

## Bulanık C Ortalamalar Kümeleme Tabanlı Hedef Eko Sinyal Ortamlarındaki Gerçek Hedef Sayısının Tespiti

**Derya AVCI**

Milli Eğitim Bakanlığı, Elazığ, TÜRKİYE  
deryaavci2344@gmail.com

(Geliş/Received:31.10.2016;Kabul/Accepted:07.01.2017)

### Özet

Günümüzde, karmaşık radar hedef eko sinyal ortamlarındaki gerçek hedef sayısının tespiti işlemi savunma sistemleri ve haberleşme alanında önem arz eden konular arasında yer almaktadır. Özellikle, birden fazla hedef sinyalinin bulunduğu bu karmaşık hedef alanında hedef sayılarının doğru bir şekilde belirlenmesi büyük ölçüde önem kazanmıştır. Bu çalışmada, herbirinin içinde farklı sayılarda hedef eko sinyali olan gerçek çoklu hedef eko sinyal ortamları kullanılmıştır. Kullanılan gerçek çoklu hedef eko sinyalleri, radar deney setinden elde edilmiştir. Daha sonra ise Davies-Bouldin (DB), The Xie-Beni (XB), The PBM (Pakhira, Bandyopadhyay and Maulik), and The Calinski Harabasz (CH) Bulanık C Ortalamalar (BCO) indeksleme yöntemlerinin çoklu eko sinyal bulunan ortamlardaki doğru eko sinyal küme sayısını bulma performansları birbirleri ile karşılaştırılarak değerlendirilmiştir.

**Anahtar kelimeler:** PBM-indeks, XB-indeks, DB-indeks, CH-indeks, Radar Eko Sinyal, Bulanık C Ortalamalar (BCO) algoritması.

## Detection of Real Target Number from Radar Target Echo Signal Environment based on Fuzzy C Mean Clustering

### Abstract

Nowadays, the actual number of complex radar target detection in the environment of the target echo signal processing in communications and defense systems are among the importance issues. Specifically, the number of targets in the target area where the multiple targets of this complex signal to determine accurately gained considerable importance. Then, finding the correct number of cluster performance of the Davies-Boule (DBE), The Xia-Me (XB), The PBM, and The Calinski the Harabasz (CH) Fuzzy C Means (FCM) indexing method is evaluated in comparison with each other by using these indexing methods. In this study, the actual multi-target echo signals having different numbers of each target echo signal is used. The real multiple-target echo signals obtained from Radar experiment set are used in these studies.

**Keywords:** PBM-index, XB-index, DB-index, CH-index, Radar Echo Signal, Fuzzy C Means (FCM) algorithm.

### 1. Giriş

Eko sinyal radar hedeflerinden geri gelen sinyallerdir. Eko sinyal, hedef menzil profili olarak da adlandırılabilir. Literatürde birçok otomatik hedef tanıma çalışmasında eko sinyal kullanılmıştır [1-11]. Günümüzde, karmaşık radar hedef eko sinyal ortamlarındaki gerçek hedef sayısının tespiti işlemi savunma sistemleri ve haberleşme alanında önem arz eden konular arasında yer almaktadır. Özellikle, birden fazla hedef sinyalinin bulunduğu bu karmaşık hedef alanında hedef sayılarının doğru bir şekilde

belirlenmesi büyük ölçüde önem kazanmıştır [1-11].

Bu çalışmada, karmaşık hedef eko sinyallerinin bulunduğu herhangi bir ortamdaki gerçek hedef sayısı bilinmekle birlikte bu hedef eko sinyallerinin kümelenmesi işlemi Bulanık C Ortalamalar (BCO) kümeleme yöntemi kullanılarak yapılmıştır. Böylelikle kullanılan gerçek radar deney setinden elde edilen karışık eko sinyallerinin en doğru hedef eko sinyal kümelerini bulma işi hedeflenmiştir. Bunun için, bu çalışmada öncelikle BCO algoritması kullanılarak birden fazla karışık eko sinyalleri, o

ortamda var oldukları bilinen gerçek sayıdaki eko sinyal kümelerine ayrılmıştır. Sonrasında, BCO algoritması kullanılarak elde edilen bu kümeleme sayılarının gerçeğe uygunluk performansları değerlendirilmek için sırasıyla Davies-Bouldin (DB), Xie-Beni (XB), (Pakhira, Bandyopadhyay and Maulik) PBM ve Calinski Harabasz (CH) geçerlik indeksleri kullanılmıştır. Bu karşılaştırma işleminde sırasıyla DB indeksinin minimum değeri, XB indeksinin minimum değeri, PBM indeksinin maksimum değeri ve son olarak CH indeksinin maksimum değeri hangi küme sayılarında elde edilirse, o küme sayıları karışık ortamdaki gerçek eko sinyallerinin sayısı olarak değerlendirilmiştir. Buna göre minimum DB indeks değerine sahip kümeleme en uygun kümeleme olarak seçilmiştir. Minimum XB indeks değerine sahip kümeleme en uygun kümeleme olarak seçilmiştir. Maksimum PBM indeks değerine sahip kümeleme en uygun kümeleme olarak seçilmiştir. Son olarak maksimum CH indeks değerine sahip kümeleme en uygun kümeleme olarak seçilmiştir.

Bu çalışmanın çoklu hedef eko sinyallerini bulma alanına katmış olduğu yenilikler aşağıda maddeler halinde sıralanmıştır:

- Literatürde ilk defa karmaşık hedef eko sinyallerinin bulunduğu herhangi bir ortamdaki gerçek hedef sayısı BCO algoritması ve bu algoritmanın geçerlilik indeksleri olan DB, XB, PBM ve CH yöntemleri kullanılarak yüksek doğruluk oranları ile bulunmuştur. Bundan dolayı bu teknik radar hedef sinyal işleme ve hedef tanıma alanlarında yeni bir yöntemdir.
- Genellikle birçok çalışmada net kümeleme geçerlilik değerlendirmeleri için kullanılan, DB ve CH geçerlilik endeksleri, bu çalışmada BCO algoritması için ilk defa kullanılmıştır.

## 2. Çoklu - Hedef Takibi

Bilgisayar algoritmaları kullanarak Çoklu Hedef İzleme (ÇHI) ortamını yorumlamak, radar hedef tanıma işlemleri ve bir veya birden fazla sensör kullanan gözetim sistemleri için çokça kullanılan bir yöntemdir [10]. Radar, kızılötesi ve sonar gibi tipik sensör sistemlerinde, çeşitli kaynaklardan dolayı ortaya çıkan ve radar zemin dağınıklığı, ya da termal gürültü gibi iç hata

kaynaklarından kaynaklanan arka plan gürültüleri vardır. ÇHI çalışmalarında, karışık hedef alanında herhangi bir hedefi belirlemek için radar hedef eko sinyalleri kullanılır. Hem çoklu hedef izlemede ve otomatik hedef tanımda karışık bir hedef alanından bir hedef eko sinyalinin doğru belirlenmesi ve böylelikle karışık hedef ortamında kaç adet hedef eko sinyal kümesi olduğunun bulunması çok önemlidir.

Bu çalışmada, karmaşık hedef eko sinyallerinin bulunduğu herhangi bir ortamdaki gerçek hedef sayısı bilinmekle birlikte bu hedef eko sinyallerinin kümeleme işlemi BCO kümeleme yöntemi kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Daha sonra ise BCO algoritmasının sırasıyla DB, XB, PBM ve CH geçerlilik indeksleme yöntemleri kullanılarak, doğru küme sayısını bulma performansları birbirleri ile karşılaştırılarak değerlendirilmiştir.

## 3. Bulanık Kümeleme

Örüntü sınıflandırmada önemli bir sorun olarak var olan sınıflarda benzer elemanların bulunmasından ve bu benzer elemanların sınıflandırılmasının zor olabileceğinden söz edilmiştir [12]. Şimdiye kadar, bulanık mantığın, bu sorunla başa çıkmak için çok etkili bir araç olduğu kanıtlanmıştır. Bulanık sınıflandırmada denetimli ve denetimsiz sınıflandırma olarak iki genel yaklaşım bulunmaktadır. Denetimli sınıflandırma algoritmaları hedef çıkış verilerine göre sınıflandırma yaparken, denetimsiz sınıflandırmada ise hedef çıkışlar olmamakla birlikte sadece giriş verilerinin kaç kümeye bölüneceği bilgisi vardır. Bundan dolayı denetimsiz sınıflandırma işlemi kümeleme olarak adlandırılmaktadır [12-14]. Bu çalışmada BCO denetimsiz sınıflandırıcı kullanıldığı için bu algoritma bir kümeleme algoritmasıdır.

BCO kümeleme yönteminde çıkış eğitim verileri kullanılmaz. Literatürde farklı bulanık sınıflandırıcılarda bulunmaktadır. Farklı bulanık sınıflandırıcı algoritmaları, farklı bulanık kümelemelere yol açabilir [15]. BCO algoritmaları kullanılarak yapılan kümeleme algoritmalarında, değişken parametreler ve / veya değişken başlangıç şartları da farklı sonuçlar verebilir [16, 17]. Bu nedenle, bulanık kümeleme işlemlerinin sonuçlarının

doğrulanması gereklidir. Bu amaçla BCO kümeleme algoritmalarının kümeleme performanslarını tayin etmek için literatürde en yaygın kullanılan geçerlilik indeksleri XB, PBM geçerlilik indeksleridir. Burada yapılmak istenilen temelde giriş verilerinin herhangi bir kümeyle ait olup olmadığını bulmaktır. Bu işlem sonucunda elde edilen kümeleme sonuçları daha önceden bahsedilen geçerlilik indeksleri kullanılarak değerlendirilecektir. Sınırlandırmalara bağlı bir amaç fonksiyonunun optimizasyonunu içeren BCO algoritması, en popüler bulanık kümeleme tekniğidir. BCO algoritması ilk olarak Dunn'nun çalışmalarında kullanılmıştır [18]. BCO algoritmalarının son şekli Bezdek [19] tarafından ortaya konmuştur. Küme katsayısı ve küme entropisi geçerlilik indeksleri, BCO algoritmalarının kümeleme sonuçlarını doğrulamak için geliştirilmiş en eski geçerlilik kriterleridir [20, 21]. Referans (22)' de belirtildiği gibi, en iyi kümeleme sonucunu elde etmek için küme katsayısının maksimum ve küme entropisinin ise minimum olarak elde edilmesi gerekmektedir. BCO kümeleme algoritmasında herhangi bir giriş verisinin hangi kümeyle ait olduğu bu kümelere olan üyelik derecelerinden belirlenebilir. Herhangi bir giriş verisi için bütün küme üyelik dereceleri hesaplanır ve bu giriş verisi için hangi küme üyelik derecesi değeri maksimumsa bu giriş verisinin o kümeyle ait olduğu söylenir. Bu durumda BCO kümeleme algoritmalarında optimum bulanık kümelemenin gerçekleşmesinde giriş verilerinin kümelere ait olan üyelik derecelerinin birbiri ile karşılaştırılarak, maksimum üyelik derecelerinin bulunması en önemli faktörler olarak kabul edilmiştir [12]. Geliştirilen XB indeksi diğer geçerlilik indeks yöntemleri ile karşılaştırıldığında giriş verilerini farklı sayıda kümelere ayırdığı göze çarpmaktadır.

#### 4. BCO Kümeleme Algoritması

Literatürde, bulanık kümeleme işlemleri için BCO yöntemi en yaygın kullanılan algoritma olarak bahsedilmektedir. BCO algoritmasının yapısı kısaca aşağıdaki gibi açıklanabilir [12, 23]:

Burada,  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ ,  $x_k \in \mathcal{R}^p$  ( $1 \leq k \leq n$ ) olmak üzere  $n$  adet etiketsiz veri vektörünün bir

kümesidir.  $c$  ( $2 \leq c \leq n$ ) ise  $X$  kümesinde tanımlanan bulanık kümelerin bir sayısıdır.  $u_{ik} = \{u_i(x_k), 1 \leq i \leq c, 1 \leq k \leq n\}$  ise  $k$ . vektörün  $i$ . kümeyle olan üyelik fonksiyonudur. Denklemler 1-3' deki şartlar sağlandığı takdirde  $X$  kümesinde bir sınırlandırılmış BCO algoritması kullanılarak,  $c$  sayıda bulanık küme bulunmuş olur.

$$0 \leq u_{ik} \leq 1, \quad \forall i, k \quad (1)$$

$$0 < \sum_{k=1}^n u_{ik} < n, \quad \forall i \quad (2)$$

$$\sum_{i=1}^c u_{ik} = 1, \quad \forall k \quad (3)$$

Denklemler 3' te, bulanık  $c$  kümelemede gerçekleştirilen kısıtlamasız optimizasyondan bahsedilmektedir. BCO kümeleme algoritması ise kısıtlı optimizasyon işlemi ile amaç fonksiyonunu minimize ederek, bulanık  $c$  kümeleme işlemini gerçekleştirmektedir. BCO kümeleme algoritmasında gerçekleştirilen bu optimizasyon prosedürünü aşağıdaki gibi tanımlayabiliriz [12]:

$$\text{Minimum} \left\{ \begin{array}{l} J_m(U, V; X) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c (u_{ik})^m \|x_k - v_i\|_A^2 \\ \text{Denklemler 3'e göre} \end{array} \right. \quad (4)$$

Burada,  $U = \{[u_{ik}], 1 \leq i \leq c, 1 \leq k \leq n\}$  küme matrisi,  $V = \{[v_i], 1 \leq i \leq c\}$  ile  $v_i \in \mathcal{R}^p$  küme merkezleri vektördür,  $1 < m < \infty$  üyelik derecesi ağırlık etkisini ayarlamak için bir indekstir ve  $\|\cdot\|_A$  herhangi bir iç çarpım normdur.

Denklemler 4' deki sınırlandırılmış optimizasyon problemi, Denklem 5 ve 6' daki küme merkezleri ve ilgili üyelik fonksiyonları ile ilgili bağımlılar kullanılarak çözülmektedir [23].

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m x_k}{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m}, \quad 1 \leq i \leq c \quad (5)$$

$$u_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left( \frac{\|x_k - v_j\|_A}{\|x_k - v_i\|_A} \right)^{2/m-1}}, 1 \leq i \leq c, 1 \leq k \leq n \quad (6)$$

Denklem 5 ve 6 tekrarlamalı bir optimizasyon prosedürü teşkil etmektedir [12]. Literatürde, tekrarlamalı algoritmaların iki türü vardır [22]: bu algoritmaların birinci tipinde, k tane yineleme için, sırayla hesaplanan miktarlar  $V_{k-1}$ ,  $U_k$ ,  $V_k$ , ve  $\|V_k - V_{k-1}\|_{err} \leq \varepsilon$  durumunu doğrular. Bu algoritmaların ikinci tip dizisi hesaplanırken  $U_{k-1}$ ,  $V_k$ ,  $U_k$ , ve  $\|U_k - U_{k-1}\|_{err} \leq \varepsilon$  durumu kontrol edilir. Algoritmalar arasındaki temel farklılık, birinci algoritmaya göre daha fazla parametre yakınsaması yapması gerektiği için ikinci algoritma daha yavaştır [12, 22]. Cheng ve arkadaşları [24] bu ikinci tip algoritmanın hızını 2-3 kat daha da artırmıştır.

Bu çalışmada kullanılan BCO kümeleme algoritması aşağıdaki gibi özetlenebilir [12]:

1. Öncelikle c küme sayısı, m indeks değeri ve  $v_1, v_2, \dots, v_c$  küme merkezlerinin başlangıç değerleri seçilir,
2. Giriş verilerinin kümelere olan üyelik dereceleri  $u_{ik}$  ( $1 \leq i \leq c, 1 \leq k \leq n$ ) Denklem 6 kullanılarak hesaplanır.
3. Denklem 5 kullanılarak,  $v_1^{new}, v_2^{new}, \dots, v_c^{new}$  yeni küme merkezleri elde edilir.
4. Eğer  $\max_i \left\{ \|v_i - v_i^{new}\|_{err} \right\} < \varepsilon$  şartı sağlanırsa, algoritma durdurulur, şart sağlanmazsa algoritma Adım 2' den itibaren tekrar eder.

## 5. BCO Algoritmasının Kümeleme Performansının Değerlendirilmesi

Bu çalışmada, kullanılan BCO algoritmasının radar hedef eko sinyallerini kümeleme performansını değerlendirmek için dört çeşit geçerlilik indeksi kullanılmıştır. Bu indeksler sırasıyla Davies-Bouldin (DB) indeksi, Xie-Beni (XB) indeksi, PBM (Pakhira, Bandyopadhyay and Maulik) indeksi ve Calinski Harabasz (CH) indeksidir.

### • Davies-Bouldin geçerlilik indeksi

Bu indeks kümeler arasındaki ayırmda küme içi dağılım toplamının oranının bir fonksiyonudur [24]. i. küme içindeki dağılım aşağıdaki gibi hesaplanmaktadır:

$$S_{i,q} = \left( \frac{1}{|C_i|} \sum_{x \in C_i} \|x - z_i\|_2^q \right)^{1/q} \quad (7)$$

ve  $C_i$  ve  $C_j$  kümeleri arasındaki mesafe aşağıdaki gibi tanımlanır:

$$d_{ij,t} = \left\{ \sum_{s=1}^p |z_{is} - z_{js}|^t \right\}^{1/t} = \|z_i - z_j\|_t \quad (8)$$

Burada,  $S_{i,q}$ , i. kümedeki noktaların q. momentinin q. köküdür ve bu terim i. kümedeki noktaların yayılmasının bir ölçüsüdür [24].  $S_{i,q}$ , i. sınıfındaki her bir vektörün, i. küme merkezine olan ortalama Öklid uzaklığıdır.  $d_{ij,t}$ , i. ve j. küme merkezleri arasındaki t. dereceden Minkowski uzaklığıdır [24]. Bu uzaklık aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$R_{i,qt} = \max_{j, j \neq i} \left\{ \frac{S_{i,q} + S_{j,q}}{d_{ij,t}} \right\} \quad (9)$$

Davies-Bouldin (DB) indeksini aşağıdaki gibi tanımlayabiliriz:

$$DB = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K R_{i,qt} \quad (10)$$

Gerçek kümeleme değerine ulaşmak için DB indeksini en aza indirmek amaçlanmaktadır [24]. DB indeksi klasik kümeleme geçerlilik indeksi olmasına rağmen, bu çalışmada başarıyla BCO algoritması için geçerlilik indeksi olarak kullanılmıştır.

### • Xie-Beni geçerlilik indeksi

Xie-Beni (XB) geçerlilik indeksi bulanık kümeleme indeksidir. Bu indeksin genelleştirilmiş şekli aşağıdaki gibidir [24, 25]:

$$S = \frac{J_m}{n * (d_{\min})^2} \quad (11)$$

$J_m$  bulanık kümeleme için karesel hataların toplamıdır [23] ve aşağıdaki gibi bulunur:

$$J_m(U, Z) = \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^K (u_{kj})^m \|x_j - z_k\|^2, \quad (12)$$

Burada  $1 \leq m < \infty$  'dur.  $U$ 'yu kümeleme matrisi olarak tanımlayabiliriz,  $U = [u_{kj}] \in \mathbb{R}^{K \times n}$ .  $u_{kj}$ ,  $k$  kümesinde  $x_j$  'nin üyelik derecesi olarak yorumlanabilir.  $Z$  küme merkezlerinin dizisidir,  $Z = \{z_k\} \in \mathbb{R}^n$  [24].  $U$  ve  $Z$ 'nin hesaplanması için kullanılan ilişkiler Kaynak [25]'de kullanılanlarla aynıdır.

Kaynak [24]'de açıklanan  $d_{\min}$  ise minimum küme uzaklığıdır. Veri kümesinde mevcut olan küme sayısına  $S$ 'in minimum değeri karşılık gelir [24-29].

#### • Pakhira, Bandyopadhyay and Maulik geçerlilik indeksi

Pakhira, Bandyopadhyay and Maulik (PBM) geçerlilik indeksi bulanık kümeleme indeksidir. PBM geçerlilik indeksini aşağıdaki gibi tanımlayabiliriz [24]:

$$PBM(K) = \left( \frac{1}{K} x \frac{E_1}{E_K} x D_K \right)^2, \quad (13)$$

Burada,  $K$  kümelerin sayısıdır.

$$E_K = \sum_{k=1}^K E_k \quad (14)$$

$$E_k = \sum_{j=1}^n u_{kj} \|x_j - z_k\| \quad (15)$$

$$D_K = \max_{i, j=1}^K \|z_i - z_j\|. \quad (16)$$

Burada,  $n$  veri setindeki verilerin toplam sayısı,  $U(X) = [u_{kj}]_{K \times n}$  veriler için bir küme matrisi ve  $z_k$   $k$  kümesinin merkezi olarak tanımlanmaktadır. Kümelerin gerçek sayısını elde etmek için bu indeks de maksimize gerekmektedir [24].

#### • Calinski Harabasz geçerlilik indeksi

$n$  veri noktaları ve  $K$  kümeleri için Calinski Harabasz (CH) geçerlilik indeksi [26, 27] aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$\frac{[\text{trace} B / (K - 1)]}{[\text{trace} W / (n - K)]}. \quad (17)$$

Burada,  $B$  ve  $W$  sırasıyla küme dağılımları arasındaki ve içindeki iz düşümü matrisleridir. Verilerdeki kümelerin doğru sayısını belirtmede, CH indeksinin maksimum hiyerarşi düzeyi kullanılır [26]. Küme dağılımları arasındaki  $B$  matrisinin iz düşümü aşağıdaki gibidir:

$$\text{trace } B = \sum_{k=1}^K n_k \|z_k - z\|^2, \quad (18)$$

Burada  $k$  herhangi bir veri kümesinin ağırlık merkezidir.  $z$  kümesindeki verilerin sayısı  $n_k$  'dir.  $W$  küme dağılım matrisi içindeki iz düşümü aşağıdaki gibidir:

$$\text{trace } W = \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^{n_k} \|x_i - z_k\|^2. \quad (19)$$

Böylece, CH indeksi:

$$CH = \left[ \frac{\sum_{k=1}^K n_k \|z_k - z\|^2}{K - 1} \right] / \left[ \frac{\sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^{n_k} \|x_i - z_k\|^2}{n - K} \right]. \quad (20)$$

CH indeksi klasik kümeleme yöntemlerinde kullanılan geçerlilik indeksi olmasına rağmen, bu çalışmada BCO algoritması için geçerlilik indeksi olarak başarıyla kullanılmıştır.

#### 6. Çoklu Hedef Eko Sinyal Veri Kümelerinin Radar Deney Setinden Elde Edilmesi

Bu çalışmada, çoklu hedef eko sinyal veri kümelerini elde etmek için aşağıda verilen özelliklerde bir deney seti kullanılmıştır:

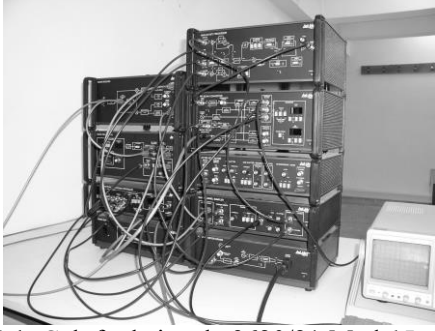
9620/21 Model Lab-Volt radar deney seti eğitim amaçlı ve çok fonksiyonludur. Bu çalışmada, bu deney setinden elde edilmiş çoklu hedef eko sinyalleri 44 KHz örnekleme frekansı olan bir ses kartı ile bilgisayar ortamına alınmıştır.

Bu darbeli radar sisteminin parameter özellikleri aşağıda sıralanmıştır:

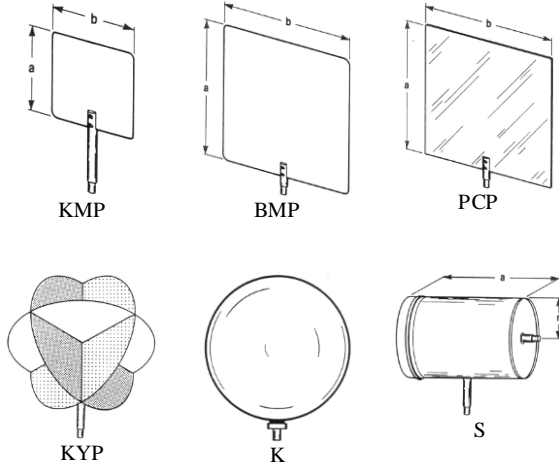
- Darbe genişliği: 2 ns

- RF osilatör: 9.4 GHz
- Darbe Tekrarlama Frekansı (PRF): 144 Hz
- Radar alıcı anten-hedef tablası arasındaki mesafe: 115 cm ve 170 cm.

Radar deney seti ve kullanılan hedeflerin imgeleri aşağıda sırasıyla Şekil 1 ve 2' de verilmiştir.



Şekil 1. Çok fonksiyonlu 9620/21 Model Lab-Volt radar deney seti fotoğrafı



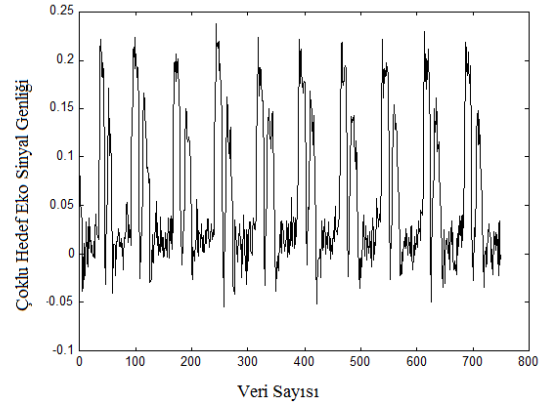
Şekil 2. Çoklu hedef eko sinyal veri kümelerini elde etmek için radar deney setinde kullanılan hedefler

Çoklu hedef eko sinyalleri, Küçük Metal Plaka (KMP), Büyük Metal Plaka (BMP), Plastik Cam Plaka (PCP), Köşe Yansıtıcı Plaka (KYP), Küre (K) ve Silindir (S) hedeflerinin çoklu kombinasyonları ile elde edilmiştir.

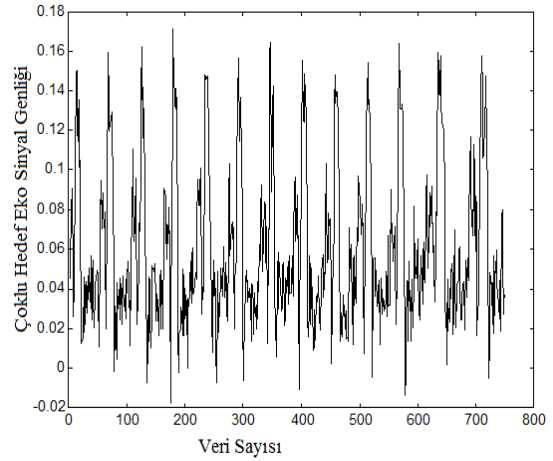
### 6.1. Radar deney seti kullanarak elde edilen çoklu-hedef eko sinyalleri

Çoklu hedef eko sinyal kombinasyonu KMP - BMP hedef eko sinyalleri Şekil 3' te gösterilmiştir. Çoklu hedef kombinasyonu KMP - BMP' dan oluşan çoklu-hedef eko sinyali Şekil 4'te gösterilmiştir. Çoklu hedef kombinasyonu KMP - KMP - PCP' dan oluşan

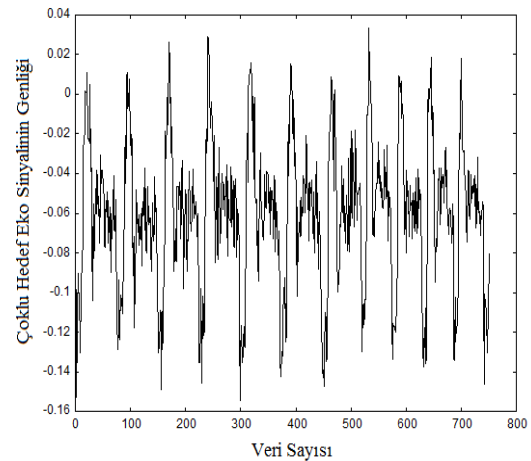
çoklu-hedef eko sinyalinden elde edilen veri setleri Şekil 5' de gösterilmektedir.



Şekil 3. KMP - BMP eko sinyallerinden oluşan çoklu hedef kombinasyonu



Şekil 4. KMP - BMP eko sinyallerinden oluşan çoklu hedef kombinasyonu



Şekil 5. KMP - KMP - PCP' dan oluşan çoklu-hedef eko sinyali çoklu hedef kombinasyonu

Tablo 1' de bu çalışmada kullanılan çoklu hedef eko sinyal kombinasyonları, radar alıcı anten- hedef tablası arasındaki mesafeler,

kullanılan veri kümeleri ve gerçek küme sayıları verilmiştir.

**Tablo 1.** Çoklu hedef eko sinyal kombinasyonları, radar alıcı anten - hedef tablası arasındaki mesafeler, kullanılan veri kümeleri ve gerçek küme sayıları.

Çoklu hedef eko sinyalleri kombinasyonu	Radar alıcı anten-hedef tablası arasındaki mesafe	Veri kümesi adı	Gerçek küme sayısı
KMP - BMP	115 cm	mprs1	2
KMP - BMP	170 cm	mprs2	2
KMP - KMP	90 cm	mprs3	2
KMP - KMP	115 cm	mprs4	2
KMP - KMP	170 cm	mprs5	2
KMP - KMP - PCP	115 cm	mprs6	3
KMP - KMP - PCP	170 cm	mprs7	3
KMP - S-PCP	115 cm	mprs8	3
KMP - S-PCP	170 cm	mprs9	3
KMP - KYP - S	115 cm	mprs10	3
KMP - KYP - S	170 cm	mprs11	3
KMP - PCP - S - BMP	115 cm	mprs12	4
KMP - PCP - S - BMP	170 cm	mprs13	4
KMP - S - K - KMP - BMP	115 cm	mprs14	5
KMP - S - K - KMP - BMP	170 cm	mprs15	5

## 7. Çoklu Hedef Eko Sinyallerine Geçerlilik İndekslerinin Uygulaması

Bu bölümde, radar deney setinden elde edilen ve 6. Bölümde bahsedilen sırasıyla mprs1, mprs2, mprs3, mprs4, mprs5, mprs6, mprs7, mprs8, mprs9, mprs10, mprs11, mprs12, mprs13, mprs14, mprs15 karışık radar hedef eko sinyallerinin herbirinde kaç adet hedef eko sinyalinin yani kaç adet hedef sinyal kümesinin olduğunu bulmak için ilk önce bu herbir karmaşık radar hedef sinyaline BCO kümeleme algoritması uygulanmıştır. Daha sonra BCO algoritmasının radar hedef eko sinyallerini kümeleme performansını değerlendirmek için dört çeşit geçerlilik indeksi kullanılmıştır. Bu indeksler sırasıyla Davies-Bouldin (DB) indeksi, Xie-Beni (XB) indeksi, PBM (Pakhira, Bandyopadhyay and Maulik) indeksi ve Calinski Harabasz (CH) indeksidir. Bu uygulama aşamaları aşağıdaki gibidir: Herbir karışık radar

hedef eko sinyali için sırasıyla tüm DB-indeks, XB-indeks, PBM indeksi ve CH-indeks değerleri bulunarak diğer değerlerle karşılaştırılmıştır. Herbir karışık radar hedef eko sinyali için sırasıyla minimum DB-indeks değerine, minimum XB-indeks değerine, maksimum PBM-indeks değerine ve maksimum CH-indeks değerine sahip olan değer en uygun kümeleme olarak seçilmiştir. Tablo 1’ de belirtilen veri setlerinin her biri için bu yöntem tek tek uygulanmıştır. Bu sonuçlardan bazıları aşağıda Tablo 2-9’ da verilmiştir. Tablo 2’de elde edilen sonuçlara göre mprs1 veri seti için doğru küme sayısının kullanılan tüm indeksler tarafından 2 küme olarak bulunduğu görülmektedir. Tablo 3’de elde edilen sonuçlara göre mprs2 veri seti için doğru küme sayısının kullanılan DB, XB ve PBM indeksleri tarafından 2 küme olarak bulunduğu ancak CH indeksi tarafından yanlış bir şekilde 3 küme bulunduğu görülmüştür. Tablo 4’de elde edilen sonuçlara göre mprs3 veri seti için doğru küme sayısının kullanılan DB, XB ve PBM indeksleri tarafından 2 küme olarak bulunduğu ancak CH indeksi tarafından yanlış bir şekilde 3 küme bulunduğu görülmüştür. Tablo 5’ de elde edilen sonuçlara göre mprs5 veri seti için doğru küme sayısının kullanılan DB, XB ve PBM indeksleri tarafından 2 küme olarak bulunduğu ancak CH indeksi tarafından yanlış bir şekilde 3 küme bulunduğu görülmüştür. Tablo 6’ dan elde edilen sonuçlara göre mprs7 veri kümesi için XB ve PBM indeksleri kümelerin uygun sayısını sağlarken, DB ve CH indeksleri mprs7 veri seti için başarısız olmuştur. Tablo 7’ de elde edilen sonuçlara göre mprs11 veri seti için doğru küme sayısının kullanılan DB, XB ve PBM indeksleri tarafından 3 küme olarak bulunduğu ancak CH indeksi tarafından yanlış bir şekilde 4 küme bulunduğu görülmüştür.

**Tablo 2.** BCO algoritması kullanılarak mprs1 veri seti için (gerçek küme sayısı: 2)

Kümeleme sayısı	DB-indeks	XB-indeks	PBM-indeks	CH-indeks
İki	0.3624	0.0350	14.610	5405.4
Üç	0.4576	0.0598	12.5728	3642.1
Dört	0.5589	0.1596	13.2169	4387.6
Bes	0.5525	0.1325	11.4366	4807.7
Altı	0.5464	0.1264	12.8720	3815.7
<b>Bulunan kümeleme sayısı</b>	<b>2</b>	<b>2</b>	<b>2</b>	<b>2</b>

**Tablo 3.** BCO algoritması kullanılarak mprs2 veri seti için (gerçek küme sayısı: 2)

Kümeleme sayısı	DB-indeks	XB-indeks	PBM-indeks	CH-indeks
İki	<b>0.4814</b>	<b>0.0570</b>	<b>11.1120</b>	1967.9
Üç	0.5149	0.0993	10.0782	<b>3521.5</b>
Dört	0.5175	0.1329	7.1204	2937.9
Beş	0.5314	0.1051	10.0281	3249.6
Altı	0.5491	0.1404	9.6853	2508.1
<b>Bulunan kümeleme sayısı</b>	<b>2</b>	<b>2</b>	<b>2</b>	<b>3</b>

**Tablo 4.** BCO algoritması kullanılarak mprs3 veri seti için (gerçek küme sayısı: 2)

Kümeleme sayısı	DB-indeks	XB-indeks	PBM-indeks	CH-indeks
İki	<b>0.2709</b>	<b>0.0235</b>	<b>21.8936</b>	4027.4
Üç	0.5153	0.1803	20.8734	<b>4740.5</b>
Dört	0.5816	0.1494	13.5323	3616.8
Beş	0.6043	0.1258	18.3534	4519.6
Altı	0.6138	0.1910	16.1831	4128.5
<b>Bulunan kümeleme sayısı</b>	<b>2</b>	<b>2</b>	<b>2</b>	<b>3</b>

**Tablo 5.** BCO algoritması kullanılarak mprs5 veri seti için (gerçek küme sayısı: 2)

Kümeleme sayısı	DB-indeks	XB-indeks	PBM-indeks	CH-indeks
İki	<b>0.4515</b>	<b>0.0639</b>	<b>11.6660</b>	1550.8
Üç	0.4993	0.0989	11.6721	<b>3362.4</b>
Dört	0.5272	0.1456	6.5496	2680.3
Beş	0.5220	0.1286	10.6189	2968.2
Altı	0.5596	0.1290	10.6480	2371.6
<b>Bulunan kümeleme sayısı</b>	<b>2</b>	<b>2</b>	<b>2</b>	<b>3</b>

Tablo 8'den elde edilen sonuçlara göre mprs12 veri kümesi için PBM indeksi kümeleri uygun sayıda sağlarken, DB, XB ve CH indeksi mprs12 veri seti için başarısız olmuştur. Tablo 9'dan elde edilen sonuçlara göre mprs15 veri kümesi için PBM indeksi kümeleri uygun sayıda sağlarken, DB, XB ve CH indeksleri mprs15 veri setleri için başarısız olmuştur.

**Tablo 6.** BCO algoritması kullanılarak mprs7 veri seti için (gerçek küme sayısı: 3)

Kümeleme sayısı	DB-indeks	XB-indeks	PBM-indeks	CH-indeks
İki	<b>0.4360</b>	0.0946	7.2542	2538.2
Üç	0.5479	<b>0.0588</b>	<b>6.9196</b>	2449.9
Dört	0.6015	0.1172	7.9546	<b>3510.3</b>
Beş	0.5928	0.1163	7.8089	2987.9
Altı	0.5478	0.0903	8.8394	2739.9
<b>Bulunan kümeleme sayısı</b>	<b>2</b>	<b>3</b>	<b>3</b>	<b>4</b>

**Tablo 7.** BCO algoritması kullanılarak mprs11 veri seti için (gerçek küme sayısı: 3)

Kümeleme sayısı	DB-indeks	XB-indeks	PBM-indeks	CH-indeks
İki	0.5059	0.0927	8.2320	1428.5
Üç	<b>0.4281</b>	<b>0.0582</b>	<b>15.5959</b>	2072.6
Dört	0.5027	0.1565	13.1434	<b>3304.4</b>
Beş	0.5197	0.1420	13.2448	2873.6
Altı	0.5265	0.1315	13.5295	2590.6
<b>Bulunan kümeleme sayısı</b>	<b>3</b>	<b>3</b>	<b>3</b>	<b>4</b>

**Tablo 8.** BCO algoritması kullanılarak mprs12 veri seti için (gerçek küme sayısı: 4)

Kümeleme sayısı	DB-indeks	XB-indeks	PBM-indeks	CH-indeks
İki	0.5524	0.0856	4.7632	1020.1
Üç	<b>0.4423</b>	<b>0.0694</b>	14.3427	2115.3
Dört	0.5611	0.2014	<b>12.9358</b>	2296.4
Beş	0.5031	0.0884	12.3887	2790.2
Altı	0.4998	0.1763	13.3694	<b>3268.6</b>
<b>Bulunan kümeleme sayısı</b>	<b>3</b>	<b>3</b>	<b>4</b>	<b>6</b>

**Tablo 9.** BCO algoritması kullanılarak mprs15 veri seti için (gerçek küme sayısı: 5)

Kümeleme sayısı	DB-indeks	XB-indeks	PBM-indeks	CH-indeks
İki	0.7125	0.1546	51.4344	1278
Üç	0.4869	0.0245	50.1400	3482
Dört	<b>0.096</b>	<b>0.0173</b>	22.7299	7237
Beş	0.6381	0.4398	<b>95.2514</b>	5643
Altı	0.8567	0.9942	53.4236	<b>10656</b>
<b>Bulunan kümeleme sayısı</b>	<b>4</b>	<b>4</b>	<b>5</b>	<b>6</b>

## 8. Sonuçlar

Bulanık küme geçerlilik indeksleri kullanılarak radar eko sinyallerinin gerçek küme sayısının kestirimi konusunda daha önceden yapılan çalışmalar için literatür taraması gerçekleştirildiğinde radar eko sinyalleri ile tam bağlantılı olmayan ve çoğunlukla farklı türdeki karışık sinyallerle ilgili birkaç çalışma tespit edilmiştir. Bu nedenle yapılan çalışmanın sonuçları, literatürde başka bir eşdeğer çalışma olmadığından karşılaştırılamamıştır. Yinede aşağıda bulanık küme geçerlilik indeksleri kullanılarak gerçekleştirilen farklı türdeki radyo sinyalleri, 3 boyutlu radar sinyalleri, Doppler sinyallerinin kümeleme çalışmalarından söz edilmiştir [30-32].

Buradan da anlaşıldığı gibi günümüzde karmaşık bir radar eko sinyal ortamında varolan gerçek eko sinyal sayılarının tespiti konusu yeni



çalışmadır. Bu çalışmada, radar deney setinden elde edilen ve 6. Bölümde bahsedilen sırasıyla mprs1, mprs2, mprs3, mprs4, mprs5, mprs6, mprs7, mprs8, mprs9, mprs10, mprs11, mprs12, mprs13, mprs14, mprs15 karışık radar hedef eko sinyallerinin herbirinde kaç adet hedef eko sinyalinin yani kaç adet hedef sinyal kümesinin olduğunu bulmak için ilk önce bu herbir karmaşık radar hedef sinyaline BCO kümeleme algoritması uygulanmıştır. Daha sonra BCO algoritmasının radar hedef eko sinyallerini kümeleme performansını değerlendirmek için dört çeşit geçerlilik indeksi kullanılmıştır. Bu indeksler sırasıyla Davies-Bouldin (DB) indeksi, Xie-Beni (XB) indeksi, PBM (Pakhira, Bandyopadhyay and Maulik) indeksi ve Calinski Harabasz (CH) indeksidir. Bu yöntem, radar hedef sinyal işleme ve çoklu-hedef tanıma alanlarında yeni bir yöntemdir. Tablo 2-16' da gösterildiği gibi PBM, XB, ve DB geçerlilik indeksleri doğru tanımlanan kümelerin sayısını bulmada CH geçerlilik indeksinden üstündür. PBM geçerlilik indeksi doğru tanımlanan kümelerin sayısını bulmada XB ve DB geçerlilik indekslerinden daha üstündür çünkü doğru belirlenen kümelerin sayısı daha fazladır

## 9. Kaynaklar

1. Ahern J., Delisle G. Y., etc. Radar, Lab-Volt Ltd., vol. 1, Canada, 1989.
2. Colone, F., O'hagan, D. W., Lombardo, P., & Baker, C. J., A multistage processing algorithm for disturbance removal and target detection in passive bistatic radar. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 45(2), 698-722, 2009.
3. Rohling, H., Heuel, S., & Ritter, H., Pedestrian detection procedure integrated into an 24 GHz automotive radar, In 2010 IEEE Radar Conference, IEEE, pp. 1229-1232, 2010.
4. Doviak, R. J., & Zrnic, D. S., Doppler Radar & Weather Observations. Academic press, 2014.
5. Shui, P. L., Liu, H. W., & Bao, Z., Range-spread target detection based on cross time-frequency distribution features of two adjacent received signals. IEEE Transactions on Signal Processing, 57(10), 3733-3745, 2009.
6. Wu, L., Wei, X., Yang, D., Wang, H., & Li, X., ISAR imaging of targets with complex motion based on discrete chirp Fourier transform for cubic chirps. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 50(10), 4201-4212, 2012.
7. Knott, E. F., Radar cross section measurements. Springer Science & Business Media, 2012.
8. Helstrom, C. W., Statistical Theory of Signal Detection: International Series of Monographs in Electronics and Instrumentation, Vol. 9, Elsevier, 2013.
9. Sowelam S. M., Tewfik A. H., Waveform selection in radar target classification, IEEE Transactions on Information Theory, vol. 46, pp. 1014 –1029, 2000.
10. Malanowski, M., Kulpa, K., & Olsen, K. E., Extending the integration time in DVB-T-based passive radar. In Radar Conference (EuRAD), 2011 European, pp. 190-193, IEEE, 2011.
11. Noone G. P., A neural approach to automatic pulse repetition interval modulation recognition, Information Decision and Control, IDC 99 Proceedings, pp.213-218, Adelaide, Australia, 1999.
12. Tsekouras G. E. and Sarimveis H., A new approach for measuring the validity of the fuzzy c-means algorithm, Advances in Engineering Software, 35 pp. 567-575, 2004.
13. Yu, J., Xu, J., Peng, Y. N., & Xia, X. G., Radon-Fourier transform for radar target detection (III): optimality and fast implementations. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 48(2), 991-1004, 2012.
14. Cook, C., Radar signals: An introduction to theory and application, Elsevier, 2012.
15. Backer E, Jain AK. A clustering performance measure based on fuzzy set decomposition. IEEE Trans PAMI, 3:66–95, 1981.
16. Windham M. P., Cluster validity for the fuzzy c-means clustering algorithm. IEEE Trans PAMI, 4:357–363, 1982.
17. Al Sultan K. S., Selim S. Z., Global algorithm for fuzzy clustering problem. Pattern Recogn., 26:1357–1361, 1993.
18. Dunn J. C., A fuzzy relative to the ISODATA process and its use in detecting compact, well-separated clusters, J Cybernet, 3:32–57, 1973.
19. Bezdek J. C., Fuzzy mathematics in pattern classification. PhD dissertation, Cornell University, Ithaca, NY, 1973.
20. Bezdek J. C., Cluster validity with fuzzy sets. J Cybernet, 4: 58–72, 1974.
21. Bezdek J. C., Mathematical models for systematics and taxonomy. In: Estabrook G, editor. Proceedings of the 8th Information Conference on Numerical Taxonomy, San Francisco, CA, p. 143–64, 1975.
22. Pal N. R., Bezdek J. C., On clustering validity for the fuzzy c-means model. IEEE Trans Fuzzy Syst., 3:370–379, 1995.

23. Bezdek J. C., Pal K., Fuzzy models for pattern recognition: methods that search for structures in data. New York, NY, IEEE Press., 1992.
24. Pakhira, M. K., Bandyopadhyay S., Maulik U., Validity index for crisp and fuzzy clusters, *Pattern Recognition* **37**, p.p. 487-501, 2004.
25. Pal N. R., Bezdek, J. C., On cluster validity for the fuzzy c-means model, *IEEE Trans. Fuzzy Systems* **3** (3) p.p. 370-379, 1995.
26. Maulik U., Bandyopadhyay S., Performance Evaluation of Some Clustering Algorithms and Validity Indices, *IEEE Transactions on Pattern Analysis And Machine Intelligence*, **Vol. 24**, No. 12, p.p. 1650-1654, 2002.
27. Chen, Q. J., & Mo, C. Q., The credibility analysis for recognition-oriented radar target echo simulation. *Radar Science and Technology*, 1, 010, 2010.
28. Avci E. and Avci D., The speaker identification by using genetic wavelet adaptive network based fuzzy inference system, *Expert Systems with Applications*, **Vol. 36**, Issue 6, Pages 9928-9940, 2009.
29. Avci, D. Avci, An expert system based on fuzzy entropy for automatic threshold selection in image processing, *Expert Systems with Applications*, Volume 36, Issue 2, Part 2, Pages 3077-3085, 2009.
30. Mota, S., Perez-Fontan F., & Rocha A., Estimation of the number of clusters in multipath radio channel data sets. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, **61(5)**, 2879-2883, 2013.
31. Mazinan A. H., On cluster validity indices with its application to interleaved radar pulse separation through fuzzy-based representation. *Evolving Systems*, 1-12, 2015.
32. Kim Y. H., Lee H., & Kim S., 3D radar objects tracking and reflectivity profiling. *International Journal of Fuzzy Logic and Intelligent Systems*, **12(4)**, 263-269, 2012.