

Kalp Krizi Anının EKG İşaretlerinden Elde Edilen İki Boyutlu Görüntüler ile Analizi

Analysis of Two-Dimensional Images Obtained from ECG Signals of the Heart Attack

Sebahattin BABUR

Tıbbi Görüntüleme Teknikleri Programı
İstanbul Gedik Üniversitesi
İstanbul, Türkiye
sebahattin.babur@gedik.edu.tr

Mehmet Recep BOZKURT

Elektrik-Elektronik Mühendisliği
Sakarya Üniversitesi
Sakarya, Türkiye
mbozkurt@sakarya.edu.tr

Özetçe—Miyokard Enfarktüsü (ME) kalp kasının bir bölümünün o bölgeye yetersiz kan akışından dolayı ölmesi ve kalıcı hasara uğraması sonucu meydana gelir. Krizin zamanında tanımlanması önemli olmakla birlikte, erken tespit edilmesi durumunda bazı fonksiyonlar tamir edilebilir. Elektrokardiyografi (EKG) işaretleri ise bu durumu tespit etmek için uygun bir elektriksel işarettir. Kalp rahatsızlığına bağlı birçok hastalık bu işaretin analiz edilmesi sonucu tespit edilebilmektedir. Bu çalışma içerisinde kullanılan ME ve sağlıklı kişilerin EKG işaretleri Physionet veri bankasından alınmıştır. Sürekli dalgacık dönüşümü ile EKG işaretlerindeki her bir atım için Scalogram matrisleri çıkarılmıştır. Scalogram matrislerinin görüntülenmesi sonucu hasta ve hasta olmayan kişilerin atım görüntülerinde anlamlı bir farklılık oluşturduğu görülmüştür. Görüntüler üzerinden yapılan analiz sonucu, uzman sistemler ile birlikte kullanıldığında tek boyutlu analiz yöntemlerine göre sınıflandırma sistemlerinde doğruluk oranlarını iyileştirebileceği öngörülmektedir.

Anahtar Kelimeler — Miyokard Enfarktüsü; Scalogram Matris; Sürekli Dalgacık Dönüşümü

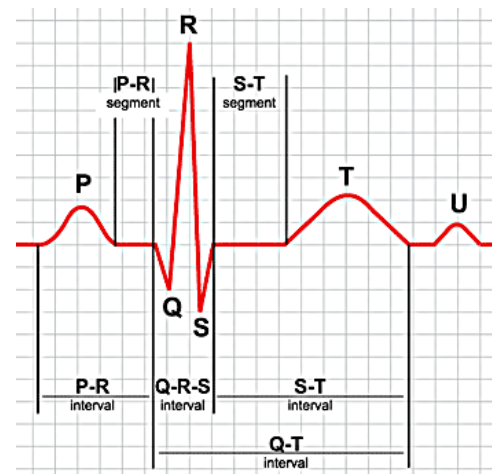
Abstract—Myocardial Infarction (MI) causes a part of the heart muscle to die due to inadequate blood flow to that area (permanent damage). While defining the crisis in time is important, some functions can be repaired if detected early. Electrocardiogram (ECG) signals are an appropriate electrical signal to detect this condition. Many diseases related to heart disease can be determined as the result of analysis of this sign. ECG signals of MI and healthy people used in this study were obtained from Physionet database. With continuous wavelet transform, "Scalogram" matrices were extracted for each beat in ECG signals. The visualization of the Scalogram matrices showed a significant difference in the pulsation images of the end-patient and non-patient subjects. It is predicted that when used in conjunction with expert systems, the analysis results on images can improve classification accuracy rates according to one-dimensional analysis methods.

Keywords — Myocardial Infarction; Scalogram Matrix; Continuous Wavelet Transform.

I. GİRİŞ

Miyokard Enfarktüsü kalbi besleyen damarların kan akımının çeşitli nedenlerle ani azalmasına veya kesilmesine bağlı olarak gelişen ve o damarın beslediği kalp kasında aşırı derecede hücre ölümü ile sonuçlanan aynı zamanda kalp krizi olarak bilinen bir hastalıktır. Hastaların kalp krizinden dolayı kaybedilmemesi için olayın ilk anından itibaren en kısa süre içerisinde hastaneye ulaşması önemlidir [1].

EKG işaretleri, kalbin çalışması sırasında kalp kaslarını uyararak için kalp tarafından üretilen ve kalbin elektriksel aktivitesini gösteren elektriksel işaretlerdir. EKG işaretleri kalp hastalıklarının izlenmesi sürecinde sürekli kaydedilerek değerlendirilmeleri, uygun tanı ve tedavinin belirlenmesi ve uygulanan tedavinin izlenmesi, oluşabilecek anormalliklerin ve komplikasyonların belirlenmesi açısından oldukça önem taşımaktadır. Şekil 1'de örnek bir kalp işareti görülmektedir [2].



Şekil 1. Karakteristik bir EKG işareti [3].

Kalbi besleyen koroner damarlarda herhangi bir problem oluşması, EKG işaretinin karakteristiğini bozmaktadır. Bu nedenle kalp ve bağlı rahatsızlıkların tespitinde önemli bir işarettir.

Doğadan gelen işaretlerin çoğunun durağan olmayan özelliklerinden dolayı, pek çok farklı bilim ve mühendislik alanında durağan olmayan işaretlerin incelenmesi çok önemlidir ve dalgacık analizi, çeşitli disiplinlerde geniş bir ilgi alanı bulmuştur [4]. Veri sıkıştırması [5], biyomedikal mühendisliği gibi alanlarda çok kullanılmaktadır [6,7].

Yapılan çalışmalarda işaretlerde süreksizlik tanısında (kalp grafiklerinin yorumlaması örnek verilebilir) ve işaretten gürültü temizlemede dalgacık dönüşümünden önemli ölçüde yararlanılmıştır [8]. Fourier dönüşümüne benzer olarak dalgacık dönüşümünde pencere görevini ana dalgacık denilen fonksiyon üstlenir fakat bu ana dalgacık dönüşüm işlemi süresince hem ölçeklenir hem de ötelenir. Ölçekleme dalganın genişletilip daraltılmasına, öteleme ise zaman ekseninde dalganın kaydırılmasına karşılık gelir [9].

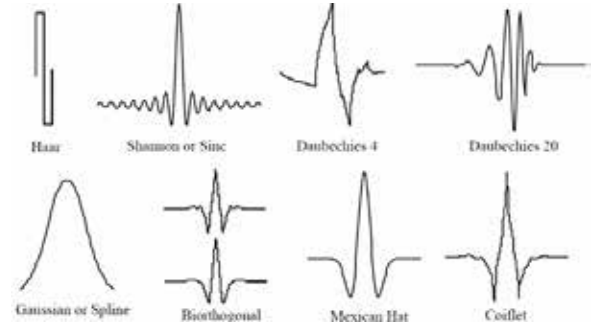
Fourier dönüşüm boyunca sabit kalan pencere fonksiyonunun genişliği dalgacık dönüşümünde sürekli değiştiğinden, hem zaman hem de frekans domeninin çözünürlüğü artmaktadır, bu işlemde dalgacık dönüşümünü Fourier dönüşümünden daha üstün kılmaktadır.

Dalgacık dönüşümünün en önemli parametresi dalgacıktır. Fourier dönüşümündeki pencere fonksiyonunun görevini, dalgacık dönüşümünde ana dalgacık fonksiyonları yerine getirir. Bir fonksiyonun dalgacık olabilmesi, süresinin sınırlı ve ortalama değerinin sıfır olması koşullarına bağlıdır. Bu nedenle dalgacık fonksiyonu genlik ekseninin pozitif ve negatif yönlerinde salınım yapmalı ve bu salınım, zaman ekseninde ilerledikçe genlik ekseninde sıfıra oturarak sona ermelidir. Sinüs ve kosinüs gibi normal bir dalga fonksiyonu ise genlik ekseninde salınım yapar ve sonsuz süreye sahiptir, yani $\pm\infty$ arasında sürekli salınım yapar. Bu nedenle dalga ve dalgacık farklı kavramlardır. Farklı özellik ve kullanım amaçlarına sahip birçok ana dalgacık mevcuttur. Dalgacık terimi, küçük dalga anlamında ifade edilir. Buradaki küçüklük belirli uzunlukta pencere fonksiyonu olarak tanımlanabilir. Buradaki ana kelimesi ise bir ana fonksiyondan dönüşüm tekniği ile türetilip değişik alanları desteklemek için oluşturulan fonksiyonlardır. Başka bir ifade ile ana dalgacık bir prototiptir ve nitelik yönünden ele alındığında aşağıdaki iki koşulu sağlayan gerçek değerli fonksiyonu olması gerekir.

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(x)^2 dx = 1 \quad (1)$$

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(x) dx = 0 \quad (2)$$

Dalgacık dönüşümünde kullanılan bazı ana dalgacık fonksiyonları Şekil 2'de verilmiştir. Şekil 2'den de görüldüğü gibi ana dalgacıklar genlik ekseninde salınım yaparak sıfıra oturmaktadır [9].



Şekil. 2. Örnek dalgacık şekilleri [8].

Sürekli dalgacık dönüşümü(SDD), dalgacık fonksiyonunun kaydırılıp bir ölçek ile çarpılmasından sonra, zaman alanı boyunca toplanmasıyla elde edilir ve aşağıdaki gibi hesaplanır [9].

$$SDD_{(s,\tau)} = \int_{-\infty}^{+\infty} g(t) \cdot \psi(x)_{(s,\tau)}^*(t) dt \quad (3)$$

*: Kompleks eşleniği temsil eder.

$g(t)$: dönüşümü yapılacak fonksiyon

$\psi(x)_{(s,\tau)}^*(t)$: Dalgacık ya da ana dalgacık fonksiyonu

τ : Kaydırma Parametresi

$\tau > 0$: zaman ekseninde sağa doğru kayma,

$\tau < 0$: sola doğru kayma

s : Ölçek Parametresi

$(s > 1)$: zaman ekseninde fonksiyon genişler ve genliği düşer)

$(s < 1)$: zaman ekseninde fonksiyon daralır ve genlik büyür)

$(s < 0)$: $t=0$ noktasına göre simetri alınır)

Fourier dönüşümündeki zaman bilgisinin kaybolması problemini ortadan kaldıran dalgacık analizi, bir işaretin içerisindeki tüm frekans bileşenlerinin hangi zamanlarda ve hangi genliklerde olduğunu tespit edebilir [10]. Bütün bu avantajlarından dolayı dalgacık analizi yaygın olarak kullanılmakta ve pek çok kullanım alanına uygulanmaktadır.

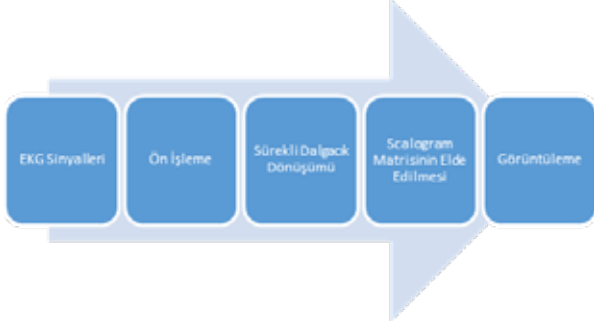
II. MATERYAL VE YÖNTEM

A. Materyal

Çalışmada kullanılan EKG işaretleri Physiobank arşivlerinde mevcut olan "PTB Diagnostic ECG Database" kaynağından alınmıştır [11]. Physiobank birçok farklı gruba ait (Normal, Aritmi, Fetal EKG vb.) elektrokardiyogram işaretlerini bulundurmaktadır. Ayrıca işaretlerin kaynağını, alınış yöntemini, işaret özelliklerini (örnekleme frekansı vb.) kullanıcıya sunmaktadır. Bu nedenle EKG işaretleri Physiobank arşivinden alınmıştır. Veri seti içerisinde 52 normal ve 148 ME hastasına ait EKG işaretleri bulunmaktadır [11]. Veri seti içerisinde elde edilen işaretlerden sadece Lead1 kanalındaki EKG işareti kullanılmıştır.

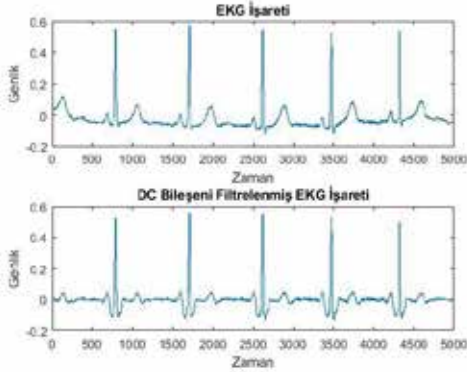
B. EKG işaretlerinin ön işlenmesi

Çalışma içerisinde hasta ve sağlıklı kişilerden elde edilen EKG işaretleri için Şekil 3'teki işlem basamakları uygulanarak kalp atımları ayrılmış ve görüntülenmesi yapılmıştır.



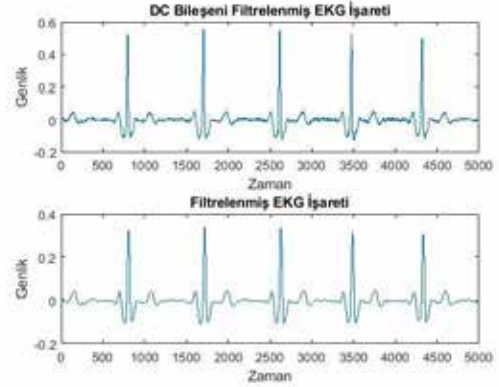
Şekil 3. Uygulamanın işlem basamakları.

Öncelikle ham olarak alınan EKG işaretleri üzerindeki DC bileşen, işaret üzerinden çıkarılmıştır [12]. Bu sayede DC kayması giderilmiştir.



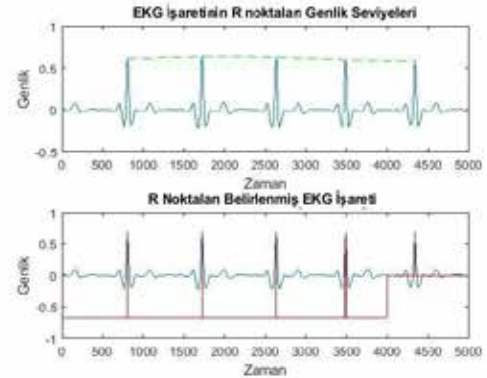
Şekil 4. EKG işareti ve DC bileşeni filtrelenmiş EKG işareti.

EKG işareti elde edilirken oluşan gürültüler sadece DC bileşenden kaynaklanmamaktadır. Aynı zamanda işaret üzerinde yüksek frekanslı düşük genlikli gürültüler de olabilmektedir. Bu nedenle, işaret üzerinde uygun bir pencere içerisinde ortalama alma yöntemiyle filtreleme işlemi uygulanmıştır. Şekil 5'de elde edilen filtrelenmiş işaret görülmektedir [13].



Şekil 5. DC bileşeni filtrelenmiş EKG işareti ve yüksek frekanslı gürültülerden filtrelenmiş işaret.

Gürültülerden filtrelenmiş EKG işaretlerinin R tepelerinin doğru bir şekilde tespiti işaret içerisindeki kalp atımlarının belirlenmesi için önemlidir. İşaret üzerindeki R tepe noktalarının tespiti için Pan Tompkins algoritması uygulanmıştır [14,15]. Şekil 6'da R tespit edilen EKG işareti görülmektedir.



Şekil 6. EKG işaretinin R noktaları genlik seviyeleri ve R noktaları belirlenmiş EKG işareti.

Tepe bulma algoritması ile tespit edilen R tepelerinin solundaki 250 ve sağdaki 400 örneği alınarak EKG atımları parçalara ayrılmıştır. EKG işaretinin parçalara ayrılması sonucunda ME ve sağlıklı kişilerden alınan EKG işaretlerinden toplam olarak 54.823 kalp atımı elde edilmiştir [16]. Tablo 1'de veri seti özellikleri görülmektedir.

TABLO I. ÇALIŞMADA KULLANILAN VERİ SETİ ÖZELLİKLERİ

Veri seti	Teşhis	Kişi Sayısı	Kayıt Sayısı	Kayıt Uzunluğu	Örnekleme Frekansı (Hz)	Lead Sayısı
PTP Diagnostik	ME	148	365	-	1000	12
	Normal	52	80	-	1000	12

C. Öznitelik oluşturma

Sağlıklı ve hasta kişilerin Lead1 kanalındaki EKG işaretlerinden çıkarılan bölümlenmiş atım sayılarının bilgisi Tablo 2'de verilmiştir.

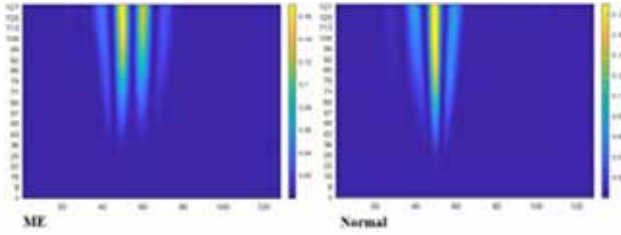
TABLO II. LEAD I EKG İŞARETLERİNDEN ELDE EDİLEN ATIM SAYISI

Atım Tipi	Atım Sayısı	Atım Sayısı(%)
Normal	9728	(17,74%)
Miyokard Enfarktüsü	45.095	(82,25%)
Toplam	54.823	(100%)

Sürekli dalgacık dönüşümü, zaman ve frekans eksenindeki bir işaretten ölçek veya konumuna uygun birçok dalgacık katsayıları elde edilmesini sağlamaktadır. Elde edilen dalgacık katsayıları orijinal 1-boyutlu bir işaretten 2-boyutlu halde gösterilebilir hale getirmektedir [16].

Sürekli dalgacık dönüşümü yardımı ile sağlıklı kişilerin ve ME hastası kişilerin EKG atımlarından 2-boyutlu Scalogram görüntü matrisleri elde edilmiştir. Bu görüntüler yeniden boyutlandırılarak (128x128 piksel) tekrar oluşturulmuştur. Elde edilen Scalogram matrislerinde x eksen, zaman eksen, boyunca translyasyon kaymasını gösterir ve y eksen dalgacığın ölçekleme faktörünü temsil etmektedir. Sürekli dalgacık dönüşümünde dalgacık formu olarak "coieflet 1" dalgacık formu seçilmiştir [16].

Bu çalışma için seçilen dalgacık formunun ME ve normal kalp atımları arasında anlamlı bir fark oluşturduğu görülmüştür. Elde edilen Scalogram görüntülerinden ayırt edici özellikler belirlenerek iki sınıfın sınıflandırılması için kullanılabilir [16].



Şekil 7. ME ve Normal EKG atımlarının tipik scalogramları.

III. SONUÇLAR

Tek boyutlu işaretlerden öznitelik vektörleri çıkarma yöntemleri literatürde kullanılmaktadır. Ancak çok boyutlu işaret işleme tek boyutlu işaret işlemeye göre daha karmaşık olduğu da bilinmektedir. Bunun yanı sıra tek boyutlu işaretten iki boyutlu bir görüntü matrisi elde edilmesi ise bize hastalığın doğru tespitine yönelik daha çok bilgiyi sağladığı görülmüştür.

Daha kapsamlı bir çalışmanın ilk adımı olarak bu çalışmada EKG işareti üzerindeki R noktaları temel alınmış, bu noktalar sayesinde bir kişiye ait EKG işareti içerisinde kalp atımları bölütlenmiştir. Elde edilen kalp atımlarından Scalogram görüntü matrisleri çıkarılmıştır. ME ve sağlıklı kişilerin kalp atım görüntüleri incelendiğinde anlamlı bir farklılığın olduğu görülmüştür.

Elde edilen bu sonuç neticesinde bir sonraki çalışmada görüntü matrislerinden öznitelik vektörleri çıkarılarak sınıflandırma algoritmalarında kullanılacaktır. Sınıflandırıcı yöntemleri olarak derin öğrenme, yapay sinir ağları ve destek vektör makineleri ve diğer algoritmaları kullanılarak yöntem test edilecektir.

KAYNAKLAR

- [1] Thygesen, K., S. Alpert, J., D. White, H., S. Jaffe, A. "Universal definition of myocardial infarction: Kristian Thygesen, Joseph S. Alpert and Harvey D. White on behalf of the Joint ESC/ACCF/AHA/WHF Task Force for the Redefinition of Myocardial Infarction", *European Heart Journal*, Vol. 28, 2007, p 2525-2538.
- [2] Gürkan, H., Yarman, S., Gönülenen, A.N., "Elektrokardiyogram (EKG) işaretlerinin temel tanım ve zarf fonksiyonları ile modellenmesi", *itüdergisi/d mühendislik*, Cilt:5, Sayı:2, Kısım:1, Nisan 2006, 49-57.
- [3] <https://www.acilci.net/st-segmenti/> 13 Eylül 2018'de erişildi.
- [4] Newland, David Edward. *An introduction to random vibrations, spectral & wavelet analysis*. Courier Corporation, 2012.
- [5] Vetterli, Martin, and Jelena Kovačević. *Wavelets and subband coding*. Vol. 995. Englewood Cliffs: Prentice Hall, 1995.
- [6] Akay, Metin. *Time Frequency and Wavelets in Biomedical Signal Processing*. IEEE press series in Biomedical Engineering, 1998.
- [7] Carmona, René A., Wen-Liang Hwang, and Ron D. Frostig. "Wavelet analysis for brain-function imaging." *IEEE transactions on medical imaging* 14.3 (1995): 556-564.
- [8] Taswell, Carl. "The what, how, and why of wavelet shrinkage denoising." *Computing in science & engineering* 2.3 (2000): 12-19.
- [9] Arı, N., Ş. Özen, and Ö. H. Çolak. "Dalgacık teorisi." *Palme Yayıncılık*, Ankara (2008).
- [10] Fidan, Hüseyin. *Dalgacık dönüşümü tekniği ile motor arıza tespiti*. Diss. SDÜ Fen Bilimleri Enstitüsü, 2006.
- [11] Goldberger, A.L., Amaral, L.A.N., Glass, L., Hausdorff, J.M., PCh, I., 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), 2000, e215-e220.
- [12] Chouhan, V. S., and Sarabjeet Singh Mehta. "Total removal of baseline drift from ECG signal." *Computing: Theory and Applications*, 2007. *ICCTA'07. International Conference on*. IEEE, 2007.
- [13] Gautam, Alka, Young-Dong Lee, and Wan-Young Chung. "ECG signal de-noising with signal averaging and filtering algorithm." *Convergence and Hybrid Information Technology*, 2008. *ICCIT'08. Third International Conference on*. Vol. 1. IEEE, 2008.
- [14] Martis, Roshan Joy, U. Rajendra Acharya, and Lim Choo Min. "ECG beat classification using PCA, LDA, ICA and discrete wavelet transform." *Biomedical Signal Processing and Control* 8.5 (2013): 437-448.
- [15] Pan, Jiapu, and Willis J. Tompkins. "A real-time QRS detection algorithm." *IEEE Trans. Biomed. Eng* 32.3 (1985): 230-236.
- [16] Acharya, U. Rajendra, et al. "Automated characterization of coronary artery disease, myocardial infarction, and congestive heart failure using contourlet and shearlet transforms of electrocardiogram signal." *Knowledge-Based Systems* 132 (2017): 156-166.