YAPAY SİNİR AĞLARI İLE HELİKOPTER PİSTİ TESPİTİ

Emre BAŞESKİ¹

¹Dr., HAVELSAN A.Ş., Mustafa Kemal Mahallesi 2120 Cad. No:39 P.K.: 06510 Çankaya, Ankara, ebaseski@havel-san.com.tr

ÖZET

Yüksek çözünürlüklü uzaktan algılama görüntülerinin içeriğini hızlı bir şekilde analiz edebilmek için otomatik görüntü kıymetlendirme algoritmaları çok büyük önem taşımaktadır. Bir görüntüde helikopter pisti varlığı, genellikle hükümet binaları veya askerî tesisler gibi önemli bir tesise işaret etmektedir. Bu nedenle helikopter pistlerinin tespiti, bir görüntünün içeriği hakkında kritik bilgiler ortaya çıkarabilir. Bu çalışmada, H şeklinde, açık renkli helikopter pistlerini tespit etmek için tasarlanmış, yapay sinir ağları kullanan iki algoritma sunulmuştur. İlk algoritma, helikopter pisti adayı olan bölütlerin şeklinin klasik yapay sinir ağları ile analizi üzerine inşa edilmiştir. İkinci algoritma ise derin öğrenme teknikleri ile geliştirilmiş bir algoritmadır. Öğrenme tabanlı bu iki algoritma, klasik görüntü işleme teknikleri ile geliştirilmiş başka bir algoritma ile karşılaştırılarak tekniklerin birbirlerine göre avantajları ve dezavantajları üzerine bir tartışma da sunulmuştur.

Anahtar Sözcükler: helikopter pisti tespiti, uzaktan algılama, yapay sinir ağları, derin öğrenme

ABSTRACT

HELIPORT DETECTION BY USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

Automatic image analysis algorithms are crucial to quickly analyze the content of high resolution remote sensing images. The presence of a heliport on an image usually implies an important facility such as governmental buildings or military facilities. For this reason, the detection of heliports can reveal critical information about the content of an image. In this work, two algorithms using artificial neural networks, designed to detect H-shaped, light colored heliports, are presented. The first algorithm is based on shape analysis of the heliport candidate segments by using classical artificial neural networks. The second algorithm is an algorithm developed by deep learning techniques. These two learning-based algorithms are compared with another algorithm developed by classical image processing techniques, and a discussion on the advantages and disadvantages of the techniques compared to each other is also presented.

Keywords: heliport detection, remote sensing, artificial neural networks, deep learning

1. GİRİŞ

Artan çözünürlük ve ticari olarak erişilebilen uzaktan algılama verisinin miktarı, görüntü analistleri için yeni bir zorluk oluşturmaktadır. Artan çözünürlük sayesinde bir görüntünün küçük bir kısmı bile, bir insan tarafından analiz edilmesi zor olan detayları içerebilmektedir. Ayrıca, artan sayıda görüntüleme sensörü, akıllı görüntü işleme algoritmaları olmadan analiz edilmesi imkânsız miktarda görüntü üretmektedir. Bu nedenle, bu büyük verinin içeriğinin analiz edilmesi için otomatik görüntü kıymetlendirme algoritmaları çok önemlidir.

Bu çalışmada, helikopter pisti tespiti için geliştirilmiş olan öğrenme tabanlı iki farklı algoritma sunulmuştur. İlk algoritma, klasik yapay sinir ağları temelli bir algoritmadır. İkinci algoritma ise derin öğrenme teknikleri ile geliştirilmiş bir algoritmadır. Öğrenme tabanlı bu iki algoritma, klasik görüntü işleme teknikleri ile geliştirilmiş başka bir algoritma ile karşılaştırılarak tekniklerin birbirlerine göre avantajları ve dezavantajları üzerine bir tartışma da sunulmuştur.

Bir görüntüde helikopter pisti varlığı, genellikle hükümet binaları veya askerî tesisler gibi önemli bir tesise işaret etmektedir. Çalışmada bulunması hedeflene helikopter pistleri, H şeklinde, açık renkli yapılardır. Klasik görüntü işleme ve klasik yapay sinir ağlarına dayanan teknikler, helikopter pisti adayı olan bölütlerin şeklinin yapay sinir ağları ile analizi üzerine kurulmuştur. Derin öğrenme tabanlı teknik, Faster-RCNN (Ren vd. (2017)) üzerine kurulu evrimsel bir sinir ağına dayanmaktadır.

Uzaktan algılama görüntülerinde insan yapımı yapıların otomatik olarak tespiti, oldukça dikkat çeken önemli bir araştırma alanıdır. Hem klasik görüntü işleme teknikleri hem de öğrenmeye dayalı yaklaşımlar farklı problemlerin çözümü için kullanılmaktadır. İnsan yapımı nesne tespiti için farklı yaklaşımlar hakkında geniş bilgi Chen ve Han (2016) ile Blaschke (2010) çalışmalarında bulunabilir. Klasik teknikler (Örneğin, Mueller vd. (2004)) çoğunlukla, büyük ve potansiyel olarak insan yapımı alanları tespit etmek için bölge ve kenar tabanlı tekniklerin bir birleşiminden yararlanırken, daha yeni çalışmalar öğrenme temelli yaklaşımları kullanma eğilimindedir (Örneğin, Inglađa (2007), Han vd. (2015), Xia vd. (2017), Zhu vd. (2017)).

Yakın zamanda derin öğrenme konusunda gerçekleşen gelişmeler, görüntü işleme alanında önemli atılım yapılabilmesinin yolunu açmıştır. Görüntü sınıflandırma konusundaki başarı, nesnelerin görüntüdeki yerini de bulabilen ağlar sayesinde nesne tespitine de taşınmıştır. Fast R-CNN (Girshick (2015)), YOLO (Redmon vd. (2016)), SSD (Liu vd. (2016)) gibi ağlar, görüntü üzerinde nesne tespiti konusunda klasik yöntemlere göre çok büyük performans artışı sağlamış ve akademik çalışmalarda da sıkça kullanılmaya başlanmıştır. Bu ağların görece küçük nesnelerde yaşadığı performans sorunu, Faster R-CNN (Ren vd. (2017))de çözülmüştür. Derin öğrenme tekniklerinin uzaktan algılama alanında kullanımında da büyük bir artış gözlemlenmektedir. Xia ve Li (2018), SSD algoritması ile uzaktan algılama verisi üzerinden havalimanı tespiti konusunda bir çalışma gerçekleştirmiştir. SSD, algoritmasının yapısı gereği küçük nesneleri tespit etmekte zorlanan bir ağıdır. Chen vd. (2018)'de yapılan çalışmada, klasik SSD algoritmasına yapılan eklentilerle uydu görüntülerindeki görece küçük nesnelerin de tespiti konusunda başarı elde edilmiştir.

Makalenin **Algoritma** kısmında üç farklı teknik ele alınmış ve bu tekniklerin sayısal değerlendirmeleri üzerine tartışmalar sunulmuştur. Algoritmaların görsel sonuçlarından da örnekler verilerek, şekil büyüklüğü, şeklin deformasyonu ve kontrastın başarıya etkisi gibi faktörlerin analizi gerçekleştirilmiştir. **Sonuçlar** kısmında algoritmaların temel avantaj ve dezavantajları özetlenmiş ve geleceğe yönelik araştırma potansiyeli tartışılmıştır.

2. ALGORİTMA

Çalışmanın bu kısmında, uydu ve hava fotoğraflarında helikopter pisti bulan üç farklı algoritmadan bahsedilmiştir. İlk algoritma, klasik görüntü işleme teknikleri ile geliştirilmiş bir algoritma olup referans algoritma olarak kullanılmıştır. Diğer iki algoritma öğrenme tabanlı olup bu çalışma kapsamında geliştirilmiştir. Öğrenme tabanlı algoritmalarından ilki, klasik yapay sinir ağları üzerine kurulmuştur. İkinci algoritma ise tamamen derin öğrenme teknikleri ile geliştirilmiştir. Klasik sinir ağı, karakter tanıma için kullanılan bir veri kümesi ile eğitilmiştir ve temel hedefi, şekil analizidir. Derin öğrenme tabanlı algortimada pistin yerinin ağ çıktısı olarak bulunmasını sağlayan evrimsel bir yapay sinir ağı kullanılmış ve bu ağ çok sayıda helikopter pisti görüntüsü ile eğitilmiştir.

Helikopter pistlerinin tespiti, pistlerin ebatı, değişen arka plan, soluk kenarlar ve çevredeki şekiller nedeniyle zorlu bir sorundur. Ayrıca, pistlerin rengi zaman içinde solmakta ve bir pist farklı renk tonlarına sahip olabilmektedir. **Şekil 1**'de, problemin zorluklarını vurgulamak için bazı örnek pist görüntüleri sunulmuştur.

Şekil 1. Örnek helikopter pisti görüntüleri.

Tartışılan üç algoritmanın sonuçları, 66 adet pist içeren 32 adet görüntü üzerinde değerlendirilmiştir. Deneyler, Google Haritalar'dan toplanan görseller üzerinde yapılmıştır. Görüntüler, dünyanın farklı bölgelerinden, farklı özellikler (farklı arka plan, farklı görüntü içeriği, farklı bitki örtüsü gibi) içerecek şekilde seçilmiştir. Görüntülerin toplanmasında kullanılan metot, 2.1 bölümünde detaylandırılmıştır. Algoritmaların görüntü kümesi üzerinde sergilediği başarı, algoritmanın işlemsel adımları tartışıldıktan sonra verilmiştir.

2.1 Görüntülerin Hazırlanması

Çalışmada kullanılan görüntüler, Google Haritalar'dan elde edilmiş olan 0.5 metre çözünürlükteki uydu görüntüleridir. Aşağıda, enlem ve boylam bilgilerini vererek Google Haritalar'dan yasal şekilde veri toplamak için kullanılan Python kod parçası sunulmuştur.

```
import urllib.request
import math
import sys
```

```
def saveMap(lat,lon,zoomLevel,imageFile):
```

```
    pngLink="http://maps.google.com/maps/api/staticmap?center=%f,%f&zoom=%d&size=640x640&maptype=satellite&sensor=false" % (lat,lon,zoomLevel)
    f = urllib.request.urlopen( pngLink )
    local_file = open(imageFile, "w" + "b")
    local_file.write(f.read())
    local_file.close()
    f.close()
```

```
# sample usage: python googleMap outFile lat lon 0.5
```

```

if __name__ == '__main__':
    # each tile of google is 256 pixels
    googleTileSize=256.0
    # find the zoom level for google maps by getting the circumference of the earth as 40000 km
    zoomLevel=math.floor(math.log(40000000.0/(googleTileSize*float(sys.argv[4])),2))
    saveMap(float(sys.argv[2]),float(sys.argv[3]),zoomLevel,sys.argv[1])

```

2.2 Klasik Tekniklere Dayalı Algoritmalar

Klasik görüntü işleme tekniklerine ve klasik yapay sinir ağlarına dayalı iki algoritma, temelde şekil analizi yapmaktadır. İki algoritma da benzer şekilde helikopter pisti adayı bölütleri bulmakta, bölüt şeklinin H'ya benzeme miktarını ölçme aşamasında farklılaşmaktadır. İki algoritma da görüntüleri eşikleyerek bölütler elde etme ve elde edilen bölütlerin şekilsel analizine dayanmaktadır. Helikopter pistlerinin sabit bir renk ve büyüklüğü yoktur. Ayrıca, zaman içinde rengi solan bazı pistlerde aynı rengin birçok tonu, hatta şekilde kopmaya neden olan silinmeler gözlemlenebilmektedir. Bu nedenle, görüntüdeki pisti bölütleyecek ideal eşik değerini bulmaya çalışmak yerine, iteratif olarak eşik değerini güncelleyerek elde edilen bölütlerin şekilsel analizi yoluna gidilmiştir. Algoritmanın ana adımları **Şekil 2'**de sunulmuştur. Öncelikle başlangıç eşik değeri hesaplanır. Bu değere göre eşikleme yapılarak elde edilen bölütlerin şekil analizi yapıldıktan sonra eşik değeri, belirli bir miktarda artırılır.

Şekil 2. Algoritma akış şeması.

İlk eşik değerini belirlemek için, pist ve çevresindeki pikseller arasında yüksek kontrast oluşturulması gerekir. Süreç görüntünün (I) parlaklığının azaltılması ile başlar (**Denklem 1a**). Burada m , histogramı iki eşit parçaya bölen değerdir. Parlaklık azaltıldıktan sonra, **Denklem 1b** kullanılarak kontrast artırılır. Başlangıç eşik değeri, elde edilen görüntüden, Otsu eşikleme yöntemi kullanılarak elde edilir (Otsu, 1979).

$$I' = I - m \quad (1a)$$

$$I'' = I' * a - m \quad (1b)$$

$$a = (255 + m) / \max(I'') \quad (1c)$$

Eşikleme yapıldıktan sonra elde edilen bölütlerde şekil analizi yapılarak bölütün H şekline benzeyip benzemediğine karar verilir. Bölüm 2.2.1 ve 2.2.2'de, şekil analizi için iki farklı algoritmadan bahsedilmiştir.

2.2.1 Klasik Görüntü İşleme Tekniklerine Dayalı Algoritma

Klasik görüntü işleme yöntemlerine dayalı helikopter pisti tespit algoritması, helikopter pisti adayı olan bölütlerin şeklinin H şekline ne kadar benzediğinin analizini bölütün piksellerinin dağılımını kullanarak yapmaktadır. Algoritma detayları, (Başeski, (2018))de bulunabilir. Bu bölümde algoritmanın kısa bir özeti ve örnek sonuçlara değinilmiştir. Şekil analizinin arkasındaki ana fikir, farklı eşik değerleri ile hesaplanmış her bir bölütün şeklini değerlendirerek piksel dağılımının belirli kurallara uyup uymadığını anlamaktır. **Şekil 3'**te mükemmel hizalanmış bir helikopter pisti görülmektedir. Şeklin merkezi, koordinat sisteminin ortasındadır. Uzun taraf y eksenine paraleldir ve kısa kenar x eksenine paraleldir. Şekil analizi için bir H şeklinin üç basit özelliği kullanılmaktadır.

Simetri: Her şeyden önce, H şekli simetriktir. Bu nedenle, y ekseninin solundaki piksel sayısı, sağdaki piksel sayısına eşit olmalıdır (**Şekil 3 (b)**). Bu basit kural, insan yapımı şekillerin çoğu için geçerli olmasına rağmen, düzensiz şekilli bileşenlerin ortadan kaldırılmasında çok etkilidir.

Şekil 3. Helikopter pistlerinin şekilsel özellikleri (orjinal görüntü, Başeski, (2018)).

Bağlantı: İkinci kural olan bağlantı, şeklin sol ve sağ tarafının x eksenı boyunca bağlanması gerektiğini belirtir (Şekil 3 (c)). Bu bağlantı x ekseninden geçmelidir ve tüm şeklin boyutuna orantılı bir kalınlığa sahip olmalıdır.

Temizlik: İlk iki kural, bir helikopter pisti şeklinin piksellerinin nerede bulunabileceğini tanımlar. Üçüncü kural olan temizlik ise piksel bulunmayan alanları tanımlar (Şekil 3 (d)). Bir şekil, sol/sağ dikey alanların veya orta bağlantı bölgesinin dışında herhangi bir piksel içeriyorsa, o şekil helikopter pisti olarak değerlendirilmez.

Bu üç kural, mükemmel bir H şekli için ideal kurallar olsa da gerçek dünya görüntüleri için de kullanılabilmeleri için belirli bir esneklik içermeleri gerekmektedir. Simetri için sol ve sağ tarafın eşit değil yakın sayıda piksel içerip içermediğine bakarak simetriye belirli bir esneklik kazandırılabilir. Orta bağlantı bölgesini kontrol ederken, bölge içinde kalan piksellerin sayısının toplam şekil sayısı ile orantılı olması beklenir. Bu orantıyı büyük tutmak, ortası aşınmış ve ince hatlara sahip pistler için problem olabilmektedir. Temizlik kuralını esnetmemek, yanlış alarm sayısını en azda tutmak açısından tercih edilebilir bir karardır. Çözünürlüğü kötü görüntülerde ve pist kenar çizgilerinin görüntüye çok yaklaştığı durumlarda bu karar problem çıkarsa da çevresi temiz pistlerin yüksek bir doğruluk ile bulunabilmesini sağlamaktadır. Şekil 4'te, yöntemle ait örnek deneysel sonuçlar görülmektedir. Örneklerde de görüleceği üzere algoritma, çevresi temiz ve şekli çok bozulmamış pistleri başarılı bir şekilde bulabilmekte, aşırı deforme olmuş veya üzerinden çizgi geçen pistleri bulamamaktadır.

Şekil 4. Örnek deneysel sonuçlar.

Algoritma, deney kümesindeki 66 pistin 60'ını doğru bir şekilde bulabilmiş, 6 tanesini bulamamış ve bir tane de yanlış alarm üretmiştir. Dolayısıyla, %90.9 geri getirme, %98.36 kesinlik performans değerleri elde edilmiştir. Algoritmanın en temel avantajı, kesinlik değerinin çok yüksek olması ve eğitim tabanlı olmadığı için az sayıda örnek görüntü ile geliştirilebilmesidir. En önemli dezavantaj ise deforme olmuş, bütünselliğini kaybetmiş veya üstüne farklı bölütler gelmiş pistleri bulamamasıdır.

2.2.2 Klasik Yapay Sinir Ağlarına Dayalı Algoritma

Klasik yapay sinir ağlarına dayalı algoritma, şekil analizi işlemine kadar olan kısımda ilk algoritma ile aynı stratejiyi izlemekte, sadece şekil analizi kısmında ilk algoritmadan ayrılmaktadır. Klasik görüntü işleme algoritmasından farklı olarak, şekil analizi için rakam ve harfleri sınıflandırabilen bir sinir ağı kullanılmaktadır. Şekil analizi, üç katmanlı bir yapay sinir ağı ile gerçekleştirilmektedir. Şekil 5, ağı yapısını göstermektedir. Sinir ağının temel fonksiyonu, 28x28 piksellik bir şeklin H harfine benzeyip benzemediğine karar vermektir.

Şekil 5. Yapay sinir ağı.

Sinir ağı, EMNIST harf veritabanı kullanılarak eğitilmiştir (Cohen vd., 2017). Veritabanında eğitim için 697,932 adet, test için 116,323 adet karakter bulunmaktadır. Bu karakterler, rakamlar ve İngiliz alfabesindeki büyük ve küçük harflerden (toplam 62 sınıf) oluşmakta olup eğitim kümesinde 3152, test kümesinde 521 adet H harfi bulunmaktadır.

EMNIST veri tabanı, 28x28 piksellik görüntülerden oluştuğu için sinir ağıımızın ilk katmanı, 28x28=784 nöron içermektedir. Çalışmada 100 nöronluk tek bir gizli katman kullanılmıştır. Çıktı katmanı ise 62 nörondan oluşmaktadır. H şekline benzeyen bir bölüt için 17. nöron yüksek bir değer üretirken H şekline benzemeyen bölütler için diğer nöronlar yüksek değer üretmektedir. Ağı eğitimiinde öğrenme katsayısı 0.1, küme sayısı 25, maliyet fonksiyonu çapraz entropi olarak seçilerek 150 epoc süren bir eğitim sonunda katmanlar arasındaki ağırlık ve eğilim (bias) hesaplanmıştır. Bir bölütün H şekline benzeyip benzemediğine karar vermek için öncelikle bölüt, merkezi görüntünün ortasında, uzun kenarı y eksenine paralel olacak şekilde dönüştürülür. Elde edilen görüntü 28x28 ebatına getirilerek sinir ağına sokulur ve çıkan değer analiz edilir. Çıktı katmanındaki her nöronun aktivasyon formülü **Denklem 2**'de verilmiştir.

$$a_j^l = \sigma \left(\sum_k w_{jk}^l a_k^{l-1} + b_j^l \right) \quad (2)$$

Denklemde a_j^l katman l 'deki nöron j 'nin aktivasyon değerini, σ sigmoid fonksiyonunu, b_j^l katman l 'deki nöron j 'nin eğilimini ve w_{jk}^l katman l 'deki nöron j 'nin katman $l-1$ 'deki nöron k ile bağlantısının ağırlığını temsil etmektedir.

Şekil 6'da farklı arkaplan içeren görüntülerdeki örnek sonuçlar sunulmuştur. Birden fazla pist olması ve şeklin silik olması durumlarına da örnek verilmiştir.

Şekil 6. Örnek tespit sonuçları.

Şekil 7'de hem arka plan olarak karmaşık hem de büyük görüntüler üzerinde elde edilen sonuçlar sunulmuştur. Çevrede birçok şekil olmasına rağmen algoritma, başarılı bir şekilde helikopter pistlerini bulabilmiştir.

Şekil 7. Karmaşık arkaplanda tespit sonuçları.

Algoritma, deney kümesindeki 66 pistin 57'sini doğru bir şekilde bulabilmiş, 7 tanesini bulamamış ve 4 tane de yanlış alarm üretmiştir. Dolayısıyla, %86.36 geri getirme, %93.44 kesinlik performans değerleri elde edilmiştir. Algoritmanın en temel avantajı, ağı eğitmek için gereken verilerin farklı bir araştırma alanından sağlanmış olmasıdır. Eğitim verisi işaretlenmiş ve eğitime hazır durumda olduğu için sinir ağıının oluşturulması ve eğitilmesi, derin

öğrenme için bu işlemlerin gerçekleşmesinde harcanan zamana göre çok daha az bir efor gerektirmiştir. Ayrıca, şekil analizi için özel algoritma geliştirmeye ihtiyaç kalmadan problemi başarılı bir şekilde çözebilen genel geçer bir metot ortaya konulabilmektedir. Fakat genel geçer metot, probleme özel geliştirilmiş algoritmaya göre daha düşük performans sergilemiştir. Pist şeklindeki deformasyon ve pist üzerindeki ekstra çizgiler, bu algoritma için de önemli ölçüde problem teşkil etmektedir. Ayrıca, yanlış sınıflandırma frekansında bir artış olmuş ve klasik görüntü işleme tekniklerine dayalı algoritmanın kesinlik performansına göre bir düşüş gözlemlenmiştir.

2.4 Derin Öğrenme Tekniklerine Dayalı Algoritma

Bu çalışmada derin öğrenmeye dayalı tekniğin temelinde, Faster R-CNN (Chen ve Mulam, 2017) kullanılmıştır. Faster R-CNN, üç temel ağıdan meydana gelmektedir. İlk ağ olan başlangıç (head) kısmı, VGG 16, ResNet 50 gibi daha önceden eğitilmiş bir ağın ilk birkaç katmanını işe yarar öznetelikler bulmak için kullanır. Ağın ilk birkaç katmanı, farklı problemler için iyi ayırt edici özellikler olan kenarlar ve renk bölütleri gibi genel öznetelikleri algılamayı öğrenir. Sonraki katmanlar ise, daha üst seviye öznetelikleri öğrenirler. İkinci ağ olan bölge teklif ağı (region proposal network (RPN)), arka plan olmayan nesneleri bularak sınıflandırma ağı için aday görüntü parçalarını oluşturmaktadır. Son temel parça olan sınıflandırma ağı (classification network) ise RPN tarafından önerilen adayların sınıflandırılması işini yapmaktadır. Bu sayede aynı ağ, hem görüntüdeki nesneleri hem de bu nesnelerin yerini bulabilmektedir.

Bu çalışmada kullanılan ağın eğitimi için 152 adet görüntü kullanılmıştır. Bu görüntülerden 69'u eğitim, 56'sı onaylama ve 27'si test kümesi olarak belirlenmiştir. Eğitim sonrası oluşturulan model, eğitim sürecinde kullanılmamış olan görüntüler ile denenmiştir. 70000 iterasyonluk eğitim süreci, tek bir Tesla K40c GPU üzerinde yaklaşık 7 saat sürmüştür. Oluşturulan model ile 640x640 piksel büyüklüğünde bir görüntünün analiz edilmesi, 0.7 saniye sürmektedir.

Derin öğrenme tabanlı algoritmanın en temel avantajı, deforme olmuş veya üstünde başka bölütler olan pistleri de başarılı bir şekilde bulabilmesidir. Algoritma, deney kümesindeki 66 pistin 63'ü doğru bir şekilde bulabilmiş, 3 tanesini bulamamış ve 3 tane de yanlış alarm üretmiştir. Dolayısıyla, %95.45 geri getirme, %95.45 kesinlik performans değerleri elde edilmiştir. **Şekil 8'**de iki adet örnek tespit sonucu sunulmuştur. Şeklin sağ tarafındaki görüntü, ilk iki algoritma tarafından tespit edilemeyen bir pist içermektedir. Pistin aşırı silik yapısı ilk iki algoritmanın şekilsel analiz kısmını yanıltmış olsa da derin öğrenme tabanlı algoritma başarılı bir şekilde pisti bulabilmiştir.

Şekil 8. Derin öğrenme için örnek sonuçlar.

Algoritma başarısına etki eden faktörlerden bir tanesi de, görüntülerin 8 bit olması ve 16 bitten 8 bite çevrim sürecinde kullanılan parametrelerin pistler ve çevreleri arasındaki kontrastı düşürebilmesidir. Google Haritalar'dan toplanan görüntüler 8 bit olarak alınabilmektedir. Dolayısıyla, orijinali 16 bit olan görüntüden çevrim yapılırken görüntü genelinin renk dağılımını koruyacak şekilde yapılan bir çevrim, bazı durumlarda pist ve üzerinde bulunduğu arka plan arasındaki kontrastı aşırı derecede düşürerek pistin görünürlüğünü olumsuz yönde etkileyebilmektedir. Kontrast düşüklüğü nedeniyle yaşanabilecek problemlerin önüne geçmek için her görüntü, kontrastı bir miktar artırıldıktan sonra tekrar ağa girdi olarak verilerek kaçırılan pistler de bulunmaktadır.

Şekil 9'da pist üzerine elle çizilen bir çizginin sonuca etkisi analiz edilmiştir. Sonuç kutucuklarına dikkatlice bakıldığında, çizilen çizginin sonucu değiştirdiği fakat algoritmanın pisti başarılı bir şekilde bulmaya devam ettiği görülebilir. Şekil tabanlı algoritmalar için bu çizgiler pisti H şeklinden radikal bir şekilde uzaklaştırmakta ve algoritma da üzerinde başka çizgiler olan pistleri bulamamaktadır. Üzerinde çizgi olan helikopter pistlerine, özellikle sivil havalimanlarında rastlamak mümkündür. Taksi yolu veya park yeri üzerine yerleştirilmiş helikopter pistlerinin üzerinden çizgiler geçebilmektedir.

Şekil 9. Şekilsel deformasyonun sonuçlara etkisi.

Şekil 10'da sol tarafta üstünden çizgi geçen bir helikopter pisti, sağ tarafta da silikleşmiş iki pist için sonuçlar görülmektedir. Özellikle silik pist için derin öğrenme tabanlı algoritma gayet başarılı bir şekilde sonuç üretebilmiştir. Aynı pist için şekil analizi tabanlı algoritmalar sonuç bulamamıştır.

Şekil 10. Üstünde çizgi olan ve aşırı silik pistler için sonuç örnekleri.

Şekil 11'de sol tarafta arka planı karışık bir pist için tespit sonucu, sağ tarafta da üzerinden çizgi geçen bir pist için tespit sonucu sunulmuştur. İki durum için de algoritma, stabil bir şekilde tespit işlemini gerçekleştirebilmektedir.

Şekil 11. Arka planı karışık ve üstünden çizgi geçen pistler için sonuç örnekleri.

Şekil 12'de, algoritmanın eksik ve fazla bulduğu iki farklı senaryo görülmektedir. Sol taraftaki görüntüde pistlerin aşırı silik olması ve boy/en ilişkisinin genel pist ebatlarına göre büyük olması nedeniyle pistlerden biri bulunamamıştır. Sağ taraftaki görüntüde ise bir adet pist fazladan bulunmuştur. Bunun temel nedeni de bulunan yapının çevresinde çerçeve olan pistlere benzemesidir. Algoritmanın pist üzerinde deformasyon ve farklı bölütler olduğu durumlarda da çalışabilmesini sağlayan esneklik, bazı durumlarda yanlış alarmlar üretilmesine sebep olabilmektedir.

Şekil 12. Algoritmanın hata yaptığı durum örnekleri.

Algoritma, hem temiz şekilli helikopter pistlerinde hem de silikleşmiş ve deforme olmuş pistlerde stabil bir şekilde çalışabilmektedir. Algoritmaların rakamsal performansları birbirine yakın görünse de deneyler limitli görüntü ile yapılmıştır ve deney kümesine eklenecek aşırı deforme ve silik pistler, dengeyi derin öğrenme tabanlı algoritma lehine çevirecektir.

Algoritmanın en belirgin avantajı, çok zor pistlerde bile stabil sonuçlar üretebilmesi ve probleme özel kod yazımı gerektirmemesidir. Ayrıca model performansı, ekstra eğitim verisi ile zaman içinde daha da artırılabilir.

Derin öğrenme tabanlı teknikte karşılaşılan en önemli zorluk, eğitim verisinin hazırlanması için çok sayıda veri toplanması gerekliliğidir. Bu çalışmada eğitim amaçlı kullanılmış olan 152 görüntü, derin öğrenme için tatmin edici bir rakam olmasa da helikopter pistlerinin şekillerinin görece belirgin olması, başarılı sonuçlar elde edilmesini sağlamıştır. Derin öğrenmenin uzaktan algılamada kullanımını içeren çalışmalarda veri toplama aşaması, çalışmanın temel zorluklarından biri olarak karşımıza çıkmaktadır. Verilerin sadece toplanması değil, görüntü üzerinde aranacak yapıların işaretlenmesi de büyük bir efor gerektirmektedir. Ayrıca eğitim süreci, güçlü GPU'ları olan özel bilgisayarlar gerektirmektedir. Algoritmanın küçük bir dezavantajı da pistin hassas bölüğü değil pisti içinde bulunduran çerçeve dörtgenini bulmasıdır.

3. SONUÇLAR

Bu çalışmada, uydu ve hava fotoğraflarında helikopter pisti bulan üç farklı algoritmadan bahsedilmiştir. İlk algoritma, klasik görüntü işleme teknikleri ile geliştirilmiş bir algoritma olup referans algoritma olarak kullanılmıştır. Diğer iki algoritma öğrenme tabanlı olup bu çalışma kapsamında geliştirilmiştir. Öğrenme tabanlı algoritmalarından ilki, klasik yapay sinir ağları üzerine kurulmuştur. İkinci algoritma ise tamamen derin öğrenme teknikleri ile geliştirilmiştir. Klasik sinir ağı, karakter tanıma için kullanılan bir veri kümesi ile eğitilmiştir ve temel hedefi, şekil analizidir. Derin öğrenme tabanlı algortimada pistin yerinin ağ çıkışı olarak bulunmasını sağlayan evrimsel bir yapay sinir ağı kullanılmıştır.

Algoritmaların performansını ölçmek için gerçekleştirilen deneyler, Google Haritalar'dan toplanan görseller üzerinde yapılmıştır. Görüntüler, dünyanın farklı bölgelerinden, farklı özellikler (farklı arka plan, farklı görüntü içeriği, farklı bitki örtüsü gibi) içerecek şekilde seçilmiştir. Klasik görüntü işleme teknikleri ile geliştirilen algoritmanın şekilsel olarak temiz pistler için çok yüksek bir kesinlik ile çalıştığı gözlemlenmiştir. Fakat algoritma, üstünde farklı yapılara ait bölütler olması veya şeklin bir kısmının silinmesi durumunda performans kaybı yaşamaktadır. Klasik sinir ağlarına dayalı yöntem de ilk yöntem gibi bölütlerin şekillerini analiz etmektedir. İlk yöntemde göre küçük bir performans kaybı olsa da probleme özel algoritma geliştirmeden, başka bir problemin referans verisi ile eğitimin mümkün olduğu gösterilmiştir. Derin öğrenme tabanlı algoritma, karmaşık arkaplana sahip görüntüler ve silikleşmiş helikopter pistlerinde bile stabil bir şekilde çalışmaktadır. En temel dezavantajı, eğitim verisini toplama ve işleme sürecinin uzun ve zor olmasıdır.

Algoritmaların rakamsal performansları birbirine yakın görünse de deneyler limitli görüntü ile yapılmıştır ve deney kümesine eklenecek aşırı deforme ve silik pistler, dengeyi derin öğrenme tabanlı algoritma lehine çevirecektir. Bu çalışmada aynı görüntü büyütülerek ve kontrastı artırılarak da derin öğrenme algoritmasına beslenmiştir. Gelecek çalışmalarda ağın bu işlemleri kendi içerisinde yapabilmesi üzerine çalışılacaktır.

KAYNAKLAR

- Başeski, E.,** 2018, Heliport Detection in High-Resolution Optical Remote Sensing Images, *10th Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing (WHISPERS)*, Basımda.
- Blaschke, T.,** 2010. Object based image analysis for remote sensing. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 65(1): 2-16.
- Chen, X., Mulam, H.,** 2017, An Implementation of Faster RCNN with Study for Region Sampling, *arXiv preprint arXiv:1702.02138*, <http://arxiv.org/abs/1702.02138>.
- Chen, S., Zhan, R. ve Zhang, J.,** 2018, Geospatial Object Detection in Remote Sensing Imagery Based on Multiscale Single-Shot Detector with Activated Semantics, *Remote Sensing*, 10(6): 2072-4292.
- Cheng, G., Han, J.,** 2016. A survey on object detection in optical remote sensing images. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 117: 11-28.
- Cohen, G., Afshar, S., Tapson, J. ve Schaik, A.,** 2017. EMNIST: Extending MNIST to handwritten letters. *International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, 2921-2926.
- Girshick, R.,** 2015, Fast R-CNN, *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, 1440-1448.
- Han, J., Zhang, D., Cheng, G., Guo L. ve Ren, J.,** 2015. Object Detection in Optical Remote Sensing Images Based on Weakly Supervised Learning and High-Level Feature Learning. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 53(6): 3325-3337.
- Inglada, J.,** 2007. Automatic recognition of man-made objects in high resolution optical remote sensing images by

- SVM classification of geometric image features, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 62(3):236-248.
- Liu, W., Anguelov, D., Erhan, D., Szegedy, C., Reed, S., Fu, C. Y., ve Berg, A. C.**, 2016, SSD: Single Shot Multibox Detector, *In European Conference on Computer Vision*, 21-37.
- Mueller, M., Segl, K. ve Kaufmann, H.**, 2004, Edge- and region-based segmentation technique for the extraction of large, man-made objects in high-resolution satellite imagery, *Pattern Recognition*, 37(8):1619-1628.
- Otsu, N.**, 1979. A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 9(1): 62-66.
- Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R. ve Farhadi, A.**, 2016, You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection, *In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 779-788.
- Ren, S., He, K., Girshick, R. ve Sun, J.**, 2017, Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 39(6): 1137-1149.
- Xia, F., Li, H.**, 2018, Fast Detection of Airports on Remote Sensing Images with Single Shot MultiBox Detector, *Journal of Physics: Conference Series*, 960(1): 1742-6596.
- Xia, G., Hu, J., Hu, F., Shi, B., Bai, X., Zhong, Y. ve Zhang L.**, 2017. AID: A Benchmark Data Set for Performance Evaluation of Aerial Scene Classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 55(7): 3965-3981.
- Zhu, X. X., Tuia, D., Mou, L., Xia, G., Zhang. L., Xu, F. ve Fraundorfer, F.**, 2017. Deep Learning in Remote Sensing: A Comprehensive Review and List of Resources. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 5(4): 8-36.