

Mitral Kapak Doppler İşaretlerinin Bulanık Kümeleme İle Sınıflandırılması

Nazan Bayrakçı

Necaattin Barışçı

Kırıkkale Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Elektrik-Elektronik Müh. Bölümü, 71450, Kırıkkale

nazanbayrakci@gmail.com

nbarisci@kku.edu.tr

ÖZET

Çeşitli hastalıkların hızlı ve doğru bir şekilde teşhisi günümüzde çok önemlidir. Bu amaçla uzman hekimlere kararlarında yardımcı olacak, Yapay Zeka içeren sistemlerin geliştirilmesi büyük önem arz etmektedir. Bu çalışmada 75 hastanın mitral kapakçığından kaydedilen kardiyak Doppler işaretleri 16 bitlik bir ses kartı yardımıyla bir kişisel bilgisayara aktarılmıştır. Her bir hastadan kaydedilen kardiyak Doppler işaretine, Hızlı Fourier Dönüşümü (HFD) analizi uygulanmıştır. Elde edilen bu değerler bulanık kümeleyici ile sınıflandırılmıştır. Böylelikle uzman hekime hastalık teşhisini yaparken yardımcı olacak bir sistem geliştirilmiştir.

Anahtar kelimeler: Kardiyak Doppler İşaretleri, Hızlı Fourier Dönüşümü, Bulanık Kümeleme.

ABSTRACT

Today, diagnosis of various diseases quickly and trusty has great important. For this aim, an additional diagnosis tool by artificial intelligence is developed for the aid of expert medical staff. In this work, cardiac Doppler signals recorded from mitral valve of 75 patients were transferred to a personal computer by using a 16 bit sound card. The fast Fourier transform (FFT) analysis was applied to the recorded signal from each patient. Further these values were classified by using Fuzzy clustering algorithm. Thus, an additional diagnosis tool is developed for the aid of expert medical staff.

Key Words: Cardiac Doppler Signals, Fast Fourier Transform, Fuzzy Clustering.

1. Giriş

Doppler ultrason hareketli yapıların özellikle vücuttaki kan hızının tespiti ve ölçülmesinde kullanılan ve dokuya zarar vermeyen önemli bir invazif tekniktir. Bu amaç için ilk kullanımı altmışlı yıllarda olmasına rağmen, sadece son 10-15 yılda doppler uygulamaları oldukça gelişerek, araştırma laboratuvarlarının alışlagelmiş kullanımlarının dışında önemli bir seviyeye ulaşmıştır. Doppler teçhizatları ile tespit edilen sonuçların doğru olarak yorumlanması, fiziksel mekanizma ve Doppler işaretlerinin işlenmesinde kullanılan metotların üzerinde genişçe düşünülerek, doğru anlaşılabilmesine

bağlıdır [1]. Doppler sinyallerinden kanın akış yönü bilgisinin çıkarılması konusunda literatürde yapılmış bir çok çalışma vardır [1-2]. Bu çalışmalarda amaç, ses dosyası olarak kaydedilen işaretlerden niteliksel bilgi yerine güvenilir sonuçların elde edilebileceği niceliksel bilgilerin çıkarılmasıdır.

1957'de Hertz, Almanya'da, Doppler cihazının ilk uygulamasını medikal bölümlerde gerçekleştirmiştir. Daha sonra sürekli dalga modda kaydedilen ilk Ekokardiyogram (Doppler sonogramı), Elektrokardiyogram ve kalp sesleri gibi diğer parametrelerle birlikte kaydedilmiştir. Daha sonraları prob teknolojisinde büyük ilerlemeler sağlanarak yüksek çözünürlüklü tarayıcılar gerçek zaman görüntülemeye kullanılmaya başlanmıştır. 1973 yılında Johnson ve arkadaşları [3] elektronik gelişmeleri yakından takip ederek darbeli Doppler cihazını ilk defa, kalp kapaklarındaki kan akışını incelemek için kullanmışlardır.

1999 yılında Masulli ve Schenone [4] bulanık kümeleme algoritmasının medikal görüntülerde teşhis amaçlı kullanılabileceğini göstermişlerdir. Yang ve arkadaşları [5], 2002 yılında göz tedavisinde normal ve normal olmayan dokuları ayırt etmek için bulanık kümeleme algoritmasını kullanmışlardır. Yine 2002 yılında Güler ve arkadaşları [6] kardiyak Doppler işaretlerinde fuzzy algoritması kullanarak, 6 hastalığı başarılı bir şekilde teşhis etmişlerdir. 2006 yılında Assen ve arkadaşları [7] kardiyak MR görüntülerinin otomatik segmentasyonunda bulanık kümelemeye (FCM) bağlı, bulanık çıkarım sistemi ile yeni bir teknik ortaya koymuşlardır. Ceylan ve arkadaşları [8] 2007 yılında "Ateroskleroz" hastalığının erken evrelerinde teşhisi için Doppler işaretlerinin PCA-CVANN ve FCM-CVANN tekniklerini kullanarak sınıflamışlar ve %100 doğru sınıflama gerçekleştirmişlerdir.

Bu çalışmada, 75 hastadan elde edilen mitral kapak Doppler işaretlerine Hızlı Fourier Dönüşümü analizi uygulanmış ve elde edilen katsayılar bulanık kümeleme algoritması ile sınıflandırılmıştır.

2. Materyal Ve Metod

Şekil 1'de görüldüğü gibi; ölçme sistemi beş bloktan ibarettir. Bunlar 2 ve 7 MHz lik ultrasonik dönüştürücü, Analog Doppler ünitesi, Kaydedici (Sony), Analog/Sayısal arabirim kartı (Sound Blaster Pro-16 bit) ve bir kişisel bilgisayardır. Bu çalışmada toplam 75 hasta ve sağlıklı üzerinde çalışılmıştır. Her bir kişiden 3'er saniyelik Doppler işaretleri kaydedilmiştir.



Şekil 1. Ölçüm Sisteminin Blok Diyagramı

2.1. Fourier Dönüşümü

Fourier serileri, sonlu sınırları olan periyotlarda tekrarlanan fonksiyonlar içindir. Bir fonksiyon periyodik değilse ve aynı zamanda boş uzayda tanımlıysa Fourier serisi anlamsızdır. Bu durumlarda, Fourier serilerinin genel birimi olarak kabul edilebilecek olan Fourier dönüşümü ele alınmalıdır [9]. Fourier dönüşümü yapmanın amacı sürekli zamanlı bir işaretin, frekans alanında örneklenmesi sonucu zaman alanında periyodik olan dalga formu bulmaktır. Yine bu dönüşümle zaman-frekans arasında geçiş yapılarak titreşimin frekansı belirlenir. Bir fonksiyonun frekans uzayına dönüşümü, o fonksiyonun periyodik özellikleri hakkında bilgi verir. Dönüşümün amacı ve yaptığı işlem, birbiri ile dönüşüm altında ilişkili olan iki farklı uzay arasında geçiştir [10]. Ayırık zamanlı periyodik bir işaretin ayrık Fourier dönüşümü eşitlik (1)'deki gibi tanımlanır.

$$X_k = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) \exp\left(-jkn \frac{2\pi}{N}\right) \quad (1)$$

Buradaki X_k , katsayıları ayrık Fourier katsayıları olarak adlandırılır. N , çerçeve boyu; $x(n)$, zaman domeni giriş işaretidir.

2.2. Hızlı Fourier Dönüşümü

Eğer veri sayısı $N=2^n$, ($n = 2,3,4,\dots$) olmak üzere 2^n 'in kuvvetleri ise veya diğer bir deyişle 2 'ye tam bölünebiliyorsa, sinüs ve kosinüs fonksiyonlarının tam, yarım ve çeyrek periyotlarda işaret değiştirerek aynı değerleri tekrarladığı dikkate alınarak ayrık Fourier dönüşümünde yapılan $2N^2$ işlem yerine çok daha az işlemle dönüşüm yapılabileceği görülecektir [9].

Sonlu uzunlukta olan bir Doppler işaretinin Hızlı Fourier Dönüşümünü (HFD) almak için, mevcut işaret 2^n 'in katları şeklinde 64, 128, 256 gibi çerçevelenir. Her bir çerçeveye karşılık düşen frekans spektrumu bulunurken pencereleme yapılır. Pencereleme sayesinde, gerçekte olmayan frekans bileşenlerinin spektrumda ortaya çıkması önlenir.

Bu çalışmada çerçeve sayısı olarak 128, pencereleme olarak Hamming kullanılmış ve 10 kHz de işaretler örneklenmiştir.

2.3. Bulanık kümeler

En basit tanımıyla bulanık mantık, yaklaşık akıl yürütme mantığıdır. Geleneksel mantık yapısı olarak tanımlanan sembolik mantık, idealleştirilmiş kavram ve önermelerden çıkarılacak ideal sonuçlarla ilgilenirken, bulanık mantık gerçek dünyadaki bulanıklığı ve belirsizliği ele alarak yaklaşık çözümler üretir. Bulanık mantık, ikili hesaplama yerine, çok seviyeli hesaplama tekniğini kullanır. Temel

yaklaşım, kesin yanlış ve kesin doğru ifadelerinin arasına sonsuz sayıda doğruluk değerini içeren fonksiyon yerleştirmektir. Bu fonksiyona ‘üyelik fonksiyonu’ adı verilir. Günlük yaşamda ve mühendislik uygulamalarında; “ılık” hava, “güçlü” adam, “sert” kaya, “büyük” proje gibi sözel ifadeler yaygın olarak kullanılan ve bulanıklık içeren kavramlardır. Belirlilik getirme yaklaşımı, iki değerli kümeler kuramının, çok değerli kümeler kuramına dönüşümünden doğar. Bulanık küme, değişik üyelik derecesinde öğeleri olan bir topluluktur. Klasik küme kuramında kümeye ait olma durumunda 1, ait olmama durumunda ise 0 üyelik değeri atanır. Oysa bulanık kümelerde öge, bir bölümüyle (örneğin: 0.4) kümeye ait iken, diğer bir bölümüyle (örneğin: 0.6) de kümenin dışındadır. Diğer bir ifadeyle, öğeler bulanık kümeye ‘kısmen’ aittir. Bulanık kümelerde, klasik kümelerdeki üyeliği tanımlayan karakteristik fonksiyon; $\mu_A : \rightarrow \{0,1\}$, yerini üyelik fonksiyonuna; $\mu_A : \rightarrow [0,1]$ bırakır [11].

2.3.1. Bulanık Kümeleme

Bulanık kümeleme (fuzzy clustering), verilerin doğrudan bulanıklaştırılmasını sağlayan yöntemlerden biridir. Kümeleme işlemi ayrıca verileri bir araya toplayarak işlem hızını artırır ve sistemi daha genel bir yapı içinde ele almaya olanak tanır.

Kümeleme yordamları, veriler arasındaki uzaklıkları kullanarak verileri temsil edecek en uygun küme merkezlerini belirleyen yordamlardır. Bulanık kümeleme yöntemi, kümeler birbirinden belirgin bir şekilde ayrılmıyorsa ya da küme üyeliklerinde bazı birimler küme üyeliğinde kararsızsa uygun bir yöntem olarak ortaya çıkmaktadır. Bulanık kümeler kümedeki birimin üyeliği olarak tanımlanan 0 ile 1 arasındaki her bir birimi belirleyen fonksiyonlardır. Birbirine çok benzeyen birimler aynı kümede yüksek üyelik ilişkisine göre yer alırlar. Bundan dolayı Bulanık Kümeleme Yöntemi, birimlerin kümeye ya da kümelere ait olabilme katsayılarını hesaplar. Üyelik katsayılarının toplamı daima 1’e eşittir. Böylelikle birim en yüksek üyelik katsayısına sahip olduğu kümeye atanır. Üyelik fonksiyonları, kümedeki elemanlar sürekli veya süreksiz olsun bir bulanık kümedeki bulanıklığı karakterize eden fonksiyonlardır. Klasik kümeleme yöntemlerinde ise her bir birim sıfır olmayan sadece bir üyelik katsayısına sahiptir ve bu değer daima 1’ dir. Dolayısıyla klasik kesin kümeleme yöntemleri, bulanık çözümlemenin sınırlı bir durumudur. Bulanık kümeleme yordamları içinde en yaygın kullanılan yordam, bulanık c ortalamalar yordamı (Fuzzy c-means clustering algorithm-FCM)’ dir. FCM ilk olarak Bezdek vd. tarafından yerbilimleri problemlerine uygulanmıştır. Yöntem, veriler arasındaki uzaklıkları kullanan iteratif bir minimizasyon yordamıdır. Kümeleme yordamına giren ve yordamdan elde edilen bileşenler eşitlik (2) ifadesinde verilmiştir [12].

$$x_k = [x_{1k}, x_{2k}, \dots, x_{nk}]^T \in R^n, \quad k = 1, \dots, N \quad (2)$$

Eşitlik (2)'de belirtilen veri kümesi her bir parametre vektöründen oluşan bir matristir.

k : kümelemede kullanılacak verileri, n : parametre (boyut) sayısını, N : toplam veri sayısını göstermektedir.

Bulanık c-ortalamalar yordamı (3) nolu eşitlikte tanımlanan amaç fonksiyonunun minimize edilmesine dayanır [13]. Amaç fonksiyonu J ; üyelik (μ) ve uzaklık (d) terimlerinden oluşmaktadır.

$$J(X, U, V) = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N \mu_{ik}^m d^2(x_k, v_i) \quad (3)$$

Eşitlik (3)'de c ; küme sayısını göstermekte olup, $2 \leq c \leq n$ ile sınırlıdır. ; v_i : küme merkezlerini göstermekte olup, eşitlik (4) ile hesaplanır:

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^N \mu_{ik}^m x_k}{\sum_{k=1}^N \mu_{ik}^m} \quad (4)$$

Burada m , μ_{ik} üyelik fonksiyonunu, m ise bulanıklaştırma parametresini göstermektedir. $d^2(.)$, uzaklık olup (5) eşitliği ile hesaplanır.

$$d_{ik}^2 = (x_k - v_i)^T A (x_k - v_i) \quad (5)$$

A : birim matris

Amaç fonksiyonunun mimimizasyonu, kısıtlara sahip bir optimizasyon probleminin çözümüne dayanır [14]. Bu amaçla önce küme sayısı c ve başlangıç üyelik matrisi U^0 matrisi belirlenir. Bu matris iterasyonla yeniden hesaplanır ve r iterasyon sonunda U_r matrisi elde edilir. Üyelik matrisinin hesabı, amaç fonksiyonunda yer alan karakteristik fonksiyonunun (üyelik fonksiyonu) bulunmasıyla gerçekleştirilir. Matrisin elemanları eşitlik (7) kısıtı altında (6) nolu eşitlikten elde edilir.

$$\mu_{ik}^{(r+1)} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c (d_{ik}^2 / d_{jk}^2)^{1/(m-1)}}, \quad 1 < m < \infty \quad (6)$$

$$\sum \mu_{ik}^{(r+1)} = 1 \quad (7)$$

İterasyon işlemi,

$$\|U^{(r+1)} - U^{(r)}\| \leq \varepsilon$$

Durma (termination) kriteri sağlandığında sona erer. ε , yordamı sona erdirecek küçük (0.001 gibi) bir sayıdır. Kümeleme işlemi sonucunda üyelik matrisi ve küme sayısı elde edilir.

3. Bulgular ve Tartışma

Çeşitli hastalar üzerinde yapılan bu çalışmada kalp mitral kapakçığında meydana gelen daralmaların ve yetmezliğin kan akışını nasıl etkilediği incelenmiştir. Bu hastalardan elde edilen Doppler sinyallerine, HFD uygulanmıştır. Elde edilen bu değerler bulanık kümeleyici ile sınıflandırılmıştır ve bulgular Tablo 1'de gösterilmiştir.

Tablo 1. Bulanık Kümeleme Sonuçları

Sınıflar	Doppler İşaretlerinin Sayısı	Doğru sınıflanan işaret sayısı
Mitral Darlık	25	22
Mitral Yetmezlik	25	23
Sağlıklı Mitral	25	23

Tablo 1'de görüldüğü gibi 25 mitral darlık hastasından 22 tanesi, 25 mitral yetmezliği hastasından 23 tanesi ve 25 sağlıklı işaretten 23 tanesi doğru olarak sınıflandırılmıştır.

Ayrıca sınıflama performansını belirleyebilmek için duyarlılık (sensitivity) ve belirlilik (specificity) analizi yapılır. Duyarlılık değeri uzman hekim ile aynı hastalık teşhis sayısının; uzman hekimin yapmış olduğu toplam hastalık teşhis sayısına bölünmesi ile elde edilir. Doğru Pozitif oranı olarak da adlandırılan duyarlılık;

$$\text{Duyarlılık} = DPO = \frac{DP}{DP + YN} \quad (8)$$

formülüyle hesaplanır. Doğru Pozitif (DP) hastalıklı verilerin doğru sınıflandırılma sayısını, Yanlış Negatif (YN) sağlıklı verilerin yanlış sınıflandırılma sayısını ifade etmektedir. Böylece hastalıklı verilerin ne oranda başarı ile tahmin edilebildiği görülür. Diğer taraftan belirlilik değeri uzman hekimler ile aynı sağlıklı teşhis sayısının; uzman hekimlerin yapmış olduğu toplam sağlıklı teşhis sayısına bölünmesi ile elde edilir. Doğru Negatif oranı olarak da adlandırılan belirlilik;

$$\text{Belirlilik} = DNO = \frac{DN}{DN + YP} \quad (9)$$

formülüyle hesaplanır. Doğru Negatif (DN) sağlıklı verilerin doğru sınıflandırılma sayısını, Yanlış Pozitif (YP) ise hastalıklı verilerin yanlış sınıflandırılma sayısını belirtmektedir. Belirlilik sayesinde de sağlıklı verilerin hastalıklılardan ne oranda ayrılabilirdiği görülür. Tablo 2'de Mitral kapak hastalıklarına ait istatistiksel parametreler gösterilmiştir.

Tablo 2. Mitral Kapak Hastalıklarına Ait İstatistiksel Parametreler

İstatistiksel Parametreler	Değer (%)
Belirlilik	92
Duyarlılık	90
Doğru Sınıflama Oranı	90,67

Tablo 2’de belirtildiği gibi belirlilik oranı %92, duyarlılık oranı %90, doğru sınıflama oranı da %90,67 dir.

4. Sonuçlar

Çeşitli hastalar üzerinde yapılan bu çalışmada kalp mitral kapakçığında meydana gelen daralmaların ve yetmezliğin kan akışını nasıl etkilediği incelenmiştir. Bu hastalardan elde edilen Doppler sinyallerine, HFD analiz yöntemi uygulanmış ve bulanık kümeleme ile sınıflandırılmıştır. Böylelikle uzman hekime hastalık teşhisinde yardımcı olabilecek bir sistem geliştirilmiştir.

Bu çalışma 107E195 numaralı TÜBİTAK Kariyer Projesi tarafından desteklenmektedir.

Kaynaklar

- [1] Satomura, S., “Study of flow patterns in peripheral arteries by ultrasonics”, Journal of Acoustical Society of Japan, 15: 151 – 158, 1959.
- [2] Wright I. A, Gough A. J, Rakebrant F, wahab M, Woodcock J. P., “Neural network analysis of doppler ultrasound blood flow signals: a pilot study”, Ultrasound in Med. and Biol.,23: 683-690, 1997.
- [3] Hatle, L., Angelsen, B., “Doppler ultrasound in cardiology. Physical and clinical applications”, 2nd edn, Lea and Febiger, Philadelphia,1982.
- [4] Masulli, F.,Schenone, A.,“A fuzzy clustering based segmentation system as support to diagnosis in medical imaging”,Artificial Intelligence in Medicine,16: 129-147, 1999.
- [5] Yang, M.,Hu, Y., Lin, K.,Lin, C., “Segmentation techniques for tissue differentiation in MRI of Ophthalmology using fuzzy clustering algorithms”, Magnetic Resonance Imaging, 20: 173-179, 2002.
- [6] Güler, İ.,Hardalaç, F., Barışçı, N., “Application of Fuzzy analyzed cardiac Doppler signals yo fuzzy algorithm”, Computers in Biology and Medicine, 32:435-444, 2002.
- [7] Assen, H.,Danilouchkine, M., Frangi, A.,Ordas, S., Westenberg. J., Reiber, J., Lelieveldt, B., “SPASM: A 3D-ASM for segmentation of Sparse and arbitrarily oriented cardiac MRI data”, Medical Image Analysis, 10:286-303, 2006.
- [8] Ceylan, M.,ceylan, R., Dirgenali, F.,Kara, S., Özbay, Y., “Classification of carotid artery Doppler signals in early phase of atherosclerosis using complex-valued artificial neural network”, Computers in Biology and Medicine, 37: 28-36, 2007.
- [9] Kay, S.M., Marple, S.L., “Spectrum analysis- A modern perspective”, Proc. IEEE, 69: 1380-1419, 1981.
- [10] Ross, T.J., “Fuzzy Logic with Engineering Applications”, McGraw-Hil., 1995.
- [11] Larry, Y.L., Richard, S.C., “A nonstationary signal simulation model for continuous wave and pulsed Doppler ultrasound”, IEEE Transactions On Ultrasonics Ferroelectrics and Frequency Control, 21: 522-530, 1989.
- [12] Bezdek, J. C. “Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms”, Plenum, NY., 1981.
- [13] Sousa, J.M.C, Kaymak, U., “Fuzzy Decision Making in Modeling and Control”, World Scientific,2002.
- [14] Jang, J.S.R., Sun, C.T., Mizutani, E.,“Neuro-Fuzzy and Soft Computing”, Prentice Hall, 1997.