



Kahramanmaraş Sutcu Imam University Journal of Engineering Sciences



Geliş Tarihi : 22/06/2018
Kabul Tarihi : 25/09/2018

Received Date : 22/06/2018
Accepted Date : 25/09/2018

Ateş Böceği Algoritmasını Kullanarak Kardiyak Aritmi Teşhis

Cardiac Arrhythmia Diagnosis Using Firefly Algorithm

Yücel KOÇYİĞİT^{1*}, Selim DİLMAÇ²

¹ Manisa Celal Bayar Üniversitesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği, Manisa, Türkiye
² İstanbul Teknik Üniversitesi, Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği, İstanbul, Türkiye

*Sorumlu Yazar / Corresponding Author: Yücel KOÇYİĞİT, yucel.kocyigit@cbu.edu.tr

ÖZET

Elektrokardiyografik sinyallerdeki aritmileri otomatik olarak teşhis etmek ve kalp atım tipini sınıflandırma için yeni yöntemler geliştirilmektedir. Bu çalışmada, veri kümelemesi için Ateş böceği (AB) ve Bulanık C-Ortalama (BCO) algoritmalarını kullanarak K-En Yakın Komşuluk (K-EYK) yöntemiyle EKG aritmilerinin sınıflandırmasını gerçekleştirdik. Ateş böceği algoritmasının sonuçları, Bulanık C-Ortalama algoritması başarı sonuçları ile karşılaştırılmıştır. EKG verileri MITBIH veri tabanından elde edilmiştir. Ateş böceği ve Bulanık C-Ortalama algoritmalarını kullanarak, sınıflandırma doğruluk oranı sırasıyla %99,47 ve %99,54 olarak bulunmuştur.

ABSTRACT

New methods are being developed to automatically diagnose arrhythmias in electrocardiographic signals and classify the heart beat type. In this study, classification of ECG arrhythmias was performed by K-Nearest Neighbor method using Firefly and Fuzzy C-Means algorithms for data clustering. The results of the Firefly algorithm are compared with the results of the Fuzzy C-Means algorithm. ECG data were obtained from the MITBIH database. Using the Firefly and Fuzzy C-Means algorithms, the classification accuracy rate was found as 99.47% and 99.54% respectively.

Anahtar Kelimeler: Ateş Böceği Algoritması, Bulanık C-Ortalama, Kardiyak Aritmi, Sınıflandırma.

Keywords: Firefly Algoritma, Fuzzy C-Means, Cardiac Arrhythmia, Classification.

1. Giriş

Kalbin elektriksel aktivitesine elektrokardiyogram (EKG) denir ve temel olarak P-dalgası, QRS kompleksi ve T dalgasından oluşur. Bir kardiyoloğun özellikle Holter cihazı ile 24-48 saat arası uzun EKG kayıtlarını görsel olarak analizi, çok fazla kalp atışının incelenmesini gerektirdiğinden pratik değildir. Bir EKG kaydında aritmilerin tespit edilmesi için otomatik ve bilgisayar tabanlı analiz sistemi hala aktif bir araştırma çalışması konusudur (Korurek ve ark., 2010; Li ve ark., 2017; de Albuquerque ve ark., 2018;). Yüksek sınıflandırma başarı oranına ulaşmak için EKG sinyalinin en ayırt edici özelliklerinin çıkarılması önemlidir. Ayrıca bu otomatik sistemlerine yönelik aritmi tipleri için yüksek duyarlılık ve özgüllük değerlerine sahip olması amaçlanır.

Düzensiz kalp, normal atımlardan farklı özellikler taşıyan aritmilere sahiptir. Aritmiler farklı kalp rahatsızlıklarını temsil eder. Morfoloji, alan, uzunluk, genlik ve ana bölümler arasındaki zaman aralıkları gibi EKG sinyallerindeki dalgaların karakteristikleri normal atımla aritmik atımda farklıdır. Aynı aritmiler bazen farklı hastalarda farklı dalga özelliklerine sahip olabilir. Normal atımlar bile aynı hastada, hareketli veya istirahat durumu gibi farklı koşullarda farklılık gösterebilir. Bu nedenle, kalp atışı türleri (sınıflar) arasında bir çakışma olabilir, bu yüzden aritmi sınıflandırması daha da zorlaşır. Kardiyologların aritmileri otomatik olarak teşhis etmelerine yardımcı olmak için, otomatik, bilgisayar destekli EKG analizi ve aritmi tespit yöntemleri için yeni yöntemler geliştirilmiştir (Dogan ve ark., 2012; Yeh ve ark., 2012; Kutlu ve ark., 2011; Martis ve ark., 2013; Dilmaç ve ark., 2015; Elhaj ve ark., 2016; Chen ve ark., 2017; Jung ve ark., 2017; Li ve ark., 2017; de Albuquerque ve ark., 2018). Bu alanda çoğunlukla kullanılan iki terim kümeleme ve sınıflandırmadır.

Kümeleme, verileri kümeler halinde özerk olarak bölen denetimsiz bir öğrenme yöntemidir. Sınıflandırma, kümelemeye benzer bir terimdir, ancak farklı bir anlamı vardır: Sınıflandırıcı, öznitelik uzayından bir etiket kümesine eşleme yapan denetimli bir sistemdir. Temel olarak, önceden tanımlanmış sınıf etiketlerini örnekler atar. En popüler kümeleme yöntemlerinden biri, verimliliği ve basitliği nedeniyle keskin kümeleme yöntemi olan K-ortalama yöntemidir (Jain, 2010). Bununla birlikte, sonucun başlangıç küme merkezlerine seçimine duyarlı olması ve yerel minimuma yakınsaması gibi birtakım olumsuz özellikleri vardır (Selim ve ark., 1984). Bulanık kümeleme, verilerin analizi ve modellerin oluşturulması için

denetimsiz bir yöntemdir (Suganya ve ark, 2012). Birçok durumda, bulanık kümeleme, keskin kümelemeden daha doğaldır. Daha sağlam küme elde etmek için belirsizlik toleransını kullanır (Zhang ve ark, 2014).

Klasik kümeleme teknikleri yanında, popülasyon temelli doğadan ilham alan modern sezgisel yöntemler gibi literatürde yeni yaklaşımlar vardır. Son yıllarda, Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO) (De Falco ve ark, 2007), Karınca Kolonisi Optimizasyonu (KKO) (Korurek ve ark., 2010; Korurek ve ark., 2008; Dorigo ve ark., 2004), Yapay Arı Kolonisi (YAK) algoritması (Dilmaç ve ark., 2015; Zhang ve ark., 2010; Karaboga ve ark. 2011), Ateş böceği algoritması (Yang, 2008; Senthilnath ve ark., 2011) ve çeşitli hibrit algoritmalar (Dogan ve ark, 2012; Yan ve ark., 2012) gibi literatürde kümeleme problemlerine çeşitli sürü zekası algoritmaları getirilmiş ve uygulanmıştır.

Bu çalışmada, kardiyak aritmi teşhisi için Ateş böceği algoritması kullanılarak kümeleme işlemi yapılmış ve Bulanık C-ortalama algoritması ile karşılaştırılmıştır. Çalışmanın sağlamlığı açısından MITBIH veri tabanından alınan aritmi veri seti, 10 kat çapraz doğrulama kullanılmıştır. Yöntemin performansı, sınıflandırma doğruluğu açısından değerlendirilmiştir. Ayrıca, sistemin performansını ayrıntılı olarak analiz etmek için Karışıklık Matrisi, Duyarlılık, Özgüllük ve Keskinlik oranları sunulmuştur.

2. BULANIK C-ORTALAMA VE ATEŞ BÖCEĞİ ALGORİTMALARI

Nesneleri gruplara veya sınıflara ayıran kümeleme yöntemleri, denetimsiz öğrenmeye dayalı olarak geliştirilmiştir. Denetimsiz teknikte, eğitim veri seti, sadece verilerdeki sayısal bilgilere (yani, küme merkezlerine) dayanarak önce gruplandırılır ve daha sonra, analist tarafından bilgi sınıflarına eşleştirilir. Ele alınan veri kümeleri, her bir veri için sınıf bilgisini içerir. Bu nedenle kümelemede asıl amaç, küme merkezlerini, örüntülerin merkezlerine olan mesafelerinin toplamı olan hedef fonksiyonunu en aza indirerek bulmaktır.

2.1. Bulanık C-Ortalama Algoritması

Bulanık C-Ortalama algoritması, bir veri parçasının iki veya daha fazla kümeye ait olmasını sağlayan bir kümeleme yöntemi olup örüntü tanımda sıklıkla kullanılmaktadır (Bezdek, 1981; Karlık ve ark., 2009).

Aşağıdaki hedef fonksiyonunun en aza indirilmesine dayanır:

$$J_m = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^c u_{ij}^m \|x_i - c_j\|^2 \quad 1 \leq m < \infty \quad (1)$$

burada m , 1 'den büyük herhangi bir gerçekteki sayıdır. u_{ij} , j.nci kümedeki x_i 'nin üyelik değerini; x_i , b boyutlu i.nci ölçülen veriyi; c_j , b-boyutlu küme merkezlerini ve $\|*\|$ ölçülen veriler ile merkezler arasındaki benzerliği ifade eden ve Öklid uzaklığı olarak hesaplanan normu gösterir.

Bulanık bölümlenme, u_{ij} üyeliği ve c_j küme merkezlerinin güncellemesi ile Denklem 1'de gösterilen hedef fonksiyonun yinelemeli optimizasyonu ile gerçekleştirilir:

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left(\frac{\|x_i - c_j\|}{\|x_i - c_k\|} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad (2)$$

$$c_j = \frac{\sum_{i=1}^N u_{ij}^m x_i}{\sum_{i=1}^N u_{ij}^m} \quad (3)$$

Bu yineleme $\max_{ij} \{|u_{ij}^{k+1} - u_{ij}^k|\} < \varepsilon$ şartı sağlandığında durur, burada, ε , 0 ve 1 arasında bir sonlandırma kriteri, k yineleme sayısıdır. Bu işlem, yerel ya da global bir minimuma kadar yakınsar.

Algoritma aşağıdaki adımlardan oluşur:

- 1) $U=[u_{ij}]$ matrisine başlangıç değerleri ver.
- 2) k -adımında: U^k ye sahip $C^k=[c_j]$ merkez vektörlerini hesapla.
- 3) U^k , U^{k+1} güncelle
- 4) Eğer $\|U^{k+1} - U^k\| < \varepsilon$ ise DUR; değilse 2. Adıma dön.

2.2. Ateş böceği Algoritması

Ateş böcekleri karanlıkta parlama yeteneği olan böceklerdir. Ateş böceği (AB) algoritması için idealize edilmiş üç kural kullanılır: (i) ateş böcekleri için cinsiyet farkı göz önüne alınmaz, böylece bir ateş böceği, cinsiyetten bağımsız olarak diğer ateş böceklerini cezbeder; (ii) ateş böcekleri avını çekmek ve yiyecekleri diğerleriyle paylaşmak için daha fazla parlardır; (iii) çekicilik parlaklıkla orantılı olduğu için her bir ateş böceği ilk hareketini daha çok parlayan komşuya doğru yapar.

AB algoritması (Yang, 2008; Senthilnath ve ark., 2011), ateş böceklerinin yiyecek arama davranışlarını örnek alan ve sürü zekasına dayalı hedef fonksiyonların küresel optimizasyonunu bulmaya çalışan bir algoritmadır. AB algoritmasında, fiziksel varlıklar (ajanlar veya ateş böcekleri) arama alanına rasgele dağıtılır. Ajanlar, lusiferin denilen lüminesans özelliği taşıyan ve bununla orantılı ışık yayan ateş böcekleri olarak düşünülür. Her ateş böceği, diğer komşu ateş böceklerinin daha parlak ışıltısıyla cezbedilir. Mesafe arttıkça çekicilik azalır. Daha parlak bir ateş böceği yoksa, rastgele hareket eder. Başlangıçta, tüm ajanlar (ateş böcekleri) arama alanı boyunca rastgele dağılmıştır.

AB algoritmasının kümeleme uygulanmasında, karar değişkenleri küme merkezleridir. Küme merkezleri, tüm eğitim seti örnekleriyle bir küme merkezi arasındaki Öklid mesafelerinin toplamının en aza indirilmesiyle elde edilen karar değişkenleridir. Kümeleme için Denklem 4 teki hedef fonksiyonu (Karaboga ve ark, 2011; De Falco ve ark., 2007) çalışmalarındaki gibi alınmıştır.

$$f_i = \frac{1}{S_{Egit}} \sum_{j=1}^{S_{Egit}} d(x_j, p_i^{SN_{bilinen}(x_j)}) \quad (4)$$

Burada S_{Egit} eğitim veri set sayısıdır ve d mesafe toplamlarını $[0,1]$ arasında değişmesi için normalize eder. $p_i^{SN_{bilinen}(x_j)}$ veri tabanına göre ait olduğu sınıfı tanımlar.

Ateş böceği algoritmasının iki aşaması aşağıdaki gibidir:

1) Işık şiddeti değişimi: Işık şiddeti hedef değerlerle ilgilidir (Yang, 2008). Bu nedenle, bir maksimizasyon /minimizasyon problemi için, yüksek/düşük yoğunluklu bir ateş böceği, yüksek/düşük yoğunluklu başka bir ateş böceğini cezbedecektir. Bir ajanlar (ateş böcekleri) sürüsünün var olduğunu ve x_i , i .nci ateş böceği için çözüm olduğunu varsayarsak, buna karşılık $f(x_i)$ uygunluk değerini gösterecektir. Burada ateş böceğinin I parlaklığı, $f(x)$ hedef değerinin x mevcut konumunu yansıtacak şekilde seçilir.

$$I_i = f(x_i) \quad 1 \leq i \leq n \quad (5)$$

2) Çekici ateş böceklerine doğru hareket: Ateş böceğinin çekiciliği, yanındaki ateş böceklerinin gördüğü ışık yoğunluğu ile orantılıdır (Yang, 2008). Her ateş böceğinin ayrı β çekiciliği vardır, bu da sürünün diğer üyelerini ne kadar güçlü cezbedtiğini gösterir. Ancak β çekiciliği görecelidir, x_i ve x_j konumundaki i ve j ateş böcekleri arasındaki r_{ij} mesafeye göre değişir;

$$r_{ij} = \|x_i - x_j\| \quad (6)$$

Ateş böceğinin $\beta(r)$ çekicilik fonksiyonu

$$\beta(r) = \beta_0 e^{-\gamma r^2} \quad (7)$$

ile belirlenir. Burada β_0 , $r=0$ daki çekiciliktir ve γ , ışık emme katsayısıdır.

x_j konumundaki daha çekici(parlak) diğer j .nci ateş böceği tarafından cezbedilen x_i konumundaki i .nci ateş böceğinin hareketi,

$$x_i(t+1) = x_i(t) + \beta_0 e^{-\gamma r^2} (x_j - x_i) + \alpha \left(\text{rand} - \frac{1}{2} \right) \quad (8)$$

ile belirlenir. Burada üçüncü terim rasgelelik üreten parametredir.

Bu algoritmanın bir akış kodu aşağıda verilmiştir.

Ateş böceği Algoritması

```

Hedef fonksiyonu  $f(x)$ ,  $x=(x_1, \dots, x_d)^T$ 
 $\beta_0, \gamma, \alpha$  parametrelerine başlangıç değeri ata
n adet  $x_i$  ( $i=1, 2, \dots, n$ ) Ateş böceği başlangıç popülasyonunu üretin
 $f(x_i)$  ile belirlenen  $x_i$  deki  $I_i$  ışık yoğunluğunu hesaplayın
başla
  Tekrarla:
    for i=1 to n
      for j=1 to n
        if ( $I_j < I_i$ ),
          Denklem 8'i kullanarak d-boyutlu
            i.nci ateş böceğini j. nciye doğru hareket ettirin.
          end if
          Çekicilik  $\exp(-\gamma r)$  ile r mesafesine göre değişir.
          Yeni çözümleri oluşturun ve
          Denklem 5'i kullanarak ışık yoğunluğunu güncelleyin.
        end for j
      end for i
      Ateş böceklerini sıralayın ve mevcut en iyiyi bulun.
    Maksimum iterasyon ya da hedef fonksiyon minimum değışene kadar
bitir

```

3. VERİ SETİ

Analiz edilen EKG sinyalleri MITBIH veri tabanından elde edildi (Moody ve ark., 1992). Bu çalışmada kullanılan veriler, MIT-BIH veri tabanının 100, 105, 16, 119 ve 209 kayıtlarından elde edilmiştir. Bu veriler, gürültü içerdiklerinden dolayı filtrelenmeleri gerekir. Normalizasyon için, her bir atımın öznitelikleri, son sekiz normal atımın özniteliklerinin aritmetik ortalamasına bölünür.

Gürültüleri filtrelemek ve EKG sinyalindeki P, QRS ve T dalgalarının başlangıç, tepe ve son noktalarını belirlemek için Physionet yazılım kütüphaneleri “ecgpuwave ve physio toolkit/rdann, rdsamp” kullanılmıştır.

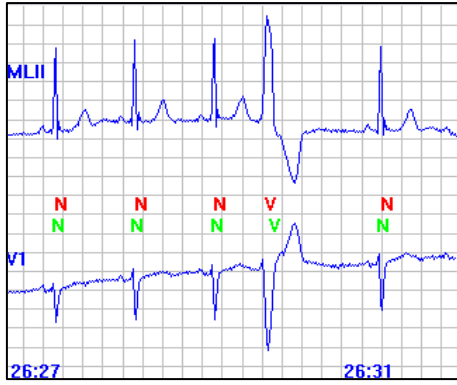
Daha sonra analiz edilen her bir atım için zaman alanına ait çeşitli öznitelik değerleri hesaplanmıştır. Bazı öznitelikler diğerlerinden daha fazla farklılığa sahip olduğu için grafikleri üzerinde yapılan görsel incelemeyle ve diverjans analizini kullanarak dört adet öznitelik belirlenmiştir (Dilmaç ve ark., 2015).

- Mutlak QRS alanı,
- R-R tepeleri arasındaki minimum değer, (negatif tepe, çoğunlukla S dalga genliği)
- $R(t)-R(t-1)$ arasındaki zaman aralığı,
- $R(t+1)-R(t)$ arasındaki zaman aralığı.

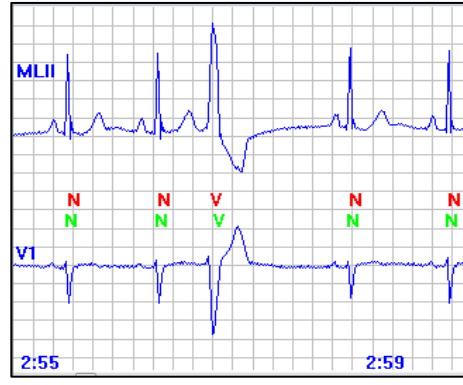
Bu çalışmada, Normal atımların yanı sıra Prematüre Ventriküler Kasılma (PVC) tipi ve Atriyal Erken Vuru (APB) tipi aritmiler de incelenmiştir. Ventrikül kaynaklı erken atımlar genellikle PVC olarak adlandırılır, ancak birbirleri arasında farklılıklar vardır. Bu çalışmada, iki farklı morfolojiye sahip toplam dört tip PVC atım ele alınmıştır (Şekil 1 a,b,c,d) (Dilmaç ve ark., 2015). Atriyum kaynaklı erken atımlar APB olarak adlandırılır, benzer şekilde APB tipi atımlarda da farklılıklar vardır. Bu çalışmada iki tip APB atımı incelenmiştir (Şekil 1 e,f) (Dilmaç ve ark., 2015). Tablo 1’de çalışmada kullanılan normal atım ve aritmi tiplerinin sayıları görülmektedir.

Tablo 1. EKG Artimi Tipleri ve Sayıları

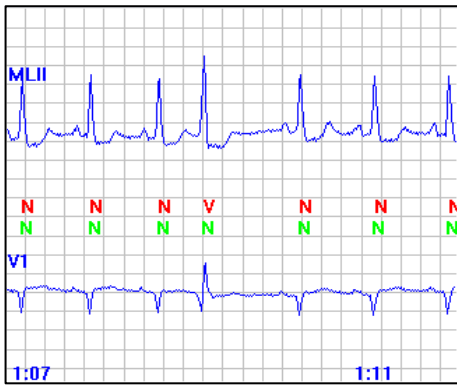
		Atım Tipi					
Toplam	N	PVC1	PVC2	PVC3	PVC4	APB1	APB2
1252	300	90	328	62	57	151	264



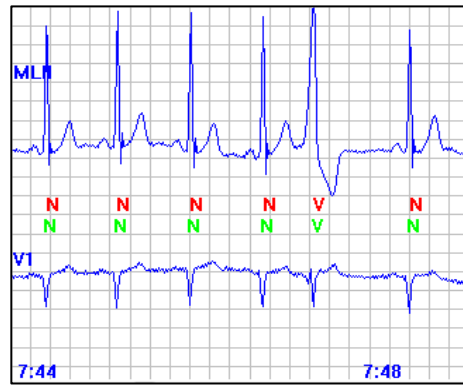
a) PVC1



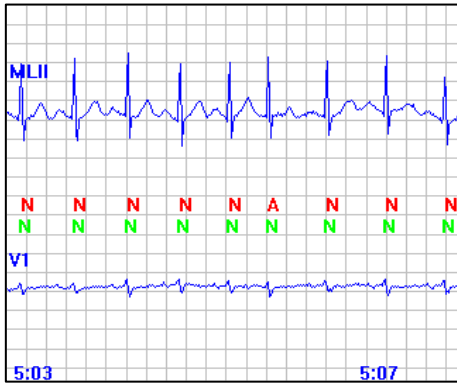
b) PVC2



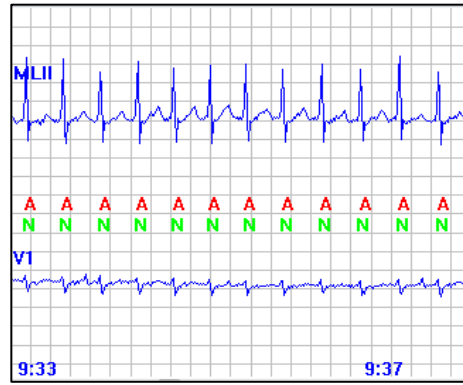
c) PVC3



d) PVC4



e) APB1



f) APB2

Şekil 1. Normal Atımlarla Birlikte Prematüre Ventriküler Kasılma (PVC) Tipi ve Atriyal Erken Vuru (APB) Tipi Aritmiler

4. PERFORMANS DEĞERLENDİRMESİ

Şekil 2'de gösterildiği gibi, çapraz doğrulama sonuçları bir Karışıklık Matrisinde verilmiştir. Burada dört olası sonuç vardır; Pozitif bir örnek doğru olarak sınıflandırılmışsa, doğru pozitif (DP), aksi halde yanlış negatif (YN) olarak sayılır; Negatif örnek doğru sınıflandırılırsa, doğru negatif (DN), aksi halde yanlış pozitif (YP) olarak sayılır (Koçyiğit, 2016).

		Tahmin Edilen Sınıf	
		tahmin edilen pozitif	tahmin edilen negatif
Gerçek Sınıf	gerçek pozitif	DP	YN
	gerçek negatif	YP	DN

Şekil 2. Karışıklık Matrisi

Karışıklık Matrisinden dört performans göstergesi aşağıdaki gibi hesaplanabilir:

- 1) Doğruluk: Sınıflandırıcının genel başarısını gösterir.
Doğruluk=(DP+DN)/(DP+YN+YP+DN)
- 2) Duyarlılık: Sınıflandırıcının gerçek sınıfı keşfetme yeteneğinin bir göstergesidir.
Duyarlılık=DP/(DP+YN)
- 3) Özgüllük: Sınıflandırıcının diğer sınıfları tanımlama yeteneğinin bir göstergesidir.
Özgüllük=DN/(DN+YP)
- 4) Kesinlik: Sınıflar çok dengesiz olduğunda, gerçek sınıfı tahmin başarısının yararlı bir ölçütüdür.
Kesinlik=DP/(DP+YP)

5. DENEYSEL SONUÇLAR VE TARTIŞMA

Çalışmada biri normal olmak üzere 7 farklı atım tipinin sınıflandırması AB ve BCO algoritmalarıyla birlikte K-EnYakın Komşuluk yöntemi kullanılarak gerçekleştirildi. AB algoritması için 20 adet başlangıç ateş böceği popülasyonu, $\beta_0=1$, $\gamma=1$ ve $\alpha=0.2$ alındı. Aynı parametre değerleri Yang tarafından çoğu uygulama için önerilmiştir (Yang, 2008). Ateşböcekleri arama alanına rastgele yerleştirildikten sonra, en parlak ateşböceği ile işbirliğine dayalı yerel arama planına eşdeğer olan $\beta_0=1$ parametresi, özellikle komşuları olmak üzere diğer ateşböceklerinin konumunu belirlemiş olur. $\gamma=1$ parametresi değeri, iletişim halindeki ateşböceğinden artan mesafeye bağlı olarak ışık yoğunluğunun değişimini belirler, tam rastgele arama ile sonuçlanır. Çalışmada AB ve BCO algoritmalarının karşılaştırılması hedef alındığı için sınıflama yöntemi olarak kullanılan K-EYK için K=3 değeri sabit tutulmuştur.

Global atım sınıflandırması için önerilen yöntemlerin güvenilirliğini ve kararlılığını daha fazla doğrulamak için 10-katlı çapraz doğrulama tekniği kullanılır. Daha açık olarak ifade edilirse, tüm atımların seti 10 alt gruba bölünür ve önerilen yöntem 10 kez tekrarlanır. Her defasında, test seti olarak 125 atım içeren 10 alt gruptan biri kullanılır ve diğer 9 alt grup bir eğitim seti oluşturmak için bir araya getirilir.

Çalışmada, metasezgisel yöntemlerinden AB algoritması kardiyak aritmi tanı probleminde uygulanmış ve BCO algoritması ile sonuçları karşılaştırılmıştır. AB ve BCO algoritmaları kullanılarak başta verilen küme merkez sayısına göre eğitim setinde herbir sınıf için küme merkezleri bulunur. Sonra K-En Yakın Komşuluk yöntemiyle test seti sınıflandırılır. Her denemede elde edilen sınıflama sonuçları Şekil 2' de gösterildiği gibi Karışıklık Matrisine yerleştirilir ve Doğruluk, Duyarlılık, Özgüllük ve Kesinlik değerleri hesaplanır. Tablo 2 ve 3'te 10 deneme boyunca elde edilen sınıflama sonuçlarının toplamı ve sınıflara ait performans değerlerinin ortalaması verilmektedir. Her aritmi tipinin her katta bulunan sınıflama değerlerinin toplamı, mesela Normal atım için 10 deneme sonucunda toplam 298 kez doğru ve 2 kez yanlış sınıflandığı görülmektedir. Yine her bir aritmi için ortalama Doğruluk, Duyarlılık, Özgüllük ve Kesinlik değerleri hesaplanarak Tabloda yer almaktadır. Daha sonra, her bir yöntemin performansını bulmak için tüm 10 deneme boyunca bulunan sonuçlardan hesaplanan ortalama Doğruluk, Duyarlılık, Özgüllük ve Kesinlik sonuçları Tablo 4' te gösterilmiştir

Tablo 2. AB (3 merkez) ve K-EYK Algoritmaları için Aritmilere ait Tüm Katlarda Bulunan Toplam Sınıflama ve Ortalama Performans Sonuçları

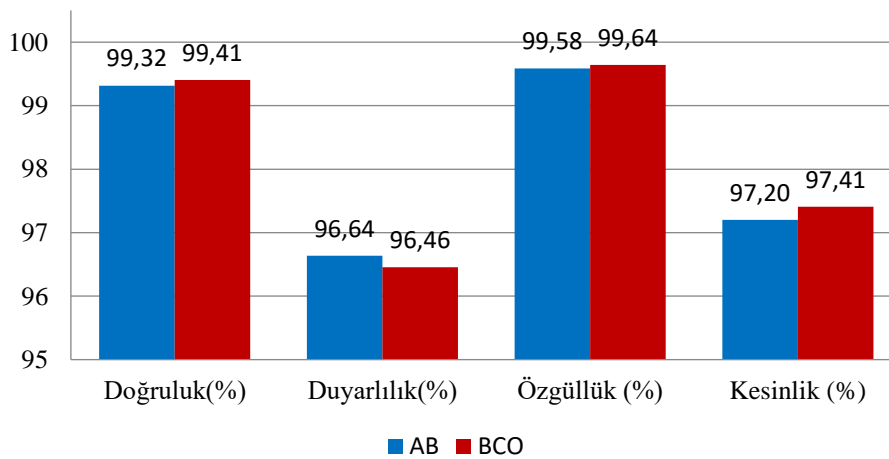
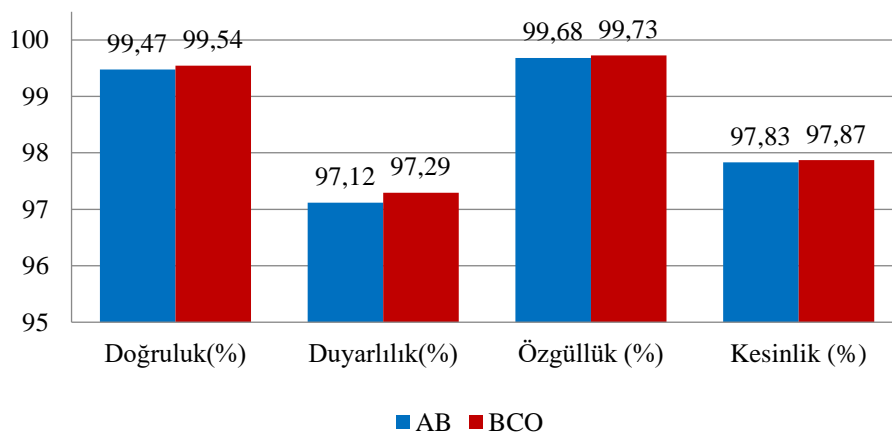
	N	PVC1	PVC2	PVC3	PVC4	APB1	APB2	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Özgüllük (%)	Kesinlik (%)
N	298	0	0	0	1	1	0	98,88	99,33	98,74	96,29
PVC1	0	86	4	0	0	0	0	99,68	95,56	100	100
PVC2	0	0	328	0	0	0	0	99,68	100	99,57	98,81
PVC3	0	0	0	56	6	0	0	99,52	94,00	100	100
PVC4	0	0	0	0	54	3	0	99,12	94,67	99,33	88,93
APB1	4	0	0	0	1	146	0	99,12	96,67	99,45	96,36
APB2	8	0	0	0	0	2	254	99,20	96,23	100	100

Tablo 3. BCO (3 merkez) ve K-EYK Algoritmaları için Aritmilere ait Tüm Katlarda Bulunan Toplam Sınıflama ve Ortalama Performans Sonuçları

	N	PVC1	PVC2	PVC3	PVC4	APB1	APB2	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Özgüllük (%)	Kesinlik (%)
N	2	0	0	0	1	0	0	99,12	99,67	98,95	96,87
PVC1	0	86	4	0	0	0	0	99,68	95,56	100	100
PVC2	0	0	328	0	0	0	0	99,68	100	99,57	98,81
PVC3	0	0	0	57	5	0	0	99,60	91,67	100	100
PVC4	0	0	0	0	54	3	0	99,20	94,67	99,41	89,31
APB1	4	0	0	0	1	146	0	99,20	96,67	99,54	96,87
APB2	6	0	0	0	0	2	256	99,36	96,97	100	100

Tablo 4. AB, BCO ve K-EYK Algoritmaları için Ortalama Performans Sonuçları

	AB (3 Merkez)	BCO (3 Merkez)	AB (5 Merkez)	BCO (5 Merkez)
Doğruluk (%)	99,32	99,41	99,47	99,54
Duyarlılık (%)	96,64	96,46	97,12	97,29
Özgüllük (%)	99,58	99,64	99,68	99,73
Kesinlik (%)	97,20	97,41	97,83	97,87

**Şekil 3.** 3 Merkez için AB ve BCO Algoritmalarının K-EYK Algoritmasıyla Ortalama Sonuçları**Şekil 4.** 5 Merkez için AB ve BCO Algoritmalarının K-EYK Algoritmasıyla Ortalama Sonuçları

Şekil 4'te görüldüğü gibi AB ile bulunan 5 merkez üzerinden yapılan sınıflandırma sonucu ortalama %99,47 sınıflandırma doğruluğuna, %97,12 duyarlılık oranına, %99,68 özgüllük oranına ve %97,83 kesinlik oranına sahip olduğu gösterilmiştir. Öte yandan BCO ile bulunan 5 merkez üzerinden yapılan sınıflandırma sonucu ortalama %99,54 sınıflandırma doğruluğuna, %97,29 duyarlılık oranına, %98,73 özgüllük oranına ve %97,87 kesinlik oranına sahip olduğu da görülmektedir. Bulunan bu sonuçların hem AB hem de BCO algoritması için 3 merkez üzerinden yapılan sınıflandırma sonuçlarından yaklaşık yarım puan daha fazla olduğu Şekil 3'te görülmektedir.

Tablo 5'teki çalışmalar, çok sayıda aritmi ve sınıflandırma yöntem çeşitliliğini barındırması nedeniyle tam doğru bir şekilde karşılaştırılması mümkün değildir. Bununla birlikte, bir fikir vermesi açısından ele alınabilir. Tablo 5'te görüldüğü gibi kullanılan yöntem diğer algoritmaların sonuçlarına kıyasla biraz daha iyi sonuçlar vermektedir.

Tablo 5. Diğer Çalışmalarla Olan Karşılaştırmalar

	Yöntem	Sınıf sayısı	Doğruluk (%)	Duyarlılık (%)	Özgüllük (%)	Kesinlik (%)
Bu çalışma	KEYK (BCO)	7	99,54	97,29	99,74	97,91
Bu çalışma	KEYK (AB)	7	99,47	97,12	99,68	97,83
Dilmaç ve ark.	MYAK	7	97,96	96,36	99,65	97,18
Jung ve ark.	AKEYK	4	98,12	97,57	99,42	94,41
Martis ve ark.	YSA	5	94,52	98,61	98,41	-
Kutlu ve ark.	KEYK	5	96,36	96,23	99,09	96,62
Yeh ve ark.	DAA	5	96,23	92,49	98,60	94,69
Korurek ve ark.	KKO	6	92,00	92,00	-	-

MYAK: Modifiye Yapay Arı Kolonisi, AKEYK: Ağırlıklı K-En Yakın Komşuluk, YSA: Yapay Sinir Ağları, KEYK: K-En Yakın Komşuluk, DAA: Doğrusal Ayırtaç Analizi, KKO: Karınca Kolonisi Optimizasyonu

6. SONUÇ

Çalışmada meta sezgisel yöntemlerden AB algoritması kardiyak aritmi tanı problemine uygulanmış ve literatürde çok kullanılan BCO algoritması sonuçları ile karşılaştırılmıştır. BCO ve AB algoritmaları ile bulunan aritmi sınıflarına ait küme merkezleri, KEYK algoritmasıyla sınıflandırılmıştır. Sistemin başarımı 10-katlı çapraz doğrulama tekniği kullanılarak incelenmiştir. Yapılan deneylerle, sınıflandırma sonucu ortalama %99,54 sınıflandırma doğruluğuna, %97,29 duyarlılık oranına, %98,73 özgüllük oranına ve %97,87 kesinlik oranına sahip olduğu gösterilmiştir. Ayrıca, daha önce yapılan çalışmalarda kullanılan yöntemler ile karşılaştırıldığında önerilen yöntemin önemli bir başarımla sonucuna eriştiği görülmektedir. Böyle bir yöntem yüksek doğruluk gerektiren analizlerde ve büyük miktarlarda veri kullanan uzun süreli ölçüm sistemlerinde algoritmaların kullanılmasına yardımcı olabilir. Hesaplama sürecinin az olması ve uygulama hızının yüksek olmasından dolayı önerilen yöntem taşınabilir sistemlere de uygulanabilir.

7. KAYNAKLAR

- Bezdek, J. C. (1981). Objective Function Clustering. In *Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms* (pp. 43-93). Springer, Boston, MA.
- Chen, S., Hua, W., Li, Z., Li, J., & Gao, X. (2017). Heartbeat classification using projected and dynamic features of ECG signal. *Biomedical Signal Processing and Control*, 31, 165-173.
- De Albuquerque, V. H. C., Nunes, T. M., Pereira, D. R., Luz, E. J. D. S., Menotti, D., Papa, J. P., & Tavares, J. M. R. (2018). Robust automated cardiac arrhythmia detection in ECG beat signals. *Neural Computing and Applications*, 29(3), 679-693.
- De Falco, I., Della Cioppa, A., & Tarantino, E. (2007). Facing classification problems with particle swarm optimization. *Applied Soft Computing*, 7(3), 652-658.
- Dilmaç, S., & Korurek, M. (2015). ECG heart beat classification method based on modified ABC algorithm. *Applied Soft Computing*, 36, 641-655.
- Doğan, B., & Korurek, M. (2012). A new ECG beat clustering method based on kernelized fuzzy c-means and hybrid ant colony optimization for continuous domains. *Applied Soft Computing*, 12(11), 3442-3451.
- Dorigo, M., & Stützle, T. (2004). Ant colony optimization. *MIT Press*, USA.
- Elhaj, F. A., Salim, N., Harris, A. R., Swee, T. T., & Ahmed, T. (2016). Arrhythmia recognition and classification using combined linear and nonlinear features of ECG signals. *Computer methods and programs in biomedicine*, 127, 52-63.

- Jain, A. K. (2010). Data clustering: 50 years beyond K-means. *Pattern recognition letters*, 31(8), 651-666.
- Jung, W. H., & Lee, S. G. (2017). An Arrhythmia Classification Method in Utilizing the Weighted KNN and the Fitness Rule. *IRBM*, 38(3), 138-148.
- Karaboga, D., & Ozturk, C. (2011). A novel clustering approach: Artificial Bee Colony (ABC) algorithm. *Applied soft computing*, 11(1), 652-657.
- Karlık, B., Koçyiğit, Y., & Korürek, M. (2009). Differentiating types of muscle movements using a wavelet based fuzzy clustering neural network. *Expert Systems*, 26(1), 49-59.
- Koçyiğit, Y. (2016). Heart sound signal classification using fast independent component analysis. *Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences*, 24(4), 2949-2960.
- Korürek, M., & Nizam, A. (2008). A new arrhythmia clustering technique based on Ant Colony Optimization. *Journal of Biomedical Informatics*, 41(6), 874-881.
- Korürek, M., & Nizam, A. (2010). Clustering MIT-BIH arrhythmias with Ant Colony Optimization using time domain and PCA compressed wavelet coefficients. *Digital Signal Processing*, 20(4), 1050-1060.
- Kutlu, Y., & Kuntalp, D. (2011). A multi-stage automatic arrhythmia recognition and classification system. *Computers in Biology and Medicine*, 41(1), 37-45.
- Li, H., Yuan, D., Ma, X., Cui, D., & Cao, L. (2017). Genetic algorithm for the optimization of features and neural networks in ECG signals classification. *Scientific reports*, 7, 41011.
- Martis, R. J., Acharya, U. R., Lim, C. M., Mandana, K. M., Ray, A. K., & Chakraborty, C. (2013). Application of higher order cumulant features for cardiac health diagnosis using ECG signals. *International journal of neural systems*, 23(04), 1350014.
- Moody, G. B., & Mark, R. (1992). MIT-BIH arrhythmia database directory. MITBIH Database Distribution, Harvard-MIT Division of Health Sciences and Technology, Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, Massachusetts, USA. Available on the World Wide Web at:(<http://www.physionet.org/physiobank/database/html/mitdbdir/mitdbdir.htm>)(last date visited: Jul. 23, 2008).
- Selim, S. Z., & Ismail, M. A. (1984). K-means-type algorithms: A generalized convergence theorem and characterization of local optimality. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, (1), 81-87.
- Senthilnath, J., Omkar, S. N., & Mani, V. (2011). Clustering using firefly algorithm: performance study. *Swarm and Evolutionary Computation*, 1(3), 164-171.
- Suganya, R., & Shanthi, R. (2012). Fuzzy c-means algorithm-a review. *International Journal of Scientific and Research Publications*, 2(11), 1.
- Yan, X., Zhu, Y., Zou, W., & Wang, L. (2012). A new approach for data clustering using hybrid artificial bee colony algorithm. *Neurocomputing*, 97, 241-250.
- Yang, X. S. (2010). Nature-inspired metaheuristic algorithms. *Luniver press*.
- Yeh, Y. C., Chiou, C. W., & Lin, H. J. (2012). Analyzing ECG for cardiac arrhythmia using cluster analysis. *Expert Systems with Applications*, 39(1), 1000-1010.
- Zhang, C., Ouyang, D., & Ning, J. (2010). An artificial bee colony approach for clustering. *Expert Systems with Applications*, 37(7), 4761-4767.
- Zhang, J., & Shen, L. (2014). An improved fuzzy c-means clustering algorithm based on shadowed sets and PSO. *Computational intelligence and neuroscience*, 2014, 22.