

Mask R-CNN Derin Sinir Ağı ile Demiryolu Hattı Bileşenlerinde Çoklu Hata Tespiti

Merve YILMAZER*¹ ORCID 0000-0001-7055-6299

Mehmet KARAKÖSE² ORCID 0000-0002-3276-3788

İlhan AYDIN² ORCID 0000-0001-6880-4935

Erhan AKIN² ORCID 0000-0001-6476-9255

¹Munzur Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Tunceli

²Fırat Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Elazığ

Geliş tarihi: 14.04.2022 Kabul tarihi: 27.12.2022

Atıf şekli/ How to cite: YILMAZER, M., KARAKÖSE, M., AYDIN, İ., AKIN, E., (2022). Mask R-CNN Derin Sinir Ağı ile Demiryolu Hattı Bileşenlerinde Çoklu Hata Tespiti. Çukurova Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi Dergisi, 37(4), 1103-1111.

Öz

Demiryolu birçok yolcunun aynı anda seyahat edebilmesine olanak tanıyan aynı zamanda yük taşımacılığında da sıklıkla kullanılan bir ulaşım çeşididir. Ulaşımında kazalar ve aksamalar meydana gelmemesi için hattın periyodik olarak kontrolünün sağlanması ve hatalı bileşenlerin belirlenerek onarılması gerekmektedir. Raylı ulaşım sistemlerinin güvenliğinin sağlanması için yapılan manuel denetimlere alternatif olarak, son zamanlarda görüntü işleme algoritmaları ve derin öğrenme algoritmaları kullanılarak temassız, hızlı ve güvenilir sonuçlar veren hata tespit yöntemleri geliştirilmiştir. Bu çalışmada sağlıklı olan traversler ve travers üzerinde meydana gelen çeşitli hataların tespit edilmesine yönelik Mask R-CNN derin sinir ağı mimarisi kullanılarak yeni bir yöntem önerildi. Üç farklı hata türü ve sağlıklı travers olmak üzere toplamda dört farklı sınıf etiketi ile etiketlenen gerçek demiryolu görüntüleri kullanılarak model eğitimi ve eğitilen modelin test edilmesi sağlandı. Değerlendirme metrikleri hesaplanarak modelin başarı performansı ölçüldü. Sağlıklı ve hatalı olan traversleri belirlemede modelin doğruluğu %95 olarak belirlendi.

Anahtar Kelimeler: Demiryolu traversi, Mask r-cnn, Arıza tespiti, Otonom drone

Multiple Fault Detection in Railway Components with Mask R-CNN Deep Neural Network

Abstract

Railway is a type of transportation that allows many passengers to travel at the same time and is often used in freight transportation. In order to prevent accidents and disruptions in transportation, the line is checked periodically, faulty components are determined and repaired or replaced with new ones. As an alternative to manual inspections to ensure the safety of rail transportation systems, defect detection

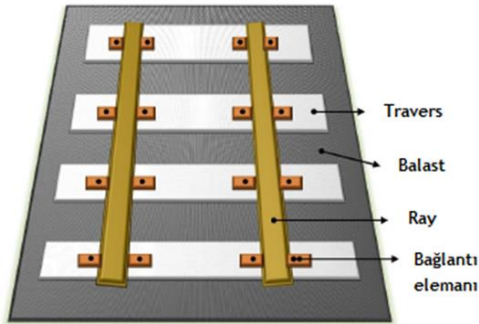
*Sorumlu yazar (Corresponding author): Merve YILMAZER, merveyilmazer@munzur.edu.tr

methods that provide contactless, fast and reliable results have been developed recently by using image processing algorithms and deep learning algorithms. In this study, a new method is proposed using Mask R-CNN deep neural network architecture to detect healthy sleepers and various faults on the sleeper. Model training and testing of the trained model were provided by using real railway images labeled with four different class labels, three different error types and healthy sleeper. The success performance of the model was measured by calculating the evaluation metrics. The accuracy of the model was determined as 95% in determining the healthy and faulty sleepers

Keywords: Railway sleeper, Mask r-cnn, Fault detection, Autonomous drone

1. GİRİŞ

Demiryolu ulaşım sistemleri dünyanın birçok yerinde yolcu ve yük taşımacılığında kullanılmaktadır. Demiryolu hattı raylar, traversler, bağlantı elemanları ve balast gibi üst yapı malzemelerinden oluşur (Şekil 1). Ray, trenin üzerinde hareket ettiği ve tren tekerleğinin devamlı olarak temas ettiği yüzeydir. Travers, raylardan gelen yükü balasta yayarak hat açıklığının korunmasını sağlar. Balast, raylar ile traverslerin aralarında kalan boşlukları doldurduğu gibi yağmur ve kar sularının hat yüzeyine zarar vermeden toprağa geçmesini sağlar. Bağlantı elemanı, ray ile traversin birbirine bağlanması için kullanılır [1,2].



Şekil 1. Demiryolu hattı bileşenleri [3]

Demiryolu sürekli olarak iklime, ısıya tren tekerleğine bağlı sürtünmeye maruz kaldığı için çeşitli fiziksel ve çevresel etkiler sonucu birçok arıza meydana gelir. Meydana gelen arızaların tespit edilip onarılması amacıyla geleneksel yöntemlerle denetim yapılır. Geleneksel yöntemlerde uzman personelin hat boyunca ilerlemesi ile sağlanan arıza tespiti uzun zaman

alan ve başarı oranı düşük bir denetim yöntemidir. Bu denetim yöntemine alternatif olarak görüntü işleme ve derin öğrenme algoritmaları kullanılarak geliştirilen birçok arıza tespit yöntemi vardır. Bu yöntemler genel olarak rayda yüzey aşınmalarının tespit edilmesi [4], bağlantı elemanlarının kırık veya eksik olması ile ray travers bağlantı noktalarında meydana gelen hataların tespit edilmesi [5]. Isı değişimleri sonrası ray çeliğinin genişlemesine bağlı olarak raylar arası kasıtlı bırakılan genişleme boşluklarındaki değişimlerin [6] ve standart hat açıklığında meydana gelen değişimlerin belirlenmesi [7] gibi çeşitli arızaların tespit edilmesine yönelik olarak yapılmaktadır [8,9].

2. LİTERATÜR ÇALIŞMALARI

Çeşitli arıza türlerinin temassız yöntemlerle tespit edilmesi için yapılan çalışmalar incelendi ve bazılarının genel olarak aşağıda yer verildi.

Liu ve arkadaşları [9] görsel demiryolu verilerini kullanarak bağlantı elemanlarına bağlı hataları tespit etmek amacıyla yeni bir yöntem önermişlerdir. Önerdikleri yöntemde öncelikle görüntülerdeki bağlantı elemanı bölgelerini belirlemek için derin algılama ağı (MSF-DNN) kullanmışlardır. Daha sonra belirlenen bölgeleri sınıflandırmışlardır. Yöntem değerlendirmesi için ortalama kesinlik ve duyarlılık metriklerini kullanmışlardır. Böylece %96,4'lük bir ortalama hassasiyet ve %96,3'lük bir duyarlılık ölçütü ile bağlantı elemanlarını tespit edebildiklerini göstermişlerdir. Faghih-Roohi ve arkadaşları [10] ray yüzey kusurlarını tespit etmek için altı sınıflı derin evrişimli sinir ağı (DCNN) eğitmişlerdir. İki farklı aktivasyon fonksiyonu olan Tanh ve RELU

kullanarak eğitim yapmışlardır. Yaklaşık %92'lik doğruluk (accuracy) oranında sınıflandırma başarıları elde etmişlerdir. Gibert ve arkadaşları [11] doğrusal SVM sınıflandırıcısı ve yönlendirilmiş gradyan özelliklerinin histogramı kombinasyonunu kullanarak bağlantı elemanlarını algılamak amacıyla yaptıkları çalışmada %98 algılama olasılığı ve %1,23 yanlış alarm oranıyla eksik veya kusurlu ray bağlantı elemanlarını belirleyebildiklerini göstermişlerdir.

Chen ve arkadaşları [12] balastsız yüzeylerdeki hataların tespit edilmesi amacıyla yarı denetimli bir algoritma önermişlerdir. Ray ile bağlantı elemanı arasında herhangi bir yabancı cisim olmadığını varsayarak bu bölgeleri çıkarmak için Mask R-CNN algoritmasını kullanmışlardır. Singh ve arkadaşları [13] İHA görüntülerini kullanarak demiryolu traverslerini tespit etmeyi amaçlamışlardır.

Bunun için YOLOv4 algoritmasına dayalı bir nesne algılama modeli kullanmışlardır. Önerdikleri yöntemin %92 hassasiyet, %99,10 duyarlılık, %99,08 ortalama hassasiyet (mAP) başarı oranlarında demiryolu traverslerini tespit edebildiklerini göstermişlerdir. Yanan ve arkadaşları [14] ray yüzey kusurlarını tespit etmek için YOLOv3 modeline dayalı bir yöntem önermişlerdir. Bu yöntem ile ray yüzey kusurları 0,15s'de %97 tanıma oranı ile tespit edilebilmişlerdir.

Guo ve arkadaşları [15] demiryolu bağlantı elemanı kusurlarını tespit etmek için Yolov4'e dayalı yeni bir yöntem önermişlerdir. Önerdikleri

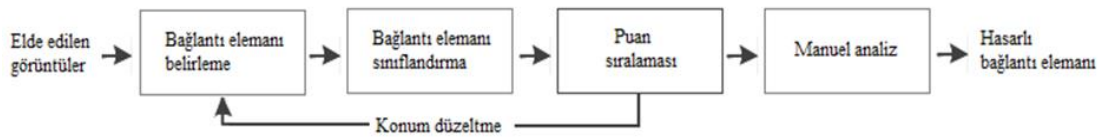
yöntemin başarı performansının %94,4 olduğunu göstermişlerdir.

Zhuang ve arkadaşları [16] %98,2 doğruluk oranı ile DenseNet derin öğrenme modeline dayalı ray yüzeyinde çoklu kusur tespit yöntemi önermiştir.

Zhao ve arkadaşları [17] makine görmesine dayalı ray hasarlarını algılama sistemi geliştirmişlerdir. CCD endüstriyel kamera ile gerçek zamanlı olarak elde edilen görüntüler çevresel parlaklıkların giderilmesi için RGB ve HSI renk uzayına dönüştürülmüş Gauss bulanıklığı ile gürültüler kaldırılarak hasarlı bölgeleri tespit etmişlerdir.

Zheng ve arkadaşları [18] Type-1 RSDD açık kaynaklı veri setinden 67 ve Çin demiryolu şirketinden alınan 35 demiryolu görüntünü içeren bir veri seti kullanarak derin transfer öğrenme (DTL) ile ray yüzey çatlaklarını tespit etmişlerdir. Derin transfer öğrenmede COCO veri kümesine dayalı olarak önceden eğitilmiş olan YOLOv3 ve RetinaNet modellerini kullanmışlardır. Yaptıkları çalışmada küçük boyutlu çatlakları tespit etmek için YOLOv3 modelinin, büyük boyutlu çatlakları tespit etmek için ise RetinaNet modelinin daha iyi performans gösterdiğini belirlemişlerdir.

Marino ve arkadaşları [19] kanca şeklindeki eksik bağlantı elemanlarını tespit etmek için çok katmanlı bir sinir ağı kullanmışlardır. Feng vd. [20] Kısmen aşınmış veya tamamen eksik bağlantı elemanlarını tespit etmek için Şekil 2'de akış diyagramı verilen otomatik bir arıza tespit yöntemi önermişlerdir.



Şekil 2. Önerilen yöntem blok diyagramı [20]

Wu ve arkadaşları [21] demiryolunda ray segmentasyonu yapmak ve ray yüzey kusurlarını tespit etmek amacıyla hibrit bir yöntem önermişlerdir. Önerdikleri yöntemin yüksek

doğruluk oranlarında tespit yapabildiğini deneysel sonuçlar ile göstermişlerdir.

Ye ve arkadaşları [22] demiryolu beton bloklarında meydana gelen çatlaklıkların tespit edilmesi

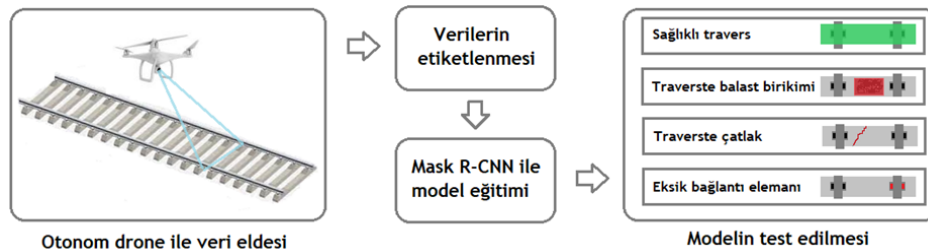
amacıyla derin öğrenme ağı olan STCNet'i kullanarak yeni bir yöntem önermişlerdir. Önerdikleri yöntemin doğruluk ve fl skor oranını %99,54 olarak belirtmişlerdir.

Bu çalışmada derin öğrenmede görüntüler üzerinde segmentasyon yapılmasına olanak sağlayan Mask R-CNN kullanılarak demiryolu arıza tespiti yapıldı. Bu kapsamda sağlıklı ve üç farklı hata türü olmak üzere dört sınıf kullanıldı. Arızalı sınıflar, beton traverslerde yüzey çatlakları arızası, travers üzerinde bulunan bağlantı elemanlarının eksik olmasından kaynaklanan arıza ve travers üzerinde biriken balast arızası olarak belirlendi. Yapılan çalışmanın literatürdeki mevcut çalışmalara göre en önemli avantajı tek yöntem ile birden fazla arıza türünün yüksek başarı oranları ile tespit

edilmesinin sağlanmasıdır. Yöntemde kullanılan gerçek demiryolu görselleri otonom drone kullanılarak elde edildi.

3. YÖNTEM

Demiryolu hattında çeşitli nedenler ile meydana gelen hataların tespitini sağlamak amacıyla yeni bir yöntem önerildi. Traverste çatlak, travers üzerinde balast birikimi, eksik bağlantı elemanı hataları olmak üzere toplamda üç hata türü ve sağlıklı traverslerin tespit edilmesi için geliştirilen yöntemde derin öğrenmede görüntü segmentasyonu yapılmasına olanak tanıyan Mask R-CNN kullanıldı.



Şekil 3. Önerilen yöntem blok diyagramı

Şekil 3'de blok diyagramı verilen yöntemin gerçekleştirme adımları aşağıda verildi.

- Otonom drone yardımı ile tren ve personelden bağımsız olarak elde edilen demiryolu görsel verilerini içeren veri seti oluşturuldu.
- Oluşturulan veri setindeki görüntülerde sağlam travers, eksik bağlantı elemanı, traverste balast birikimi ve traverste çatlak olmak üzere dört farklı grupta etiketleme yapıldı.
- Etiketli veriler ile eğitim ve test veri setleri oluşturuldu.
- Eğitim veri seti kullanılarak Mask R-CNN derin sinir ağı eğitildi.
- Eğitim veri seti kullanılarak Mask R-CNN derin sinir ağı eğitildi.
- Test veri seti kullanılarak eğitilen modelin görüntüler üzerinde hatalı olan bölgeleri tahmin etme oranı belirlendi.
- Model değerlendirme metrikleri hesaplanarak modelin performansı ölçüldü.

- Elde edilen yöntem çıktı görüntüleri ve model değerlendirmesi bulgular bölümünde verildi.

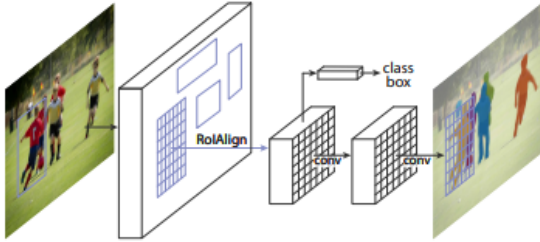
Veri eldesi için otonom drone kullanmanın sağladığı avantajlar şu şekilde sıralanabilir.

- Tren seferlerinden bağımsız olarak günün istenilen saatinde istenilen mesafe aralıklarında veri eldesi sağlanması.
- Veri eldesi için demiryolu hattının meşgul edilmemesi.
- İnsan iş gücünden ve zamandan tasarruf sağlanması.

3.1. Mask R-CNN

Mask R-CNN, nesnelere tanıma ve tanınan nesnelere maskeleyme yoluyla belirleme gibi iki aşamadan oluşan, böylece nesnelere örnek segmentasyonu ile algılamayı hedefleyen derin bir sinir ağı mimarisidir. Şekil 4'te mimarisi verilen

Mask R-CNN ResNet50 veya ResNet101 omurgası kullanılarak uygulanmaktadır. Üç farklı kayıp fonksiyonunu içerir. Bunlar Lcls sınıflandırma kaybı, Lbox sınırlayıcı kutu kaybı, Lmask maske kaybıdır. Üç kayıp fonksiyonunun toplamı, toplam kayıp fonksiyonunu verir. Böylece toplam kayıp fonksiyonu $L = Lcls + Lbox + Lmask$ olarak ifade edilir [23].



Şekil 4. Mask R-CNN çerçevesi [23]

3.2. Materyal

Derin öğrenme modellerinin başarısını eğitim ve test için kullanılan verilerin niteliği etkilemektedir. Bu nedenle demiryolu arıza tespiti için önerilen bu çalışmada demiryolu görsel verileri otonom drone kullanılarak elde edildi. Böylece demiryolu kuş bakışı olarak üstten görüntülendi. Toplamda 885 demiryolu görüntüsü içeren veri seti oluşturuldu. Bu görüntülerin 504 tanesi model eğitimi için kullanıldı. Geri kalan 381 görüntü ile test veri seti oluşturuldu. Test veri setinde yer alan görüntülerin etiket türüne göre dağılımı Çizelge 1’de verildi.

Çizelge 1. Test veri seti dağılımı

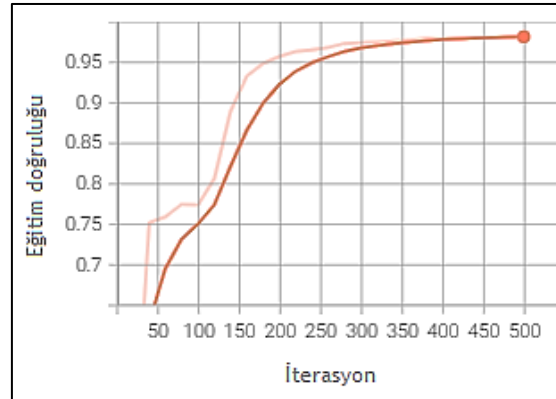
Etiket adı	Veri sayısı
Sağlıklı travers	97
Traverste balast birikimi	97
Traverste çatlak	90
Eksik bağlantı elemanı	97

4. ARAŞTIRMA BULGULARI

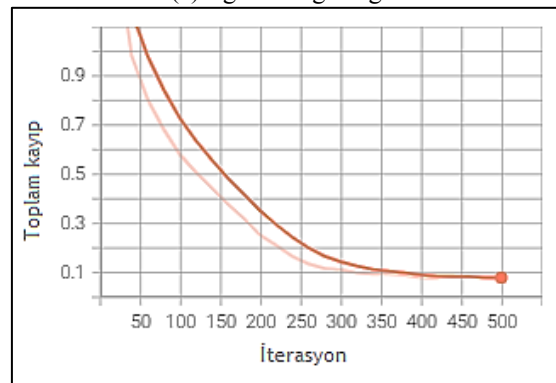
Ray, travers, bağlantı elemanı ve balasttan oluşan demiryolu hattında travers üzerinde meydana gelen hataların belirlenmesi amacıyla önerilen yöntemde Mask R-CNN derin sinir ağı mimarisi kullanıldı. Otonom drone yardımıyla elde edilen gerçek demiryolu verilerinde travers üzerinde bulunan

çatlaklıklar, balast birikimi, eksik bağlantı elemanları gibi hataların belirlenmesi sağlandı. Arıza olmayan traversler ise sağlıklı travers olarak sınıflandırıldı.

Veriler her sınıf için ayrı etiket ismiyle model eğitimi öncesinde etiketlendi. Eğitim sonrası test için ayrılan veriler kullanılarak modelin doğru tahmin oranı belirlendi. ResNet101 omurgasıyla oluşturulmuş Mask R-CNN 0.001 öğrenme oranı (LR) ile 500 iterasyonda eğitildi. Eğitim sonrası eğitim doğruluğu ve toplam kayıp değerlerini gösteren grafikler Şekil 5’te verildi. Böylece Eğitim doğruluğu 0.98, toplam kayıp fonksiyonu 0.079 olarak ölçüldü.



(a) Eğitim doğruluğu

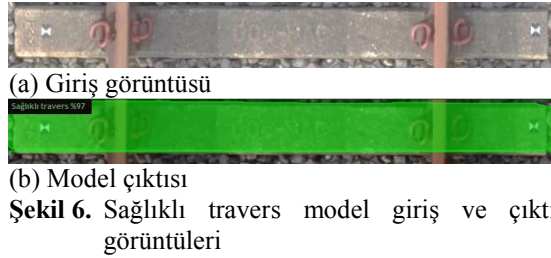


(b) Toplam kayıp

Şekil 5. Eğitim doğruluğu/toplam kayıp fonksiyonu grafikleri

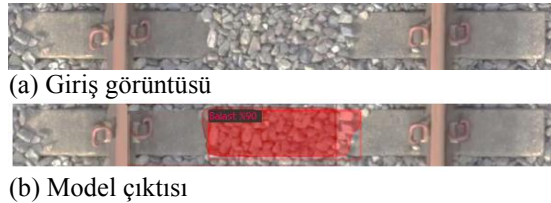
Eğitim tamamlandıktan sonra test için ayrılan görüntüler kullanılarak model test edildi.

Şekil 6’da sağlıklı olduğu bilinen bir traversin giriş görüntüsü (a) ile model sonrası tahmin çıktısı (b) verildi. Modelin sağlıklı traversi %97 oranında doğru tahmin ettiği görüldü.



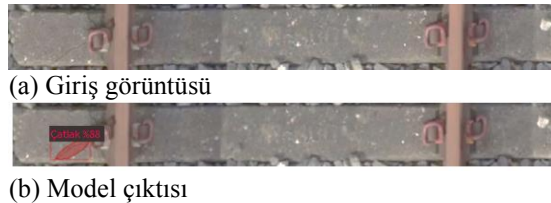
Şekil 6. Sağlıklı travers model giriş ve çıktı görüntüleri

Balast travers ile raylar arasında kalan boşluğu doldurarak ray açıklığı ve rayın geometrik şeklinin korunmasında etkili olduğu gibi yağmur ve kar sularının demiryolu hattında birikip hatta zarar vermeden toprağa geçmesini sağlar. Bu nedenle travers üzerinde biriken balast zamanla balast altında kalan bölümlerde deformasyona sebep olur. Şekil 7’de tarvers üzerinde biriken balast hatası giriş görüntüsü (a) ve model çıktısında hata tahmin oranı (b) verildi.

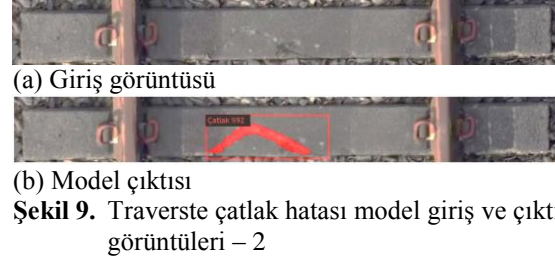


Şekil 7. Traverste balast birikimi hatası model giriş ve çıktı görüntüleri

Beton traversler üzerinde meydana gelen çatlaklıklar demiryolu hattı için tespit edilip onarılması gereken bir diğer arıza türüdür. Şekil 8 ve 9’da farklı çatlak tiplerinin giriş görüntüleri (a) ve model tahmin oranları (b) verildi.



Şekil 8. Traverste çatlak hatası model giriş ve çıktı görüntüleri – 1



Şekil 9. Traverste çatlak hatası model giriş ve çıktı görüntüleri – 2

Ray ile traversin birbirine bağlanmasını sağlayan bağlantı elemanlarının eksik olması zamanla ray hattında deformasyon oluşmasına sebep olur. Önerilen yöntemin bir sınıfında travers üzerinde eksik olan bağlantı elemanlarının tespiti yapıldı. Şekil 10’da giriş görüntüsü (a) ve yöntem çıktısı (b) verildi.



Şekil 10. Eksik bağlantı elemanı hatası model giriş ve çıktı görüntüleri

Modelin performansı Şekil 11’de örneği verilen çok sınıflı sınıflandırmada kullanılan karışıklık matrisi ve değerlendirme metrikleri olan hassasiyet, duyarlılık ve f1-skor hesaplanarak ölçüldü. Model test görüntüleri ile test edildikten sonra Şekil 12’de verilen karışıklık matrisi oluşturuldu. Karışıklık matrisi ve Eşitlik 1, 2, 3 ve 4 kullanılarak değerlendirme metrikleri hesaplandı. Elde edilen sonuçlar Tablo 2’de verildi.

$$Doğruluk = \frac{\sum_{i=1}^N DP(C_i)}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N C_{i,j}} \quad (1)$$

$$Hassasiyet = (C_i) = \frac{DP(C_i)}{DP(C_i) + YP(C_i)} \quad (2)$$

$$Duyarlılık(C_i) = \frac{DP(C_i)}{DP(C_i) + YN(C_i)} \quad (3)$$

$$F1\text{ skor}(C_i) = 2 * \frac{\text{Hassasiyet}(C_i) * \text{Geri çağırma}(C_i)}{\text{Hassasiyet}(C_i) + \text{Geri çağırma}(C_i)} \quad (4)$$

		Tahmin sınıfı			
		C ₁	C ₂	...	C _N
Doğru sınıf	C ₁	C _{1,1}	YP	...	C _{1,N}
	C ₂	YN	DP	...	YN

	C _N	C _{N,1}	YP	...	C _{N,N}

Şekil 11. Çok sınıflı karışıklık matrisi [24]

Doğru sınıf	Sağlıklı travers	93	2	0	2
	Balast	2	90	4	1
	Çatlak	1	1	87	1
	Eksik	0	3	2	92
		Sağlıklı travers	Balast	Çatlak	Eksik
		Tahmin sınıfı			

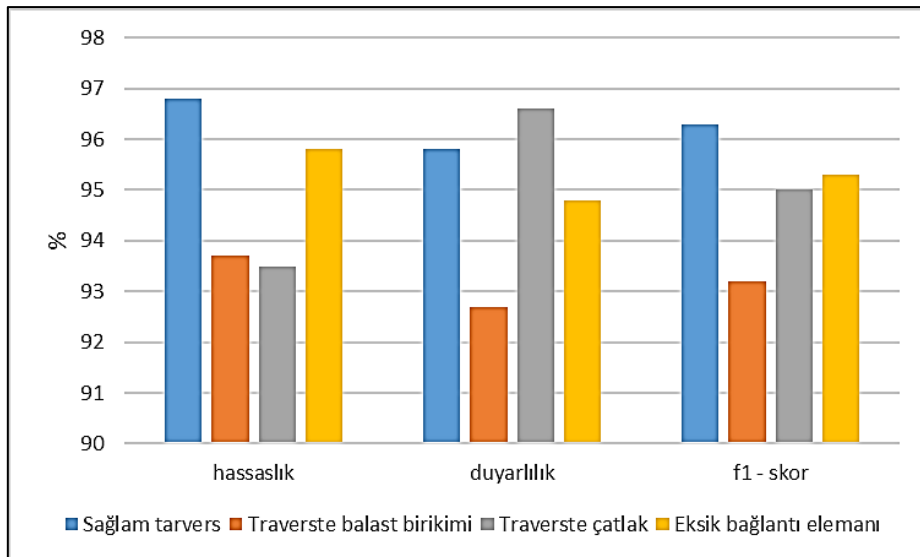
Şekil 12. Karışıklık matrisi

Çizelge 2. Model değerlendirme metrikleri

	Doğruluk (%)	Hassaslık	Duyarlılık	F1- skor
Sağlam travers	95	%96,8	%95,8	%96,3
Traverste balast birikimi		%93,7	%92,7	%93,2
Traverste çatlak		%93,5	%96,6	%95
Eksik bağlantı elemanı		%95,8	%94,8	%95,3

Çizelge 2’de görüldüğü gibi modelin sağlıklı ve çeşitli hataları belirleme başarısı %95 olarak hesaplandı. Her sınıf için değerlendirme metriklerinin karşılaştırılması Şekil 13’teki

grafikte verildi. Buna göre daha belirgin formda olan sağlam travers ve eksik bağlantı elemanı arızası sınıflarının daha yüksek başarı oranlarında tespit edilebildiği görüldü.



Şekil 13. Sınıfların tahmin karşılaştırması

Farklı veri setleri ve farklı yöntemler kullanılarak yapılan çalışmalar ile önerilen yöntemin karşılaştırılması Çizelge 3’de verildi. Birden fazla

sınıf için önerilen modelin yüksek başarı ile tespit yapabildiği belirlendi.

Çizelge 3. Yöntem karşılaştırması

Kaynak	İncelenen bileşen	Kullanılan yöntem	Yöntem başarısı
[10]	Ray yüzey kusuru	DCNN	Doğruluk :%92
[15]	Bağlantı elemanı hatası	YoloV4	Doğruluk : %94,4
[25]	Ray kusurları	FCN-Derin öğrenme ağı	Doğruluk : %81
Önerilen yöntem	Traverste balast birikimi Traverste çatlak Eksik bağlantı elemanı	Mask R-CNN	Doğruluk: %95

5. SONUÇLAR

Demiryolu ulaşım sistemleri hızlı trenlerin yaygınlaşmasıyla ve güvenilir olması sebebiyle sıklıkla kullanılmaktadır. Demiryolu hattı güvenliğinin devamlı olması için yapılan periyodik denetimlere alternatif olarak derin öğrenme algoritması ile yeni bir yöntem geliştirildi. Sağlıklı travers ve üç bileşen hatası (traverste balast birikimi, traverste çatlak ve eksik bağlantı elemanı) olmak üzere toplamda dört sınıf etiketi ile Mask R-CNN derin sinir ağı 0,98 eğitim doğruluk oranı elde edilerek eğitildi. Eğitim sonrası model test için ayrılan veri seti kullanılarak test edildi ve karışıklık matrisi ile değerlendirme metrikleri hesaplandı. Sağlam traversleri %96,8, traverste balast birikimi arızasını %93,7, traverste çatlak arızasını %93,5 ve eksik bağlantı elemanı arızasını %95,8 hassasiyet oranlarında tespit edebildiği belirlendi. Böylece yöntemin sağlıklı ve arızalı bileşenleri %95 genel doğruluk oranı ile tespit edebildiği belirlendi. Önerilen yöntemin avantajları, veri eldesinin otonom drone ile yapılarak zaman ve insan iş gücünden tasarruf edilmesi ayrıca tek metot ile birden fazla ray hattı bileşenine bağlı olarak gelişen arızaların tespit edilmesinin sağlanmasıdır.

6. TEŞEKKÜR

Bu çalışma TÜBİTAK (Türkiye Bilimsel ve Teknolojik Araştırma Kurumu) tarafından desteklenmektedir. Proje No: 120E097.

7. KAYNAKLAR

1. Tastimur, C., Yaman, O., Karakose, M., Akin, E. 2017. A Real Time Interface for Vision Inspection of Rail Components and Surface in Railways. In 2017 International Artificial Intelligence and Data Processing Symposium (IDAP), IEEE, 1-6.
2. Li, Y., Trinh, H., Haas, N., Otto, C., Pankanti, S., 2013. Rail Component Detection, Optimization, and Assessment for Automatic Rail Track Inspection. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 15(2), 760-770.
3. Taştımur, C., 2017. Demiryolu Raylarında Makas Geçişlerinin Görüntü İşleme Tabanlı Temassız İzleme Yöntemiyle Tespit Edilmesi. Yüksek Lisans Tezi, Fırat Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı, Elazığ, 132.
4. Guo, F., Qian, Y., Rizos, D., Suo, Z., Chen, X. 2021. Automatic Rail Surface Defects Inspection Based on Mask R-CNN. Transportation Research Record, 2675(11), 655-668.
5. Chandran, P., Asber, J., Thiery, F., Odelius, J., Rantatalo, M. 2021. An Investigation of Railway Fastener Detection Using Image Processing and Augmented Deep Learning. Sustainability, 13(21), 12051.
6. Yilmazer, M., Karakose, M., Aydın, I. 2021, October. Detection and Measurement of Railway Expansion Gap with Image Processing. In 2021 International Conference on Data Analytics for Business and Industry (ICDABI), IEEE, 515-519.

7. Yilmazer, M., Karakose, M., Aydin, I., 2021. Determination of Railway Track Gauge with Image Processing. In 2021 International Conference on Data Analytics for Business and Industry (ICDABI), IEEE, 510-514.
8. Franca, A.S., Vassallo, R.F. 2020. A Method of Classifying Railway Sleepers and Surface Defects in Real Environment. IEEE Sensors Journal, 21(10), 11301-11309.
9. Liu, J., Teng, Y., Shi, B., Ni, X., Xiao, W., Wang, C., Liu, H. 2021. A Hierarchical Learning Approach for Railway Fastener Detection Using Imbalanced Samples. Measurement, 186, 110240.
10. Faghih-Roohi, S., Hajizadeh, S., Núñez, A., Babuska, R., De Schutter, B. 2016. Deep Convolutional Neural Networks for Detection of Rail Surface Defects. In 2016 International joint conference on neural networks (IJCNN), IEEE, 2584-2589.
11. Gibert, X., Patel, V.M., Chellappa, R., 2015. Robust Fastener Detection for Autonomous Visual Railway Track Inspection. In 2015 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision, IEEE, 694-701.
12. Chen, Z., Wang, Q., Yu, T., Zhang, M., Liu, Q., Yao, J., He, Q. 2022. Foreign Object Detection for Railway Ballastless Trackbeds: A Semisupervised Learning Method. Measurement, 110757.
13. Singh, A.K., Dwivedi, A.K., Nahar, N., Singh, D., 2021. Railway Track Sleeper Detection in Low Altitude UAV Imagery Using Deep Convolutional Neural Network. In 2021 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium IGARSS, IEEE, 355-358.
14. Yanan, S., Hui, Z., Li, L., Hang, Z., 2018. Rail Surface Defect Detection Method Based on Yolov3 Deep Learning Networks. In 2018 Chinese Automation Congress (CAC), IEEE, 1563-1568.
15. Guo, F., Qian, Y., Shi, Y. 2021. Real-Time Railroad Track Components Inspection Based on the Improved Yolov4 Framework. Automation in Construction, 125, 103596.
16. Zhuang, L., Qi, H., Zhang, Z. 2021. The Automatic Rail Surface Multi-Flaw Identification Based on a Deep Learning Powered Framework. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems.
17. Zhou, Q., 2021. A Detection System for Rail Defects Based on Machine Vision. In Journal of Physics: Conference Series, IOP Publishing, 1748(2), 022012.
18. Zheng, Z., Qi, H., Zhuang, L., Zhang, Z., 2021. Automated Rail Surface Crack Analytics Using Deep Data-Driven Models and Transfer Learning. Sustainable Cities and Society, 70, 102898.
19. Marino, F., Distanto, A., Mazzeo, P.L., Stella, E., 2007. A Real-Time Visual Inspection System for Railway Maintenance: Automatic Hexagonal-Headed Bolts Detection. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C, Applications and Reviews, 37(3), 418-428.
20. Feng, H., Jiang, Z., Xie, F., Yang, P., Shi, J., Chen, L., 2013. Automatic Fastener Classification and Defect Detection in Vision-Based Railway Inspection Systems. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 63(4), 877-888.
21. Wu, Y., Qin, Y., Qian, Y., Guo, F., Wang, Z., Jia, L. 2022. Hybrid Deep Learning Architecture for Rail Surface Segmentation and Surface Defect Detection. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 37(2), 227-244.
22. Ye, W., Deng, S., Ren, J., Xu, X., Zhang, K., Du, W., 2022. Deep Learning-Based Fast Detection of Apparent Concrete Crack in Slab Tracks with Dilated Convolution. Construction and Building Materials, 329, 127157.
23. He, K., Gkioxari, G., Dollár, P., Girshick, R., 2017. Mask r-cnn. In Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2961-2969.
24. Markoulidakis, I., Rallis, I., Georgoulas, I., Kopsiaftis, G., Doulamis, A., Doulamis, N., 2021. Multiclass Confusion Matrix Reduction Method and its Application on Net Promoter Score Classification Problem. Technologies, 9(4), 81.
25. Bojarczak, P., Lesiak, P. 2021. Uavs in Rail Damage Image Diagnostics Supported by Deep-Learning Networks. Open Engineering, 11(1), 339-348.

