

Paroksismal Atriyal Fibrilasyon Atağının Dalgacık Dönüşüm Yöntemleriyle Erken Tahmini

Early Prediction of Paroxysmal Atrial Fibrillation using Wavelet Transform Methods

Ali Narin¹, Yalçın İşler², Mahmut Özer¹

¹Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü, Bülent Ecevit Üniversitesi, Zonguldak, Türkiye
alinarin45@gmail.com, mahmutozer2002@yahoo.com

²Biyomedikal Mühendisliği Bölümü, İzmir Katip Çelebi Üniversitesi, İzmir, Türkiye
islerya@yahoo.com

Özetçe —Paroksismal Atriyal Fibrilasyon, kulakçıkların gelişmiş güzel titreşimi sonucunda meydana gelen kalp rahatsızlıkları içerisinde en çok karşılaşılan bir kalp problemidir. Yaşa bağlı olarak ciddi artış gösteren ve sonraki aşamaları özellikle yaşlılar için oldukça zorlayıcıdır. Bu nedenle, hastalığın ilerlemesini durdurmak ve yaşam kalitesini iyileştirmek için bu hastalığın erken tahmin edilmesi çok önemlidir. Bu sebeple, çalışmada PAF atağı geçirilmeden önce kaçınıcı 5 dakika öncesinde uyarılabileceğinin tespit edilmesi hedeflenmiştir. 30 dakikalık veriler 50% örtüşmeye sahip olacak şekilde 5 dakikalık 10 parçaya ayrılmıştır. Her bir parça için kalp hızı değişkenliği verileri üzerinden dalgacık dönüşüm yöntemleri hesaplanmıştır. Bu ölçümler ile parçalar arasında istatistiksel anlamlı fark olup olmadığı ve k en yakın komşu sınıflandırıcısının PAF atağını tespit performansı tespit edilmiştir. Sonuç olarak istatistiksel olarak PAF atağının geçekleşmeden önce ayrılabilirdiği ve k-nn sınıflandırıcısının 12.5 dakika öncesine kadar yaklaşık 72% başarıma sahip olduğu tespit edilmiştir.

Anahtar Kelimeler—*paroksismal atriyal fibrilasyon; dalgacık dönüşümü; k-en yakın komşu*

Abstract—Paroxysmal Atrial Fibrillation is one of the most common complaints of heart disorders that occur as a result of random vibrations of the atria. PAF episode show a serious increase with age, and the next steps are more difficult especially for the elderly. So, diagnosing in the early stages of this disorder is very important for the PAF patients to stop the progression of the disease and to improve the quality of life. For this reason, in this study it is aimed to be detected which in 5 minutes before the PAF episodes. The 30-minute data is divided into 10 parts in 5 minutes with 50% overlap. For each part, wavelet transform methods and wavelet entropy are calculated over heart rate variability data. Using these measurements, it is determined whether there is a statistically significant difference between the parts and the early detection performance of PAF was obtained using the k-nearest neighbors classifier. As a result, PAF episode can be statistically distinguished before it occurs and it is determined that the k-nn classifier has about 72% performance 12.5 minutes earlier than a PAF episode.

Keywords—*paroxysmal atrial fibrillation; wavelet transform; k-nearest neighbors.*

I. GİRİŞ

Sağlıklı bir kalpte sinoatriyal düğümünden (SA) çıkan elektriksel uyarımlar düzenli bir şekilde yayılarak kulakçıkları

uyarır ve kasılma başlar. Fakat atrial fibrilasyona sahip kişilerde SA düğümünden çıkan uyarımların haricinde rastgele ve çok sayıda uyarım meydana gelir. Bu uyarımlar kulakçıkların sağlıklı kasılması yerine fibrilasyona neden olur. Atrial Fibrilasyon (AF) genel nüfusun 1%-2%'inde görülen ve kalp rahatsızlıkları içinde çok sık karşılaşılan bir hastalıktır. Tahminlere göre yaklaşık 2,7-6,1 milyon Amerikan halkı ve 6 milyondan fazla Avrupalı bu durumdan muztariptir [1], [2]. Özellikle AF'nin görülme olasılığı 50'li yaşlarda 0,5% den küçük olmakla birlikte 80'li yaşlarda 5%-15% dolaylarında olmaktadır. Bu sebeple, ilerleyen yıllarda genel nüfusun daha da yaşlanacağı düşünüldüğünde bu rahatsızlığın daha da artacağı öngörülmektedir [1]–[3].

AF inme riskini 5 kat arttırmaktadır. Bu nedenle, inmeye bağlı ölüm riskini iki kat arttırmakta birlikte hasta bakım maliyetleri 1,5 kat artmaktadır [2]. Yukarıda bahsedildiği üzere yaşa bağlı olarak ciddi artış gösteren bu rahatsızlık ile birlikte AF'den kaynaklı nefes darlığı, göğüs ağrısı, aşırı yorgunluk hissi, baş dönmesi gibi yaşam kalitesini düşüren etkiler baş göstermektedir.

AF, Paroksismal AF, Isırcı AF ve Kalıcı AF olmak üzere genel olarak 3 türü bulunmaktadır. Hastaların çoğunda ısırcı ve kalıcı AF önlenmez görülmektedir [2]. Bu sebeple AF'nin ilk aşamalarında olan PAF atağının önceden tespit edilip önlem alınması hastalığın daha zorlu ve dirençli olan sonraki aşamalara geçmemesi ve daha kolay kontrol altına alınıp tedavi edilmesi oldukça önemlidir.

Literatürde PAF atağının önceden tespiti üzerine yapılmış çalışmalardan bazıları şu şekildedir: Atriyal prematüre vuruların frekansları [4], P-dalga değişimleri ve güç spektral değişimleri [5], [6], atriyal ektoptik ve ventriküler ektoptik sayıları [7], kalp hızı değişkenliği (KHD) verileri kullanılarak zaman alanı, frekans alanı ve lineer olmayan ölçümler [8]–[12], [21], ayak izi analizleri [13].

Bu çalışmada amaç: 30 dk verilerin içerisinde hangi 5 dk zaman diliminde PAF atağı farkedilebilir? Farkedilebilir ise PAF atağından yaklaşık kaç dakika önce tespit edilebilir? Aynı zamanda Normal verilerin çalışmaya dâhil edilmesi ya da edilmemesi ne gibi sonuçlara sebep olabilir? Şeklindeki sorulara cevap bulmaktır. Çalışmada, 30 dakikalık veriler 5

dakikalık olacak şekilde 50% örtüşmeli olarak 10 parçaya ayrılmıştır. Bu kapsamda tüm 10 parça veri için ayrı ayrı dalgacık dönüşüm ölçümleri kullanılarak istatistiksel anlamlılık değerleri ve k- en yakın komşu algoritmasının sınıflandırıcı başarımları elde edilmiştir. Sonraki bölümlerde çalışmada kullanılan veriler, KHD verilerinin oluşumu, dalgacık dönüşüm yöntemi, istatistiksel anlamlılık testi, k-nn sınıflandırıcısı ve performans ölçütleri ele alınıp son bölümde elde edilen sonuçlar ele alınacaktır.

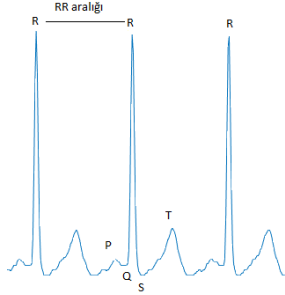
II. GİRİŞ

A. Veri Seti

Çalışmada, phsionet.org internet sitesinde ücretsiz ve herkesin erişimine açık “The Computer in Cardiology Challenge 2001” kapsamında “Atrial Fibrillation Prediction Database (AFDPDB)” kullanılmıştır [14]. Tüm veriler 128 Hz örnekleme frekansı ile 12 bit çözünürlüğe sahip ECG verisidir. Burada 100 adet veri 3 gruba ayrılır. Normal veriler, herhangi bir kalp rahatsızlığına sahip olmayan 50 adet veriden oluşur (n1, n11, ..., n50 gibi). Hemen PAF geçirmeyen veriler, 30 dakikalık verinin 45 dakika öncesinde ve sonrasında PAF atağı geçekleşmemiş 25 adet veriden oluşur (Tek olan sayılar bu gruba aittir. Örneğin; p1, p17, ..., 49 gibi). Hemen PAF geçiren veriler, PAF atağından hemen önceki 30 dakikayı içeren 25 adet veriden oluşur (Çift olan sayılar bu gruba aittir. Örneğin; p2, p16, ..., p50 gibi.) Normal veriler içerisinde yer alan ‘n27’ nolu verinin aşırı gürültülü olması ve düzgün ölçüm alınmadığı için çalışmaya dahil edilmemiştir [11].

B. Kalp Hızı Değişkenliği

(Şekil 1) de gösterildiği üzere KHD verileri, ECG işaretinin en belirgin parçaları olan QRS dalga formunun elde edilmesinden sonra her bir kalp vurusunu ifade eden R-R aralıklarının zamansal değişimlerinden elde edilir ($T_n = t_n - t_{n-1}$) [15], [16].



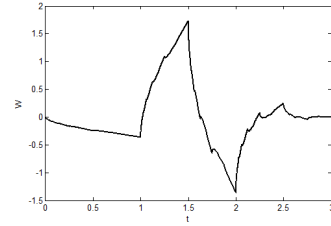
Şekil 1: EKG gösterimi ve RR aralığı

C. KHD Frekans Alanı Ölçümleri

KHD verilerinde frekans bileşenleri, otonom sinir sistemindeki sempatik ve parasempatik değişimlerinin incelenmesinde tercih edilen önemli göstergelerden biridir. KHD frekans alanı ölçümleri çok düşük frekans (VLF) (0-0.04 Hz), düşük frekans (LF) (0.04-0.15 Hz) ve yüksek frekans (HF) (0.15-0.40 Hz) bantları olmak üzere 3'e ayrılır [15]. Sırasıyla VLF frekans bandı gücü, LF frekans bandı gücü, HF frekans bandı gücü, Toplam güç (VLF+LF+HF) ve LF/HF oranları ile KHD frekans alanı ölçümleri elde edilmiştir [23].

D. Dalgacık Dönüşümü

Dalgacık dönüşümü, Spektrumdaki ani değişimlerin analizine imkân tanıyan ve durağan olmayan işaretler için uygun bir yöntemdir [18]. Dalgacık paket dönüşümünde, dönüşümü alınacak işaret bir dalgacık fonksiyonu yardımıyla yüksek ve alçak filtreler geçirilerek alt bileşenlerine detaylı olarak ayrılmaktadır. Ana dalgacık fonksiyonun seçimi dalgacık dönüşümlerinde önemlidir. ECG ve HRV sinyalleri üzerinde Daubechies dalgacık fonksiyonları daha iyi sonuçlar vermektedir [15]. Bu çalışmada Daubechies 4 dalgacık fonksiyonları kullanılarak 7 seviyeli dalgacık paket dönüşümü elde edilmiştir (Şekil 2).



Şekil 2: Daubechies 4 ana dalgacık fonksiyonu

Dalgacık dönüşümleri içerisinde dalgacık entropisi hesaplanması da oldukça yaygın kullanılan bir ölçümdür [15], [19].

Elde edilen tüm VLF, LF, HF, LF/HF, TOPLAM GÜÇ, VLF ENTROPİ, LF ENTROPİ, HF ENTROPİ ölçümlerinin dağılımlarını [0,1] aralığına ölçekleyen (Min-Max) yöntemi kullanılmıştır [15].

E. İstatistiksel Anlamlılık Testi

Sınıflar arası istatistiksel ayrımı tespit için IBM SPSS Statistic 22 paket programı tercih edilmiştir. Elde edilen ölçümler kullanılarak, sınıfların birbirinden anlamlı bir şekilde ayrılıp ayrılmadığı test edilmiştir. Bu yüzden bağımsız örneklem t-testi kullanılarak p istatistiksel değerleri elde edilmiştir. Referans istatistiksel anlamlılık değeri olarak ($p < 0.05$) seçilmiştir.

F. K-En Yakın Komşu Sınıflandırıcısı

K-en yakın komşu (k-nn) sınıflandırıcısı veri madenciliği içerisinde diğer birçok sınıflandırıcı algoritmaları arasında en basit sınıflandırıcıdır. En önemli özelliklerinden biri parametrik olmaması ve ayrıca bir eğitim aşaması olmamasıdır. Yani, çapraz geçerlilik yöntemleri ile eğitim ve test verisi olarak ayrılan veri içerisinde eğitim için ayrılan veri grubu algoritmanın eğitim aşamasını oluşturur. Diğer bir ifade ile sınıflandırıcının eğitim aşaması sadece örneklerin ve ait oldukları sınıf bilgilerinin saklanmasıdır. Sınıfı bilinmeyen yeni bir örnek test edileceği zaman, test edilen örneğin kendi komşularından k tanesinin çoğunluğunun bulunduğu sınıfa atanır [20]. Komşuların belirlenmesinde, örneklerin hepsi çok boyutlu uzaydaki vektörler olarak gösterilir [21]. Komşuların ne kadar yakın olduğu Öklid uzaklık ölçütü ile hesaplanmıştır.

G. Performans Ölçütleri

K-nn sınıflandırıcısının performansı

$$SEN = \frac{TP}{TP + FN} \quad (1)$$

$$SPE = \frac{TN}{TN + FP} \quad (2)$$

$$NEG = \frac{TN}{TN + FN} \quad (3)$$

$$POS = \frac{TP}{TP + FP} \quad (4)$$

$$ACC = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (5)$$

Ölçütleri ile hesaplanmıştır [15]:

Burada, TP değeri, gerçekten hasta olup sınıflandırıcı tarafından hasta olarak tespit edilenlerin sayısını, FN değeri, sınıflandırıcının hata yaparak sağlam olarak bulduklarının sayısını, TN değeri, gerçekten sağlam olup sınıflandırıcı tarafından sağlam olarak tespit edilenlerin sayısını ve FP değeri, sınıflandırıcının hatalı olarak hasta dediklerinin sayısını ifade etmektedir. TP, FN, TN, FP değerleri kullanılarak sınıflandırıcı performansları için SEN (hassaslık), SPE (özellik), NEG (Negatif seçicilik), POS (Pozitif seçicilik) ve ACC (genel başarımlık) değerleri hesaplanmıştır.

Bu çalışmada, eğitim ve test verilerinin ayrılması için k-parçalı çapraz doğrulama yöntemi kullanılmıştır. K-fold yönteminde veriler k parçaya ayrılır. Ayrılan k parçanın 1 parçası test için saklanırken kalan k-1 adet parça eğitim için kullanılır. Bu işlem k defa tekrarlanıp TP, TN, FP ve FN değerleri tespit edilmiş olur [21].

III. SONUÇLAR

Phsionet.org internet sitesinden temin edilen 30 dakikalık KHD verileri 2 veri setine ayrıldı. Bunlar: "Normal" veriler ve "PAF geçirmeyen" veriler grubun bir sınıfında iken, "PAF geçiren" veriler diğer sınıfta tutularak "Veri Seti 1" grubu oluşturulmuştur. "PAF geçirmeyen" veriler bir sınıfta tutulurken "PAF geçiren" veriler diğer sınıfta tutularak Veri Seti 2 oluşturulmuştur (Tablo I). PAF atağı tespitinde verilerin ayrımının nasıl etki yapacağı da bu yöntem ile araştırılmıştır.

Tablo I: Çalışma verilerinin gösterimi

Veri Seti 1	74 (Normal+PAF (geçirmeyen)) - 25 (PAF)
Veri Seti 2	25 PAF (geçirmeyen) - 25 (PAF)

Elde edilen veri grupları içerisindeki her bir veri 50% örtüşmeye sahip olacak şekilde 5 dakikalık 10 parçaya ayrılmıştır (Seg1: 0-5 dk, Seg2: 2.5-7.5 dk, ..., Seg10: 22.5-27.5 dk şeklindedir). Elde edilen her bir parça için ayrı ayrı dalgacık dönüşüm ölçümleri elde edilmiştir. Tablo 2 ve Tablo 3'de hem Veri Seti 1 hem Veri Seti 2 için elde edilen bu ölçümler kullanılarak her bir parça için istatistiksel anlamlılık değerleri elde edilmiştir.

(Tablo II)'deki sonuçlara bakıldığında, normal verilerin çalışmaya dâhil edilmesi ile "WAVE LF" ve "WAVE LF/HF" 10-15 dakikalık zaman aralığına kadar istatistiksel olarak sınıfların birbirinden ayrıldığı görülmekle birlikte "WAVE

HF", "WAVE TOTAL" ve "ENT LF" ölçümleri için 7,5-12,5 dakikalık zaman aralığına kadar p<0,05 olduğu görülmektedir.

(Tablo III)'deki sonuçlara bakıldığında, normal verilerin çalışmaya dâhil edilmediği, PAF hastalarının dahil edildiği veriler "WAVE LF" ölçümü için 2,5-7,5 dakikalık zaman aralığında istatistiksel olarak ayrılmaktadır. Bazı birkaç ölçüm için ise sınırlı zaman aralıklarında p<0,05 olduğu görülmektedir. Sonuç olarak Normal verilerin dahil edilmesi sınıfların ayırt ediciliğini arttırdığı söylenirken sadece PAF hastalarının olduğu veriler arasında yakın istatistiksel özellikler gösterdiği görülmektedir. Fakat özellikle 2,5-7,5 dakikalık zaman aralıkları ciddi bir ayrım söz konusudur.

K-nn sınıflandırıcı performans sonuçlarına bakıldığında (Tablo IV) Veri Seti 1 için, PAF atağına yaklaştıkça başarımın ilk iki segmentte 79,79% olduğu ve diğer seçmenlerden daha yüksek olduğu görülmektedir. Veri seti 2 için başarımlık daha düşük olmasına karşın özellikle ilk 4 segmentte başarımın diğer seçmenlerden daha yüksek olduğu ve 72% civarında olduğu görülmektedir. İstatistiksel ve sınıflandırıcı performanslarına bakıldığında, PAF atağının gerçekleşmeden önce tespit edilebilmesinde dalgacık ve dalgacık entropisi dönüşümlerinin yararlı olduğu tespit edilmiştir.

KAYNAKÇA

- [1] C. T. January and et al., "2014 AHA/ACC/HRS guideline for the management of patients with atrial fibrillation: A report of the American College of Cardiology/American Heart Association Task Force on Practice Guidelines and the Heart Rhythm Society," *Journal of The American College of Cardiology*, 64(21), 1-76, 2014.
- [2] A. J. Camm and et al., "Guidelines for the management of atrial fibrillation," *European Heart Journal*, 31, 2369-2429, 2010.
- [3] H. Uyarel and et al., "Incidence, prevalence, and mortality estimates for chronic atrial fibrillation in Turkish adults," *Archives of the Turkish Society of Cardiology*, 36(4), 214-222, 2008.
- [4] W. Zong, R. Mukkamala, R. G. Mark, "A methodology for predicting paroxysmal atrial fibrillation based on ECG arrhythmia feature analysis," *Computers in Cardiology*, 28, 125-128, 2001.
- [5] G. Schrier, P. Kastner, W. Marko, "An automatic ECG processing algorithm to identify patients prone to paroxysmal atrial fibrillation," *Computers in Cardiology*, 28, 133-135, 2001.
- [6] R. Alcaraz, M. Arturo, J. R. José, "Role of the P-wave high frequency energy and duration as noninvasive cardiovascular predictors of paroxysmal atrial fibrillation," *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 119(2), 110-119, 2015.
- [7] P. Langley and et al., "Can paroxysmal atrial fibrillation be predicted?," *Computers in Cardiology*, 28, 121-124, 2001.
- [8] C. Maier, M. Bauch, H. Dickhaus, "Screening and prediction of paroxysmal atrial fibrillation by analysis of heart rate variability parameters," *Computers in Cardiology*, 28, 129-132, 2001.
- [9] P. Chazal, C. Heneghan, "Automated assessment of atrial fibrillation," *Computers in Cardiology*, 28, 117-120, 2001.
- [10] G. Krstacic, D. Gamberger, T. Smuc, A. Krstacic, "Some important R-R interval based paroxysmal atrial fibrillation predictors," *Computers in Cardiology*, 28, 409-412, 2001.
- [11] J. Park, L. Sangwook, J. Moongu, "Atrial fibrillation detection by heart rate variability in Poincare plot," *BioMedical Engineering OnLine*, 38, 1-12, 2009.
- [12] M. Mohebbi, H. Ghassemian, "Prediction of Paroxysmal atrial Fibrillation based on non-Linear analysis and spectrum and bispectrum features of the heart rate variability signal," *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 105, 40-49, 2012.
- [13] A. C. C. Yang, H. W. Yin, "Prediction of paroxysmal atrial fibrillation by footprint analysis," *Computers in Cardiology*, 28, 401-404, 2001.

Tablo II: Veri Seti 1 için her bir segmentin istatistiksel değerleri

Ölçümler	0-5	2.5-7.5	5-10	7.5-12.5	10-15	12.5-17.5	15-20	17.5-22.5	20-25	22.5-27.5
Wave VLF	0.222	0.024	0.015	0.071	0.613	0.892	0.952	0.963	0.843	0.675
Wave LF	0.000	0.001	0.000	0.018	0.038	0.109	0.219	0.198	0.169	0.448
Wave HF	0.000	0.000	0.000	0.009	0.068	0.194	0.335	0.377	0.534	0.556
Wave LF/HF	0.053	0.002	0.023	0.028	0.009	0.659	0.150	0.010	0.252	0.308
Wave TOTAL	0.000	0.000	0.000	0.010	0.073	0.212	0.369	0.394	0.532	0.589
Ent VLF	0.962	0.063	0.057	0.102	0.676	0.674	0.771	0.836	0.798	0.581
Ent LF	0.000	0.001	0.001	0.029	0.076	0.136	0.165	0.265	0.248	0.597
Ent HF	0.766	0.082	0.072	0.057	0.180	0.525	0.989	0.918	0.693	0.609

Tablo III: Veri Seti 2 için her bir segmentin istatistiksel değerleri

Ölçümler	0-5	2.5-7.5	5-10	7.5-12.5	10-15	12.5-17.5	15-20	17.5-22.5	20-25	22.5-27.5
Wave VLF	0.923	0.196	0.217	0.597	0.750	0.571	0.481	0.493	0.437	0.352
Wave LF	0.023	0.045	0.073	0.383	0.434	0.722	0.989	0.809	0.764	0.849
Wave HF	0.051	0.022	0.054	0.327	0.615	0.915	0.880	0.887	0.762	0.715
Wave LF/HF	0.160	0.011	0.048	0.471	0.070	0.287	0.589	0.141	0.681	0.884
Wave TOTAL	0.054	0.027	0.060	0.340	0.626	0.938	0.846	0.877	0.766	0.688
Ent VLF	0.533	0.282	0.293	0.523	0.741	0.747	0.668	0.625	0.426	0.329
Ent LF	0.051	0.050	0.090	0.449	0.693	0.800	0.828	0.883	0.861	0.741
Ent HF	0.656	0.315	0.298	0.261	0.607	0.890	0.529	0.488	0.379	0.350

Tablo IV: Veri Seti 1 ve Veri Seti 2 için her bir zaman parçasının k-nn başarımları

Zaman Aralıkları	Veri Seti 1						Veri Seti 2					
	k	SEN	SPE	NEG	POS	ACC	k	SEN	SPE	NEG	POS	ACC
0.0- 5.0	5	48	90.54	83.75	63.15	79.79	11	72	68	70.83	69.23	70
2.5- 7.5	11	28	97.29	80	77.77	79.79	9	68	76	70.37	73.91	72
5.0-10.0	17	8	98.64	76.04	66.66	75.75	13	80	60	75	66.66	70
7.5-12.5	13	8	98.64	76.04	66.66	75.75	7	88	52	81.25	64.7	70
10.0-15.0	7	16	98.64	77.65	80	77.77	15	76	52	68.42	61.29	64
12.5-17.5	9	4	100	75.51	100	75.75	15	64	56	60.86	59.25	60
15.0-20.0	11	8	100	76.28	100	76.76	11	76	44	64.7	57.57	60
17.5-22.5	13	4	100	75.51	100	75.75	7	64	56	60.86	59.25	60
20.0-25.0	5	24	97.29	79.12	75	78.78	3	60	68	62.96	65.21	64
22.5-27.5	9	4	100	75.51	100	75.75	13	76	52	68.42	61.29	64

- [14] <http://www.physionet.org/physiobank/database/afpdbl/>, PAF Prediction Challenge Database 2001, Physionet.org.
- [15] Y. Isler, M. Kuntalp, "Combining classical HRV indices with wavelet entropy measures improves to performance in diagnosing congestive heart failure," *Computers in Biology and Medicine*, 37(10), 1502-1510, 2007.
- [16] A. Narin, Y. Isler, M. Ozer, "Investigating the performance improvement of HRV Indices in CHF using feature selection methods based on backward elimination and statistical significance," *Computers in Biology and Medicine*, 45, 72-79, 2014.
- [17] Task Force of the European Society of Cardiology and the North American Society of Pacing and Electrophysiology, "Heart rate variability: Standards of measurement, physiological interpretation, and clinical use," *European Heart Journal*, 17, 354-381, 1996.
- [18] P. S. Addison, "Wavelet transforms and the ECG: a review," *Physiological Measurement*, 26(5):155, 2005.
- [19] C. Orphanidou, I. Drobnjak, "Quality Assessment of Ambulatory ECG Using Wavelet Entropy of the HRV signal," *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2016.
- [20] Y. Isler, A. Narin, M. Ozer, "Comparison of the effects of cross-validation methods on determining performances of classifiers used in diagnosing congestive heart failure," *Measurement Science Review*, 15(4), 196-201, 2015.
- [21] R. O. Duda, P. E. Hart, D. G. Stork, "Pattern Classification", New York: John Wiley and Sons, 2nd Edition, 2001.
- [22] K. H. Boon, M. Khalil-Hani, M. B. Malarvili, C. W. Sia, "Paroxysmal atrial fibrillation prediction method with shorter HRV sequences," *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 134, 187-196, 2016.
- [23] A. Narin, Y. Isler, M. Ozer, "Kalp Hızı Değişkenliği Frekans Alanı Ölçümleri ile Paroksizmal Atriyal Fibrilasyon Atakının Önceden Ke-

stirimi," *Tıp Teknolojileri Ulusal Kongresi (TIPTEKNO2016)*, Antalya / Turkey, 26-29, October 27-29, 2016.