Bilişsel Algılamaya Doğru: Çok Görevli Öğrenme ile Radar Fonksiyon Sınıflandırma

Towards Cognitive Sensing: Radar Function Classification using Multitask Learning

Fatih Altıparmak^[1], Fatih Çağatay Akyön^{[1][2]}, Emirhan Özmen^{[1][3]}, Fuat Çoğun^[1], Aydın Bayrı^[1]

[1]Radar, Elektronik Harp ve İstihbarat Sistemleri, ASELSAN A.Ş., Ankara, Türkiye

[2]Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Bölümü, Bilkent Üniversitesi, Ankara, Türkiye

[3]Elektrik ve Elektronik Mühendisliği Bölümü, Hacettepe Üniversitesi, Ankara, Türkiye

{faltiparmak, fcakyon, eozmen, fcogun, abayri}@aselsan.com.tr

Özetçe —Elektronik Harp (EH) sistemleri için ortamda yayın yapan bir radarın tespiti ve ilgili radarın fonksiyonunun belirlenmesi, sistemin en önemli görevlerinden biridir. Bu çalışmada, EH sistemleri tarafından ölçülen radar parametreleri kullanılarak radarların Elektronik Karşı Tedbir (EKT) kullanım konseptine uygun olarak fonksiyonlarının belirlenmesi hedeflenmiştir. Çok Görevli Öğrenme ve Tek Görevli Öğrenme sinir ağları probleme uyarlanmıştır. Sınıflandırıcı öncesinde aşırı örnekleme, aralık değerleri için nicemeleme ve sınıf değerleri için gruplama ön işlemleri yapılmıştır. Çok Görevli Öğrenme tekniğinin performansının Tek Görevli Öğrenme tekniğinkinden daha iyi olduğu gözlenmiştir. Sınıflandırıcı öncesinde uygulanan aşırı örnekleme algoritmasının, ön işlemler neticesinde elde edilen verisetinin ve gruplandırılmış sınıfların bir veya daha fazlasının kullanımıyla her iki metodun performanslarının arttığı gözlenmiştir.

Anahtar Kelimeler—Radar Fonksiyon Sınıflandırma, Çok Görevli Öğrenme, Makine Öğrenmesi, Elektronik Harp

Abstract—The detection of a radar emitting signal and determining the associated radar function are among the most important duties of electronic warfare (EW) systems. In this study, the classification of radar function in accordance with Electronic Countermeasure (ECM) usage concept is aimed by using the radar parameters measured by EW systems. Multitask learning and single task learning neural networks are applied to this problem. Oversampling prior to classifier, quantization for interval values and grouping of class values are done in the pre-processing step. It is shown by the experimental results that, multitask learning technique outperforms single task learning technique. It is clearly observed that utilizing one or more of (1) oversampling algorithm, (2) preprocessed data set and (3) the grouped classes increases the performance of both methods.

Keywords—Radar Function Classification, Multitask Learning (MTL), Machine Learning, Electronic Warfare

I. GİRİŞ

Elektronik Harp (EH) alanında, yayın yapan bir radarın tespiti ve fonksiyonunun sınıflandırılmasında ilgili radarın parametreleri hakkında bilgi sahibi olmak çok önemlidir. Radarların kimliklendirilmesi ve ilgili kimliğe ait sınıfın tespitinde, daha önceden hazırlanmış veritabanları kullanılır. Veritabanında yer alan tüm radarlara ait bilgiler, EH sistemi

tarafından ölçülen yayına ait parametrelerle karşılaştırılarak ortamda varlığı tespit edilmiş yayının kimlik bilgisi ve sınıfı elde edilir.

Radarlar belirli fonksiyonları, erken ihbar, atış kontrol, sahil gözetleme vb., icra etmek amacıyla yapılır ve bu fonksiyonlara göre sınıflandırılırlar. Yeni radarların bir kısmı birden fazla fonksiyonu icra edebilse de eski radarların çoğunluğunun ana bir fonksiyonu vardır. Radar Emitter Database (REDB) veritabanında radarlar için 162 tane ana sınıf belirlenmiş ve her bir radar bu sınıflardan bir tanesine atanmıştır [1].

Elektronik karşı tedbirler (EKT); radarlara karşı kendini koruma (KK) ve Stand Off Jamming (SOJ) olmak üzere iki farklı konseptte kullanılırlar. KK konseptinde, karşı tedbir uygulayacak ekipman korunması gereken platforma takılır. Bu uygulamada amaç, hedef takip ve füze güdüm fonksiyonuna sahip radarlara karıştırma uygulayarak ilgili platformun güvenliğini sağlamaktır. Diğer konseptte, SOJ, ekipman korunacak platformun uzağına yerleştirilir. Arama ve tarama fonksiyonunu icra eden radarları karıştırıp, dost unsurların düşman sathına güvenli bir şekilde girmesi amaçlanmaktadır [2].

Karşı tedbir uygulayacak bir sistemin öncelikle karşıdaki radarın çalışma parametrelerini ölçmesi, sonrasında ise izlemesi gerekir. EH sistemleri radarların ilgili parametrelerinin önemli bir kısmını hesaplar. EH sistemleri yayın yapan radarların Radyo Frekans (RF), Darbe Tekrarlama Aralığı (PRI), Darbe Genişliği (PW), Anten Tarama Tipi (AST), Anten Tarama Periyodu (ASP), Polarizasyon, Darbe İçi İstemli Modülasyon (IMOP), vb parametrelerinin aralıklarını ve değişim karakteristiklerini hesaplar.

Bu çalışmada amaç, EH sistemi tarafından tespit edilmiş, parametreleri belirlenmiş ama ilgili EH sisteminin veritabanında yer almayan bir yayının sahip olduğu radar fonksiyonunu EKT kullanım konseptine (KK veya SOJ) uygun olarak o yayın için hesaplanan parametreleri kullanarak belirlemektir.

Sinir ağlarının EH alanında kullanımı, gerçek zamanlı çalışabilmenin getirdiği avantaj göz önünde bulundurularak yaygınlaşmaktadır. Çok katmanlı algılayıcı yapısının, geriye-doğru hesaplama ile eniyilenerek, radar fonksiyon sınıflandırılması probleminde performansı Willson [3] tarafından ir-
delenmiştir. Ancak, bu çalışmada elektronik karşı tedbir uy-

Şekil 1: 48 Sınıf için Eleman Sayısı Dağılımı

gulama konseptine bağlı olarak oluşan sınıf grupları hesaba katılmamıştır. Radar sınıflandırmayı ilk önce uygulama alanına göre askeri yada sivil olarak sınıflandırması daha sonra radar fonksiyonlarının detaylı sınıflandırması [4] ele alınmıştır. Önceki çalışmalarda, sınıflardaki eleman sayısının homojen dağılmamasının etkisini azaltacak bir ön işleme kullanılmamıştır. Bundan dolayı, özellikle sınıfların gruplanmadığı durumda sınıflandırıcının performansı kısıtlanmıştır.

Bu çalışmada, yukarıda bahsedilen eksikliklerin önüne geçebilmek adına, EKT uygulama konseptine göre farklı gruplarda yer alan sınıfların karışmasını engellemek için yeni bir hata fonksiyonu kullanan çoklu görev öğrenme temelli bir teknik önerilmektedir. Bunun yanı sıra, tekniğin performansını arttırmak için, aralık değerleri için nicemleme, sınıf değerleri için gruplama ve sınıflardaki eleman sayısının homojen dağılımının sağlanması için SMOTE aşırı örnekleme algoritması temelli etkili bir ön işleme yapılmıştır.

II. bölümde veri hazırlama - ön işleme kısmı anlatılmıştır. III. bölümde önerilen yöntem irdelenmiştir. IV. bölümde benzetim düzeneği ve sonuçları verilmiştir. Son bölümde ise bildiride yapılan çalışmalar değerlendirilmiştir.

II. VERİSETİ HAZIRLAMA

Bu çalışma için ticari olarak satılması ve içeriğinin internette erişilebilir bilgilerden oluşmasından dolayı REDB [1] veritabanı seçilmiştir. Veritabanından seçilen veri setinde 4208 tane radar modu mevcuttur. Öncelikle, kendisi için RF değerleri girilmemiş olan satırlar veri setinden çıkarılmıştır.

Verideki radar sınıflarının sayıları homojen dağılmadığı için sınıflandırıcının öğrenme kısmında, SMOTE aşırı örnekleme algoritması [5] kullanılarak az sayıda veri bulunan sınıfların eleman sayıları artırıldı. SMOTE algoritması en yakın K elemanı kullanarak, yeni veriler üretir. Bu çalışmada K, 6 olarak seçilmiştir. Bundan dolayı, 6 veya daha az elemana sahip olan sınıfların kayıtları veri setinden çıkarılmıştır. Bu elemelerden sonra veri setinde 48 farklı sınıfa ait 3836 tane kayıt kalmıştır. Sınıfların eleman sayılarının histogramı, yatayda rakamlar sınıf numaralarını gösterecek şekilde, Şekil 1'de verilmiştir.

Elektronik karşı tedbir uygulama konseptine uygun olarak öncelikle 48 radar fonksiyonunun her birisi, arama, tarama, hedef takip ve mermi güdüm sınıflarından bir tanesine atanmıştır. Bu sınıflardan bir tanesine atanamayanlar ise, beşinci bir sınıfa, diğer, atanmıştır. Sınıfların eleman sayılarının histogramı, yatayda rakamlar sınıf numaralarını gösterecek şekilde, arama{0}, tarama{1}, hedef takip{2}, mermi güdüm{3} ve diğer{4}, sınıfların eleman sayılarının dağılımı Tablo-I'de

verilmiştir.

Sınıflar:	0	1	2	3	4
Eleman Sayısı:	2550	45	184	65	997

TABLO I: 5 Sınıf için Eleman Sayısı Dağılımı

Veri setinde, EH sistemleri tarafından ölçülen, RF, PRI, PW, AST, ASP, Polarizasyon ve IMOP parametrelerinin aralıkları ve değişim karakteristikleri dışındaki sütunlar çıkarılmıştır. RF parametresi için RF aralığını belirten minimum ve maksimum parametrelerinin yanı sıra RF bandı bilgisi kullanılmıştır. Veri setinde, her bir bant bir sütunla ifade edilmiştir. Birden fazla bantta yayın yapan radarlar için ilgili sütunların her birisi işaretlenmiştir. Elde edilen veri seti bildirinin geri kalanında Veriseti-1 olarak isimlendirilmiştir.

Veriseti-1'de yer alan RF, PRI, PW, AST, IMOP ve Polarizasyon tiplerinin her birisi EH sistemleri tarafından ayırt edilebilen üst tipler ile değiştirilmiştir. PRI, PW ve ASP değerleri diyalık aralıklara göre nicemlenmiştir. Her bir parametre için aralık sayısınca sütun eklenmiştir. Birden fazla aralıkta çalışan radarlar için ilgili sütunların her birisi işaretlenmiştir. Elde edilen bu veri seti bildirinin geri kalanında Veriseti-2 olarak isimlendirilmiştir.

III. ÖNERİLEN YÖNTEM

Bu kısımda öncelikle, Çok Katmanlı Algılayıcı ve Çok Görevli Öğrenme yöntemleri anlatılacaktır. Daha sonra, bu yöntemlerin uygulamada nasıl kullanıldığı irdelenecektir.

A. Çok Katmanlı Algılayıcı

Çok katmanlı algılayıcı öğrenme kuralı Delta Öğrenme Kuralı'nın genelleştirilmiş halidir [6]. Bu yüzden genelleştirilmiş Delta Kuralı olarak da isimlendirilir. Genelleştirilmiş Delta Kuralı iki aşamadan oluşur, bunlar ileriye doğru hesaplama (Feed Forward) ve geriye doğru hesaplama (Back Propagation) aşamalarıdır.

1) *İleriye Doğru Hesaplama*: Girdi katmanından gönderilen veriler hiç bir değişiklik olmadan ara katmana gönderilir. Ara katmandaki her işlem elemanı, girdi katmanındaki bütün işlem elemanlarından bilgileri bağlantı ağırlıklarının etkisi ile alır. Önce ara katmandaki işlem elemanlarına gelen NET girdi (1) nolu formül kullanılarak hesaplanır.

$$NET_j = \sum_{k=1}^n A_{kj} G_k \quad (1)$$

(1)'de G_k , k . girdi elemanını; A_{kj} , k . girdi elemanını j . ara katman elemanına bağlayan bağlantı ağırlık değerlerini; n , girdi eleman sayısını göstermektedir. j . ara katman elemanının çıktısı ise NET girdinin aktivasyon fonksiyonundan geçirilmesiyle hesaplanır. Aktivasyon fonksiyonu olarak sigmoid fonksiyonu kullanılması halinde (2) nolu formül kullanılır.

$$C_j = \frac{1}{1 + e^{-(NET_j + \beta_j)}} \quad (2)$$

(2)'de C_j , j . çıktı elemanını; β_j ara katmanında bulunan j . elemana bağlanan eşik değer elemanının ağırlığını göstermektedir. Bu eşik değer ünitesinin çıktısı eğitimin başında 1'e eşittir. Eğitim sırasında ağ bu değeri kendisi belirlemektedir. Ara katmanın bütün işlem elemanları ve çıktı katmanının işlem elemanlarının çıktıları aynı şekilde kendilerine gelen NET girdinin hesaplanması ve sigmoid fonksiyonundan geçirilmesi sonucunda belirlenir. Çıktı katmanından çıkan değerler bulunca ağırlık ileriye doğru hesaplama işlemi tamamlanır.

2) *Geriye Doğru Hesaplama*: Ağa sunulan girdi için ağın ürettiği çıktı ağı beklenen çıktıları ile karşılaştırılır. Bunların arasındaki fark hata olarak kabul edilir. Amaç bu hatanın düşürülmesidir. Bu hata, ağı ağırlık değerlerine dağıtılarak bir sonraki iterasyonda hatanın azaltılması sağlanır. Kullandığımız çok katmanlı sinir ağında geriye doğru hesaplama işlemleri için Python Tensorflow kütüphanesi [7] kullanıldı. Geri doğru hesaplama işleminde Tensorflow kütüphanesinin ADAM eniyileicisi kullanıldı.

B. Çok Görevli Öğrenme

Makine öğrenmesinin gelecek vadede alanlarından bir tanesi olan Çok Görevli Öğrenme (ÇGÖ), çoklu öğrenme işlevinde elde edilen faydalı bilgilerden yararlanarak her bir görev için daha doğru bir öğrenici elde etmeyi amaçlar [8]. Zhang ve ekibi, tüm görevlerin veya en azından bir alt kümesinin birbiriyle ilişkili olduğu ama aynı olmadığı varsayımına dayanarak, birden fazla görevi birlikte öğrenmenin bağımsız bir şekilde öğrenmekten daha iyi bir sınıflandırma performansı sağladığını teorik ve deneysel olarak göstermiştir [9].

C. Önerilen Modeller

Yöntem olarak çok görevli öğrenme ve tek görevli öğrenme yöntemleri karşılaştırma amaçlı kullanıldı. Her iki teknik içinde Şekil 2’de önerilen modeller verildi. Her iki model de, 5 ve 48 sınıflı veri için ayrı ayrı uygulanacak şekilde uyarlandı.

Şekil 2b’de verilen çok görevli öğrenme modelinde uygulama modu SOJ ve Kendini Koruma olarak ikiye ayrıldı. (3)’te E_i uygulama modunu (SOJ, Kendini Koruma), F_i alt sınıfları, D_i tüm sınıfları ifade eder. (3)’te 5 ana sınıf için uygulamanın nasıl yapıldığı belirtilmiştir. 48 ana sınıflı uygulamada da (3)’tekinen benzer bir şekilde yapılmıştır.

Çok Görevli öğrenme, F_i görevlerinde yer alan bilgileri kullanarak D_i için modelin öğrenmesini geliştirmeye yardımcı olmayı amaçlar [9].

$$F_i = \begin{cases} 1; & D_i \in \{0, 1\} \text{ \& } E_i = 1 \\ 2; & D_i \in \{2, 3, 4\} \text{ \& } E_i = 1 \\ 1; & D_i \in \{0, 1, 4\} \text{ \& } E_i = 2 \\ 2; & D_i \in \{2, 3\} \text{ \& } E_i = 2 \end{cases} \quad (3)$$

Bu Model-1 için hata (L_{TGO}) hesaplamaları (4)’te, Model-2 içinse hata (L_{CGO}) hesaplamaları (5)’te verildi.

$$L_{TGO} = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[\sum_{j=1}^M [B_{ij} \log(\hat{B}_{ij})] \right] \quad (4)$$

$$L_{CGO} = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[\sum_{j=1}^M [D_{ij} \log \hat{D}_{ij} + \lambda F_{ij} \log \hat{F}_{ij}] \right] \quad (5)$$

(4) ve (5)’te N verisetindeki örnek sayısını, M ise sınıf sayısını ifade eder. (4)’te B_{ij} ve $\hat{B}_{ij}$ sırasıyla, tek görevli öğrenme modelinin etiketi ve çıktısıdır. (5)’te D_{ij} , F_{ij} ve $\hat{D}_{ij}$, $\hat{F}_{ij}$ sırasıyla çok görevli öğrenme modelinin etiketleri ve çıktılarıdır. Burada i ve j sırasıyla örnek ve sınıf indisine denk gelmektedir. Şekil 2b’de modelin çıktısında ana sınıf ve alt sınıf olarak iki farklı sınıflandırma vardır. D_{ij} ana sınıfları, F_{ij} alt sınıfları ifade etmektedir. Bu yüzden (5)’te λ , ana sınıf ve alt sınıflar arasındaki sınıflandırma hatalarının ağırlığını belirtmektedir.

Softmax fonksiyonu, bir olayın n farklı olay üzerindeki dağılımının olasılığını hesaplar. Genel olarak, bu fonksiyon her hedef sınıfın olası tüm hedef sınıflar üzerindeki olasılıklarını

(a) Tek Görevli Öğrenme (Model 1)

(b) Çok Görevli Öğrenme (Model 2)

Şekil 2: Kullanılan Yöntemlerin Yapısı

hesaplar. Daha sonra hesaplanan olasılıklar, verilen girdiler için hedef sınıfın belirlenmesinde yardımcı olur. Çıkış olasılığı 0 ile 1 arasındadır ve tüm olasılıkların toplamı 1’e eşittir [7]. Softmax fonksiyonu (6)’da verilmiştir.

$$f(s_i) = \frac{e^{s_i}}{\sum_{j=0}^k e^{s_j}} \quad (6)$$

(6)’da k sınıf sayısı, s_i ise Şekil 2a ve 2b’de belirtilen yoğun katmanın çıktısıdır. i . sınıf için softmax fonksiyonunun girdisi s_i , çıktısı $f(s_i)$ ’dir.

IV. BENZETİM DÜZENİĞİ VE SONUÇLARI

Şekil 2’de verilen öğrenme modellerinin, SMOTE aşırı örnekleme algoritması kullanılarak az sayıda eleman bulunan sınıfların çoğaltılması ile eğitilmesi sonucunda elde edilen sonuçlar Şekil 3’de verilmiştir. Çok katmanlı algılayıcılarda, tekrar sayısı arttıkça eğitime miktarı arttığı için modellerin başarı yüzdeleri de artar. Bu durum her bir veri seti ve model ikilisi için şekilde görülmektedir. Lakin, modeller arasındaki performans farkları modellerin yeterince eğitilebilmesi için belirli bir tekrar sayısına ulaşıldıktan sonra karşılaştırılır.

Veriseti-2’de sürekli tipteki öz niteliklerin sayısının artırılması ve kategorik tipteki niteliklerin kategori sayılarının azaltılması sayesinde önerilen derin öğrenme yapılarının daha başarılı öz nitelikleri daha kolay özütlemeleri sağlanmıştır. Buna binaen, aynı model kullanıldığında, Veriseti-2 için alınan sonuçlar, grafiklerin her birisinde Veriseti-1 için alınan sonuçlardan daha başarılı çıkmıştır.

Çok görevli öğrenme tekniği için önerilen maliyet fonksiyonu sayesinde, model oluşturulurken birbirlerinden kesin olarak ayrılması için işaretlenen sınıflar arası hatalı atamalar azaltılmıştır. Bu sayede, Model-2’nin performansı her bir veri seti için Model-1’den daha başarılı çıkmıştır.

SMOTE aşırı örnekleme algoritmasının kullanılmadığı durumda da veri setleri ve modellerin karşılaştırmalı sonuçları benzer çıkmıştır. Tekrar sayısının 150 olduğu durumda, her

(a) 48 sınıflı Veriseti için Model 1 - Model 2 Karşılaştırması

(b) 5 sınıflı Veriseti için Model 1 - Model 2 Karşılaştırması

Şekil 3: 5 sınıflı ve 48 sınıflı verisetlerinin Model-1 ve Model-2 performansları

bir veri seti ve model için aşırı örnekleme algoritmasının uygulanıp uygulanmamasına ve kullanılan sınıf sayısına bağlı olarak elde edilen sonuçlar Tablo II 'de verilmiştir.

Veri setleri ve sınıf sayıları sabit tutulduğunda, tüm birebir karşılaştırmalarda Çok Görevli öğrenme tabanlı Model-2'nin performansının Model-1'den daha iyi olduğu gözlenmiştir. Aradaki performans farkı SMOTE algoritmasının uygulanması durumunda %1.5-%4.5 arasındayken, uygulanmaması durumunda, %5-%13.6 aralığındadır.

Modeller ve sınıf sayıları sabit tutulduğunda, tüm birebir karşılaştırmalarda modellerin Veriseti-2'deki performansının Veriseti-1'dekinden daha iyi olduğu gözlenmiştir. Aradaki performans farkı SMOTE algoritmasının uygulanması durumunda %3.4-%5.5 arasındayken, uygulanmaması durumunda, %5.3-%11.3 aralığındadır.

Veri setleri ve modeller sabit tutulduğunda ise, tüm birebir karşılaştırmalarda modellerin 5 sınıf için performansının 48 sınıf için olandan daha iyi olduğu gözlenmiştir. Aradaki performans farkı SMOTE algoritmasının uygulanması durumunda %3-%3.9 arasındayken, uygulanmaması durumunda, %18.8-%29 aralığındadır.

Tablo-I'de verildiği üzere, en az elemana sahip olan sınıfın eleman sayısı 5 sınıflı durumda 45'tir. Şekil-1'de verildiği üzere 48 sınıflı durumda bu sayı 7'dir. SMOTE algoritması uygulanmadığında sınıflandırıcı az sayıda eleman içeren sınıflar için yalnızca ham datayı kullanmıştır. Uygulandığı durumda ise, bu sınıfların eleman sayıları artırılmıştır. Bundan dolayı bu

		Aşırı Örn. Alg. Uygulandı		Aşırı Örn. Alg. Uygulanmadı	
		48 Sınıf	5 Sınıf	48 Sınıf	5 Sınıf
Veriseti-1	Model-1	% 84.34	% 88.30	% 49.40	% 78.40
	Model-2	% 88.83	% 91.91	% 59.37	% 84.17
Veriseti-2	Model-1	% 89.50	% 93.83	% 57.00	% 84.44
	Model-2	% 92.35	% 95.39	% 70.67	% 89.47

TABLO II: Performans Karşılaştırması

algoritmanın uygulandığı ve uygulanmadığı durumlar arasındaki performans farkı 48 sınıflı durumda daha belirgindir.

Özetle, Tablo II'de verilen sonuçlar incelendiğinde, Model-2'nin performansının Model-1'in performansından daha iyi olduğu gözlenmiştir. Gruplama yaparak sınıf sayısının azaltılmasının, parametre aralıklarının nicemlenmesi ve değişim karakteristiklerinin gruplanması veya aşırı örnekleme algoritmasının kullanılarak eğitim verisinin artırılması işlemlerinden her birisinin tüm modellerin performansını ayrı ayrı artırdığı gözlemlenmiştir. Model-2 için ön işleme ve sınıf gruplama işlemlerinden önceki başarı oranı %59.37 iken, işlemler sonrasında başarı oranı, %95.37 olarak gerçekleşmiştir.

V. SONUÇ

Bu çalışmada, EH sistemleri tarafından ölçülen radar parametreleri kullanılarak EH ortamında yayın yapan radarların EKT kullanım konseptine uygun olarak fonksiyonlarının belirlenmesi hedeflenmiştir. Problemin doğasına uygunluğundan dolayı Çok Görevli Öğrenme sinir ağları tekniği seçilmiş ve Tek Görevli Öğrenme sinir ağlarıyla karşılaştırılmıştır. Çok Görevli Öğrenme tekniği için probleme özgü model geliştirilmiş ve uygulanmıştır.

REDB veritabanı bu çalışma için seçilmiştir. İlgili veritabanından seçilen verisetinde sınıflandırıcı öncesi parametrelerin aralık değerleri için nicemleme ve değişim karakteristikleri için gruplama ön işlemleri neticesinde, orijinal veri seti ile birlikte 2 farklı veri seti üretilmiştir. Sınıf bilgileri de EKT uygulama konseptine uygun olarak gruplanmış ve 48 sınıflı orijinal veri ile birlikte 5 sınıflı yeni bir sınıf bilgisi üretilmiştir. Veri setinde sınıfların eleman sayılarının dağılımı homojen olmadığı için eğitim setleri SMOTE - Aşırı örnekleme algoritması kullanılarak artırılmıştır.

Benzetimlerde her bir metod, her bir veri seti, sınıf ikilisi için aşırı örnekleme algoritmasının uygulandığı ve uygulanmadığı durumlar göz önüne alınarak 16 farklı sonuç seti üretilmiştir.

Sonuç olarak, Çok Görevli Öğrenme tekniğinin performansının Tek Görevli Öğrenme tekniğinin performansından daha iyi olduğu gözlenmiştir. Her iki tekniğin performansının da, sınıflandırıcı öncesinde uygulanan aşırı örnekleme algoritmasının, ön işlemler neticesinde elde edilen verisetinin veya gruplandırılmış sınıfların bir veya daha fazlasının kullanılmasıyla arttığı gözlenmiştir.

KAYNAKLAR

- [1] "Radar emitter databases for research," <https://www.radars.org.uk>, 2018.
- [2] F. Neri, *Introduction to electronic defense systems*. SciTech Publishing, 2006.
- [3] G. B. Willson, "Radar classification using a neural network," in *Applications of Artificial Neural Networks*, vol. 1294. International Society for Optics and Photonics, 1990, pp. 200–211.
- [4] N. Petrov, I. Jordanov, and J. Roe, "Radar emitter signals recognition and classification with feedforward networks," *Procedia Computer Science*, vol. 22, pp. 1192–1200, 2013.
- [5] N. V. Chawla, K. W. Bowyer, L. O. Hall, and W. P. Kegelmeyer, "Smote: synthetic minority over-sampling technique," *Journal of artificial intelligence research*, vol. 16, pp. 321–357, 2002.
- [6] E. Alpaydin, *Introduction to machine learning*. MIT press, 2009.
- [7] I. Goodfellow, Y. Bengio, A. Courville, and Y. Bengio, *Deep learning*. MIT press Cambridge, 2016, vol. 1.
- [8] A. Argyriou, T. Evgeniou, and M. Pontil, "Multi-task feature learning," in *Advances in neural information processing systems*, 2007, pp. 41–48.
- [9] Y. Zhang and Q. Yang, "An overview of multi-task learning," *National Science Review*, vol. 5, no. 1, pp. 30–43, 2017.