

# Karınca koloni optimizasyonuna dayalı yeni bir aritmi sınıflama tekniği

Ali NİZAM\*, Mehmet KORÜREK

İTÜ Fen Bilimleri Enstitüsü, Biyomedikal Mühendisliği Programı, 34469, Ayazağa, İstanbul

## Özet

*Bu çalışmada, Elektrokardiyogram (EKG) işaretlerinde ortaya çıkan aritmilerin Karınca Koloni Optimizasyon (KKO) temelli kümeleme teknikleri ile sınıflanması gerçekleştirilmiştir. Kullanılan EKG işaretleri MIT-BIH aritmi veritabanından alınmıştır. Yapılan uygulamada zaman uzayı öznelikleri ve frekans uzayında Ayrık Dalgacık Dönüşüm (ADD) öznelikleri analiz edilmiştir. ADD öznelik sayısı zaman uzayındaki öznelik sayısıyla karşılaştırıldığında oldukça fazla olduğundan Temel Bileşen Analizi (TBA) vasıtasıyla farklı bir uzaya dönüştürülerek boyutları azaltılmış ve en yüksek enerjiye sahip öznelikler seçilmiştir. Frekans uzayında seçilen bu öznelikler zaman uzayında seçilen öznelikler ile birleştirilerek sınıflayıcıya verilecek toplam giriş vektörü elde edilmiştir. Zaman uzayında, frekans uzayında ve her ikisi birlikte olacak şekilde farklı öğrenme ve test kümeleri oluşturularak sonuçları mukayese edilmiştir. KKO temelli sınıflayıcının başarımını test etmek ve doğrulamak için yapılan çalışmaya paralel olarak Kohonen ağı ve Geri Yayılımlı Yapay Sinir Ağı (GYSA) sistemi geliştirilmiştir. Geliştirilen algoritmaların testi için MIT-BIH veritabanında 360 Hz ile LMII kanalından örneklenen 6 farklı ve önemli aritmi sınıfı kullanılmıştır. Normal sinus ritmi, erken karıncık atımları ("premature ventricular contraction", PVC), erken kulakçık atımları ("atrial premature contraction", APC), sağ dal blok ("right bundle branch block", RBBB), karıncık füzyonu ("ventricular fusion", F) ve füzyon ("fusion", f). Zaman uzayındaki ve frekans uzayındaki özneliklerin birlikte kullanılmasının başarımı artırdığı görülmüştür.*

**Anahtar Kelimeler:** Elektrokardiyogram, aritmi sınıflama, temel bileşen analizi, karınca koloni optimizasyonu.

\*Yazışmaların yapılacağı yazar: Ali NİZAM. Alinizam99@gmail.com; Tel: (212) 285 67 85.

Bu makale, birinci yazar tarafından İTÜ Fen Bilimleri Enstitüsü, Biyomedikal Mühendisliği Programı'nda tamamlanmış olan "Karınca koloni optimizasyonuna dayalı yeni bir aritmi sınıflama tekniği" adlı doktora tezinden hazırlanmıştır. Makale metni 24.12.2008 tarihinde dergiye ulaşmış, 18.02.2009 tarihinde basım kararı alınmıştır. Makale ile ilgili tartışmalar 30.06.2011 tarihine kadar dergiye gönderilmelidir.

Bu makaleye "Nizam, A., Korürek, M., (2011) 'Karınca koloni optimizasyonuna dayalı yeni bir aritmi sınıflama tekniği', İTÜ Dergisi/D Mühendislik, 10: 1, 21-30" şeklinde atıf yapabilirsiniz.

## **A novel arrhythmia classification method based on ant colony optimization**

### **Extended abstract**

*Electrocardiogram is widely used in cardiology since it consists of effective, simple, noninvasive, low-cost procedures for the diagnosis of cardiovascular. The state of cardiac heart is generally reflected in the shape of ECG waveform and heart rate. Cardiac arrhythmia is any of a group of conditions in which the electrical activity of the heart is irregular or is faster or slower than normal. There are many inherited conditions and heart diseases that can cause ECG signals arrhythmia occurrence.*

*The one of the most difficult problem faced by today's automatic ECG analysis is the large variation in the morphologies of ECG waveforms. The ECG waveforms may differ for the same patient to such extend that they are unlike to each other and at the same time alike for different types of beats. In last decades, cluster analysis, has been combined with other techniques, has been used to overcome these difficulties in many areas of ECG processing, such as classification of ECG arrhythmias, ECG feature selection, ECG character points detection, classification of ECG morphology.*

*In this paper, Ant Colony Optimization (ACO) based clustering analysis of ECG arrhythmias taken from the MIT-BIH Arrhythmia Database is proposed. Both time domain and discrete wavelet transform based frequency domain features are used in the analysis.*

*Mainly, three operations must be implemented for computer aided classification: 1) preprocessing 2) feature extraction, 3) classification.*

*Preprocessing stage contains filtering, baseline detection and correction, the detection of ECG signal's characteristic points and normalization.*

*Feature extraction is the process in order to determine the different coefficients for describing the ECG waveform. In this work, in order to extract the best features that will represent the structure of ECG signals, methods based on time domain features and Discrete Wavelet transforms are used. Since the numbers of wavelet coefficients are huge amount as compared to the time domain parameters,*

*principle component analysis based compression is applied on them in order to decrease their number to the same level of time domain features. Then, the reduced number of frequency parameters is combined with the time domain features in order to get the total feature sets. Different types of feature sets are tried and the classification results are compared. These are; rare time domain feature set, rare frequency domain feature set and the mixture of them.*

*Third stage is the classification of ECG signals according to their feature sets. In this thesis, Ant Colony Optimization (ACO) based clustering analysis of 6 different type arrhythmias taken from the MIT-BIH Arrhythmia Database is proposed. These are normal sinus rhythm, premature ventricular contraction, atrial premature contraction, right bundle branch block, ventricular fusion and fusion. Both time domain and wavelet based frequency domain features are used in the analysis. In ACO method, the k-nearest neighborhood classification algorithm is used to determine the ECG signals' class. Kohonen and back propagation neural network algorithms are developed in parallel to verify and measure the ACO classifier's success.*

*The ACO based classification method is depends on a learning method that can be called semi-supervised. In the stage of construction of intra-class cluster, the label of input sample's class is known but the clusters are determined by algorithm. Therefore the proposed system's success is compared with the supervised back propagation neural network and unsupervised Kohonen networks. Because the back propagation neural network is one of the most used methods in literature the comparison with ACO method is important also.*

*Kohonen networks are is similar learning algorithm with ACO clustering. They are unsupervised networks having competitive learning scheme with Euclidean distance based "winner-takes-all" rule. Classes of feature vectors in the input space are not known at the beginning. Nodes are determined then labeled by a labeling process.*

*Comparisons results indicate that the mixture feature set give a better success for classification.*

**Keywords:** *Electrocardiogram, arrhythmia classification, principal component analysis, ant colony optimization.*

## Giriş

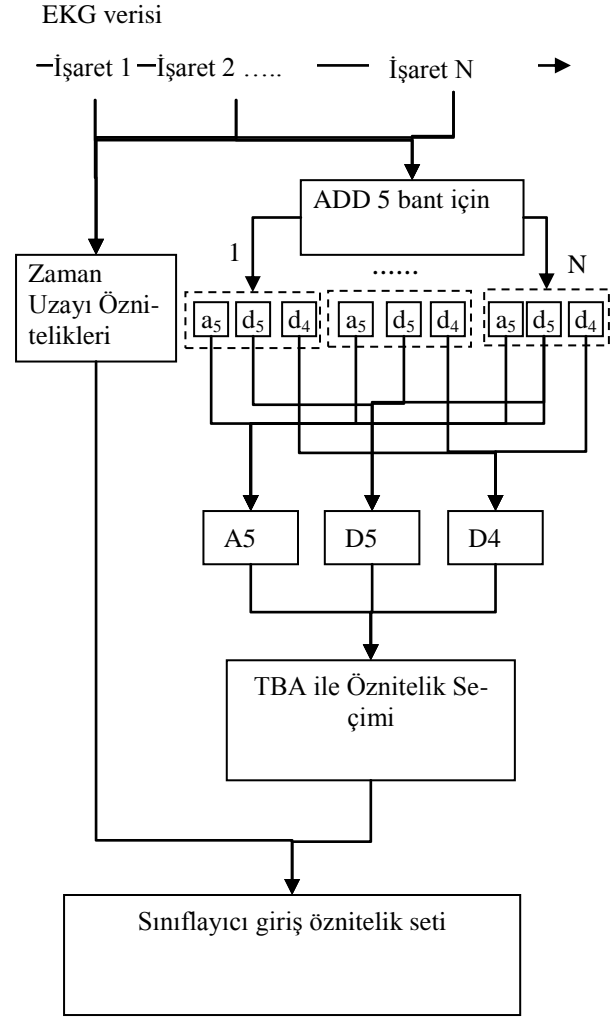
Elektrokardiyogram (EKG) işareti, kalbin çalışma şekliyle alakalı birçok bilgiyi içermesi, taşınabilir ve düşük maliyetli cihazlar vasıtasıyla kolayca toplanabilmesi nedeniyle kalp hastalıklarının teşhisi ve tedavi yönteminin belirlenmesinde en çok kullanılan yöntemlerden biridir. EKG işaretlerinde ortaya çıkan ritim ve şekil bozuklukları (aritmiler) kalp kriz belirtilerinin önceden tespiti, kalbin çalışma bozukluklarının teşhisi gibi alanlarda yoğunlukla kullanılmaktadır.

EKG işaretinin bilgisayar ortamında işlenmesinde karşılaşılan en önemli problemlerden biri EKG dalga şeklindeki değişkenliktir. Aynı hastadan farklı zaman ve şartlarda alınan EKG işaretinde dahi şekil ve ritim farklılıkları olabilmektedir. Geçtiğimiz on yıllarda, EKG analizine kümeleme temelli algoritmalar diğer tekniklerle birlikte kullanılarak bu güçlüklerin azaltılmasına çalışılmıştır. Bu tekniklerin kullanıldığı alanlar EKG aritmi sınıflama, EKG öznitelik seçimi, EKG karakteristik noktalarının bulunması ve EKG şekil analizlerinin yapılması olarak belirtilebilir.

Bu çalışmada, MIT-BIH aritmi veritabanından alınan EKG işaretlerindeki aritmilerin Karınca Koloni Optimizasyonu (KKO) temelli kümeleme teknikleri ile sınıflanması gerçekleştirilmiştir.

EKG işaretinin işlenmesi temelde üç safhadan oluşmaktadır (Şekil 1). İlk safhada ön işlemler diyebileceğimiz işaretin gürültü etkisinden temizlenmesi, taban hattında meydana gelebilecek kaymaların düzeltilmesi gerçekleştirilmektedir.

İkinci safha, işaretin ayırt edici özelliklerinin belirlenmesi için özniteliklerinin çıkartılmasıdır. Yapılan çalışmada zaman ve frekans uzayındaki öznitelik kullanılmıştır. Frekans uzayındaki özniteliklerin çıkartılması için Ayrık Dalgacık Dönüşümü (ADD) kullanılmıştır. ADD öznitelik sayısı zaman uzayındaki öznitelikle sayısıyla karşılaştırıldığında çok daha fazla olduğundan Temel Bileşen Analizi (TBA) vasıtasıyla farklı bir uzaya dönüştürülerek boyutları azaltılmış ve en yüksek enerjiye sahip öznitelikler seçilmiştir.



Şekil 1. Özniteliklerin çıkartılması akış diyagramı

Üçüncü safha, işaretin seçilen özniteliklere göre sınıflanmasıdır. Bu amaçla zaman ve frekans uzayında seçilen öznitelikler önce Karınca Koloni Optimizasyonu (KKO) teorisine dayanan bir algoritma ile kümelendi. İşaretin hangi sınıfa ait olduğunun belirlenmesi için k en yakın komşuluk sınıflayıcı kullanılmıştır. Yeni geliştirilen sistemin başarımının mukayese edilebilmesi için paralel olarak Kohonen ve GYYSA uygulamaları geliştirilmiştir. Son safhada geliştirilen algoritmanın test edilmesi ve sonuçların mukayesesi gerçekleştirilmiştir.

## Materyal ve yöntem

KKO optimizasyonu temelli aritmi sınıflama çalışmasında MIT-BIH veritabanında 360 Hz ile MLII kanalından örneklenen 6 farklı ve önemli aritmi tipi kullanılmıştır. Normal sinus aritmi,

erken karıncık atımları (“premature ventricular contraction”, PVC), erken kulakçık atımları (“atrial premature contraction”, APC), sağ dal blok (“right bundle branch block”), karıncık füzyonu ve füzyon (Tablo 1).

Tablo 1. Aritmi tipine göre seçilen örnek sayısı

Aritmi tipi	Adet
Normal	6622
Füzyon	127
PVC	1395
RBBB	127
APC	323
Karıncık Füzyonu	177
TOPLAM	8771

### Ön işlemler

Bu aşama EKG işaretinin gürültüden arındırılması için filtre uygulanması ve taban hattında meydana gelebilecek kaymaların düzeltilmesi işlemlerini ihtiva etmektedir.

EKG işaretindeki gürültünün birçok kaynağı vardır. EKG işaretini kaydeden cihazdan kaynaklanan gürültüler, vücut yüzey direnci ve vücuttaki EKG haricindeki diğer işaretlerin oluşturduğu gürültüler sayılabilir. Gürültüler alçak ve yüksek frekanslı olabilirler. Bu yüzden bir çentik filtre tasarımı yapılmıştır.

EKG işareti önceki kısımda bahsedilen gürültülerden dolayı taban hattında değişkenlik gösterebilir. İşaretin taban hattındaki kaymanın önüne geçilebilmesi için *medyan filtre* yaklaşımı kullanılmıştır. Bir diziyeye pencere fonksiyonu uygulanması ve bu pencerenin medyan değerinin bulunmasına dayanan bu yaklaşım EKG işaretindeki keskin değişimlerin (R tepesi gibi) taban hattındaki kaymaya olan etkisini azaltmada standart ortalama alma işlemine göre daha iyi netice verdiği için tercih edilmiştir. Bulunan taban hattı işaretten çıkarılarak işaretin taban düzeltme işlemi yapılmıştır.

EKG işaretleri zaman içerisinde yürüme, koşma, uyku gibi aktiviteler dolayısı ile aynı hasta için dahi farklı şekiller alabilmektedir. Bu farklılığın etkisini ortadan kaldırmak için zaman uzayı pa-

rametreleri, kendilerinden önce gelen sekiz örneğin ortalamasına göre normalleştirilmektedirler. Normalleştirme yapılabilmesi için bir aritmi örneğinden önce art arda en az iki normal bir işaret gelmesi gereklidir. Bazı aritmi sınıfları için MIT\_BIH veritabanında bu şartı sağlayan örnek sayısı az olmaktadır. Bu tip aritmiler için normallerden sonra gelen, aynı sınıftan ve birbirini takip eden örnekler de test kümesine eklenmiştir.

### Öznitelik çıkarma

Öznitelik çıkartılması, EKG’de bulunan birçok farklı bilgi içerisinden işaretin sınıflanması için gerekli verilerin bulunmasıdır. (Şekil 1).

### Zaman uzayı öznitelikleri

Zaman uzayı öznitelikleri olarak, ilgilenilen örnekle öncesinde ve sonrasındaki örnek arasındaki RR süreleri, QRS genliği, QRS alanı, QT aralığı, QRS aralığı normalleştirme işlemi uygulanarak kullanılmıştır. R tepesi tespiti için MIT-BIH veritabanındaki yardımcı notlar (“annotation”) kullanılmıştır. İşaretin diğer zaman uzayı özniteliklerinin tespiti için Tompkins ve diğerlerine (1981) benzer bir yapı kullanılmıştır.

### Frekans uzayı öznitelikleri

Frekans uzayı öznitelikleri çıkarmak için ADD bantları kullanılmıştır. ADD kullanılarak işaretin farklı frekanslara ve bantlara bölünmesi işaret içerisindeki değişimlerin ve gürültünün detaylı incelenmesine imkân sağlamaktadır. ADD’de küçük değere sahip bantlar yüksek frekans bileşenlerini ve yüksek değerlere sahip bantlar da düşük frekans bileşenlerini yansıtır. ADD ana dalgacık fonksiyonu Daubechies 5 olarak seçilmiştir.

d4 bandı temel olarak QRS dalgasını göstermektedir. Ayrıca P dalgasının az bir yüzdesini de içerir. d4 bandının ağırlıkları QRS kompleksinin genliği ile bağımlıdır. d5 bandı P dalgasının önemli bir kısmını ve T ve QRS kısımlarını içerir. a5 bandı da QRS enerjisinin önemli bir kısmını ve P-dalgası ile alakalı bilgiler içerir.

### Temel bileşen analizi

Temel bileşen analizi genellikle işaretler içerisindeki gizli veri desenlerini bulmak ve bu sa-

yede çok boyutlu veri setlerinde boyut azaltma için kullanılan bir vektör uzayı dönüşümüdür.

ADD öznitelik sayısı zaman uzayındaki öznitelikle sayısıyla karşılaştırıldığında çok daha fazla olduğundan Temel Bileşen Analizi (TBA) vasıtasıyla farklı bir uzaya dönüştürülerek boyutları azaltılmış ve en yüksek enerjiye sahip öznitelikler seçilmiştir.

### İşaretin sınıflanması

İşaretin sınıflanması için seçilen öznitelikler ilk olarak KKO teorisine dayanan bir algoritma ile kümelendirilmiştir. Oluşan her küme bir sınıf gibi düşünülerek, işaretin hangi kümeye ait olduğu  $k$  en yakın komşuluk sınıflayıcı ile araştırılmıştır. Test örneği ile *Guassian* uzaklığı göre etiketli örnekler sıralanmıştır. Test örneği, en yakın  $k$  adet örnek içinde örnek sayısı en fazla olan kümeye sınıflanmıştır. Eğer en yakın örnek sayısı birden fazla küme için eşitse, örneklerinin toplam uzaklığı en küçük olan küme seçilmiştir. Yeni geliştirilen sistemin başarımı Kohonen ağı ve GYYSA ile mukayese edilmiştir.

### KKO ile kümeleme

Arılar, karıncalar ve hatta bakteriler hayatta kalma stratejilerini çok karmaşık grup davranış biçimleri ile gerçekleştirirler. Günümüzdeki bilim adamları bu davranış biçimlerini ayrıntılı inceleyip değişik uygulamalarında ilham almaktadır (Dorigo vd., 1991).

KKO algoritmasını temel alan başarılı kümeleme teknikleri de geliştirilmiştir (Tsai vd., 2003; Kuo vd., 2005). Bu algoritmanın ilk aşamasında karıncalar noktaları rasgele dolaşırlar. Bu esnada gittikleri yolun "Gaussian" uzaklığı ile ters orantılı olarak yola koku bırakırlar. Bu koku belli bir süre sonra uçacaktır. Belli sayıdaki döngüden sonra birbirine yakın noktalar arasındaki koku yoğunluğunun artacağı görülmüştür. Sonraki aşamada karıncalar koku miktarı fazla olan yolları tercih ederek buradaki koku miktarını daha da artırır. Kokunun süreye bağlı buharlaşması neticesinde uzun süre gezilmeyen yollarda koku azalacaktır. Önerilen yöntemde ziyaret edilecek yeni noktanın seçimi için rasgele seçilen noktalar içerisinde "Gaussian" uzaklığına

dayalı en kısa yol, yerel arama olarak kullanılmıştır. Bir önceki yol rasgele seçilen yollar içerisinde seçilmemiştir. Bu şekilde toplam tekrar sayısına kadar kümeler olgunlaşmaya devam eder. Sonuçta koku ortalamasına parametrik şekilde bağlı olarak kümeler birbirinden ayrılmış olur (Şekil 2). Karıncalar rasgele seçimle hareket ettiklerinden algoritma farklı sonuçlar üretebilmektedir.

İşaretin hangi sınıfa ait olduğunun belirlenmesi için  $k$  en yakın komşuluk sınıflayıcı kullanılmıştır.

### Kohonen ağı ve GYYSA ile sınıflama

Yaptığımız çalışmada Kohonen ve GYYSA teknikleri başarımın mukayesesi için kullanılmıştır.

Kohonen ağının düğüm sayısını, kazanç sabitini ve komşuluk sabitini belirlemek amacıyla 25 deneme yapılmış ve 9x9 düğüm yapısına sahip Kohonen ağının en iyi sonuçları verdiği gözlenmiştir. Ağın eğitiminde kazanç sabiti 0.9, komşuluk sabiti 0.002 ve döngü sayısı 5000 olarak seçilmiştir.

Çok katmanlı algılayıcı ("perception") (MLP) YSA'lar EKG işaret sınıflamasında kullanılan önemli bir ağ ("network") tipidir. Bizim çalışmamızda da, bir GYYSA kullanılmıştır. GYYSA yapısı (giriş öznitelik sayısı x 20 x 12 x 6) şeklinde belirlenmiştir.

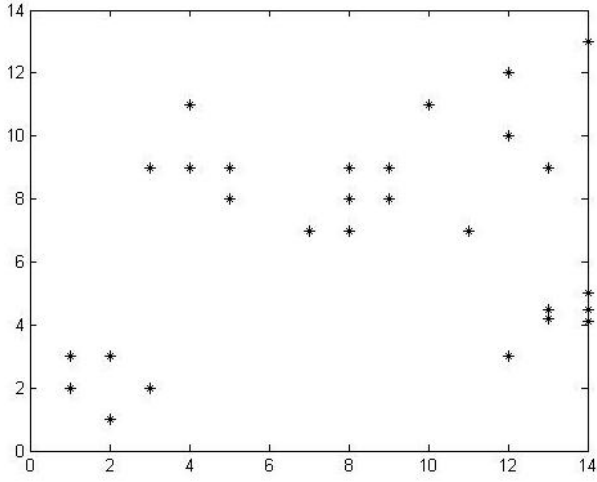
Tan-sigmoid transfer fonksiyonu gizli katmanlar için kullanılmıştır. Lineer transfer fonksiyonu purelin çıkış katmanında kullanılmıştır.

### Deneyisel çalışma sonuçları

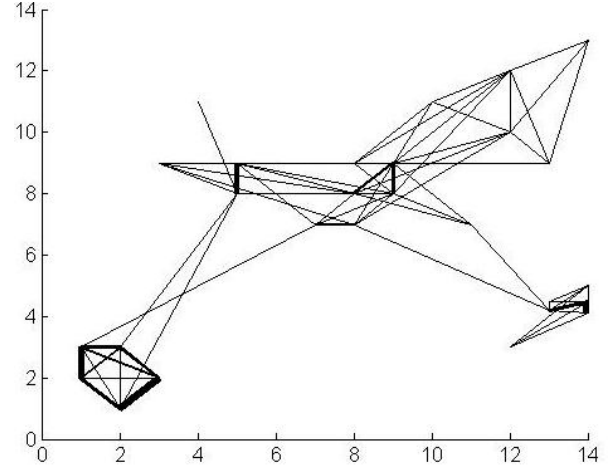
EKG işaretleri MIT-BIH EKG veritabanı MLII kanalından alınmıştır. Normal, PVC, APC, RBBB, karıncık füzyonu ve füzyon olarak altı farklı aritmi tipinin sınıflaması yapılmıştır. Örnekleme frekansı  $f=360\text{Hz}$  olarak belirlenmiştir.

Çalışmamızda duyarlık ("sensitivity") en kritik başarı faktörleri olarak belirlenmiştir. Duyarlık doğru olarak sınıflanan örneklerin tüm örnek kümesine oranı olarak tanımlanır.

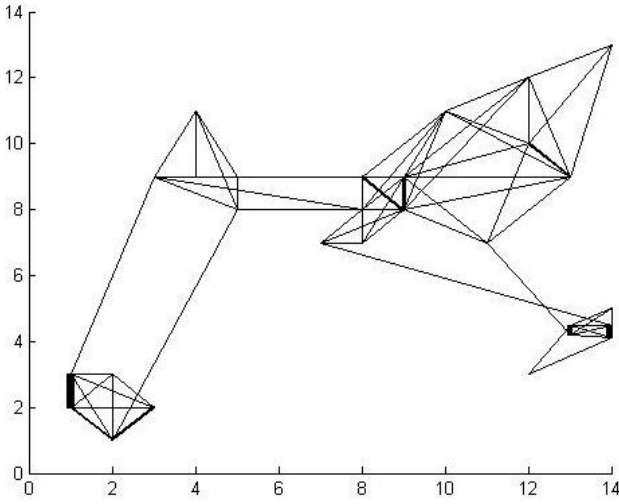
$$\text{Duyarlık} = 100 * TP / (TP + FN)$$



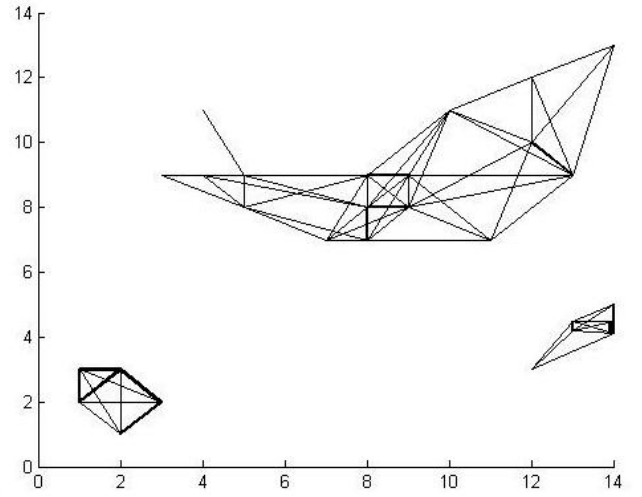
a) Noktalar



b) 5. döngü adımı



c) 10. döngü adımı



d) 15. döngü adımı

Şekil 2 KKO Yönteminde kümelerin olgunlaşması

### TBA kullanılarak öznitelik seçimi

TBA öznitelikleri sayısı sistemin başarımını direkt etkilemektedir. Gereksiz ve fazladan seçilen özellikler başarımı düşürmektedir. Bu yüzden ADD katsayıları her bant için birleştirmiş ve ara bir GYYSA sistemi ile her kanal için ayrı ayrı öznitelik sayısı bazında başarımlar hesaplanmıştır (Şekil 3).

Başarım oranının belli bir değere kadar arttığı sonrasında da bu artışın azaldığı ve hatta başarımın düştüğü görülebilmektedir. Ayrıca d4, d5 ve a5 bantlarından seçilen öznitelikler kullanılarak yapılan sınıflama başarımının daha yüksek olduğu da tespit edilmiştir. Bu durumda genel sınıflama işleminde kullanılacak öznitelikler d4,

d5 ve a5 kanallarının maksimum sınıflama başarımı verdiği öznitelikler olarak seçilmiştir. d4, d5 ve a5 kanallarının birlikte başarımı da ara bir GYYSA vasıtasıyla incelemiştir (Şekil 4). Toplam başarımın da belli bir değere kadar arttığı sonrasında da azaldığı görülebilir.

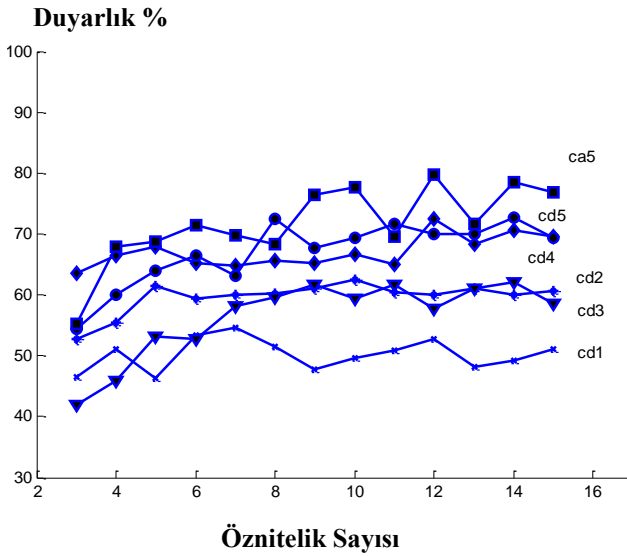
Çalışmada kullanılan eğitim kümesi aritmi sınıflarındaki örneklerden rasgele seçim yapılarak oluşturulmuştur (Tablo 2). Çalışmanın zaman uzayındaki öznitelikleri kullanan sonuçları Kohonen, GYYSA ve KKO için sırasıyla Tablo 3, Tablo 4 ve Tablo 5'te gösterilmiştir. Zaman ve frekans özniteliklerinin ortak bir giriş şeklinde sisteme verilmesi neticesinde yapılan sınıflamanın başarımı Kohonen, GYYSA ve KKO için

sırasıyla Tablo 6, Tablo 7 ve Tablo 8’de gösterilmiştir. Sistem genelindeki toplam sonuçlar Tablo 9’da verilmiştir. Sonuçlar hesaplanırken bir veri seti için algoritmayı 5 kere çalıştırılıp ortalama alma yoluna gidilmiştir. Böylece özellikle KKO, Kohonen ve GYYSA’nın farklı noktalara yakınsamasından dolayı farklı sınıflama başarımları elde edilmesinin sisteme etkisi azaltılmıştır. Tablo 9’daki sonuçlardan KKO temelli algoritmasının özellikle zaman frekans uzayı birlikte kullanıldığında sağladığı başarımlarını ortaya koymaktadır.

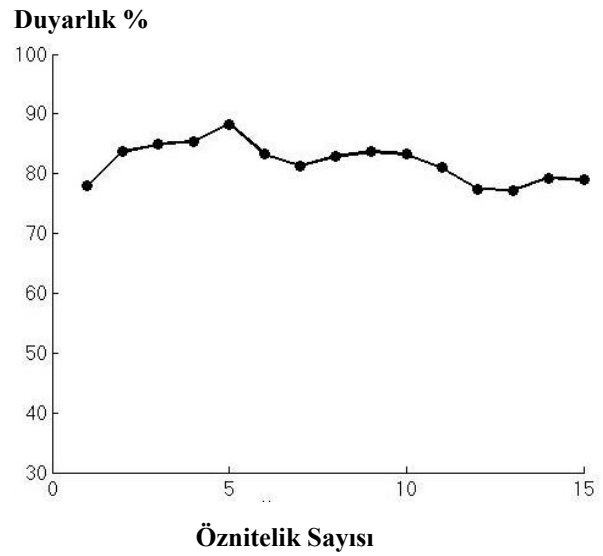
## Sonuçlar

Elde edilen sonuçlar aşağıdaki gibi özetlenebilir:

- Yapılan çalışmada aritmi analizinde KKO, ADD ve TBA tekniklerinin birlikte kullanılmasının sistem doğruluğunu artırma açısından faydalı olduğu gösterilmiştir. KKO ve k en yakın komşuluk ile gerçekleştirilen sınıflama Kohonen ve GYYSA’ya göre daha iyi duyarlık sonuçları üretmiştir.
- Zaman ve frekans uzayındaki özniteliklerin birlikte kullanılmasının sistem başarımlarını arttırdığı görülmüştür.



Şekil 3. ADD kanallarında PCA öznitelik adedi bazında başarımların oranı



Şekil 4. ADD d4, d5, a5 bantlarının PCA için birlikte ortak başarımların oranı

Tablo 2. Eğitim ve test kümesinde kullanılan örnek sayıları

	Normal	PVC	Karınca füzyonu	Füzyon	APC	RBBB
Eğitim	250	112	85	61	142	50
Test	6372	1283	92	66	181	127

Tablo 3. Kohonen ağı kullanılarak zaman uzayı öznitelikleri için duyarlık sonuçları

	Normal	PVC	Karınca Füzyonu	Füzyon	APC	RBBB	Başarım %
Normal	5581	47	9	11	24	3	87.63
PVC	39	1041	19	2	7	4	81.73
Karınca füzyonu	62	103	41	13	10	0	48.47
Füzyon	152	12	10	32	1	1	51.11
APC	526	67	5	1	119	1	73.66
RBBB	9	4	1	4	0	69	89.61
Genel (Ortalama) Başarım							72.04

- KKO ve GYYSA ile yapılan sınıflama da yaklaşık %90 başarımları sonucunu vermiştir. Bu durum seçilen öznelik setinin sınıflama problemine uygun olduğu manasına gelmektedir.
- ADD bantlarındaki öznelik sayısının çok olmasının sınıflayıcı performansını olumsuz etkilediği gözlemlenmiştir. Bu sorunu gidermek için ADD bantları üzerine TBA algoritması uygulanmıştır.
- TBA kullanıldığında seçilen öznelik sayısının başarımları etkilediği gözlemlenmiştir.
- Zaman ve frekans uzayı özneliklerinin birlikte kullanılması durumunda KKO ve Kohonen ağı kullanılarak yapılan sınıflamalarındaki başarımları artışı GYYSA'ya göre daha fazla olmuştur.

Tablo 4. GYYSA kullanılarak zaman uzayı öznelikleri için duyarlılık sonuçları

	Normal	PVC	Karınca Füzyonu	Füzyon	APC	RBBB	Başarımları %
Normal	5923	4	11	6	4	0	92.99
PVC	14	1190	3	1	6	0	93.42
Karınca Füzyonu	57	29	66	2	0	0	77.88
Füzyon	165	3	4	54	0	0	86.03
APC	191	48	0	0	151	0	93.91
RBBB	20	1	1	0	0	76	99.22
Genel (Ortalama) Başarımları							90.58

Tablo 5. KKO kullanılarak zaman uzayı öznelikleri için duyarlılık sonuçları

	Normal	PVC	Karınca Füzyonu	Füzyon	APC	RBBB	Başarımları %
Normal	5955	6	7	8	14	0	93.51
PVC	4	1162	4	0	1	0	91.22
Karınca Füzyonu	121	39	69	14	4	0	80.94
Füzyon	101	10	3	41	0	0	65.40
APC	171	54	1	0	142	0	87.95
RBBB	16	2	1	0	0	77	99.74
Genel (Ortalama) Başarımları							86.46

Tablo 6. Kohonen ağı kullanılarak zaman ve frekans uzayı öznelikleri için duyarlılık sonuçları

	Normal	PVC	Karınca Füzyonu	Füzyon	APC	RBBB	Başarımları %
Normal	5511	56	7	10	33	0	86.53
PVC	9	1126	10	11	1	2	88.41
Karınca Füzyonu	157	42	64	6	1	0	75.06
Füzyon	49	43	1	31	3	0	49.84
APC	640	3	2	5	124	0	76.89
RBBB	3	4	0	0	0	75	97.66
Genel (Ortalama) Başarımları							79.07



Tablo 7. GYSA kullanılarak zaman ve frekans uzayı öznitelikleri için duyarlık sonuçları

	Normal	PVC	Karıncık Füzyonu	Füzyon	APC	RBBB	Başarım %
Normal	5805	17	4	3	10	0	91.15
PVC	5	1154	4	1	1	0	90.57
Karıncık Füzyonu	344	24	72	2	0	0	84.94
Füzyon	30	24	3	57	0	0	89.84
APC	173	54	2	0	150	0	93.04
RBBB	11	1	0	0	0	76	98.70
Genel (Ortalama) Başarım							91.37

Tablo 8. KKO kullanılarak zaman ve frekans uzayı öznitelikleri için duyarlık sonuçları

	Normal	PVC	Karıncık Füzyonu	Füzyon	APC	RBBB	Başarım %
Normal	5951	6	3	4	13	0	93.44
PVC	3	1209	4	0	0	0	94.90
Karıncık Füzyonu	104	27	75	5	0	0	88.24
Füzyon	18	24	2	53	1	0	84.13
APC	290	4	1	1	147	0	91.30
RBBB	3	4	0	0	0	77	100.00
Genel (Ortalama) Başarım							92.00

Tablo 9. Sistem genelindeki duyarlık sonuçları

Algoritma Tipi		Normal	PCV	Karıncık Füzyonu	Füzyon	APC	RBBB	Toplam
KKO	Zaman Uzayı	93.51	91.22	80.94	65.40	87.95	99.74	86.46
	Zaman ve Frekans Uzayı	93.44	94.90	88.24	84.13	91.30	100	92.00
YSA	Zaman Uzayı	92.99	93.42	77.88	86.03	93.91	99.22	90.58
	Zaman ve Frekans Uzayı	91.15	90.57	84.94	89.84	93.04	98.70	91.37
Kohonen	Zaman Uzayı	86.53	88.41	75.06	49.84	76.89	97.66	72.04
	Zaman ve Frekans Uzayı	81.94	67.19	55.93	56.41	74.64	91.49	79.07

## Kaynaklar

Korürek, M., (1996). *Tıp elektroniğinde tasarım ilkeleri*, İ.T.Ü. Elektrik-Elektronik Fakültesi Ofset Baskı Atölyesi, İstanbul.

Yazgan, E. ve Korürek, M., (1996). *Tıp elektroniği*, İ.T.Ü. Elektrik-Elektronik Fakültesi Ofset Baskı Atölyesi, İstanbul.

Tompkins, W.J. ve Webster, J.G., (1981). Design of microcomputer based medical instrumentation, *Englewood Cliffs*, 398-9, Prentice-Hall.

Korürek, M. ve Nizam, A., (2008). A new arrhythmia clustering technique based on Ant Colony Optimization, *Journal of Biomedical Informatics*, Elsevier, 874-881.

- Ozbay, Y. ve Karlik, B., (2001). A recognition of ECG arrhythmias using artificial Neural Network, *Proceedings, 23<sup>rd</sup> Annual Conference, İstanbul, IEEE/EMBS*, 1680-3.
- Dorigo M., Maniezzo V. ve Colorni A., (1991). The ant system: An autocatalytic optimizing process, Technical Report, Milano, Italy, 91-106.
- Dorigo M. (1994). Learning by probabilistic boolean networks, *Proceedings, World Congress on Computational Intelligence - IEEE International Conference on Neural Networks*, Orlando, Florida, USA, 887-891.
- Dorigo, M. ve Stützle, T., (2004). Ant Colony optimization, MIT Press, ISBNc0-262-04219-3.
- Tsai, C.F., Tsai, C.W., Wu, H.C. ve Yang, T., (2003). A novel data clustering approach for data mining in large databases, *Computer Society, IEEE*, ISSN:1087-4089
- Kohonen, T., (1998). *Self-organization and associative memory*, Springer-Verlag.
- Kuo, R.J., Wang, H.S., Hu, T.L. ve Chou, S.H., (2005). Application of Ant K-Means on Clustering Analysis, *Computers and Mathematics with Applications*, Elsevier, 1709-1724
- Olmez, T. ve Dokur, Z., (2003). Application of InP Neural Network to ECG Beat Classification, *Neural Computer & Applications*, **11**, 144-155, Springer-Verlag London Limited.
- Li, C., Zheng, C. ve Tai, C., (1995). Detection of ECG characteristic points using Wavelet transforms, *IEEE Transactions on Volume 42. Biomedical Engineering*, **42**, 1, 21-28.
- Yu, S.N. ve Chen, Y.H., (2007). Electrocardiogram beat classification based on wavelet transformation and probabilistic neural network, *Pattern Recognition Letters*, Elsevier, ISSN:0167-8655.
- Wenyu, Y., Gang, L., Ling, L. ve Qilian, Y., (2003). ECG analysis based on Pca and Som, *IEEE International Conference on Neural Networks & Signal Processing*, Nanjing, China, 14-7.
- Zhou, S.H., Rautaharju, P.M. ve Calhoun, H.P., (1993). Selection of a reduced set of parameters for classification of ventricular conduction defects by cluster analysis, *Computers in Cardiology, IEEE*, 879-82.
- Shey, J.T., Lin, K.P. ve Chang, W.H., (1998). Measurement 12-lead ECG character points using line segment clustering technique, *Proceedings, 20<sup>th</sup> AYSA. Int. Conference IEEE*, Hongkong, China: Engineering in Medicine and Biology Society, 223-6.
- 
- <http://www.physionet.org/physiobank/database/vfdb/> (1.1.2008)