam 250 adet prostat imgesi kullanılmıştır.

Her bir sınıfa ait MR prostat imgelerinin birer tane örneği, Şekil 4'te gösterilmiştir.



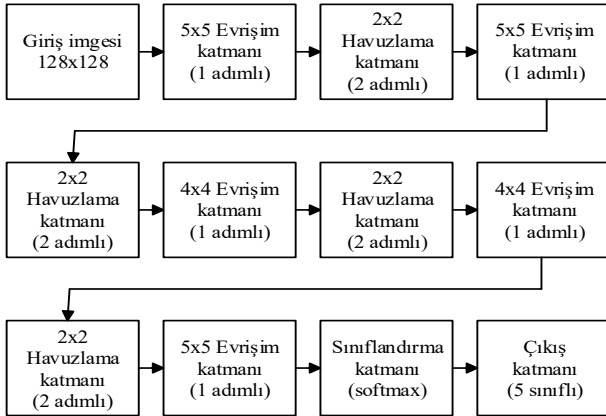
Şekil 4. Her Bir Sınıf için MR Prostat İmge Örnekleri

Eğitim ve test verileri oluşturulduktan sonra; çalışmanın uygulama aşaması, MATLAB programı ve MatConvNet kullanılarak gerçekleştirilmiştir. MatConvNet; imge sınıflandırma, bölütleme vb. işlemler için ESA'nın uygulanabildiği bir MATLAB araç kutusudur [9].

Çalışmada kullanılan imge verilerinin her biri 256x256 piksel boyutundadır. Öncelikle eğitim süresinin azaltılması amacıyla, imge veri deposu hazırlanırken her bir imgenin boyutu 128x128 piksel'e indirgenmiştir. Bu indirgeme işlemi her ne kadar veride az da olsa kayıba yol açacak olsa da eğitim süresinin kısalması açısından çok önemlidir ve elde edilen sınıflandırma sonuçları dolayısıyla bu durumun sistemin başarımına olumsuz yönde çok fazla etki etmediği söylenebilir. Bu indirgeme işleminin ardından da MR prostat imgelerini sınıflandırabilen bir ESA modeli geliştirilmiştir.

ESA modeli geliştirilirken, evrişim katmanı ve havuzlama katmanı çıkış matris değerleri $(W-F+2P)/2S+1$ formülasyonu ile hesaplanmıştır. Burada; W: giriş imge boyutu, F: ilgili katmanın filtre değeri, P: sıfır doldurma (zero padding) değeri ve S: adım değerini ifade etmektedir [10].

T1 ve T2 ağırlıklı MR prostat imgelerinin sınıflandırılması için geliştirilen ESA modeli Şekil 5'te gösterilmiştir.

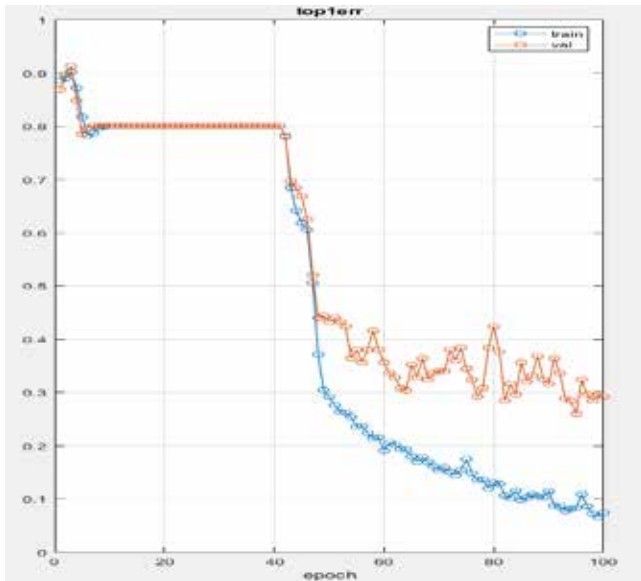


Şekil 5. MR prostat imgelerinin sınıflandırılması için geliştirilen ESA modeli

Bu ESA modeliyle; giriş imge boyutu 128x128 piksel boyutunda olan bir MR prostat imgesi Şekil 5'te gösterilen sırayla ilgili katmanlardan geçirilerek, çıkış katmanında bu imgenin ait olduğu sınıf tespit edilebilmektedir.

IV. SONUÇ VE ÖNERİLER

T1 ve T2 ağırlıklı MR prostat imgelerini sınıflandırmaya yarayan ESA modeliyle birlikte; eğitim verisindeki imgeler kullanılarak eğitim gerçekleştirildikten sonra modelin ilgili katmanlarındaki filtrelerin ağırlık değerleri belirlendikten sonra, test verilerindeki imgelerle bu modelin doğrulanması sonucu oluşan sınıflandırma sonucu Şekil 6'da gösterilmiştir.



Şekil 6. MR prostat imgelerinin sınıflandırma sonucu

Geliştirilen ESA modelinin MR prostat imgeleri ile eğitimi sonucunda, Şekil 6'da görüldüğü gibi, sınıflandırmadaki doğruluk oranları eğitim verileri için %90'ın, test verileri içinde %70'in üzerindedir. Buradaki test verilerinin sınıflandırılması işlemi; T1 ve T2 ağırlıklı (tüm test verisindeki) prostat imgeleriyle birlikte denenmiştir.

MR prostat imgelerinin sınıflandırma sonucundaki hatayı azaltmak ve dolayısıyla sınıflandırma doğruluğunu da artırmak için yapılabilecek olan ileriki çalışmalarda oluşturulabilecek ESA modellerinde; gizli katmanda kullanılan katmanların sayıları ve türleri artırılabilir, kullanılan filtrelerin boyutları değiştirilebilir ve/veya eğitim için kullanılan imgelerin sayıları artırılabilir.

BİLGİLENDİRME

Bu çalışmada kullanılan veriler; png uzantılı ve 256x256 piksel boyutlu olarak, 15.08.2018 tarihi itibarıyla erişime açık olan <http://prostatemrimage.com> uzantılı internet adresinden elde edilmiştir.

KAYNAKLAR

- [1] Gençhellaç, H., Yılmaz, E., "Prostat Görüntüleme", *Türk Radyoloji Seminerleri*, (138-148), 2015.
- [2] Bakır, B., Tuğcu, V., Binbay, M., Özden, E., Erbin, A., Özgör, F., Türkay, R., *Prostat Kanserinde Multiparametrik Manyetik Rezonans Görüntüleme ve Hedefe Yönelik Biyopsi Kılavuzu*, Türk Üroloji Derneği, 2018.
- [3] Gummeson, A., *Prostate Cancer Classification using Convolutional Neural Networks*, Master's Thesis, Faculty of Engineering, Lund University, 2016.
- [4] Liu, Y., An, X., "A Classification Model for the Prostate Cancer Based on Deep Learning", *International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics, CISP-BMEI 2017*.
- [5] Sahran, S., Abdullah, A., Albashish, D., Abu-Taleb, S.J., "Multi-Level Learning Approach for Prostate Histopathology Images Classification", *8th International Conference on Information Technology, ICIT 2017*.
- [6] Arvidsson, I., Overgaard, N. C., Marginean, F. E., Krzyzanowska, A., Bjartell, A., Aström, K., Heyden A., "Generalization of Prostate Cancer Classification for Multiple Sites using Deep Learning", *IEEE 15th International Symposium on Biomedical Imaging, ISBI 2018*.
- [7] İnik, Ö., Ülker, E., "Derin Öğrenme ve Görüntü Analizinde Kullanılan Derin Öğrenme Modelleri", *Gaziosmanpaşa Bilimsel Araştırma Dergisi*, 2017.
- [8] Goodfellow, I., Bengio, Y., Courville, A., *Deep Learning*, An MIT Press, 2016.
- [9] <http://www.vlfeat.org/matconvnet/>
- [10] <https://cs231n.github.io/convolutional-networks/>