



**KONJESTİF KALP YETMEZLİĞİ TEŞHİSİNDE KULLANILAN
ÇAPRAZ DOĞRULAMA YÖNTEMLERİNİN SINIFLANDIRICI
PERFORMANSLARININ BELİRLENMESİNE OLAN ETKİLERİNİN
KARŞILAŞTIRILMASI**

**(COMPARISON OF THE EFFECTS OF CROSS VALIDATION METHODS
ON DETERMINING PERFORMANCES OF CLASSIFIERS USED IN
DIAGNOSING CONGESTIVE HEART FAILURE)**

Ali NARİN¹, Yalçın İŞLER², Mahmut ÖZER¹

ÖZET/ABSTRACT

Konjestif kalp yetmezliği (KKY) vücudun ihtiyaç duyduğu miktarda kanın pompalanamaması durumudur. Bu tanıya sahip hastaların ölüm oranı çok yüksek olduğundan erken teşhis önemlidir. Bu amaçla gerçekleştirilen sınıflandırma algoritmalarının performanslarının ölçümü için farklı doğrulama yöntemleri vardır. Bu çalışmada, KKY hastalarının teşhisinde sık kullanılan 5 farklı sınıflandırıcının performans ölçümleri için k-parçalı ve birisi-dışarıda çapraz doğrulama yöntemleri denenmiştir. Her algoritma 100 defa denenerek ortalama başarımlar ve standart sapmaları kayıt edilmiştir. Sonuç olarak, çapraz doğrulamada kullanılan veri parçası sayısı arttıkça ortalama başarımların arttığı ve başarımların değişkenliğinin azaldığı tespit edilmiştir.

Congestive heart failure (CHF) occurs when the heart is unable to provide sufficient pump action to maintain blood flow to meet the needs of the body. Early diagnosis is important since the mortality rate of the patients with CHF is very high. There are different validation methods to measure performances of classifier algorithms designed for this purpose. In this study, k-fold and leave-one-out cross validation methods were tested for performance measures of five distinct classifiers in the diagnosis of the patients with CHF. Each algorithm was run 100 times and the average and the standard deviation of classifier performances were recorded. As a result, it was observed that average performance was enhanced and variability of performances was decreased when the number of data sections used in the cross validation method was increased.

ANAHTAR KELİMELELER/KEYWORDS

*Kalp hızı değişkenliği, Konjestif kalp yetmezliği, Sınıflandırıcılar, Çapraz doğrulama
Heart rate variability, Congestive heart failure, Classifiers, Cross validation*

¹ Bülent Ecevit Ün., Mühendislik Fak., Elektrik Elektronik Müh. Böl., 67100, ZONGULDAK, e-posta: alinarin45@gmail.com, mahmutozer2002@yahoo.com

² İzmir Katip Çelebi Ün., Mühendislik ve Mimarlık Fak., Biyomedikal Müh. Böl., 35620, İZMİR, e-posta: islyerya@yahoo.com

1. GİRİŞ

Doku ve hücrelerin ihtiyaç duydukları oksijen ve besin maddelerinin vücuda yeterli miktarda pompalanması kalbin en önemli görevidir. Kalbin yeterli miktarda kanı pompalayamaması durumunda kalp yetmezliği ortaya çıkar (Flavell ve Stevenson, 2001). Kalp yetmezliği durumunda kalp çalışır ancak yeterli ve ihtiyaç duyulan miktarda kanı pompalayamaz. Kan dolaşımının yetersizliğinden dolayı bazı doku ve damarlarda kan birikir. Buna konjestiflik denir ve kalp yetmezliği hastalarının çoğunluğunda meydana geldiğinden dolayı bu rahatsızlığa genellikle KKY denir (Wilbur ve James, 2005). KKY hastalarının teşhis konulduktan sonraki beş yıl içinde % 50'sinin öldüğü ortaya konmuştur (AHA, 2006). Bu nedenle KKY rahatsızlığına erken teşhis konulabilirse hem ölüm oranı azaltılmış hem de kişilerin daha iyi yaşam sürmesi sağlanmış olur. KKY'nin teşhis edilmesinde standart olarak kullanılan elektrokardiyografi, ekokardiyografi ve göğüs röntgeni başta olmak üzere birçok klinik inceleme testleri ve yöntemlerinin yansıra kalp hızı değişkenliği (KHD) analizi de kullanılmaktadır (İşler ve Kuntalp, 2007; Narin vd., 2014; Lee vd., 2011; Pecchia vd., 2011; Wiklund vd., 1997; Narin ve İşler, 2012; Narin vd., 2013). KHD analizi sonucunda elde edilen ölçümlerden oluşturulan öznitelikler çeşitli sınıflandırıcı ve kümeleme algoritmalarına uygulanmaktadır (Narin vd., 2014). Bu sınıflandırma algoritmalarının başarımları elde edilen özniteliklerin seçilmesi (İşler ve Kuntalp, 2007; Narin vd., 2014; Narin ve İşler, 2012), normalleştirme işlemlerine ve diğer ön işlem uygulamalarına göre değişiklik göstermektedir. Bu algoritmaların başarımlarının ölçümüyle ilgili literatürde çeşitli çapraz doğrulama yöntemleri verilmiştir (İşler ve Kuntalp, 2010; İşler vd., 2005; Duda vd., 2000).

Bu çalışmanın amacı, KHD ölçümleri kullanılarak KKY olan hastaların teşhis edilmesinde kullanılan k-parçalı (k=2, 3, 5, 10) çapraz doğrulama yöntemi ve birisi dışarda çapraz doğrulama yöntemlerinin literatürde biyomedikal sinyallerin sınıflandırılmasında sık kullanılan LDA, KNN, MLP, RBF ve SVM sınıflandırıcılarının başarımlarına olan etkilerinin araştırılmasıdır.

2. YÖNTEM

2.1. Verilerin Elde Edilmesi

Yapılan çalışmada kullanılan KHD verileri MIT/BIH veri setleri <http://www.physionet.org> internet adresinden ücretsiz olarak elde edilmiştir (Goldberger vd., 2000). Kullanılan bu KHD veriler şu şekildedir:

- “Congestive Heart Failure RR Interval Database” (chf2db) veri tabanı: yaşları 34 ile 79 arasında değişen 29 adet hastadan elde edilmiş EKG kaydı.
- “Normal Sinus Rhythm RR Interval Database” (nsr2db) veri tabanı: yaşları 24 ile 76 arasında değişen 54 adet normal EKG kaydı.

Her ne kadar veri tabanları 24 saatlik KHD verilerinden oluşsa da, sonuca daha hızlı ulaşabilmek ve klinik ortamda hastaları en az şekilde rahatsız etmek için sadece 5 dakikalık (300 saniyelik) KHD verileri kullanılmıştır (İşler ve Kuntalp, 2007).

2.2. Kalp Hızı Değişkenliği Analizi Ölçümleri

KHD verileri EKG işaretindeki QRS dalga yapısının belirlenmesi sonucunda elde edilir. Çünkü QRS dalga yapısı EKG işareti içerisinde en belirgin genlik değerine sahip bileşendir.

QRS tespit edildikten sonra peş peşe gelen RR zaman aralıkları arasındaki zaman farkı (Yani $T_n=t_n-t_{n-1}$) olarak tanımlanır (Task Force, 1996). KHD çalışmalarında, hasta bilgisi (yaş), zaman dizisi analizi (ortalama, standart sapma, vb.), frekans alanı analizi (çeşitli frekans bölgelerindeki spektral güç miktarları) ve doğrusal olmayan yöntemlerle elde edilen ölçümlerin (Poincare haritası, sembolik, yaklaşık ve örnek entropileri) kullanılmaktadır. Ayrıntılı bilgi için kaynakçada verilen referanslara bakılabilir (Flavell ve Stevenson, 2001; Narin vd., 2014). Frekans alanı ölçümleri için genellikle hızlı Fourier dönüşümü (FFT) yöntemini kullanan Welch periyodogram yöntemi kullanılmaktadır (İşler ve Kuntalp, 2007). Bu yöntem kullanılarak sadece zamanda eşit aralıklarla örneklenmiş veriler üzerinden güç spektral yoğunluğu (GSY) hesaplanabilir. Bu çalışmada FFT kullanımından önce KHD verileri 4 Hz örnekleme hızında kübik spline ara değerlendirme metodu ile yeniden örneklenmiş ve analizde durağanlığı sağlamak için eğilim yok edilmiştir (Task Force, 1996; İşler vd., 2005). Frekans alanı ölçümlerinde, GSY üzerindeki farklı frekans bölgelerindeki güçler ve tepe frekansları hesaplanarak incelenir. KHD analizinde yaygın olarak üç frekans bandı kullanılmaktadır: VLF(0-0,033 Hz), LF(0,033-0,15 Hz) ve HF(0,15-0,4 Hz) (Task Force, 1996). Bu çalışmada, klasik GSY yöntemlerine alternatif olarak geliştirilen Lomb periyodogram yöntemi ile elde edilen frekans alanı ölçümleri de kullanılmaktadır. Bu yöntem ile zaman alanında yeniden örnekleme ihtiyacı duyulmadan, doğrudan KHD verileri üzerinden, GSY hesaplanabilmektedir (Lomb, 1976). 5 dakikalık zaman aralığı için tanımlanan standart frekans alanı KHD ölçümleri, Task Force referansında ayrıntılı olarak tanımlanmış ve standart olarak kullanımları önerilmiştir (Task Force, 1996) (Çizelge 1). Frekans alanı ölçümleri Welch periyodogram ve Lomb periyodogram yöntemleri kullanılarak her ikisi için de ayrı ayrı hesaplanmıştır.

Çizelge 1. Frekans alanı standart KHD ölçümleri

VLF	VLF frekans bandı toplam gücü
LF	LF frekans bandı toplam gücü
HF	HF frekans bandı toplam gücü
LFHF	LF/HF frekans bantları güçleri oranı
NLF	$LF / (LF + HF) =$ (Normalize LF gücü)
NHF	$HF / (LF + HF) =$ (Normalize HF gücü)

Dalgacık analizi bir sinyalin zaman ve ölçek boyutlarının birlikte incelenmesine olanak tanıdığı gibi yapısından dolayı polinomsal durağansızlıkları da ortadan kaldırır (Quian vd., 2001). Bu yönüyle, dalgacıkların RR aralıklarının analizinde çok kullanışlı olduğu rapor edilmiştir (Wiklund vd., 1997). Bu analiz yönteminde de 4 Hz ile yeniden örneklenmiş KHD verisi üzerinden sık kullanılan Daubechies-4 ana dalgacığı ile 7 seviyeli dalgacık dönüşümü metodu kullanılmıştır (İşler ve Kuntalp, 2007). Bu çalışmada ayrıca doğrusal olmayan yöntemlerle elde edilen poincare haritası, yaklaşık entropi, örneklemeli entropi, eğilim yok edilmiş dalgalanma analizi ve sembolik analiz ölçümleri kullanılmıştır. Bu şekilde hasta bilgisi 1 adet, zaman alanı ölçümleriyle elde edilen 4 adet ölçüm, frekans alanı ölçümleriyle elde edilen 38 adet ölçüm ve doğrusal olmayan yöntemlerle elde edilen 16 adet ölçüm ile toplam 59 adet öznelik kullanılmıştır.

2.3. Özniteliklerin Ölçeklenmesi

Sınıflandırma ve kümeleme algoritmalarında kullanılan özniteliklerin birimlerinin birbirlerine göre büyüklüklerinin çok farklılıklar göstermesi nedeniyle, kullanılan özniteliklerin aynı ölçeğe indirgenmesi gerekmektedir. Bu işleme normalleştirme adı verilir (Duda vd., 2000). Bu çalışmada kullanılan tüm öznitelikler $[0,1]$ aralığına ölçekleme olan (Min-Max) yöntemi kullanılmıştır.

2.4. Sınıflandırma Algoritmaları

2.4.1. Doğrusal Ayraç Analizi (DAA)

DAA iki ya da daha fazla guruba ait özniteliklere göre ayırım yapabilen istatistiksel bir analiz yöntemidir. Matematiksel olarak ayraç fonksiyonları kullanılmaktadır. LDA sınıflandırma ve boyut azaltma yöntemlerinde oldukça yaygın kullanıma sahiptir (Duda vd., 2000).

2.4.2. K-En Yakın Komşu (KEYK) Sınıflandırıcı

KEYK sınıflandırıcısı örnek tabanlı bir sınıflandırıcı olup doğrudan sınıfı bilenen eğitim kümesindeki örneklerle kıyaslama yapar. Eğitim aşaması giriş verilerinin ait oldukları sınıf bilgisinin saklanmasıdır. Bu algoritmada sınıflandırılmak istenen örnek ile eğitim kümesindeki en yakın k adet örneğin ait olduğu sınıfların çoğunluğuna bakılarak sınıflandırma işlemi yapılır. İki örnek arasındaki uzaklığın ölçülmesinde ise Öklid uzaklık ifadesi kullanılmıştır.

2.4.3. Çok Katmanlı Algılayıcı (ÇKA)

Yapay sinir ağı uygulamalarında çok kullanılan ağ yapısıdır (Duda vd., 2000). Hem doğrusal uygulamalarda hem de doğrusal olmayan uygulamalar için kullanılabilir. ÇKA giriş katmanı, bir veya birden çok saklı katman ve çıkış katmanından oluşmaktadır. ÇKA'nın her bir katmanında birçok sinir hücresi bulunmaktadır. Bu sinir hücreleri birbirlerine ağırlıklarla bağlıdır. Bu ağırlıklar beklenen çıktı ile ağın çıktısı arasındaki hata minimum olana kadar ağın eğitimi gerçekleştirilir. Ağın çıktı fonksiyonu ve hata fonksiyonu:

$$y_{ç_i} = f\left(\sum_{i=1}^N w_{ji}x_i\right) \quad (1)$$

$$E = \frac{1}{2} \sum_i (y_{bc_i} - y_{ç_i})^2 \quad (2)$$

Burada x_i girdi verisi, w_{ji} ağırlık, $f(.)$ aktivasyon fonksiyonu, $y_{ç_i}$ i. ağın çıktısı, y_{bc_i} i. beklenen çıktıdır.

2.4.4. Radyal Tabanlı Fonksiyon (RBF)

RBF yapay sinir ağları da girdi katmanı, saklı katman ve çıktı katmanı olmak üzere üç katmandan oluşmaktadır. MLP ağlarına oranla daha hızlı çalışırlar (Duda vd., 2000). RBF diğer bir ifadeyle yapay sinir ağlarının çok boyutlu bir uzayda eğri uydurma yaklaşımıdır. Bu ağ türünün saklı katmanında aktivasyon fonksiyonu olarak Gauss fonksiyonu kullanılmaktadır. Gauss aktivasyon fonksiyonu ifadesi:

$$y_i(x) = \sum_{j=1}^k w_{ji} \exp\left(-\frac{\|x-\mu_j\|^2}{2\sigma_j^2}\right) \quad (3)$$

Burada w_{ji} ağırlıkları, k gizli katman nöron sayısı, x girdi verisi, μ_j j 'inci nöron merkezi, σ_j j . dağılım parametresi olmak üzere y_i ağırlık çıkıtsını vermektedir. Ağırlık çıkıtsını saklı katman çıkıtslarının w_{ji} ağırlıkla çarpımı sonucu elde edilir ve amaç optimum ağırlık değerlerinin bulunmasıdır.

2.4.5. Destek Vektör Makineleri (SVM)

Destek vektör makineleri istatistiksel öğrenme teorisine dayalı bir yöntemdir. SVM, hem doğrusal hem de doğrusal olmayan veri gruplarında kullanılmaktadır. Bu yöntemde amaç iki gruba bir birinden ayıran düzlemin bulunmasıdır. Bunun için iki gruba da yakın ve birbirine paralel iki sınır çizgisi belirlenir. Bu sınır çizgilerine destek vektörleri denmektedir. Bu sınıflandırıcı iki sınır çizgisinden yola çıkarak ortak bir düzlemin belirlenmesi işlemine dayanmaktadır (Duda vd., 2000).

SVM'de bazı veriler doğrusal bir şekilde ayrılamamaktadır. Bu durumda ise çekirdek fonksiyonları kullanılarak veriler başka bir boyuta taşınıp doğrusal olmayan dönüşümler de kullanılabilir.

2.5. Çapraz Doğrulama Yöntemleri

Çapraz doğrulama yönteminde veri seti, iki gruba ayrılır. Bunlardan birincisi (eğitim seti) sınıflandırıcının model parametrelerinin belirlenmesinde kullanılırken diğeri (test seti) ise eğitilen sınıflandırıcının başarımlarını ölçmek için kullanılır (Duda vd., 2000).

2.5.1. k-Parçalı Çapraz Doğrulama Yöntemi

k -parçalı doğrulama yöntemi, toplam n örneğin bulunduğu bir veri setinde, her birinde $\frac{n}{k}$ örneğin bulunduğu k adet ayrık parçaya ayrılır. Her seferinde farklı bir veri seti kümesi test için ayrılarak kalan diğeri $k-1$ veri seti eğitim için kullanılır. Her defasında test kümesi değiştirilerek sınıflandırıcı k defa eğitilir. Bu şekilde elde edilen k adet hatanın ortalaması ile sınıflandırıcı performansı tahmin edilmiş olur.

2.5.2. Birisi Dışarıda Çapraz Doğrulama Yöntemi

Birisi dışarıda çapraz doğrulama yönteminde, n adet örneğin bulunduğu veri setinde, veri seti n parçaya bölünür. n parçaya bölünmüş veri setinde her seferinde sadece bir örnek dışarıda kalacak şekilde kalan tüm veri seti ($n-1$) ile sınıflandırıcı eğitilir ve bu işlem tüm örnekler için tekrarlanır. Bu şekilde elde edilen n adet hatanın ortalaması ile sınıflandırıcı performansı tahmin edilmiş olur. Gerçekte örnek sayısı kadar k parçaya ayrılan k -Parçalı Çapraz Doğrulama Yöntemi gibi düşünülebilir.

2.6. Sınıflandırıcı Başarımlarının Belirlemesi

Sınıflandırıcıların başarımlarında kullanılan ölçütler şu şekilde verilmektedir (Isler ve Kuntalp, 2010):

$$ACC = \frac{TP+TN}{TP+FN+FP+TN} \quad (4)$$

$$SEN = \frac{TP}{TP+FN} \quad (5)$$

$$SPE = \frac{TN}{TN+FP} \quad (6)$$

Burada gerçekten hasta olup sınıflandırıcı tarafından hasta olarak bulunanların sayısını TP ve yanlışlıkla sağlam olarak bulunanların sayısını FN ile gerçekten sağlam olup sınıflandırıcı tarafından sağlam olarak bulunanların sayısını TN ve yanlışlıkla hasta olarak bulunanların sayısını FP verir.

3. SONUÇLAR

Bu çalışmada kullanılan KHD ölçümleri, sınıflandırıcı algoritmaları ve çapraz doğrulama yöntemlerinin hesaplanması için MATLAB 2013a yazılımı kullanılmıştır. Çalışmada toplam 83 kişiden elde edilmiş 59 adet KHD ölçümü kullanılmış ve her algoritma 100 defa çalıştırılmış ortalama ve standart sapmaları kayıt edilmiştir. Yapılan çalışmada kullanılan sınıflandırıcılar: MLP sınıflandırıcısı 1-50 arasındaki saklı katman nöron sayıları, RBF sınıflandırıcısı 0,1-3,0 arasındaki 0,1 aralıklı yayılım parametre değerleri, SVM sınıflandırıcısı doğrusal çekirdek fonksiyonu, KNN sınıflandırıcısı 1–19 arasındaki tek değerlerdeki komşuluk değerleri ve LDA sınıflandırıcısı ise hem doğrusal hem de ikinci dereceden fonksiyonlar için çalıştırılmıştır. Her bir sınıflandırıcının başarımları literatürde sık kullanılan 2, 3, 5 ve 10 parçalı çapraz doğrulama yöntemi ile birisi dışarda çapraz doğrulama yöntemi kullanılarak tespit edilmiştir. Elde edilen SEN, SPE ve ACC başarımları ortalama±standart sapma olarak düzenlenmiştir (Çizelge 2). Elde edilen sonuçlara göre birisi dışarda çapraz doğrulama yöntemi ile hesaplanan ortalama sınıflandırıcı başarımları en yüksek değerlere ve en düşük standart sapma değerlerine sahip olduğu görülmektedir. Ayrıca çapraz doğrulama yöntemindeki parça sayısı arttıkça sınıflandırıcı performanslarına ait standart sapmaların da sürekli azaldığı da görülmektedir. Bu tabloya göre en yüksek sınıflandırıcı başarımları KNN algoritmasının birisi dışarıda çapraz doğrulama yöntemiyle doğrulanması halinde elde edildiği görülmektedir.

4. TARTIŞMA

Elde edilen sonuçlara göre, sınıflandırıcı performanslarının belirlenmesinde seçilen çapraz doğrulama yönteminin KKY hastalarının normal kontrol grubundan ayırt edilmesi için tasarlanan teşhis sisteminin değerlendirilmesine etki ettiği görülmüştür. Çizelge 2'ye göre çapraz doğrulama sisteminde kullanılan parça sayısı arttıkça ortalama sınıflandırıcı başarımları artmakta ve değişkenliği azalmaktadır. Sonuçlarda tekrarlanabilirlik tercih edilecekse birisi dışarıda yönteminin kullanılması daha etkili olabilir. Genel bir kanıya ulaşmak için diğer doğrulama yöntemlerinin ve daha fazla parça sayısının incelemeye dâhil edilmesi gerekmektedir. Üstelik bir öznitelik seçimi yönteminin de çalışmaya dahil edilmesiyle daha doğru bir yargıya ulaşılabileceği düşünülmektedir.

Çizelge 2. Çapraz Doğrulama Yöntemine Göre Sınıflandırıcı Başarımları

ÇAPRAZ DOĞRULAMA YÖNTEMİ			SEN	SPE	ACC
LDA	k-parçalı	k=2	76.27±3.89	79.07±4.96	78.09±3.68
		k=3	78.20±3.59	78.72±4.15	78.54±3.13
		k=5	67.72±3.93	80.16±4.15	75.81±3.28
		k=10	79.55±2.03	79.18±2.32	79.31±1.69
	birisi-dışarda	79.31±1.23	79.27±0.90	79.35±0.58	
KNN	k-parçalı	k=2	50.62±6.70	90.68±3.29	76.68±3.09
		k=3	49.51±4.73	95.75±1.15	79.60±1.70
		k=5	49.79±3.77	96.12±0.95	79.94±1.53
		k=10	50.79±4.15	94.75±1.08	79.39±1.70
	birisi-dışarda	52.10±1.12	96.29±0.47	80.85±0.44	
MLP	k-parçalı	k=2	53.86±17.31	81.42±14.66	71.75±8.84
		k=3	57.41±13.88	83.12±10.70	74.14±6.31
		k=5	59.10±10.53	85.46±8.73	76.25±5.28
		k=10	56.72±9.47	87.44±5.33	76.71±4.42
	birisi-dışarda	60.93±6.70	85.44±4.03	76.87±3.56	
RBF	k-parçalı	k=2	60.24±11.47	78.40±9.07	72.06±5.38
		k=3	59.31±9.09	78.14±7.42	71.56±4.51
		k=5	53.79±8.14	84.85±4.80	74.00±3.20
		k=10	54.44±4.95	87.33±3.34	75.84±2.75
	birisi-dışarda	60.34±1.03	85.46±2.66	76.68±1.11	
SVM	k-parçalı	k=2	64.24±8.34	80.38±5.96	74.74±4.35
		k=3	66.75±5.95	80.37±4.80	75.61±3.38
		k=5	69.41±5.47	80.40±4.19	76.56±3.43
		k=10	71.27±3.53	80.12±3.41	77.03±2.54
	birisi-dışarda	75.10±1.59	81.61±1.15	79.33±0.91	

KAYNAKLAR

- AHA (American Heart Association) (2006): "Heart Disease and Stroke Statistics–2006 Update: A Report From the American Heart Association Statistics Committee and Stroke Statistics Subcommittee", *Circulation*, Cilt 113, sf. 85-151.
- Duda R. O., Hart P. E., Stork D. G. (2001): "Pattern Classification", New York: John Wiley and Sons, 2. baskı.
- Flavell C., Stevenson L. W. (2001): "Take Heart with Heart Failure", *Circulation*, Cilt 104, Sayı 89.
- Goldberger A. L., Amaral L. A. N., Glass L., Hausdorff J. M., Ivanov P. C., Mark R. G., Mietus J. E., Moody G. B., Peng C. K., Stanley H. E. (2000): "Physiobank, Physiokit, and Physionet: Components of a New Research Resource for Complex Physiologic Signals", *Circulation*, Cilt 101, Sayı 23, sf. 215-220.

- İşler Y., Kuntalp M. (2007): “Combining Classical HRV Indices with Wavelet Entropy Measures Improves to Performance in Diagnosing Congestive Heart Failure”, *Comput Biol Med*, Cilt 37, Sayı 10, sf. 1502–1510.
- İşler Y., Kuntalp M. (2010): “Heart Rate Normalization in the Analysis of Heart Rate Variability in Congestive Heart Failure”, *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part H: Journal of Engineering in Medicine*, Cilt 224, Sayı 3, sf. 453- 463.
- İşler Y., Selver M. A., Kuntalp M. (2005): “Effects of Detrending in Heart Rate Variability Analysis”, In II. Mühendislik Bilimleri Genç Araştırmacılar Kongresi: MBGAK2005, İstanbul, Türkiye, sf. 213–219.
- Lee R.G., Hsiao C.C., Kao C.Y. (2011): “Using different Entropies to Analyze the Heart Rate Variability of Congestive Heart Failure Patients”, *Biomed Eng-App Bas C*, Sayı 23, sf. 253.
- Lomb N. R. (1976): “Least-Squares Frequency Analysis of Unequally Spaced Data”, *Ap. Sp. Sc.*, Cilt 39, sf. 447–462.
- Narin A., İşler Y. (2012): “Konjestif Kalp Yetmezliği Hastalarının Kalp Hızı Verileri Kullanılarak Teşhisi Üzerine Temel Bileşen Analizi”, *IEEE 20. Sinyal İşleme ve Uygulamaları Kurultayı (SIU2012)*, Muğla, Türkiye, 18-20 Nisan.
- Narin A., İşler Y., Özer M. (2013): “Konjestif Kalp Yetmezliğinin Kalp Hızı Değişkenliği Analizi ile Teşhisinde Sınıflandırıcı Başarımlarının Karşılaştırılması”, *IEEE 21. Sinyal İşleme ve Uygulamaları Kurultayı (SIU2013)*, Girne/KKTC, 24-26 Nisan.
- Narin A., İşler Y., Özer M. (2014): “Investigating the Performance Improvement of HRV Indices in CHF Using Feature Selection Methods Based on Backward Elimination and Statistical Significance”, *Comput Biol Med*, Cilt 45, sf. 72–79.
- Pecchia L., Melillo P., Sansone M., Bracale M. (2011): “Discrimination Power of Short-Term Heart Rate Variability Measures for CHF Assessment”, *IEEE T Inf Technol B*, Cilt 15, Sayı 1, sf. 40–46.
- Quian R. Q., Rosso O.A., Başar E., Schurmann M. (2001): “Wavelet Entropy in Event-Related Potentials: A New Method Shows Ordering of EEG Oscillations”, *Biol Cybern*, Cilt 84, Sayı 4, sf. 291-299.
- Task Force (of the European Society of Cardiology and the North American Society of Pacing and Electrophysiology) (1996): “Heart Rate Variability: Standards of Measurement, Physiological Interpretation, and Clinical Use”, *Eur Heart J*, Cilt 17, sf. 354–381.
- Wiklund U., Akay M., Niklasson U. (1997): “Short-Term Analysis of Heart-Rate Variability by Adapted Wavelet Transforms”, *IEEE Eng Med Biol*, Cilt 16, Sayı 5, sf. 113–118 ve 138.
- Wilbur J., James P. (2005): “Diagnosis and Management of Heart Failure in the Outpatient Setting”, *Prim Care*, Cilt 32, sf. 1115–1129.