

# TEMEL TANIM VE ZARF VEKTÖR BANKALARI İLE ELEKTROKARDİYOGRAM (EKG) İŞARETLERİNİN SIKIŞTIRILMASI

Hakan GÜRKAN

Ümit GÜZ

Sıddık B. YARMAN

İşık Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Elektronik Mühendisliği Bölümü  
34398 Maslak-İstanbul

Tel: 90.212.286 29 60, Faks: 90.212. 285 29 70

e-posta: hakan@isikun.edu.tr guz@isikun.edu.tr yarman@isikun.edu.tr

Anahtar sözcükler:Elektrokardiyogram, Modelleme, Sıkıştırma, EKG işaretlerinin iletilmesi

## ABSTRACT

*In this paper, a new method to compress ECG by means of "Signature and Envelope Vectors" is presented. In this work, on a frame basis, any ECG signal  $X_i$  is modeled by the form of  $X_i = C_i \alpha_K \phi_R$ . In this model,  $\phi_R$  is defined as the Signature Vectors since it carries almost maximum energy of the frame vector  $X_i$  with a constant  $C_i$ .  $\alpha_K$  is referred to as Envelope Vectors since it matches the envelope of  $C_i \phi_R$  to the original frame vector  $X_i$ ; and  $C_i$  is called the Frame-Scaling Coefficient. It has been demonstrated that the sets  $\Phi = \{\phi(n)\}$  and  $A = \{\alpha_K(n)\}$  constitute a "Signature and Envelope Vector Banks" to describe any measured ECG signal. Thus, ECG signal for each frame is described in terms of the two indices "R" and "K" of Signature and Envelope Vector Banks and the frame-scaling coefficient  $C_i$ . It has been shown that the new method of modeling provides significant data compression. Furthermore, once Signature and Envelope Vector Banks are stored on each communication node, transmission of ECG signals reduces to the transmission of indexes "R" and "K" of  $[\alpha_K(t), \phi(t)]$  pairs and the coefficient  $C_i$ , which also result in considerable saving in the transmission band.*

## 1. GİRİŞ

Elektrokardiogram (EKG) işareti kalbin elektriksel aktivitesini gösteren ve kalp hastalıklarının teşhis edilmesinde ve izlenmesinde çok sık kullanılan elektriksel işaretlerdir. Bu nedenle EKG işaretlerinin işlenmesi, saklanması ve sayısal haberleşme ağları üzerinden iletilmesi uygulamaları büyük önem taşımaktadır. Tüm bu uygulamalarda, EKG işaretlerinin oldukça büyük miktarlarda veri içermesi nedeni ile önemli ölçüde hız ve hafıza sorunları ortaya

çıkılmaktadır. Belirtilen bu sorunlar, çok büyük miktarlarda veri içeren EKG işaretlerinin, teşhis açısından önemli bilgileri korunarak, uygun oranlarda sıkıştırılması ile giderilebilmektedir. EKG işaretleri sözü edilen nedenler ile sıkıştırılmalarının gerekliliğinin yanısıra, hastalıkların izlenme sürecinde sürekli kaydedilerek değerlendirilmeleri, uygun teşhis ve tedavinin belirlenmesi ve uygulanan tedavinin izlenmesi, oluşabilecek anormalliklerin tespiti açılarından da oldukça önem taşımaktadır.

Son otuz yılda EKG işaretlerinin sıkıştırılması, modellenmesi ve yeniden oluşturulmasına yönelik bir çok algoritma geliştirilmiştir. Geliştirilen bu algoritmaları temel olarak iki ana grupta toplamak mümkündür :

**Doğrudan Yöntemler:** Doğrudan özgün işaretin örneklerini kullanarak modelleme ve sıkıştırma yapan yöntemlerdir. Zaman bölgesi işaretleri üzerinde çalışan bu yöntemler arasında Darbe Kod Modülasyonu, Diferansiyel Darbe Kod Modülasyonu, TP, FAN, AZTEC, CORTES, SAIES sayılabilir[1,2].

**Dönüşüm Yöntemleri:** Lineer dönüşüm yöntemleri ile işaretleri sıkıştırarak modelleyen yöntemlerdir. Bu yöntemler arasında Karhunen Loeve Dönüşümü (KLD), Dalgacık Kılavuzu Dönüşümü, Ayrık Kosinüs Dönüşümü sayılabilir [1,2].

Sıkıştırma oranı ve yeniden oluşturma sırasında daha az veri kaybı bu algoritmaların başarımını belirlemektedir.

Bu çalışmada, EKG işaretlerinin, işaretlerin ayırdedici özelliklerini ve doğasını en iyi biçimde yansıtan temel tanım ve zarf vektörleri yardımıyla yüksek oranlarda

sıkıştırılarak yeniden oluşturulması için geliştirilen yeni bir yöntem sunulmaktadır. Geliştirilen yöntemin temeli, EKG işaretlerinin dalga biçimlerinin fiziksel benzerliklerinin karşılaştırılmasına ve temel tanım ve zarf vektörlerinin [3-6] oluşturulmasına dayanmaktadır.

## 2. YÖNTEM

Bir EKG işaretinin herhangi bir "i." çerçevesine ilişkin  $X_i$  vektörü,

$$X_i = C_i \alpha_K \varphi_R \quad (1)$$

biçiminde ifade edilebilir. Bu eşitlikte,

- $C_i$  gerçel bir sabit sayıdır.  $K \in \{1, 2, \dots, N_\alpha\}$ ,  $R \in \{1, 2, \dots, N_\varphi\}$  olmak üzere  $K$ ,  $R$ ,  $N_\alpha$  ve  $N_\varphi$  terimleri ise birer tamsayıdır.
- $\varphi_R^T = [\varphi_{R1} \ \varphi_{R2} \ \dots \ \varphi_{RL_F}]$  biçiminde tanımlanan  $\varphi_R$  vektörü, EKG işaretlerin istatistiksel davranışından yararlanılarak üretilir. Aynı zamanda  $\varphi_R$  vektörü özgün çerçevelerin temel karakteristiğini de içerir. Ayrıca en küçük kareler anlamında  $X_i$ 'nin hemen hemen en büyük enerjisini taşır. Başka bir deyişle,  $C_i \varphi_R$  vektörü bu varsayım altında  $X_i$  çerçevesine hatanın karelerinin toplamını en aza indirecek biçimde tek bir terim ile en iyi yaklaşan vektördür.
- $L_F \times L_F$  boyutundaki  $\alpha_K$  köşegen matrisi  $\alpha_K = \text{diag}[\alpha_{K1} \ \alpha_{K2} \ \alpha_{K3} \ \dots \ \alpha_{KL_F}]$  biçimindedir.  $\alpha_K$  köşegen matrisi Eşitlik (1) denklemindeki en küçük kareler hatasını en aza indirecek bir zarf terimi olarak davranmaktadır.

Yukarıda yapılan ayrık zaman bölgesi tanımlarının ışığında aşağıdaki tanımlar yapılabilir.

**Tanım 1:**  $\varphi_R$  vektörü, özgün işaretin temel istatistiksel karakteristiklerini yansıttığından ve bir  $C_i$  katsayısı ile birlikte özgün işarete ilişkin  $X_i$  çerçeve vektörünün en yüksek enerjisini taşıdığından "**Temel Tanım Vektörü**" olarak adlandırılır.

**Tanım 2:**  $\alpha_K$  köşegen matrisi,  $C_i \varphi_R$  terimini özgün işarete en küçük kareler anlamında en iyi biçimde yaklaşmasını sağlayan bir zarf terimi olarak görev yaptığından "**Zarf Vektörü**" olarak adlandırılır.

**Tanım 3:**  $C_i$  gerçel sabiti, Çerçeve Ölçekleme Katsayısı olarak adlandırılmaktadır.

Bir ayrık zaman EKG işareti  $x(n)$ ,

$$x(n) = \sum_{i=1}^N x_i \delta_i(n-i) \quad (2a)$$

$$X^T = [x(1) \ x(2) \ \dots \ x(N)] = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_N] \quad (2b)$$

biçiminde yazılabilir. (2b) bağıntısındaki  $X_i$ , Ana Çerçeve Vektörü olarak adlandırılmaktadır.  $X_i$ , eşit uzunluktaki çerçevelere ayrılarak sütunlarının her birini çerçeve vektörlerinin oluşturduğu ve Çerçeve Matrisi ( $M_F$ ) adı verilen bir matris oluşturulmaktadır.

$$M_F = [X_1 \ X_2 \ \dots \ X_{N_F}] \quad (3a)$$

$$X_i^T = [x_{(i-1)L_F+1} \ x_{(i-1)L_F+2} \ \dots \ x_{iL_F}], i=1, 2, \dots, N_F \quad (3b)$$

$N_F = N/L_F$ ,  $X$ 'de yer alan toplam çerçeve sayısını göstermektedir. Herbir  $X_i$  vektörü, düzgün dikleştirilmiş vektörler  $\{\phi_{ik}; k=1, 2, 3, \dots, L_F\}$  ile oluşturulan bir vektör uzayına

$$X_i = \sum_{k=1}^{L_F} c_{ik} \phi_{ik} \quad (4)$$

$$c_{ik} = X_i^T \phi_{ik} \quad (5)$$

biçiminde açılabilir. Buradaki  $\phi_{ik}$  vektörleri,

$$\varepsilon_i = X_i - X_{ip} = \sum_{k=p+1}^{L_F} c_{ik} \phi_{ik} \quad \text{hata vektörünü en aza}$$

indirecek biçimde hesaplanmaktadır. Bu işlem  $\phi_{ik}$ 'nin En Küçük Kareler anlamında belirlenmesi olarak adlandırılmaktadır.  $\phi_{ik}$  vektörleri,  $X_i$  dizilerinin  $R_i$  özilinti matrislerinin özvektörleri olarak hesaplanmaktadır. Yukarıdaki en küçük kareler yaklaşımı bir özdeğer problemine işaret etmektedir.

$$R_i \phi_{ik} = \lambda_{ik} \phi_{ik}, k=1, 2, \dots, L_F \quad (6)$$

$\lambda_{ik}$  ve  $\phi_{ik}$  sırası ile özdeğer ve özvektörler olup,  $\lambda_{ik}$  özdeğerleri gerçel ve pozitif, özvektörlerinin tümü ise birimdir. Özdeğerler, kendilerine karşı gelen özvektörlerin eşliğinde azalan biçimde sıralandıklarında, herhangi bir çerçevenin toplam enerjisi  $X_i^T X_i$  biçiminde yazılabilir.

$$X_i^T X_i = \sum_{k=1}^{L_F} x_{ik}^2 = \sum_{k=1}^{L_F} c_{ik}^2 = \sum_{k=1}^{L_F} \lambda_{ik} \quad (7)$$

Herbir çerçevenin belirlenmiş en büyük değerli özdeğerine karşı gelen özvektör, enerjisi en yüksek özvektör olup çerçeveyi en iyi biçimde temsil eden özvektördür. En yüksek enerjili özvektörler işarettaki en büyük değişim yönünü gösterdiklerinden temel bileşenler olarak adlandırılırlar. Bu durumda (8) bağıntısı en yüksek enerjili ilk 'p' tane temel bileşenin alınması ile özgün işarete yaklaştırılabilir.

$$X_i \cong \sum_{k=1}^p c_{ik} \phi_{ik} \quad (8)$$

$p = 1$  olması durumunda  $\phi_{i1}$  özvektörleri Temel Tanım Vektörleri olarak adlandırılır ve en küçük kareler anlamında herbir çerçeveyi özgün işarete ilişkin çerçevelere en az hata ile yaklaştırılırlar.

$$X_i \cong c_{i1} \phi_{i1} \quad (9)$$

Bu durumda,  $L_F$  uzunluğundaki çerçevelerin hemen hemen tüm enerjisi (4) bağıntısındaki ilk terime aktarılacak, diğer terimler enerji anlamında çok az bir katkıya sahip olduklarından gözardı edileceklerdir. Herbir çerçeve için tanımlanan köşegen zarf matrisi  $A_i$ 'nin katılması ile (9) bağıntısı,

$$X_i = c_{i1} A_i \phi_{i1} \quad (10)$$

biçimine dönüştürülür. (10) eşitliğindeki  $A_i$  matrisinin köşegen elemanları ( $a_{ir}$ ),

$$a_{ir} = \frac{x_{ir}}{c_{i1} \phi_{i1r}}; r=1,2,\dots,L_F \quad (11)$$

biçiminde elde edilir.

Bu çalışmada çok sayıda farklı kişilere ait EKG işaretleri incelenmiş ve binlerce çerçeve analiz edilmiştir. Bu incelemenin sonunda gerek temel tanım vektörlerinin gerek ise zarf vektörlerinin tekrarları özellik gösterdiği gözlenmiştir. Bu nedenle (12) bağıntısında verilen ilinti katsayısı ile karşılaştırılarak benzer olan vektörler elenmiştir.

$$W = [w_1 \ w_2 \ \dots \ w_L], Y = [y_1 \ y_2 \ \dots \ y_L]$$

olmak üzere

$$\rho_{WY} = \frac{\sum_{i=1}^L (w_i \cdot y_i) - \left( \sum_{i=1}^L w_i \sum_{i=1}^L y_i \right) / L}{\sqrt{\left( \sum_{i=1}^L w_i^2 - \left( \sum_{i=1}^L w_i \right)^2 / L \right) \cdot \left( \sum_{i=1}^L y_i^2 - \left( \sum_{i=1}^L y_i \right)^2 / L \right)}} \quad (12)$$

Bu biçimde indirgenen tanım vektörleri “**Temel Tanım Vektör**” olarak adlandırılır ve “**Temel Tanım Vektör Bankası**” adı altında toplandırılmıştır  $\{\varphi_r(n); r=1,2,3,\dots,N_\varphi\}$ . Burada  $N_\varphi$  sayısı bu bankada yeralan “**Temel Tanım Vektör**” sayısını vermektedir. Benzer biçimde, indirgenen zarf vektörleri veya köşegenleştirilmiş zarf matrisleri “**Zarf Vektör Bankası**” adı altında toplandırılmıştır  $\{\alpha_k(n) \ k=1,2,3,\dots,N_\alpha\}$ .  $N_\alpha$  sayısı bu banka içerisinde yeralan “**Zarf Vektör**” sayısını vermektedir. Bu noktada elde edilen temel tanım vektörlerinin birbirlerine dik olmadıklarını belirtmekte yarar vardır. Bu vektörler binlerce farklı deney ve simulasyon sonucunda onbinlerce çerçeve vektörünün içinden elde edilen ve benzeri olmayan örneklerdir. Temel Tanım ve Zarf vektörleri sürekli zaman bölgesi fonksiyonları olarak da düşünülebilir.

Sonuç olarak, başlangıçta yapılan temel tanım yaklaşımını gerçekleyen tüm açıklamaların ışığında; herhangi bir EKG işaretine ilişkin bir çerçevenin ( $X_i$ ),

$$K \in \{1,2,\dots,N_\alpha\}, R \in \{1,2,\dots,N_\varphi\} \quad (13)$$

olmak üzere temel tanım  $\varphi_r(n)$  ve zarf  $\alpha_k(n)$  vektörleri ile, bir  $C_i$  katsayısının çarpımı biçiminde,

$$X_i = C_i \alpha_K \varphi_R \quad (14)$$

temsil edilebileceği ya da yeniden oluşturulabileceği açıkça görülebilmektedir.

### 3. SİMÜLASYON SONUÇLARI

Önerilen yöntem Matlab.6.5 platformu üzerinde uygulanarak başarıımı EKG işaretleri üzerinde test edilmiştir. Önerilen yöntemin başarılarını ölçmek için yeniden oluşturma hatası ve sıkıştırma oranı incelenmiştir. Özgün işaret ile yeniden oluşturulan işaret arasındaki hata ortalama yüzde karesel fark (Percent Root Mean Square Difference) olarak tanımlanan PRD ölçütü ile hesaplanmıştır. Bu eşitlikde  $x(n)$  özgün işareti,  $\tilde{x}(n)$  yeniden oluşturulan işareti,  $N$  işaretin uzunluğunu göstermektedir.

$$PRD = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (x(n) - \tilde{x}(n))^2}{\sum_{n=1}^N x^2(n)}} \times 100 \quad (15)$$

Sıkıştırma oranı ise aşağıda tanımlanan denklemler ile hesaplanmıştır.

$$CR = \frac{b_{org}}{b_{comp}} \quad \text{veya} \quad CR(\%) = \frac{b_{org} - b_{comp}}{b_{org}} \times 100 \quad (16)$$

Bu eşitliklerde  $b_{org}$  özgün işaret için gerekli bit sayısını,  $b_{comp}$  yeniden oluşturulan işarettaki bit sayısını temsil etmektedir.

Önerilen yöntemin EKG işaretleri üzerindeki başarılarını test edebilmek için MIT-BIH [7] ve ECGMAN [8] veri tabanlarından yararlanılmıştır. MIT-BIH veri tabanında herbiri 30 dakikalık 48 adet EKG işareti bulunmaktadır. Bu işaretlerin örnekleme frekansı 360 Hz dir. Ayrıca herbir örnek 12 bit ile temsil edilmektedir. ECGMAN veri tabanı ise 500 Hz.'de örneklenmiş ve 12 bit ile kodlanmış 16 tane EKG işaretinden oluşmaktadır.

Önerilen yöntemin başarılarını test edebilmek için ilk olarak Temel Tanım ve Zarf Vektör Bankalarının uygun ve doğru bir biçimde oluşturulması gerekir. Bunu sağlamak amacıyla kalp hastalıkları ile ilgili çok sayıda bilgi içeren MIT-BIH veri tabanından yararlanılmıştır. Bu veri tabanında yer alan EKG işaretleri ilk olarak olarak -1 ile +1 değerleri arasına normalize edilmişlerdir. Daha sonra EKG işaretlerinin üzerindeki gürültünün kaldırılması için herbir EKG işareti kesim frekansı 50 Hz olan bir alçak geçiren süzgeçten geçirilmiştir. Bu işlemlerden geçirilen EKG işaretleri Pearson ilinti katsayısı 0.9-0.995 arasında olmak üzere çerçeve çerçeve analiz edilmiştir. Sonuç olarak çerçeve uzunluğu 8, 16, 20, 24, 32, 48, 64 olmak üzere farklı uzunluklarda yüzbinin üzerinde çerçeve analiz edilmiş ve herbir durum için Tablo.1'de

verilen Temel Tanım ve Zarf Vektör Bankaları oluşturulmuştur.

Tablo.1 Farklı çerçeve uzunlukları için oluşturulan Temel Tanım ve Zarf Vektör Bankaları

$L_F$	$N_\phi$	$N_\alpha$	Gerekli Bit Sayısı ( $b_{C_i}+b_R+b_K=b_{TOP}$ )
8	15	512	6+4+9=19
16	16	1024	6+4+10=20
20	32	3836	6+5+12=23
24	125	7740	6+7+13=26
32	250	14378	6+8+14=28
48	779	30395	6+10+15=31
64	1736	58486	6+11+16=33

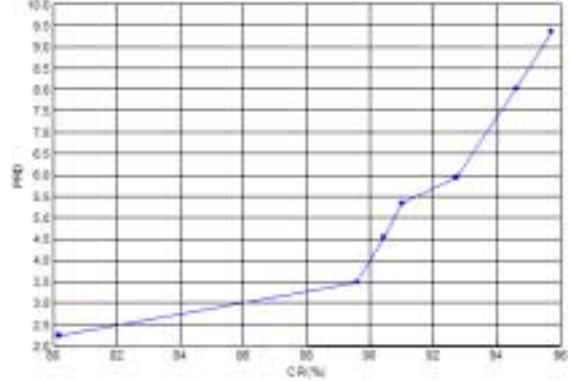
Değişik çerçeve uzunlukları için oluşturulan Temel Tanım ve Zarf Vektör Bankalarının EKG işaretlerinin sıkıştırılarak yeniden oluşturulmasındaki başarımını belirlemek için ECGMAN veri tabanından yararlanılmıştır. Bu veri tabanında yer alan 16 adet değişik EKG işareti -1 ile +1 değerleri arasına normalize edildikten sonra Tablo.1'de verilen bankalar kullanılarak yeniden oluşturulmuş ve elde edilen sıkıştırma oranı (CR), yüzde sıkıştırma oranı (CR%) ve ortalama yeniden oluşturma hatası (ortalama PRD) değerleri Tablo.2'de sunulmuştur.

Tablo.2 ECGMAN veri tabanında yer alan 16 adet EKG işaretleri için elde edilen sıkıştırma oranları ve ortalama PRD değerleri

$L_F$	CR	CR (%)	Ortalama PRD (%)
8	5.05	80.2	2.250
16	9.60	89.58	3.504
20	10.44	90.42	4.546
24	11.08	91.00	5.334
32	13.72	92.71	5.939
48	18.58	94.62	8.033
64	23.28	95.71	9.359

Temel Tanım ve Zarf Vektör Bankasının oluşturulmasında ECGMAN veri tabanında yer alan işaretlerin kullanılmadığını belirtmekte yarar vardır. Tablo.2'deki verilen sıkıştırma oranları ve ortalama yeniden oluşturma hataları bu açıdan değerlendirildiğinde herhangi bir EKG işaretinin Tablo.1'de parametreleri verilen Temel Tanım ve Zarf Vektör Bankaları ile sıkıştırılarak yeniden oluşturulması bir başka deyişle modellenmesi mümkündür. Tablo.2'de sunulan sonuçlar incelendiğinde önerilen yöntemin sağladığı sıkıştırma

oranının %80.2 ile %95.71 (5.05:1 ile 23.28:1) arasında değiştiği buna karşılık ortalama PRD değerinin %2.25 ile %9.359 arasında kaldığı görülmektedir. Önerilen yöntemin PRD-CR değişiminin grafiksel gösterilimi Şekil.1'de verilmiştir.



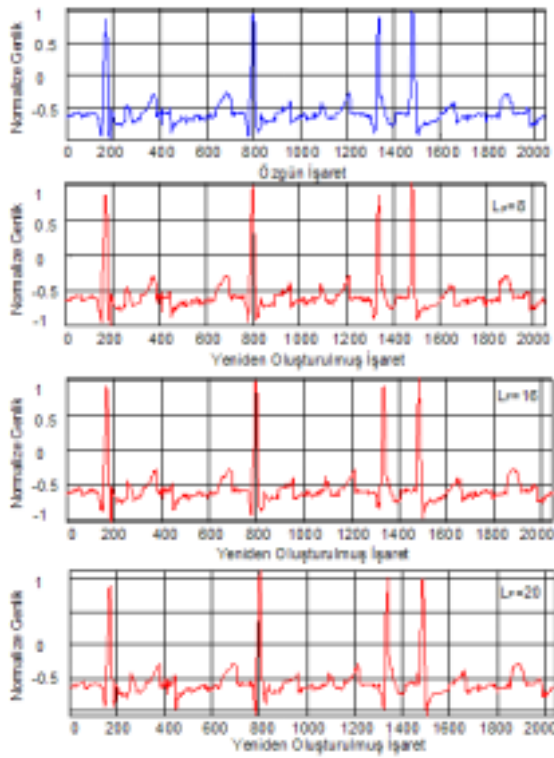
Şekil.1 Önerilen Yöntemin sıkıştırma oranına göre ortalama PRD değişimi

Yukarıda ayrıntıları ile açıklanan sonuçlar ışığında önerilen yöntemin, EKG işaretlerini sıkıştırmasında ve yeniden oluşturmasında bir başka deyişle Temel Tanım ve Zarf Vektörleri ile modellemesindeki başarımı teknik yazımda yer alan diğer yöntemler ile karşılaştırıldığında Tablo.3'de görülen sonuçlar elde edilmektedir.

Tablo.3 Önerilen yöntemin değişik EKG modelleme yöntemleri ile karşılaştırılması

Yöntem	CR	PRD (%)
TP [1]	2.0	5.3
AZTEC [1]	10.0	28.1
CORTES [1]	4.8	7.0
FAN/SAPA [1]	3.0	4.0
MSAPA/CSAPA [1]	5.0	3.5
SAIES [1]	5.9	16.3
Dalgacık Dönüşümü Katsayılarının Vektör Nicemlemesi [1]	10.0	5.5
Sınıflandırılmış Vektör Nicemeleme [1]	8.6	24.5
Spline Fonksiyonları ile EKG İşaretlerinin Kodlanması [1]	10.0	14.0
Uyarlamalı Diferansiyel Darbe Kod Modülasyonu [1]	6.0	6.9
Sıfır Ortalamalı Çerçeve Vektör Nicemlemesi [1]	9.6	4.09
	10.5	5.26
	23.2	9.82
Temel Tanım ve Zarf Vektör Bankası (Önerilen Yöntem)	9.6	3.504
	10.44	4.546
	23.28	9.359

Tablo.3’de verilen sonuçlar incelendiğinde önerilen yönteme en yakın sonuçların Dalgacık Dönüşümü Katsayılarının Vektör Nicemlemesi [1] yönteminin ve Sıfır Ortalamalı Çerçeve Vektör Nicemlemesinin [1] yönteminin verdiği görülmektedir. Dalgacık Dönüşümü Katsayılarının Vektör Nicemlemesi yöntemi 10:1 sıkıştırma oranında %5.5 değerinde bir yeniden oluşturma hatası verirken Sıfır Ortalamalı Çerçeve Vektör Nicemlemesi yöntemi 9.6:1 sıkıştırma oranında %4.09 değerinde bir yeniden oluşturma hatası vermektedir. Önerilen yöntem 9.6:1 sıkıştırma oranında %3.504 değerinde bir yeniden oluşturma hatası üretmektedir. Tablo.3’de yer alan diğer yöntemlerden ise gerek sıkıştırma oranları açısından gerekse yeniden oluşturma hataları açısından çok daha iyi sonuçlar vermektedir.



Şekil.2 Özgün EKG işareti ve değişik çerçeve uzunlukları için yeniden oluşturulan EKG işaretleri

## 5. SONUÇ

Bu çalışmada, EKG işaretlerinin, işaretlerin ayırdedici özelliklerini ve doğasını en iyi biçimde yansıtan ve Temel Tanım ve Zarf Fonksiyonları adı verilen dalga biçimleri yardımıyla daha az sayıda parametre kullanılarak yeniden oluşturulması için yeni bir yöntem geliştirilmiştir. Geliştirilen yöntemin temeli, EKG işaretlerine ilişkin dalga biçimlerinin fiziksel benzerliklerinin karşılaştırılmasına ve Temel Tanım ve Zarf Vektör Bankalarının oluşturulmasına dayanmaktadır. EKG işaretleri açısından PRD ve CR değerleri birlikte değerlendirilerek en uygun çerçeve

uzunluğunun 16 olduğu saptanmıştır. Önerilen yöntem bu koşul altında %3,5 PRD hatası ile birlikte yaklaşık 10:1 (%90) oranında bir sıkıştırma sağlamaktadır. Bununla birlikte önerilen yöntem, çerçeve uzunluğunun artırılması durumunda yaklaşık 50:1 oranında bir sıkıştırma gerçekleştirebilmektedir. Bununla birlikte önerilen yöntem, herhangi bir QRS belirleme algoritmasına ihtiyaç duymaması ve işaretin örnekleme koşullarından bağımsız olması nedeniyle önemli bir üstünlüğe sahiptir.

## KAYNAKLAR

- [1] Cardenas-Barrera J. L., Lorenzo-Ginori J. V., Mean-Shape Vector Quantizer for ECG Signal Compression, IEEE TRANS. BIOMED. ENG., Vol. 46, No.1, pp.62-70, January 1999.
- [2] Jalaliddine M. S., Hutchens C. G., Strattan R. D., Coberly W. A., ECG Data Compression Techniques- A Unified Approach, IEEE TRANS. BIOMED. ENG., Vol. 37, No.4, pp.329-343, April 1990.
- [3] Yarman B. S., Gürkan H., Güz Ü., Aygün B., A Novel Method to Represent ECG Signals via Predefined Personalized Signature and Envelope Functions, EMBC2001 23<sup>RD</sup> ANNUAL INTERNATIONAL CONFERENCE OF THE IEEE ENGINEERING IN MEDICINE AND BIOLOGY SOCIETY, Istanbul, Turkey, Conference Digest-CD, No:778, pp.1-4, October 25-28, 2001.
- [4] Güz Ü., Türkçe Konuşma İçin Optimum Temel Tanım Fonksiyonlarının Belirlenmesinde Yeni Bir Yaklaşım, Doktora Tezi (Tez Danışmanı: Prof. Dr. B. Sıddık YARMAN), İstanbul Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü Elektronik Müh. Anabilim Dalı, Şubat 2002.
- [5] Güz, Ü., Gürkan, H., Yarman, B.S., A Novel Method to Represent the Speech Signals by Using Language and Speaker Independent Predefined Functions Sets, IEEE INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON CIRCUITS AND SYSTEMS, Vancouver, Canada, pp. 23-26 May, 2004.
- [6] Gürkan, H., Güz, Ü., Yarman, B.S., A Novel Representation Method for Electromyogram (EMG) Signals with Predefined Signature and Envelope Functional Bank, IEEE INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON CIRCUITS AND SYSTEMS, Vancouver, Canada, pp. 23-26 May, 2004.
- [7] Moody, G.B., The MIT-BIH arrhythmia database CD-ROM. Second Ed., Harvard-MIT Division of Health Sciences and Technology, 1992.
- [8] Karaş, A., Elektriksel İşaretlerin Temel Tanım Fonksiyonlarıyla Karakterizasyonu, Doktora Tezi, İstanbul Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektronik Mühendisliği Bölümü, İstanbul, Türkiye, 1997.