

Geliştirilmiş Bulanık ARTMAP ile Radar Darbelerinin Uyarlanabilir Sınıflandırılması

Adaptive Classification of Radar Pulses with Improved Fuzzy ARTMAP

Aybüke EROL ve Oğul CAN
Elektrik-Elektronik Mühendisliği
Orta Doğu Teknik Üniversitesi
Ankara, Türkiye
aybuke@metu.edu.tr, ogul.can@metu.edu.tr

A. Aydın ALATAN
Elektrik-Elektronik Mühendisliği
Orta Doğu Teknik Üniversitesi
Ankara, Türkiye
alatan@metu.edu.tr

Özetçe—Radar kimliklendirme, elektronik istihbarat sistemlerinin esas parçalarından bir tanesidir. Bu zamana kadarki çalışmalarda eğitim sürecinde öğretildiği radar türlerini tanıyabilmesinin yanı sıra test aşamasında öğrenmeye devam edip yeni bir radar türüyle karşılaştığında ise yeni bir sınıf açma kabiliyetine sahip olması sebebiyle bulanık ARTMAP tercih edilen yöntemlerden birisi olmuştur. Bu çalışmada radar Darbe Tanımlayıcı Kelimelerin (DTK) doğrudan radar vericilerini kimliklendirme amacı ile kullanılması probleminin Bulanık ARTMAP ile çözümüne yenilikler eklenmiştir. Bunlardan ilki, sistemin karmaşıklığını azaltmak adına geleneksel bulanık ARTMAP algoritmasındaki iki katmanlı benzerlik kontrolünün farklı bir benzerlik ölçütü ile tek seferde gerçekleştirilmesidir. İkinci olarak, yeterli benzerliğe karar vermek için kullanılan eşik (uyanıklık) değeri, eğitim sürecine eklenen bir geçerlilik testi ile ortama göre ayarlanmaktadır. Elde edilen sonuçlar bu iki yeniliğin geleneksel bulanık ARTMAP sınıflandırıcısını sınıflandırma doğruluğu ve karmaşıklık açısından geliştirdiğini onaylamaktadır.

Anahtar Kelimeler — Uyarlanabilir Yankılaşım Teorisi, bulanık ARTMAP, bulanık mantık, uyarlanabilir sınıflandırma, radar, Darbe Tanımlayıcı Kelime.

Abstract—Radar emitter identification is an indispensable part of electronic intelligence (ELINT). Due to its ability to assign a new class label to unfamiliar classes and continue learning during testing while at the same time holding the information obtained during training, fuzzy ARTMAP is one of the methods that has been considered for this problem up to now. In this paper, fuzzy ARTMAP is improved in order to identify radar emitters directly from radar Pulse Description Words (PDWs). The first improvement is the use of a one-step similarity check mechanism instead of the two-layer similarity check mechanism of conventional fuzzy ARTMAP in order to decrease the complexity. The second one is that vigilance parameter is set according to the current environment during an extra vigilance-validation stage within training. The results prove that fuzzy ARTMAP is improved with the addition of these two improvements in terms of complexity and classification accuracy.

Keywords — Adaptive Resonance Theory, fuzzy ARTMAP, fuzzy logic, adaptive classification, radar, Pulse Description Word.

I. GİRİŞ

Bir elektronik harp (EH) ortamında radar vericilerinin kimliklerinin doğru olarak tespit edilmesi bir Elektronik Destek Tedbir sistemi için kritik önem taşır. Bu işlem, radar vericilerinin türlerini ve bu sayede amaçlarını; ayrıca konum bilgilerini belirleyerek kullanıcıya EH sırasında gerekli olan üstünlüğü sağlamayı hedefler [1].

Bu çalışmada radar kimliklendirici sisteme girdinin Darbe Tanımlayıcı Kelimeler (DTK) olduğu varsayılmıştır. Bir darbe tanımlayıcı kelime, darbe genişliği (DG), radyo frekansı (RF), geliş açısı (GA), geliş zamanı (GZ) gibi değerlerin kümesinden oluşur. Geliş açısı bilgisinin her zaman tespit edilebilir olmayabileceği ve ölçümlerin gürültülü olabileceği göz önünde bulundurulmalıdır. Üstelik, günümüz sistemleri tespit edilebilirliklerini azaltmak adına bu değerleri sabit tutmak yerine değişken modlarda kullanabilmektedir (RF zıplamalı, kademeli DG gibi) [2].

Bu zamana kadar radar kimliklendirme hakkında yapılan bazı çalışmalar sadece Darbe Tekrarlama Aralığına (DTA) odaklanmıştır [3,4]. DTA kipleniminin radarın amacının anlaşılmasındaki önemini vurgulandığı bu çalışmalarda geri yayımlı yapay sinir ağları kullanılmıştır. İlerleyen yıllarda yöney yapay sinir ağlarına başvurulmuştur [5]. Bu yapılar sayesinde DTK'leri oluşturan değerler sisteme aralık değerli olarak verilebilmektedir. Örneğin, bir radar tipi için RF'nın iki değer arasında gidip geldiği biliniyorsa, yapay sinir ağını bu radar tipi için ortalama bir RF değeriyle eğitmek yerine yöney yapay sinir ağları sayesinde bu radar tipi sisteme sahip olabileceği iki RF değeriyle birlikte öğretilmektedir. Birden fazla gizli katman içermesi sayesinde radar sinyalleri gibi doğrusal olmayan ve karmaşık verileri yansıtabilen ve giriş verisini doğrudan sınıflandırmak yerine güdümsüz eğitim ile yerinin önem taşıyan özelliklerini çıkararak sınıflandıran derin inanç ağları da radar kimliklendirme için kullanılmıştır [6]. Bazı çalışmalarda ise ölçümlerdeki belirsizliği hesaba katmak adına bulanık yapay sinir ağları kullanılmıştır ve bu sistemlerin

giriş verilerindeki gürültüye daha dirençli kalabildikleri gözlemlenmiştir [7,8].

Bu yöntemlerin eksik yanı yeni bir radar tipi ile karşılaştıklarında onu önceden eğitildikleri radar tiplerinden en yakın olanına eşlemeye çalışacak olmalarıdır. Ancak ne yazık ki radar verileri çoğunlukla gizli tutulduğundan bir sistemi olabilecek her türlü radar tipiyle eğitmek mümkün değildir. Bu sebeple bulanık ARTMAP sistemleri diğer yöntemlerden ayrı bir noktada durmaktadır. ART (Uyarlanabilir Yankılaşım Teorisi) sistemleri, her bir sınıfın katsayı yöneyine giriş sinyalinin olası bir versiyonu olarak yaklaşır. Eğer hiçbir yöney giriş sinyaline yeterince yakın değilse bu giriş sinyalini temsil edecek yeni bir sınıf açılır. Böylece ART yapıları çevredeki değişikliklere uyum sağlayabilir [9]. ARTMAP, ART'ın güdümlü versiyonudur ve bu sayede hem eğitim sırasında gördüğü radar tiplerini tanıyabilir hem de gerektiğinde yeni bir sınıf açabilir. Bulanık ARTMAP ise ARTMAP'in bulanık mantıkla çalıştırılan modelidir [10].

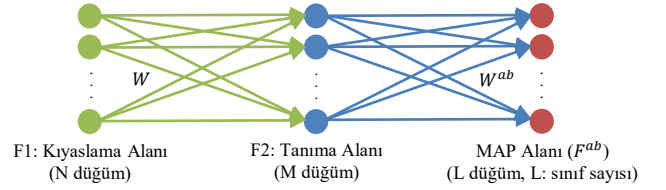
ART sistemleri ile ilgili en kritik nokta yeterli benzerliğe ya da yeterli farklılığa karar verilmesini sağlayan eşik değeridir (uyanıklık değeri). Uyanıklık değeri geleneksel bulanık ARTMAP yapısında başta ayarlanır ve ancak eğitim sırasında eğer giriş sinyali yanlış bir sınıfla eşleştiriliyorsa artırılır. Önerilen bulanık ARTMAP yapısında ise uyanıklık değeri eğitim sırasında eğitim verisinin bir kısmı seçilerek yapılan bir geçerlilik testiyle çift yönlü olarak ayarlanmaktadır. Eğer giriş verilerine göre uyanıklık fazla yüksekse, yani gereğinden fazla yeni sınıf açılmışsa uyanıklık düşürülmektedir. Benzer şekilde eğer giriş verilerine göre uyanıklık fazla düşüğe, yani bir giriş sinyali benzerlik eşliğinin düşüklüğü sebebiyle yanlış bir sınıfa atanabiliyorsa uyanıklık artırılmaktadır.

Bulanık ARTMAP yapısı için önerilen bir diğer yenilik ise benzerliğin hesaplanmasıyla ilgilidir. Geleneksel bulanık ARTMAP yapısında giriş sinyalinin her bir sınıfın yöneyiyle olan benzerliği iki şekilde değerlendirilmektedir. Bunlardan birisi giriş sinyalinin katsayı yöneyini değiştirme miktarı, diğeri ise katsayı yöneyinin giriş sinyalini değiştirme miktarıdır. Bu makalede sistemin karmaşıklığının azaltılması açısından tek bir benzerlik ölçüğü tanımlanmıştır.

Bölüm 2'de bulanık ARTMAP ve sözü edilen değişiklikler detaylandırılmıştır. Deney sonuçları ve önerilen bulanık ARTMAP sistemi ile geleneksel bulanık ARTMAP kıyaslaması Bölüm 3'te yer almaktadır. Nihayetinde, Bölüm 4'te makalenin özeti ve son yorumlar bulunmaktadır.

II. YÖNTEM

Şekil 1'de bulanık ARTMAP yapısı gösterilmiştir. F1 ve F2 katmanını; F2 katmanı ve MAP alanını birbirine bağlayan matrisler sırasıyla $W = \{w_{ij} \in [0,1]: i = 1, 2, \dots, M; j = 1, 2, \dots, N\}$ ve $W^{ab} = \{w_{jk}^{ab} \in \{0,1\}: j = 1, 2, \dots, N; k = 1, 2, \dots, L\}$ matrisleridir. Aşağıda öncelikle geleneksel bulanık ARTMAP [10] ve sonrasında bu makalede geliştirilen ARTMAP algoritması toplam 5 aşamada detaylı olarak açıklanmıştır.



Şekil 1: Bulanık ARTMAP yapısı.

A. Geleneksel Bulanık ARTMAP

1) Başlatma

- $w_{ij} = 1$
- $w_{jk}^{ab} = 0$
- Öğrenme hızı (β), yanlışlık (α) ve dayanak uyanıklık (ρ) değerleri girilir.

- Giriş sinyali $[0,1]$ aralığına normalize edilir.

2) Giriş Örüntüsü Kodlama

- Eğitim için giriş ve çıkış sinyalleri (a, t) yapay sinir ağına sunulur.

- Giriş sinyalinin yokluk bilgisinin de kullanılması için giriş vektörü a tümleyici kodlamadan geçirilir (a^c) ve A elde edilir.

$$a = (a_1, a_2, \dots, a_M) \quad (1)$$

$$a^c = (a_1^c, a_2^c, \dots, a_M^c) \quad (2)$$

a^c dizisinin elemanları Denklem (3) ile bulunur:

$$a_j^c = 1 - a_j \quad (3)$$

$j = 1, 2, \dots, M$.

$$A = (a, a^c) \quad (4)$$

3) Ön Ürün Seçimi

- F1 katmanından çıkan A , W katsayıları ile F2 katmanındaki her bir düğümde bir etkinleşme değeri oluşturur. Bu değer *Weber Yasası* ile belirlenir:

$$T_j(A) = \frac{|A \wedge w_j|}{\alpha + |w_j|} \quad (5)$$

Denklem (5)'te ve bundan sonraki her denklemde geçen $|\cdot|$ işlemi l_1 -norm'a tekabül etmektedir. Denklem (5)'te yer alan w_j ve \wedge işleminin ("bulanık ve") karşılığı sırasıyla Denklem (6)'da ve Denklem (7)'de verilmiştir.

$$|w_j| = \sum_{i=1}^M |w_{ij}|, \quad (6)$$

$$(|A \wedge w_j|)_i = \min(A_i, w_{ij}), \quad (7a)$$

$$|A \wedge w_j| = \sum_{i=1}^M (|A \wedge w_j|)_i \quad (7b)$$

Weber Yasası, bir uyarıcıda meydana gelen bir değişikliğin algılanabilecek en küçük miktarının uyarının değerine bağlı sabit bir oran olduğunu belirtir:

$$\frac{\Delta I}{I} = k \quad (8)$$

Etkinleştirme fonksiyonu bu tanımın ışığında değerlendirildiğinde F2 katmanındaki düğümlerin her biri için hesaplanan etkinleşme değerinin A 'nın w_j üzerinde yarattığı değişikliğin bir ölçüsü olduğu görülür.

- F2 katmanındaki düğümlerden etkinleşme değeri en yüksek olan seçilir:

$$J = \operatorname{argmax} \{T_j; j = 1, 2, \dots, N\} \quad (9)$$

- Giriş sinyaliyle kazanan düğümün katsayı yöneyi *Uyanıklık Testi* ile kıyaslanır:

$$\frac{|A \wedge w_j|}{|A|} = \frac{|A \wedge w_j|}{M} \geq \rho \quad (10)$$

Uyanıklık testi w_j yöneyinin A 'da yarattığı değişikliği ölçer. Eğer aradaki benzerlik uyanıklık değerinden fazlaysa test geçilmiş demektir. Eğer test geçilmiyse, yankılaşım oluşur.

- Eğer test geçilmemişse, bir sonraki en yüksek etkinleşme değerine sahip düğümün yöneyine bakılır. Eğer düğümlerden hiçbirisi bunu sağlayamıyorsa F2'de yeni bir düğüm açılır ve yeni düğümün katsayı yöneyi doğrudan A 'ya eşitlenir.

4) Sınıf Tahmini

- Kazanan F2 düğümü (J), w_{jk}^{ab} katsayıları ile bir sınıf tahmini oluşturur (K). F2 katmanındaki her bir düğüm için bu katsayılardan sadece bir tanesi 1 olabilir, kalanları 0'dır. Bu demektir ki her bir F2 düğümü tek bir sınıfa karşılık gelir.

- Eğer bu sınıf yanlışsa *eşleşme takibi* aranan benzerlik değerinin düşük olduğuna karar verir ve uyanıklık değeri artırılır. F2 katmanında etkinleşme değeri en yüksek olandan en düşük olanına kadar uyanıklık değerini geçen her düğüm kontrol edilir. Eğer hem uyanıklık testini hem de eşleşme takibini geçmiş bir düğüm bulunursa, onun katsayı yöneyi öğrenme sürecine girer. Eğer uyanıklık testini geçen düğümlerden hiçbirisi eşleşme takibini geçemezse, F2'ye yeni bir düğüm eklenir ve katsayı yöneyi A 'ya eşitlenir.

5) Öğrenme

- Öğrenmede w_j Denklem (11)'deki gibi güncellenir. Eğer J yeni oluşturulmuş bir düğüm ise, onu F^{ab} 'ye bağlayan w_{jk}^{ab} katsayıları da sadece o eğitim verisinin ait olduğu sınıfın değeri 1, diğerleri 0 olacak şekilde girilir.

$$w'_j = \beta(A \wedge w_j) + (1 - \beta)w_j \quad (11)$$

B. Geliştirilmiş Bulanık ARTMAP

1) *Algoritma Aşamaları*: Önerilen bulanık ARTMAP yapısı geleneksel bulanık ARTMAP ile çoğunlukla benzer olup, sadece 3. aşamada ayrışmaktadır. Bu aşamadaki değişiklikler aşağıdaki gibidir:

- F2 katmanındaki düğümlerin etkinleşme değerleri Denklem (12)'e göre hesaplanır. Burada kullanılan V işlecinin karşılığı Denklem (13)'de verilmiştir.

$$T_j(A) = \frac{|A \wedge w_j|}{|A \vee w_j|} \quad (12)$$

$$|A \vee w_j| = \max(A_i, w_{ij}) \quad (13)$$

- Etkinleşme değeri en yüksek olan düğüm belirlenir. Eğer bu düğümün etkinleşme değeri uyanıklık değerinin altındaysa başka hiçbir düğümün uyanıklığı geçme ihtimali olmayacağından diğer düğümlere bakılmadan F2 katmanına yeni bir düğüm eklenir ve bu düğümün katsayı yöneyi A 'ya eşitlenir.

Bu yöntemle sistemin karmaşıklığını azaltmak hedeflenmiştir. Uyanıklık testinde ve etkinleşme değerlerinin hesaplanmasında farklı formüller kullanılsa da aslında düğümlerin katsayı yöneyleriyle giriş sinyali arasındaki benzerlik ölçülmektedir, dolayısıyla bu makalede bunları birleştirerek yapmak önerilmektedir. Benzerlik ölçütü seçilirken Jaccard benzerliği ölçütü bulanık ortamda değerlendirilmiştir [11]:

$$J(X, Y) = \frac{|X \cap Y|}{|X \cup Y|} \quad (14)$$

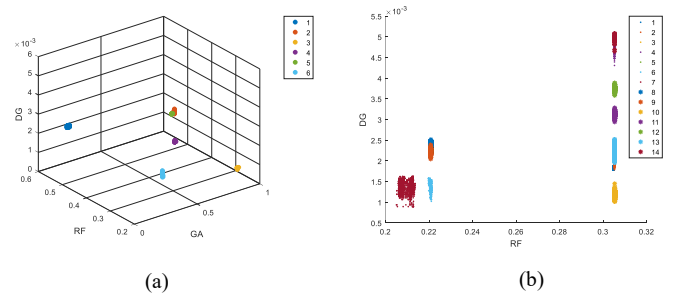
B.2. Geçerlilik Testi

Bu kısım tamamıyla geliştirilen bulanık ARTMAP'e özgüdür. Sistemin çalışma performansının uyanıklık değerine fazlasıyla bağlı olduğu göz önünde bulundurulduğunda, bu değerlerin uyarlanabilir olmasının önemi ortaya çıkar. Geleneksel bulanık ARTMAP'te uyanıklık değeri eğitim sürecindeki yanlış sınıflandırılmadan dolayı artırılabilir, ancak bu değeri azaltan bir mekanizma bulunmamaktadır. Bu sebeple, eğer uyanıklık ideal olmayan bir değerde başlatılırsa onun ideal değerine yakınsayacağını bir garantisi bulunmamaktadır.

Bu çalışmada eğitim verisinin %20'si geçerlilik testine ayrılmaktadır. Eğer geçerlilik testi sonucunda iki veya daha çok radar birbirine karıştırılarak etiketlenmişse giriş sinyaliyle katsayı yöneyleri arasındaki benzerliği daha katı bir oranda aramak adına uyanıklık değeri artırılır. Eğer geçerlilik testi sonucunda çok fazla yeni sınıf açılmışsa, uyanıklık değeri ortama göre çok sıkı demektir ve bu sebeple azaltılır.

III. DENEYSEL SONUÇLAR

Deney kısmında iki farklı senaryo denenmiştir. Bunlardan ilkinde (Şekil 2-a) 6, ikincisinde (Şekil 2-b) 14 radar bulunmaktadır. Ayrıca 2. senaryoda geliş açısı bilgisi bulunmamaktadır. Tablo I'de sunulan sonuçlar her bir senaryo için yapılan 1000 deneyin ortalamasıdır. Senaryo 1 için sonuçlar 6 radardan rastgele olarak 2 ya da 3 tane radarın seçilip bunlardan da rastgele bir yüzdeyle alınan verilerin eğitim için, kalan verilerin de test için kullanılmasıyla elde edilmiştir. Senaryo 2 için sonuçlar 14 radardan rastgele olarak 2,3,..7 ya da 8 tane radarın seçilip bunlardan da rastgele bir yüzdeyle alınan verilerin eğitim için, kalan verilerin de test için kullanılmasıyla elde edilmiştir.



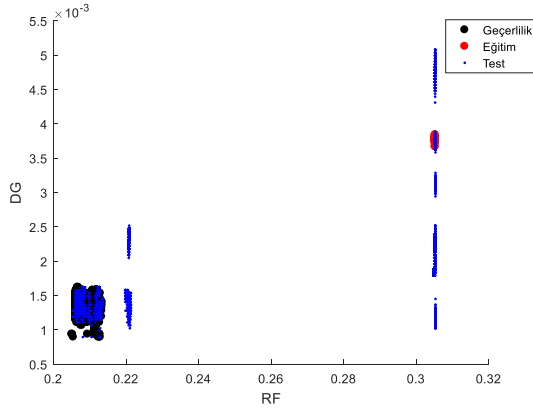
Şekil 2: 6 farklı radarın bulunduğu bir ortam (1. senaryo) (a) ve 14 farklı radarın bulunduğu, geliş açısı bilgisinin olmadığı bir ortam (2. senaryo) (b).

TABLO I. DENEY SONUÇLARI

Yapay Sinir Ağı Yapısı	Sınıflandırma Yüzdesi (%)		Öğrenme Süresi (s)
	1. senaryo	2. senaryo	
Geleneksel	92.7	79.4	0.075
Geçerlilik testi	93.4	80	0.11
Önerilen benzerlik ölçütü	94.5	81.1	0.068
Geçerlilik testi, önerilen benzerlik ölçütü	96	81.6	0.108

Sonuçlara bakıldığında geleneksel ARTMAP ve önerilen ARTMAP algoritmalarının genel olarak beklenen hedeflere ulaştığı söylenebilir. Yapılan testler iki ayrı durumu ölçmektedir. Bunlardan ilki, sistemlerin eğitildikleri radar türlerini test aşamasında tanıyabilmesidir. İkincisi, sistemlerin başka radar türleri ile karşılaştırıldığında bunların öğretildiklerinden farklı olduğunu görüp onlara eğitimde kullanılanlardan farklı, yeni bir sınıf etiketi verilebilmesidir. Bu aşamada farklı radar türleri arasında kendi içinde aynı olanlara aynı etiket, farklı olanlara farklı etiket verilmelidir. Örneğin, eğer sistem herhangi bir senaryo için 1. ve 2. radarla eğitilmişse ve bunların etiketi 0 ve 1 ise; sisteme 3. radar gösterildiğinde etiketi 2, 4. Radar gösterildiğinde etiketi 3, tekrar 3. radar gösterildiğinde etiketi 2 olarak karar verilmelidir. İki sistemin de sınıflandırma yüzdesinin yüksek olması, bu hedeflere genel anlamda ulaşıldığını gösterir.

İki sistem karşılaştırıldığında, benzerlik ölçütüyle ilgili asıl hedefe ulaşıldığı, yani sistemin karmaşıklığının azaltıldığı Tablo I'deki öğrenme sürelerinden görülebilir. Ayrıca, bu benzerlik ölçütü sınıflandırma yüzdeslerini de artırmıştır. Geçerlilik testinin amacına ulaştığı ise Tablo I'deki sınıflandırma yüzdelelerinde ve ayrıca Şekil 3'te gösterilen durumda gözlemlenebilir. Şekil 3'teki durumda sisteme eğitim verileri öğretilip sistem geçerlilik verileri ile test edildiğinde gereğinden fazla sınıf açıldığı için test aşamasına geçilirken uyanıklık değeri düşürülmüştür. Bu da RF ya da DG ekseninde fazlaca dağılmış bir radar türüne ait örneklerin tek küme olarak algılanmasını sağlamıştır. Bu yöntem kullanılmamış olsaydı, yani uyanıklık değeri testlerin geneline bakılarak önceden belirlenmiş ideal değerinde sabit bırakılmış olsaydı, doğru sınıflandırma yüzdesinin %6 daha az olacağı görülmüştür.



Şekil 3: Eğitim, geçerlilik ve test aşamaları için veriler bu şekildeki gibi olduğunda geleneksel bulanık ARTMAP ve önerilen benzerlik ölçütü kullanılan bulanık ARTMAP ile %69, geçerlilik testi yönteminin ve önerilen benzerlik ölçütünün beraber kullanıldığı bulanık ARTMAP ile %75 oranında sınıflandırma yüzdesi elde edilmiştir.

IV. SONUÇ

Bu çalışmada DTK'ler ile radar kimliklendirme problemi ele alınmıştır. Bu doğrultuda, ortamdaki değişikliklere uyum sağlayabilmesi açısından bulanık ARTMAP düşünülmüş ve bulanık ARTMAP algoritmasını çalışma süresi ve sınıflandırma yüzdesi açısından iyileştirebilecek iki öneri sunulmuştur. İlk öneri geleneksel versiyondaki iki katmanlı benzerlik kontrolü mekanizması yerine tek bir benzerlik ölçütü kullanılmasıdır. Sonuçlar temel amacı sistemin karmaşıklığını azaltmak olan yeni benzerlik ölçütünün sadece algoritmanın çalışma süresini kısaltmakla kalmayıp, sınıflandırma yüzdelelerini de arttırdığını göstermektedir. Bu durum Jaccard benzerlik ölçütünün radar kimliklendirme problemine uygulanabilirliğini gözler önüne sermektedir.

İkinci öneri, bir giriş sinyalinin bir sınıfa ne kadar yakın olursa o sınıfa ait olacağını, dolayısıyla bununla birlikte ne zaman yeni bir sınıf açılması gerektiğini de belirleyerek sistemin performansını fazlasıyla etkileyen uyanıklık değerine yöneliktir. Eğitim sırasında gerçekleştirilen bir geçerlilik testi ile sistemin ortamı yorumlayabilme kabiliyetine göre uyanıklık artırılmakta, aynı bırakılmakta ya da azaltılmaktadır. Bu yöntem ile sistemin öğrenme süresinin ve sınıflandırma başarısının arttığı gözlemlenmiştir.

KAYNAKLAR

- [1] K. Gençol, "New Methods for Radar Emitter Identification," Ph.D. Dissertation, Electrical and Electronics Engineering, Anadolu University, Eskişehir, Turkey, 2015.
- [2] Güven E., "Emitter Identification in Electronic Warfare by the Use of Clustering Techniques", M.S. Thesis, Electrical and Electronics Engineering, Middle East Technical University, Ankara, Turkey, 1994.
- [3] G. P. Noone, "A Neural Approach to Automatic Pulse Repetition Interval Modulation Recognition", *Information, Decision and Control*, 1999.
- [4] G. P. Noone, "A Neural Approach to Tracking Radar Pulse Trains with Complex Pulse Repetition Interval Modulations", *Neural Information Processing*, 2009.
- [5] C. S. Shieh and C. T. Lin, "A Vector Neural Network for Emitter Identification", *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. 50, no. 8, 2002.
- [6] H. Li, W. Jing and Y. Bai, "Radar Emitter Recognition Based on Deep Learning Architecture", *CIE International Conference on Radar (RADAR)*, 2016.
- [7] C. M. Lin, Y. M. Chen and C. S. Hsueh, "A Self-Organizing Interval Type-2 Fuzzy Neural Network for Radar Emitter Identification", *International Journal of Fuzzy Systems*, vol. 16, no. 1, 2014.
- [8] C. M. Lin, Y. M. Chen and C. S. Hsueh, "Emitter identification of electronic intelligence system using type 2 fuzzy classifier", *Systems Science and Control Engineering*, vol. 2, 2014.
- [9] G. A. Carpenter and S. Grossberg, "The ART of Adaptive Pattern Recognition by a Self-Organizing Neural Network", *Computer*, vol. 21, pp. 77-78, 1988.
- [10] G. A. Carpenter, S. Grossberg, N. Markuzon, J. H. Reynolds and D. B. Rosen, "Fuzzy ARTMAP: A Neural Network Architecture for Incremental Supervised Learning of Analog Multidimensional Maps", *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 3, no. 5, 1992.
- [11] A. K. Gupta and N. Sardana, "Significance of Clustering Coefficient over Jaccard Index", *International Conference on Contemporary Computing (IC3)*, 2015.