

Standart ve Geliştirilen Klonal Seçim Algoritması Kullanılarak Aritmilerin Sınıflandırılması

Ziyinet Pamuk^{1*}

¹Biyomedikal Mühendisliği/Fen Bilimleri Enstitüsü, Zonguldak Bülent Ecevit Üniversitesi, Zonguldak, Türkiye

*Corresponding author: ziynet.pamuk@beun.edu.tr

+Speaker: ziynet.pamuk@beun.edu.tr

Presentation/Paper Type: Oral / Full Paper

Özet – Bu çalışmada Yapay Bağışıklık Sistemine(YBS) dayalı Klonal Seçim Algoritması'nun (KSA) Matlab ortamında yazılımı gerçekleştirilmiştir. Ayrıca KSA'na koşul tabanlı bir yapı eklenerek geliştirilmiştir. Geliştirilen Koşul-Tabanlı Klonal Seçim Algoritması (KT-KSA) ve standart KSA aritmi teşhisinde kullanılmıştır. Aritmiler APC, LBBB, RBBB, SVTA ve normal vuru olarak Physionet veri tabanından elde edilmiştir. Öznitelik çıkarmak için Pan-Topmkins algoritması kullanılmış ve vurulara ait şekilsel öznitelikleri olan QRS alanı, QRS genişliği, QRS genliği ve RR aralıkları hesaplanmıştır. Öznitelikler sisteme giriş verisi olarak verilir KSA ve KT-KSA ile eğitim işlemi gerçekleştirilmiş ve sınıflandırma kNN kullanılarak yapılmıştır. Sonuç olarak KT-KSA'nın %90,98 hassasiyet ile KSA'nın ise %80,84 hassasiyet ile aritmeleri sınıflandırdığı tespit edilmiştir. Koşul tabanlı sistemin KSA'yı güçlendirdiği ortaya konulmuştur.

Anahtar Sözcükler –Aritmi, Yapay Bağışıklık Sistemi, Klonal Seçim Algoritması

Abstract – In this study, the software of The Clone selection algorithm(KSA) based on artificial immune system (YBS) was performed in MATLAB environment. It was also developed by adding a conditional structure to KSA. Developed Condition-Based Clonal Selection Algorithm (KT-KSA) and standard KSA were used for arrhythmia diagnosis. Arrhythmias were obtained from APC, LBBB, RBBB, SVTA and the Physionet database as a normal stroke. The Pan-Topmkins algorithm was used to extract the attribute and the QRS domain, QRS width, QRS amplitude and RR intervals with the formal attributes of the scales were calculated. Attributes were given as input data to the system and training was carried out with KSA and KT-KSA and the classification was made using kNN. As a result, when the sensitivity results were examined, it was found out that KT-KSA was the highest with 90,98% and KSA with 80,84%.

Keywords – Arrhythmia, Artificial Immune System, Clonal Selection Algorithm

I. GİRİŞ

Kardiyovasküler hastalıklar sebebiyle ölen insanların sayısı dünyada birinci sırada gelmektedir. 2008 yılında tahminen 17,3 milyon insanın öldüğü ve sayının 2030 yılına kadar 23,3 milyona ulaşacağı tahmin edilmektedir [1]. Kalbin ritmik çalışmasındaki bozulma sonucu oluşan hastalıkların genel ismi olan aritmi, doğuştan olabileceği gibi sonradan gelişen hastalıklara bağlı olarak da ortaya çıkabilir [2].

Aritmilerin otomatik olarak sınıflandırılması amacıyla genel olarak Yapay Sinir Ağları (YSA), Genetik Algoritmalar, Karınca Kolonisi Optimizasyonu ve son yıllarda Yapay Bağışıklık Sistemine Dayalı teknikler kullanılmaya başlanmıştır. Genel itibari ile aritmiler sınıflandırılırken öznelik seçimi önemli bir parametredir. Ya zaman alanı öznelikleri ya da frekans alanı öznelikleri seçilerek sınıflandırıcıya giriş verisi olarak sunulmaktadır. Aritmilerin teşhisi için birçok farklı öznelik tekniği ve sınıflandırıcı kullanılmıştır. Bunlara ait örnekler aşağıda verilmektedir.

Al-Fahoum, EKG kayıtlarının dalgacık dönüşümü ile öznelikleri çıkartmış ve radyal tabanlı fonksiyon YSA kullanarak hayati öneme sahip aritmiler sınıflandırmıştır [3]. Dokur ve diğerleri, EKG vurularını sınıflamak için yeni bir hibrid YSA sunmuşlardır [4]. Osowski ve diğerleri, EKG vurularını sınıflamak için bulanık YSA'ni kullanıp yüksek seviyeli istatistik ile EKG vurularına ait öznelikler çıkarmışlardır [5]. Engin ve diğerleri, EKG vurularını sınıflamak için bulanık hibrid bir YSA modeli kullanmışlardır [6]. Besrouer ve diğerleri, destek vektör makinesi kullanarak EKG vurularını sınıflandırmışlardır [7]. Bereta ve diğerleri, EKG sinyallerinin özellik seçimi ve sınıflandırılması için hibrit bağışıklık algoritmasında binary ve reel değerleri kodlamayı karşılaştırmışlardır[8]. Güler ve diğerleri, EKG vurularını sınıflandırmak için öznelik vektör elemanları dalgacık katsayılarından ve istatistiksel özneliklerden oluşan bir birleşik YSA kullanmışlardır[9]. Zeybekoğlu, yedi farklı aritmi tipini YSA kullanarak önce eğitmiş daha sonrada test işlemi gerçekleştirmiştir [10]. Mahmoodabadi ve diğerleri, çok çözünürlüklü dalgacık dönüşümüne dayalı EKG özellik çıkarımını gerçekleştirmişlerdir [11]. Javadi ve diğerleri, EKG aritmilerin sınıflandırması işlemi uzman ve negatif korelasyon öğrenmeye dayalı bir modüler sinir ağı ile gerçekleştirmişlerdir [12]. Pamuk ve Bozkurt'un hem zaman alanı hemde frekans alanı özneliklerini kullandığı ve FFN ile sınıflandırıldığında çalışmasında öznelik gruplarının birleştirilmesinin hassasiyet sonuçlarını belirgin bir şekilde arttırdığı gözlemlenmiştir [13].

II. MATERYAL VE METOT

Çalışmada, normal vuruya ek olarak dört farklı aritmi tipi kullanılmıştır. APC, Atrial Premature Contraction aritmi tipinin kısaltılması olup, kulakçık erken kasılması anlamına gelmektedir. LBBB, Left Bundle Branch Block aritmisinin kısaltılmış şekli olup sol dal bloğu anlamındadır. RBBB, Right Bundle Branch Block aritmisinin kısaltılması olup sağ dal bloğu anlamındadır ve son olarak SVTA, Supraventricular Tachyarrhythmia'nın kısaltılması olup yukarı karıncık hızlı nabız olarak türkçeleştirilmiştir. EKG vurularından öznelikler çıkarılmış olup bu öznelikler sınıflandırıcıların giriş verisini oluşturmaktadır.

Aritmilerin öncelikle Pan-Tomkins algoritması kullanılarak zaman alanı öznelikleri olan QRS genlik, QRS alanı, QRS genişlik ve RR aralık değerleri elde edilmiştir.

Yapay Bağışıklık Sistemi (YBS) insanın bağışıklık sisteminden esinlenerek geliştirilmiş bir algoritmadır. YBS; Klonal Seçim Algoritması ve Negatif seçim algoritması şeklinde iki algoritmaya ayrılır. Bu algoritmalar eğitim işleminde kullanılır ve sınıflandırıcı olarak kNN(k en yakın komşu algoritması) kullanılır.

Bu çalışmada Klonal Seçim Algoritmasına (KSA) ek olarak Koşul Tabanlı Klonal Seçim Algoritması (KT-KSA) isimli yeni bir algoritma geliştirilmiştir. Aritmilerin zaman alanı öznelikleri bu iki algoritma kullanılarak eğitilmiş ve kNN ile sınıflandırılmıştır.

A. Veriler

Çalışmada, Physionet veri tabanından elde edilen ve uzman kardiyologlar tarafından etiketlenmiş olan MLII derivasyonuna ait EKG kayıtları kullanılmıştır[14][15]. Aritmi tipleri olarak 446 adet APC vurusu, 796 adet LBBB vurusu, 587 adet normal vuru, 348 adet RBBB vurusu, 176 adet SVTA vurusu olmak üzere toplamda 2353 adet vuru kullanılmıştır. Bu vurulardan 1716 adet vuru eğitim işleminde, 637 adet vuru ise test işleminde kullanılmıştır.

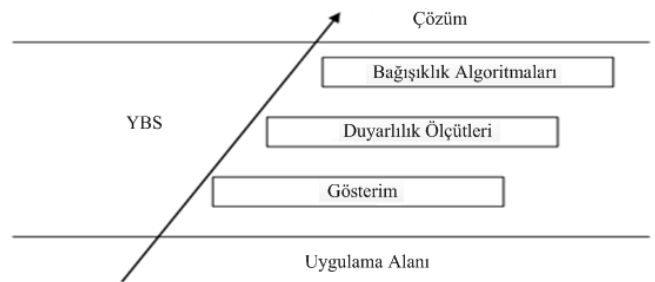
B. Pan Tompkins Algoritması

Pan-Tompkins algoritması Jiapu Pan ve Willis J. Tompkins tarafından 1985 yılında EKG sinyalindeki QRS kompleksi tespit etmek amacıyla geliştirilmiştir [16]. Pan-Tompkins QRS algılama algoritması eğimler, genlik ve genişliğin sayısal analizlerine dayanmaktadır[17]. Algoritma, bant geçiren filtre, türev operatörü, kare alma işlemi, kayan pencere integrasyonu ve eşik ayarlama olmak üzere beş aşamadan oluşmaktadır[18]. Çalışmada ayrı ayrı her aritmi tipine ve sağlıklı veriye ait zaman alanı öznelikleri yani gerçek sinyalin şekilsel özellikleri olan QRS genlik, RR aralık, QRS genişlik ve QRS alanı olmak üzere 4 adet öznelik çıkarılmıştır.

C. Yapay Bağışıklık Sistemi (YBS)

Bağışıklık sisteminden esinlenerek geliştirilen bir algoritmadır. Bağışıklık sisteminin özellikleri; kendi kendine organize olabile, öğrenme ve hafıza, adaptasyon, tanımlama ve fark etme, sağlamlık ve ölçeklenebilirliktir [19].

YBS, teorik bağışıklık ve karmaşık problem uzaylarına uygulanan gözlemlenmiş bağışık fonksiyonlar, ilkeler ve modellerden esinlenmiş hesapsal sistemlerdir [20]. YBS'nin çok katmanlı tasarım süreci Şekil 1'de verilmektedir.



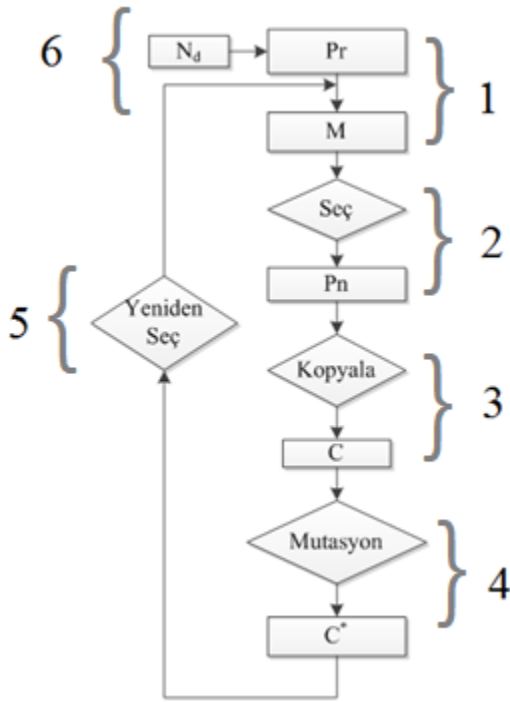
Şekil 1. YBS'nin çok katmanlı yapısı

Bir YBS tasarımında ilk önce “uygulama alanı” seçilmelidir. Uygulama alanı sistemin temelini oluşturur. Daha sonraki adım olan “gösterim” uygulama alanının karakteristiğine uygun olarak seçilmelidir. “Duyarlılık ölçütleri” de bu gösterimler temel alınarak oluşturulmalıdır. Son aşamada ise “Bağışıklık algoritmaları”nın seçimi gelir.

D. Klonal Seçim Algoritması (KSA)

KSA, bir antijenik uyarıcının bağışıklık tepkisinin temel özelliklerini açıklamak için bağışıklık sistemini kullanan bir algoritmadır. Bu prensip sadece antijenlerin hızlıca çoğalmasını sağlayacak hücelere uygulanır. KSA iki temel esas üzerine şekillenmiştir. Birincisi sadece antijeni tanıyan hücreler (antikorlar) çoğalma için seçilirler, ikincisi seçilen ve çoğalan hücreler duyarlılık olgunlaşması işlemine tabi tutularak, antijene olan duyarlılıkları artırılır [21]. (Polat, 2004).

KSA'nın akış diyagramı Şekil 2'de verilmektedir[22,21] (De Castro, 2000; Polat, 2004).



Şekil 2. Klonlama Seçim Algoritması akış diyagramı

Adım 1. Hafıza hücrelerinin bir kısmının (M), geri kalan popülasyona (Pr) ilave edilmesi ($P=Pr+M$) ile elde edilen hücreler kümesinden oluşmuş aday çözümler seti (P) üret.

Adım 2. P popülasyonundan benzerlik ölçümüne göre en iyi n bireyi (Pn) belirle.

Adım 3. Popülasyondaki bu en iyi n bireyi, klonların (C) geçici bir popülasyonunu oluşturmak için kopyala.

Adım 4. Kopyaların popülasyonunu hipermutasyon işlemine tabi tut ve olgunlaşmış antikör popülasyonu (C*) üret.

Adım 5. Hafıza hücre setini oluşturmak amacıyla C*'den gelişmiş bireyleri tekrar seç (P setinin bazı üyeleri C*'nin bazı gelişmiş üyeleri ile yer değiştirebilir).

Adım 6. Farklılaşmayı sağlamak amacıyla popülasyonun düşük benzerlikli antikörlerin (d) yeni üretilmiş bireylerle yer değiştirir. d adet birey M hafıza hücresi ile yer değiştirir [22,21].

Literatürdeki çalışmalarda genelde CLONALG gibi hazır paket programlar vasıtasıyla uygulamalar gerçekleştirilmiştir. Aslında hazır paket programın kullanılması uygulamanın doğruluğunu konusunda bazı şüpheleri de uyandırmaktadır. Çünkü her sistem kendine göre farklı özel durumları içermektedir. Bazı sistemlerde gösterim olarak 0 ve 1 kullanılır iken bazı sistemlerin gösteriminde reel değerler mevcuttur. Gösterimin reel veya binary olması sistemde kullanılması gereken benzerlik ölçütünün (Öklid, Manhattan, Hamming) seçiminde doğrudan etkilidir. Her sistemde giriş değişken sayısı farklıdır. Giriş değişken sayısı benzerlik ölçütü içerisindeki parametrelerin değişmesine neden olmaktadır. Hazır program kullanmayan çalışmacıların ise kopyalama işleminde standart olarak iki kez kopyalama yaptıkları anlaşılmaktadır.

E. Koşul Tabanlı Klonal Seçim Algoritması

Geliştirilen KT-KSA klonlama sayısı koşul tabanlı olarak belirlenmektedir. Ayrıca farklılaşmayı sağlamak amacıyla popülasyonda düşük benzerlikteki bireyler silinip, yeni üretilmiş yüksek benzerlikteki tüm bireyler popülasyona dâhil edilmektedir. Böylece yüksek benzerlikteki bütün hafıza hücreleri kullanılmaktadır.

Öklid benzerlik ölçüsü kullanılarak antikörler ile antijenler arasındaki mesafe ölçümü yapılır. En kısa mesafeye sahip antikörler seçilir. Böylece antijenlere en duyarlı olan antikörler belirlenmiş olur. Seçilen antikörler, klonlama sayısına göre kopyalanır. Olması gereken duyarlılık gücüne göre klonlama sayısını belirlenmektedir. Klonlama sayısının belirlenmesi için koşul tabanlı bir sistem kullanılmaktadır.

IF duyarlılık oranı = az THEN kopya sayısı = 1
 IF duyarlılık oranı = orta THEN kopya sayısı = 2
 IF duyarlılık oranı = normal THEN kopya sayısı = 3
 IF duyarlılık oranı = güçlü THEN kopya sayısı = 4

KT-KSA'nın akış diyagramında Şekil 2'den farklı olarak Adım 2 ve Adım 3 arasında gelen koşul tabanlı sistem bloğu eklenmelidir. Klonlama işleminden sonra mutasyon işlemi gerçekleştirilir. Mutasyon işleminde de koşul tabanlı sistemde belirlenen katsayılar kullanılır. Mutasyon işleminden sonra üretilen antikörlerin antijeni ne kadar iyi tanıdığını anlamak için tekrar bir seçme işlemi yapılır. Seçme işleminde de yine benzerlik ölçüsü olarak Öklid formülü kullanılır. Antijenlerin antikörlerle olan mesafe değerleri minimum ve maksimum mesafesi bulunup ortalama değer hesaplanır. Ortalama değeri geçen antikör hücreleri hafıza hücresi olarak saklanır ve diğer antikörler yok edilir. Böylelikle antijeni en iyi tanıyan antikörler belirlenmiş olmaktadır. Son olarak popülasyondaki düşük benzerlikteki bireyler silinip, yeni üretilmiş yüksek benzerlikteki tüm bireyler popülasyona dâhil edilmektedir. Böylece eğitim işlemi tamamlanmış olmaktadır.

F. En Yakın k Komşu Algoritması (kNN)

kNN algoritmasına göre, sınıfları belli olan kümedeki gözlemlerin her birinin, sınıfı/sınıfları belli olmayan gözlem değeri/değerlerine olan uzaklıklarının hesaplanması ve en küçük uzaklığa sahip k sayıda gözlemin seçilmesi esasına

dayanmaktadır. Uzaklıkların hesaplanmasında Öklid uzaklık formülü kullanılmaktadır.

Uygulamada k değeri 100 olarak belirlenmiştir. K parametresi sınıfı belli olmayan gözlem değerine en yakın komşuların sayısıdır. Sınıfı belli olan yani eğitim kümesindeki tüm değerler ile sınıfı belli olmayan yani test kümesindeki tüm değerler arasındaki Öklid formülü kullanılarak uzaklıklar belirlenmektedir. Uzaklıklar küçükten büyüğe sıralanmakta ve en küçük k tanesi seçilmektedir. Seçilen satırların hangi sınıfa ait oldukları belirlenmekte ve en çok tekrar edilen sınıf değeri seçilmektedir. Seçilen sınıf, tahmin edilmesi beklenen gözlem değerinin sınıfı olarak kabul edilmektedir

III. BULGULAR

Sistemin güvenilirliğini gösteren formüller aşağıda verilmektedir. Eğer sistemin çıkışında ikiden daha fazla sonuç varsa (sunulan sistemde olduğu gibi) Hassasiyet değerini temel almak gerekir. Eşitlik (1), (2) ve (3)'de gerekli formüller verilmektedir [23,24,25]

$$\text{Doğruluk} = \frac{TP+TN}{(TP+TN+FP+FN)} \quad (1)$$

$$\text{Hassasiyet} = \frac{TP}{(TP+FN)} \quad (2)$$

$$\text{Kesinlik} = \frac{TN}{(TN+FP)} \quad (3)$$

Uygulamada kullanılan sistemin çıkışları APC, LBBB, Normal, RBBB ve SVTA olmak üzere beş tanedir. Sistem çıkışı ikiden fazla olduğu durumlarda doğruluk yerine hassasiyet parametresi önem arz etmektedir.

En iyi sonucu veren KT-KSA'nın hassasiyet sonucu hata matrisi Tablo 1'de verilmektedir.

Aritmi Tipi	Test	APC	LBBB	Normal	RBBB	SVTA	Başarım (%)
APC	112	107	0	5	0	0	95,53
LBBB	196	0	184	8	3	1	93,87
Normal	187	0	10	153	24	0	81,81
RBBB	98	0	2	14	82	0	83,67
SVTA	44	0	0	0	0	44	100
Genel Ortalama Başarım (%)							90,98

Tablo1. Şekilsel Özniteliklerin KT-KSA Hassasiyet sonucu hata matrisi

Test işleminde toplam 637 adet vuru kullanılmıştır. Bu vurlardan 112 adet APC vurusundan 107 adedi doğru olarak tespit edilmiş ancak 5 adet vuru normal vuru olarak yanlış olarak tespit edilmiştir. Bu nedenle başarımlar %95,53 olmuştur. Diğer aritmi tiplerini de yine aynı şekilde yorumlamak mümkündür. SVTA aritmisine ait 44 vurdan hepsi doğru olarak sınıflandırılmış ve başarımlar %100 olarak hesaplanmıştır.

Tablo3'de çalışmaya ait ROC tablosu verilmiştir.

Aritmi Tipi	Doğruluk	Hassasiyet	Kesinlik
APC	99,21	95,53	100
LBBB	96,23	93,87	97,27
NORMAL	90,42	81,81	94
RBBB	93,24	83,67	94,99
SVTA	99,84	100	99,83

Tablo3'de görüldüğü gibi doğruluk, hassasiyet ve kesinlik sonuçları birbirleriyle örtüşmektedir.

IV. TARTIŞMA

Bu çalışmada zaman alanı öznitelikleri kullanılmıştır. Çalışma, frekans alanı öznitelikleri için de yapılabilir. Hem zaman hem frekans alanı öznitelikleri kullanılarak da çalışma gerçekleştirilebilir.

Geliştirilen KT-KSA diğer hastalıkların teşhisi için de kullanılabilir. Ancak YBS'nin dezavantajı uygulama alanına göre gösterim farklılıklarıdır. Bu nedenle yazılan KT-KSA'nın kodunda değişiklikler gerekmektedir.

V. SONUÇ

Çalışmada ilk önce MIT-BIH veri tabanında uzman kardiyologlar tarafından işaretlenmiş aritmi ve normal vurulara ait veriler elde edilmiştir. Pan-Tompkins algoritması kullanarak şekil uzayı öznitelikleri hesaplanmıştır.

YBS'ne dayalı KSA'nın matlab ortamında yazılımı gerçekleştirilmiş ve koşul tabanlı bir yapı eklenerek KT-KSA ismi verilmiştir. YBS eğitim işleminde kullanılıp, kNN ile sınıflandırma işlemi gerçekleştirilmiştir.

Sonuç olarak KT-KSA'nın %90,98 hassasiyet ile KSA'nın ise %80,84 hassasiyet ile aritmileri sınıflandırdığı tespit edilmiştir. Koşul tabanlı sistemin KSA'yı güçlendirdiği ortaya konulmuştur.

REFERANSLAR

- [1] C.D. Mathers, D. Loncar, "Projections of Global Mortality and Burden of Disease from 2002 to 2030", PLoS Medicine cilt 3, s. 442, Kasım 2006.
- [2] Z. Pamuk, "Yapay Bağışıklık Sistemine Dayalı Yeni Bir Aritmi Sınıflama Tekniği", Doktora Tezi, Haziran 2014.
- [3] Al-Fahoum, A.S., Howitt, I. Combined wavelet transformation and radial basis neural networks for classifying life-threatening cardiac arrhythmias, Med. Biol. Eng. Comput., 37, 566–573, 1999.
- [4] Z. Dokur, T. Ölmez, ECG beat classification by a novel hybrid neural network, Computer Methods & Programs in Biomedicine, 66, pp. 167-181, 2001.
- [5] S. Osowski, T.H. Linh, ECG beat recognition using fuzzy hybrid neural network, IEEE Trans. Biomed. Eng., 48, 1265–1271, 2001.
- [6] O. Engin, A. Döyen, Artificial immune systems and applications in industrial problems, G.U. Journal of Science 17(1): 71-84, 2004.
- [7] R. Besrou, Z. Lachiri., Ellouze N., ECG beat classifier using support vector machine, in: Proceedings of the Third International Conference on Information and Communication Technologies: From Theory to Applications, ICTTA, 1-5, 2008.
- [8] M. Bereta, T. Burczynski, Comparing binary and real-valued coding in hybrid immune algorithm for feature selection and classification of ECG signals, Engineering Applications of Artificial Intelligence 20, 571–585, 2007.
- [9] H Güler, E.D Übeyli., "ECG beat classifier designed by combined neural network model," Pattern Recognition, 38, Issue 2, pages 199-208, 2005.
- [10] S Zeybekoğlu., Classification Of ECG Arrhythmia Beats With Artificial Neural Networks, Yüksek Lisans Tezi, Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği, Yıldız Teknik Üniversitesi. İstanbul, 2005.
- [11] S.Z Mahmoodabadi, A. Ahmadian, M.D. Abolhasani, J.H Bidgoli, ECG feature extraction based on multiresolution wavelet transform, Proceedings of the 2005 IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference Shanghai, China, September 1-4, 2005.
- [12] M. Javadi, S.A. Arani, A Sajedin, R Ebrahimpour, Classification of ECG arrhythmia by a modular neural network based on Mixture of Experts and Negatively Correlated Learning, Biomedical Signal Processing and Control 8, 289– 296, 2013.
- [13] Z. Pamuk, M.R Bozkurt, "Aritmi Teşhisinde Öznitelik Seçimin Önemi ve Sınıflandırmaya Etkisi" 4.th. International Symposium on Multidisciplinary Studies (ISMS) Paris.France.27-28 Nisan 2018.
- [14] Goldberger Al, Amaral Lan, Glass L, Hausdorff JM, Ivanov PCH, Mark RG, Mietus JE, Moody GB, Peng C-K, Stanley HE., PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a New Research Resource for Complex Physiologic Signals. Circulation 101(23):e215-e220, 2000.
- [15] G.B. Moody, R.G. Mark, The impact of the MIT-BIH Arrhythmia Database. IEEE Eng in Med and Biol 20(3):45-50, 2001.

- [16] P. Jiapu, W. J. Tompkins, A real-time QRS detection algorithm, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 32, 3,1985.
- [17] N. Debbabi, S. El Asmi, H. Arfa, Correction of ECG baseline wander application to the Pan & Tompkins QRS detection algorithm, 5th International Symposium on I/V Communications and Mobile Networks, ISIVC 2010, 1-4, 2010.
- [18] B.Gümüş, S. Yazgı, Yapay Sinir Ağı Kullanılarak Elektrokardiyogram Sinyallerinde Otomatik Kardiyak Aritmi Tespiti, ELECO, 2008.
- [19] J. Timmis, A. Hone, T. Stibor, E. Clark., Theoretical advances in artificial immune systems, Theoretical Computer Science 403, 11–32, 2008.
- [20] L.N. De Castro, J. Timmis, Artificial Immune Systems: A New Computational Intelligence Approach.Springer, London, 2002.
- [21] K. Polat, Özellik seçme ile yapay bağışıklık tanıma sistemi kullanılarak medikal teşhise gidiş, Selçuk Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, 2004.
- [22] L.N. De Castro, Artificial immune systems: Theory and applications, SBRN, 2000.
- [23] A.S. Al-Fahoum, I. Howitt. Combined wavelet transformation and radial basis neural networks for classifying life-threatening cardiac arrhythmias, Med. Biol. Eng. Comput., 37, 566–573, 1999.
- [24] Y. Wang, Y.S. Zhu, N.V Thakor, Y.H Xu, A short-time multifractal approach for arrhythmia detection based on fuzzy neural network, IEEE Trans. Biomed. Eng., 48, 989–995, 2001.
- [25] S. Weinstein, , N.A. Obuchowski., M. L. Lieber, Fundamentals of Clinical Research for Radiologists, American Journal of Roentgenology, 184, 14 -19. 2005.