



# TIPTEKNO'17

TIP TEKNOLOJİLERİ KONGRESİ

12-14 Ekim 2017 / TRABZON

Karadeniz Teknik Üniversitesi, Prof.Dr. Osman Turan Kongre Merkezi



Biyomedikal ve Klinik  
Mühendisliği Derneği



Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü  
Bilgisayar Mühendisliği Bölümü

İnteraktif Sunumlar 1

Poster Alanı

# Normal Vuru, Erken Kulakçık Vurusu ve Erken Karıncık Vurusunun Ayrık Dalgacık Dönüşümü ve Yapay Sinir Ağları Tabanlı Sınıflandırılması Classification of Normal Beat, Atrial Premature Contraction and Ventricular Premature Contraction Based on Discrete Wavelet Transform and Artificial Neural Networks

Zahide Elif Akın<sup>1</sup>, Süleyman Bilgin<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Bölümü, Akdeniz Üniversitesi, Antalya, Türkiye  
{zahideelifakin}@gmail.com.tr

<sup>2</sup> Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Bölümü, Akdeniz Üniversitesi, Antalya, Türkiye  
suleymanbilgin@akdeniz.edu.tr

**Özetçe**— EKG (Elektrokardiyografik) sinyallerin analizi ve değerlendirilmesi kalp hastalıklarının belirlenmesinde kullanılan önemli yöntemlerden birisidir. EKG sinyallerinin yorumlanması hekimler için zaman alan ve dikkat gerektiren bir işlem olduğu için günümüzde bu sinyalleri bilgisayar ortamında yorumlayarak yüksek oranlarda hekimin tanısıyla aynı sonucu veren ayrıntılı analiz ve yorum yazılımları geliştirilmekte olup kullanımı giderek artmaktadır. Bu çalışmada, Normal Vuru (NOR), APC (Erken Kulakçık Vurusu) ve PVC (Erken Karıncık Vurusu) aritmilerinin bilgisayar ile otomatik tespiti üzerinde çalışılmış, hekimin gözden kaçırabileceği noktaları yakalamak, hekime kolaylık sağlamak hedeflenmiştir. Çalışmada, vuruların enerjileri hesaplanarak Ayrık Dalgacık Dönüşümü (ADD) ile analiz edilmiş ve Doğrusal Ayrıt Edici Analize (DAA) göre sınıflandırmaya gidilmiştir.

**Anahtar Kelimeler** — Elektrokardiyogram, Normal Vuru, Erken Kulakçık Vurusu, Erken Karıncık Vurusu, Ayrık Dalgacık Dönüşümü, Otomatik Tespit

**Abstract**— Analysis and evaluation of ECG (Electrocardiogram) signals is one of the important methods used in the determination of heart diseases. Since the interpretation of ECG signals is a time consuming and demanding process for physicians, detailed analysis and interpretation software that gives the same result as the diagnosis of the physician at high rates by interpreting these signals in the computer environment is being developed and its usage is increasing. In this study, automatic detection of Normal Beat (NOR), APC (Atrial Premature Contraction) and PVC (Ventricular Premature Contraction) arrhythmia

was studied and it was aimed to catch the points that the physician would avoid from the eye and to facilitate the treatment. In the study, the energy of the pulses was calculated, analyzed with Discrete Wavelet Transform (DWT) and classified according to Linear Discriminant Analysis (LDA).

**Keywords** — Electrocardiogram, Normal Beat, Atrial Premature Contraction, Ventricular Premature Contraction, Discrete Wavelet Transform, Automatic Detection

## I. GİRİŞ

Kalp, organların canlılığını koruyabilmeleri ve görevlerini yapabilmeleri için atardamarlara kan pompalayan organdır. Günümüzde, ülkemizde ve dünyada kalp hastalıkları giderek artış göstermektedir. Kalp üzerinde en sık karşılaşılan rahatsızlıklardan biri olan düzensiz kalp atışları (kalp aritmileri) aynı zamanda birçok hastalığa da sebep olmaktadır. Dolayısıyla kalp aritmi hastalıklarının erken tanı ve tedavisi de oldukça önemlidir. Bu hastalıklar hekimler tarafından kalp üzerinden alınan Elektrokardiyogram (EKG) sinyalleri yorumlanarak tespit edilmektedir. EKG sinyallerinin gözle tespit edilmesi ve değerlendirilmesi uzun ve zahmetli bir işlem olduğu için otomatik tespit yazılımları geliştirilmeye başlanmıştır [1]. 24 ve 48 saatlik Holter kayıtları düşünüldüğünde hekimler için bir hayli yardımcı olabilecek nitelikte olan bu yazılımlar hem zamandan tasarruf sağlamak hem de gözden kaçabilecek ani değişiklikleri yakalamada avantajlıdır. Bu çalışmada Normal kalp vurusu (NOR) ve kalp ritim bozukluklarından olan Erken Kulakçık Vurusu (APC) ve Erken Karıncık Vurusunun (PVC) bilgisayar ile

## İnteraktif Sunumlar 1

## Poster Alanı

otomatik tespit edilerek hekimin gözden kaçırabileceği noktaları yakalamak ve hekime kolaylık sağlamak hedeflenmiştir. Böylece özellikle 24 saatlik Holter EKG kayıtlarındaki tanı ve teşhis daha pratik ve kolay olacaktır. MIT-BIH aritmi veri tabanından alınan EKG sinyallerinde Normal vuru ile APC ve PVC aritmilerinin otomatik tespitine dayalı literatürdeki çalışmalar arasında, genellikle sinyalin morfolojisi incelenerek sınıflandırmaya gidilmiştir [2,4]. C.C Chiu ve arkadaşları aritmi tespiti için EKG dalga formunda korelasyon katsayısını kullanmışlardır [5]. M.G Tsipouras ve diğerleri, kalp hızı değişkenliğinin zamana ve zamana göre frekans analizine dayalı otomatik aritmi tespiti üzerine bir çalışma yapmışlardır [6]. EKG sinyalinde, sinyal sıkıştırma, öznelik çıkarımı ve dalgalanma konusunda çalışan araştırmacılar ise genellikle çalışmalarında küçük ölçüde dalgacık kuramını kullanmışlardır [7-9]. EKG sinyalinin RR aralıklarının incelenmesi ile kalp hızı değişkenliğinin elde edilmesi ve R tepesi, QT aralığı, S ve T dalgalarının saptanmasına ilişkin bilgiler, tüm aritmilerin tespitinde önemli teşhis parametreleri olarak düşünülür [10]. A&F Jovic, otomatik sınıflandırmayı iyileştirmek için kalp hızı değişkenliği (HRV) analizine son zamanlarda geliştirilen bir sembolik dinamik yöntem olan alfabe entropisini (AlphEn) uygular [11].

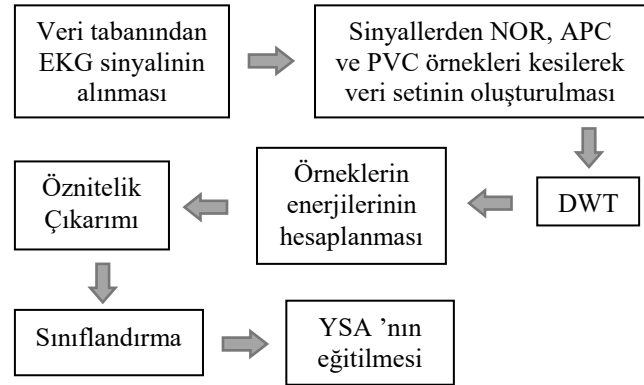
Bu kapsamda, daha önce yapılan benzer çalışmalar incelenmiş ve otomatik tespit yapılırken ulaşılan doğruluk oranlarının ve sınıflandırma doğruluğunun daha yüksek seviyelere çekilmesi amaçlanmıştır.

## II. MATERYAL VE YÖNTEM

Çalışmada EKG sinyalleri için, 48 adet çift kanal EKG kaydından oluşan "MIT-BIH (Massachusetts Institute of Technology – Beth Israel Hospital) Arrhythmia Database" veri tabanı kullanılmıştır. Kayıtlar kanal başına saniyede 360 örnekle, 10 mV aralıkta 11 bit çözünürlükle sayısallaştırılmıştır. Bu çalışmada, MIT-BIH aritmi veri tabanı içerisinde farklı hastalara ait içerisinde birbirine benzeyen normal vuru, APC ve PVC aritmileri bulunması açısından 100m, 101m, 103m, 114m, 119m, 124m, 202m, 205m, 212m, 223m, 233m, 234m numaralı toplam 12 adet EKG kaydı üzerinden 50 adet NOR, 50 adet APC ve 50 adet PVC vurusu olmak üzere toplam 150 vuru kullanılmıştır.

Veri tabanından sinyaller alındıktan sonra her bir NOR, APC ve PVC vurularında QRS bölgelerini alabilmek amacıyla 101 örnek uzunluğundaki parçalar halinde kesilerek veri seti oluşturulmuştur. Veri setine alınan vurulara farklı seviyelerde ayrık dalgacık dönüşümü uygulanmış ve en iyi sonucun 6. seviyede olduğu gözlemlenmiştir. 6 seviyeye ayrılan vurulara ait detay katsayılarının enerjileri hesaplanmıştır. Elde edilen enerji grafiklerinin sonuçları değerlendirilerek vuruların ayırımı için en belirgin detay katsayıları, Doğrusal Ayırt Edici (DAA) ile tespit edilmiş, bu katsayılar öznelik olarak belirlenmiş ve vurular sınıflandırılmıştır. Sonuçlar Yapay Sinir Ağları ile eğitilmiş ve test edilmiştir. Şekil 1,

çalışmada izlenen aşamaları özetleyen blok diyagramını göstermektedir.



Şekil 1. İzlenen adımların blok diyagramı

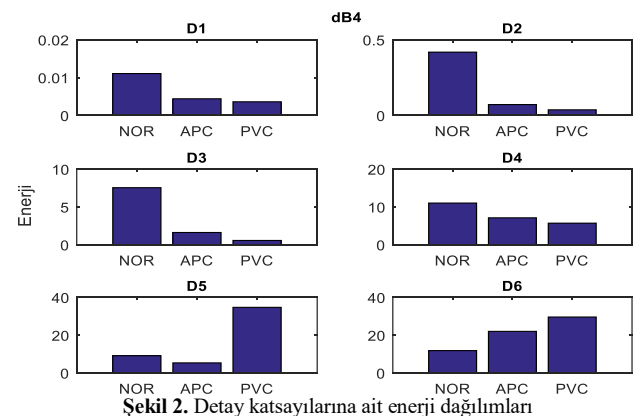
### A. Ayrık Dalgacık Dönüşümü (ADD)

EKG sinyallerinde zaman alanına ait öznelikler kullanılabilir gibi, frekans alanına ait öznelikler de sınıflandırma için kullanılabilir. Fourier Dönüşümü ile hangi zaman aralığında hangi frekans birleşmelerinin yer aldığı tespit edilemediği için zaman-frekans analizlerinde genellikle ayrık dalgacık dönüşümü tercih edilir. EKG sinyalindeki NOR, APC ve PVC vurularının analizi için yüksek frekanslarda küçük boyutlu, düşük frekanslarda büyük boyutlu pencere kullanarak en iyi zaman-frekans çözünürlüğü sağlamayı amaçlayan ADD ile özellik çıkarma işlemi gerçekleştirilmiştir. ADD fonksiyonu,

$$\varphi_{m,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{a_0^n}} \varphi\left(\frac{t-nb_0 a_0^n}{a_0^n}\right) \quad (1)$$

şeklinde ifade edilir. Denklemdeki  $a$  ve  $b$  katsayılarıyla öteleme ve ölçekleme işlemi yapılarak pencere boyutu ayarlanır.

Çalışmada, ADD uygulanırken farklı dalgacıklardaki ve seviyelerdeki değişiklikler gözlemlenmiş ve en iyi sonucun db4 dalgacığında ve 6.seviyede olduğu görülmüştür. Seçilen dalgacık ve seviyede elde edilen detay katsayıları kullanılarak vuruların enerjileri hesaplanmıştır (Şekil 2).



Şekil 2. Detay katsayılarına ait enerji dağılımları

## İnteraktif Sunumlar 1

## Poster Alanı

### B. Doğrusal Ayırt Edici Analizi (DAA)

İçinde sınıf bilgisini barındıran ve sınıflandırıcıya kolaylık sağlayan özniteliklerin bulunması için öznitelik seçme yöntemleri geliştirilmiştir. Öznitelik çıkarımı, büyük bir veri kümesini açıklamak için gereken kaynak miktarını azaltmaktadır. Bu çalışmada öznitelik çıkarımı için DAA yöntemi kullanılmıştır. DAA, verilerin gözlenen nitelik özelliklerine göre uygun sınıflara atanmasını sağlamaktadır. DAA'yı uygulamanın temel amaçlarından biri sınıflandırılması istenen verilerin grup üyeliğini kestirmektir. Verileri iki ya da daha fazla gruba sınıflandırmak için en çok kullanılan istatistiksel yöntem, Fisher'in geliştirdiği yöntemdir. Fisher, iki ya da daha fazla gruptan gözlenmiş verileri gruplardan birine sınıflandırmak için değişkenler üzerinden tanımlanacak doğrusal fonksiyonları önermiştir. Bu doğrusal fonksiyonlar, gruplar arası farklılığı maksimum yapacak şekilde alınır.

### C. Yapay Sinir Ağları

Yapay Sinir Ağları, birbirine bağlı yapay sinir hücrelerinden (proses elemanları) oluşan öğrenme fonksiyonunu örnekler yardımı ile gerçekleştiren bilgisayar sistemleridir. Yapay sinir ağının sahip olduğu bilgi, her proses elemanı ile bağlantılardaki ağırlık değerlerinde saklı olup ağa yayılmıştır. Proses elemanları birbirlerine paralel olarak 3 katman halinde bir araya gelerek bir ağ oluştururlar. Bunlar;

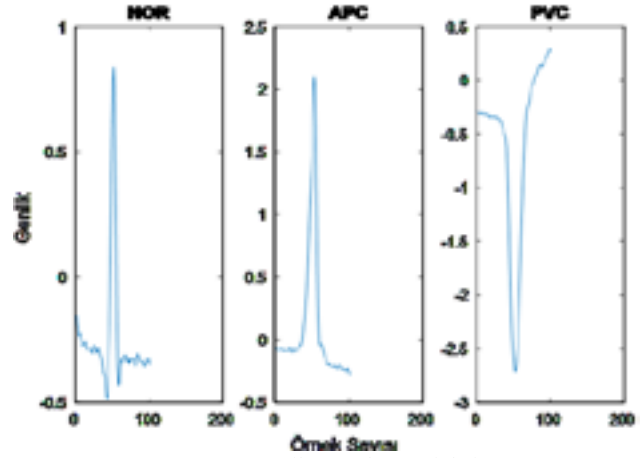
- Girdi katmanı
- Ara katmanlar
- Çıktı katmanı

Girdi katmanından ağa iletilen bilgiler, ara katmanlarda ağırlık değerleri kullanılarak çıktı fonksiyonuna dönüştürülür ve çıktı katmanına gönderilir. Girdiler için ağırlık doğru çıktılar üretebilmesi, ağırlık değerlerinin doğru bir şekilde güncellenmesine bağlıdır. Ağırlık değerleri başlangıçta rastgele atanır, sonra her bir örnek ağa gösterilerek ağırlık öğrenme kuralına göre ağırlıklar değiştirilir. Bu işleme ağırlık eğitimi denilmektedir. Ağırlıkların güncellenmesi işlemi ile birlikte doğru çıktılar üretilince test setindeki örnekler ağa gösterilir. Eğer ağ test setindeki örneklere doğru cevaplar verirse ağ eğitilmiş kabul edilmektedir [12].

Çalışmada 150 vurunun 90 tanesi eğitim verisi için kullanılırken, 30 tanesi doğrulama verisi, 30 tanesi ise test verisi için kullanılmıştır.

## III. SONUÇ

Çalışmada kullanılan vuru tipleri Phsysiobank veri tabanındaki 12 kayıt üzerinden birbirlerine benzeyen NOR, APC ve PVC vurularından seçilmiştir. Seçilen vurular Şekil 3 'de gösterildiği gibi QRS bölgeleri kesilerek gruplandırılmıştır



Şekil 3. Kesilen örnek vuru tipleri

Örnek vuru tipleri kesildikten sonra 6. seviyede ve db4 dalgacığında sonucun başarılı olduğu gözlemlenmiş ve detay katsayılarının enerjileri hesaplanmıştır. En belirgin özelliği veren detay katsayıları DAA girişi olarak belirlenmiş ve vurular NOR, APC, PVC olarak sınıflandırılmıştır. Tablo 1 'de verilen şekilde ağ YSA ile eğitilmiştir.

Gizli katman sayısı	2
Nöron sayısı	[20 20]
Transfer fonksiyonu	tansig
Öğrenme fonksiyonu	trainlm
Tekrarlama sayısı	16
Eğitim verilerinin oranı	%60
Doğrulama verilerinin oranı	%20
Test verilerinin oranı	%20
Öğrenme hızı	0.1
Momentum sabiti	0.3
Hedef	0.01

Tablo 1. Uygulanan Yapay Sinir Ağının Özellikleri

YSA ile eğitilen ağ Şekil 4 'de verilen Karışıklık Matrisi ile değerlendirilmiş ve sonuç olarak 150 vuru için %98, test verileri için ise %96,7 başarı elde edilmiştir.

## İnteraktif Sunumlar 1

## Poster Alanı

**150 veri için karışıklık matrisi**

Çıkış Sınıfı	Hedef Sınıfı			
	1	2	3	
1	60 33.3%	1 0.7%	0 0.0%	93.0% 2.0%
2	0 0.0%	48 32.0%	1 0.7%	93.0% 2.0%
3	0 0.0%	1 0.7%	49 32.7%	93.0% 2.0%
	100% 0.0%	96.0% 4.0%	93.0% 2.0%	98.0% 2.0%

Şekil 4.a. 150 veri için karışıklık matrisi

**Test verileri için karışıklık matrisi**

Çıkış Sınıfı	Hedef Sınıfı			
	1	2	3	
1	10 33.3%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
2	0 0.0%	7 23.3%	1 3.3%	87.5% 12.5%
3	0 0.0%	0 0.0%	12 40.0%	100% 0.0%
	100% 0.0%	100% 0.0%	92.3% 7.7%	96.7% 3.3%

Şekil 4.b. Test verileri için karışıklık matrisi

Kullanılan 150 vuruya benzemeyen bir vuru dahil edildiğinde ise elde edilen doğruluk değerinin düştüğü gözlemlenmiştir. Data sayısını arttırma ve farklı morfolojilerdeki NOR, APC ve PVC tespiti üzerinde çalışmalar devam etmektedir.

### TEŞEKKÜR

Bu çalışma, Akdeniz Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Destekleme Birimi, Endüstriyel ve Medikal Uygulamalar Mikrodalga Uygulama ve Araştırma Merkezi (EMUMAM) ve Akdeniz Üniversitesi Eğitim Araştırma ve

Uygulama Hastanesi Kardiyoloji Anabilim Dalı tarafından desteklenmektedir.

### KAYNAKÇA

- [1] Elhaj, F.A., Salim, N., Harris, A.R., Swee, T.T., & Ahmed, T., Arrhythmia recognition and classification using combined linear and nonlinear features of ECG signals, Computer methods and programs in biomedicine, 127, 52-63, 2016.
- [2] Sun, Y., Chan, K.L., Krishnan, S.M., Characteristic wave detection in ECG signal using morphological transform, BMC Cardiovascular Disorders, 2005.
- [3] Martis, R.J., Acharya, U.R., Mandana, K.M., Ray, A.K., Chakraborty C., Application of principal component analysis to ECG signals for automated diagnosis of cardiac health, Expert Systems with Applications, 39(14), 11792–11800, 2012.
- [4] García, A., Romano, H., Laciari, E., Correa, R., Development of an algorithm for heartbeats detection and classification in Holter records based on temporal and morphological features, Journal of Physics: Conference Series 332, 2011
- [5] Chiu, C.C., Lin, T.H., Liao, B.Y., Using Correlation Coefficient In Ecg Waveform For Arrhythmia Detection, Biomedical Engineering: Applications, Basis and Communications, 17(03), 147, 2005.
- [6] Tsiouras, M.G., Fotiadis, D.I., Automatic arrhythmia detection based on time and time–frequency analysis of heart rate variability, Computer Methods and Programs in Biomedicine, 74(2), 95–108, 2004.
- [7] Unser, M., Aldroubi, A., A review of wavelets in biomedical applications, Proc. IEEE 84(4) 626–638, 1996
- [8] Weaver, J.B., Yansum, X., Healy, D.M., & Cromwell, L.D., Filtering noise from images with wavelet transforms, Magnet. Resonance Med. 21, 288–295, 1991.
- [9] Khamene, A., Negahdaripour, S., A new method for the extraction of fetal ECG from the composite abdominal signal, IEEE Eng. Med. Biol. Mag. 47(4), 507–516, 2000.
- [10] Goldberger, A.L., Amaral, L., Glass, L., Hausdorff, J.M., Ivanov, P.C., Mark, R.G., Mietus, J.E., Moody, G.B., Peng, C.K., Stanley, H.E., PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a new research resource for complex physiologic signals, Circulation 101(23), e215–e220, 2000.
- [11] Jovic, A., Jovic, F., Classification of cardiac arrhythmias based on alphabet entropy of heart rate variability time series, Biomedical Signal Processing and Control, 31, 217–230, 2017.
- [12] Öztemel, E., (2012). Yapay Sinir Ağları. İstanbul: Papatya Yayıncılık Eğitim.