

Raspberry Pi Platformu Üzerinden Sesli Yönlendirme ile Engelsiz Yürüme

Cenk Berkan Deligoz¹, Feride Seymen¹, Erdem Bayhan¹, Mustafa Namdar^{1*}, Arif Basgumus²

¹Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü, Kütahya Dumlupınar Üniversitesi, Türkiye

²Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü, Bursa Uludağ Üniversitesi, Türkiye

*mustafa.namdar@dpu.edu.tr

Özet – Bu çalışmada, görme engelli bireylerin dış mekanlarda yürüyebilmeleri için Raspberry Pi ortamında Faster R-CNN ve SSD MobileNetV2 mimarileri ile nesne ve mesafe tespiti, Hough teoremi yardımıyla dokunsal parke yüzeylerinin takip edilmesi ve elde edilen nesne tespit bilgilerinin görme engelli bireye Google Text-To-Speech (gTTS) kullanılarak ses yoluyla aktarılması sunulmaktadır. Önerilen yaklaşımda, görme engelli bireylerin karşısına çıkabilecek 11 farklı nesnenin veri seti oluşturulurken 8291 adet fotoğraftan yararlanılmıştır. Bilgisayar ortamında iki farklı derin öğrenme mimarisinin eğitimleri tamamlanmış ve nesne tespiti için Raspberry Pi platformuna aktarılmıştır. SSD MobileNetV2 modelinde Google Coral USB Hızlandırıcı kullanılarak yüksek FPS değerinde nesne tespiti yapılmıştır. Faster R-CNN modelinde %95 doğrulama oranı elde edilirken SSD MobileNetV2 modelinde ise %93'lük bir doğrulama oranı elde edilmiştir. Dokunsal parke yüzeylerinin kenar tespiti Hough teoremi kullanılarak uygun açı ve renk tonunda başarılı bir şekilde gerçekleştirilmiştir. Görme engelli birey ile nesne arasındaki mesafe ölçülerek, nesnelerin isimleri görme engelli bireye sesli olarak aktarılmıştır.

Anahtar Kelimeler – derin öğrenme; Faster R-CNN; SSD MobileNetV2; Hough teoremi; gTTS; Google Coral USB Hızlandırıcı

Unimpeded Walking with Voice Guidance on Raspberry Pi Platform

Abstract – In this study, object and distance detection with Faster R-CNN and SSD MobileNetV2 architectures in Raspberry Pi platform, tracking tactile paving surfaces with the Hough's theorem and voice transmission of the obtained object detection information to the visually impaired person with the Google Text-To-Speech (gTTS) library are studied. In the proposed approach, 8291 images were used while creating the data set of 11 different objects that visually impaired individuals may encounter. The training of two different deep learning architectures in a computer environment has been completed and transferred to the Raspberry Pi platform for object detection. Object detection at high FPS was performed using Google Coral USB Accelerator in the SSD MobileNetV2 model. While 95% accuracy rate was obtained in the Faster R-CNN model, 93% accuracy rate was obtained in the SSD MobileNetV2 model. Edge detection of tactile paving surfaces has been successfully performed using Hough's theorem at the appropriate angle and color tone. The distance between the visually impaired person and the object was measured and the names of the objects were transmitted to the visually impaired person audibly.

Keywords — deep learning, Faster R-CNN, SSD MobileNetV2, Hough's theorem, gTTS, Google Coral USB accelerator

I. GİRİŞ

Görsel duyu ile alınması gereken uyarıcılardan yoksun ve görme yetersizliğinden ileri derecede etkilenen bireylere görme engelli birey denilmektedir. Görme engelli bireyler günlük hayatlarında görme dışında diğer duylardan aldıkları referanslarla yürüyebilmektedirler. Fakat bu bireyler sosyal yaşantılarında birçok problemle karşılaşmaktadır. Sosyal çevre düzeninin yeterli olmamasından dolayı yolda yürürken zorlanma, nesnelere çarpma, toplum tarafından dışlanma gibi sorunlar görme engelli bireylerin yaşadıkları zorluklara örnek olarak gösterilebilmektedir [1].

Görme engelli bireyler, günlük yaşamlarında onlar için özel olarak üretilmiş araçlardan yararlanmaktadır. Kabartma noktalarla rakamları gösteren saatler, konuşan renk tanıma cihazı, konuşan tansiyon ve kan şekeri ölçme aleti bu araçlardan bazılarıdır. Dış mekânlarda görme engelli bireylerin başka birinden yardım almadan hareket edebilmesi için, beyaz baston veya rehber köpek gibi unsurlardan yararlanılmaktadır. Rehber köpek, beyaz bastona nazaran daha fazla sorumluluk ister. Beyaz baston ise yer seviyesine yakın tehlikeleri fark edebilirken boy seviyesine yakın tehlikeleri fark edememektedir. Ultrasonik ses dalgaları kullanılarak öndeki engel ile aradaki mesafenin ölçülmesi ve bu bilginin ses veya titreşim yoluyla görme engelli bireye aktarılması ile ilgili çalışmalar bulunmaktadır [2]-[3]. Görme engelli bireylerin dış mekânlarda rahatça hareket edebilmelerini sağlamak amacıyla yapılan farklı bir uygulama ise zeminde bulunan dokunsal parke yüzeyleridir. Dokunsal parke yüzeyler sayesinde, görme engelli bireyler bastonlarıyla birlikte rahatlıkla gitmek istedikleri hedefe ulaşabilmektedir.

Literatürde, görme engelli bireylerin iç ve dış mekânlarda, çevresindeki nesneleri tespit edebilmesi ve rahatça hareket edebilmesi için derin öğrenme algoritmaları kullanılarak yapılan çalışmalar gözlemlenmektedir [4]-[6]. *RetinaNet* mimarisi kullanılarak oluşturulan evrişimsel sinir ağı (ESA) sayesinde %84'lük bir başarı oranı ile görme engelli bireylere çevredeki iç ortam hakkında kapsamlı bir fikir veren ve günlük yaşamlarını iyileştirmeyi hedefleyen çalışma [4]'te sunulmuştur. *Raspberry Pi* ortamında *Faster R-CNN*, *SSD* ve *YOLO* gibi derin öğrenme mimarileri kullanılarak yapılan nesnelerin tespiti [5]'te verilmiştir. [6]'da

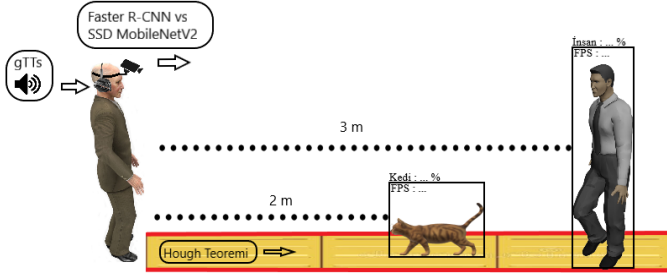
ise görme engelli bireylerin kaldırımlarda karşıdan karşıya geçebilmeleri için yaya geçitlerinin veri setleri hazırlanmış, *YOLOv5* ve *SSD MobileNetV2* mimarileri eğitilmiş ve test edilmiştir. Bu çalışmada, görme engelli bireylerin dış mekanlarda rahatça hareket edebilmeleri için *Raspberry Pi* ortamında *Faster R-CNN* ve *SSD MobileNetV2* mimarileri ile nesne ve mesafe tespiti, Hough teoremi yardımıyla dokunsal parke yüzeylerinin takip edilmesi ve elde edilen nesne tespit bilgilerinin görme engelli bireye Google Text-To-Speech (gTTS) kullanılarak ses yoluyla aktarılması önerilmiştir.

SSD MobileNetV2 ve *Faster R-CNN* derin öğrenme modelleri için ayrı ayrı makine öğrenimi eğitimleri, hazırlanan veri seti ile yapılmıştır. Veri seti ağaç, araba, bisiklet, insan, kedi, köpek, levha, motosiklet ve görme engelli bireylerin güvenli bir şekilde karşıdan karşıya geçebilmeleri için yaya geçidi, kırmızı yaya ışık ve yeşil yaya ışık olmak üzere 11 farklı nesneden oluşmaktadır. Her iki model için eğitim devam ederken kayıp değerleri *Tensorboard* üzerinden kontrol edilmiş ve doğruluk oranı istenilen düzeye geldiğinde eğitim sonlandırılmıştır. Yapılan testler sonucunda, eğitimleri gerçekleştirilen iki model karşılaştırılmış ve performans analizleri ile ilgili sonuçlar sunulmuştur.

Çalışmanın 2. bölümünde veri setinin içeriği, nesne tespiti için kullanılan mimariler, dokunsal parke yüzey takibi için önerilen teorem ve tespit edilen nesnenin mesafeye göre sesli bir şekilde görme engelli bireye iletilmesiyle ilgili detaylı bilgiler verilmektedir. 3. bölümde eğitilen derin öğrenme mimarilerinin nesne tespit sonuçları ve Hough teoreminin performans sonuçları sunulmaktadır. 4. bölümde ise analizler sonucunda elde edilen sonuçlar değerlendirilmektedir.

II. SİSTEM MODELİ

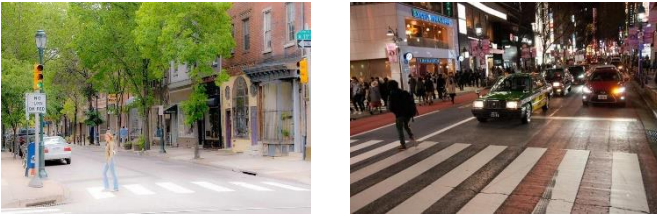
Bu çalışmada, görme engelli bireylerin dış mekanlarda karşılarına çıkabilecek 11 farklı nesnenin veri seti hazırlanmıştır. Hazırlanan veri seti ile iki farklı derin öğrenme mimarisi bilgisayar ortamında eğitilmiştir. Nesnelerin mesafe ve tespiti için *Faster R-CNN* ve *SSD MobileNetV2* mimarilerinden, dokunsal parke yüzeylerinin takibi için Hough teoreminden ve nesne tespit bilgilerinin görme engelli bireye sesli bir şekilde aktarılmasında gTTS'den yararlanılmıştır. Şekil 1'de sistem modeli yer almaktadır.



Şekil 1. Sistem modeli

A. Veri Seti

İki farklı derin öğrenme mimarisinin makine öğrenmesi için oluşturulan veri seti, görme engelli bireylerin dış mekânlarda karşılarına çıkabilecek 11 farklı nesneden hazırlanmıştır. Veri setinin içinde bulunan fotoğraflar, farklı mevsimlerden ve günün belirli zaman dilimlerinden seçilmiştir. Veri setinde 8291 adet fotoğraf yer almaktadır. Bu fotoğraflar LabelImg programında Pascal/VOC formatında etiketlenmiştir. İki farklı derin öğrenme mimarisinin makine öğreniminde kullanılan fotoğrafların %80'i train dosyasına, %20'si ise test dosyasına aktarılmıştır. Şekil 2'de veri setine ait örnek fotoğraflar sunulmaktadır. Tablo 1'de ise 11 farklı nesneye ait fotoğraf sayıları yer almaktadır.



Şekil 2. Veri seti içerisinde yer alan örnek görüntüler

Tablo 1. 11 farklı nesneye ait fotoğraf sayıları

	Train	Test	Toplam
Ağaç	501	125	626
Araba	720	180	900
Bisiklet	570	143	713
İnsan	615	154	769
Kedi	400	100	500
Köpek	527	132	659
Levha	680	171	851
Motosiklet	624	156	780
Yaya Geçidi	549	137	686
Yaya Kırmızı Işık	704	176	880
Yaya Yeşil Işık	741	186	927
Toplam	6631	1660	8291

B. Faster R-CNN

Faster R-CNN, veri setinde bulunan 11 farklı nesnenin makine öğreniminde kullanılan ilk modeldir. Bilgisayar ortamına CUDA, cuDNN,

Anaconda ve Visual Studio programları kurulmuştur. Makine öğrenimine başlamadan önce bir sanal ortam oluşturulmuştur. Sanal ortama tensorflow, matplotlib, jupyter, pandas ve opencv kütüphaneleri eklenmiştir. Eğitim tensorflow-gpu ile gerçekleştirilmiştir. Veri setinde bulunan xml dosyaları csv formatına dönüştürülmüştür. Fotoğraflar ve csv formatı ile record dosyası oluşturulmuştur. Nesnelerin isimlerinin yer aldığı labelmap.pbtxt dosyası oluşturularak model için eğitim hazırlıkları tamamlanmış ve eğitim başlatılmıştır. Eğitim sırasında Tensorboard üzerinden kayıp değer grafikleri sürekli kontrol edilmiş ve kayıp değerinin yaklaşık 0.02 olduğu eğitim adımı modelin eğitimi tamamlanmıştır.

Nesne tespitine hazır olan model Raspberry Pi platformuna aktarılmıştır. Raspberry Pi platformunda sanal ortam oluşturulmuştur. Oluşturulan bu sanal ortama bilgisayar ortamında eklenen kütüphaneler eklenmiştir. Model, Raspberry Pi platformunda nesne tespiti için hazır hale getirilmiştir.

Faster R-CNN iki aşamadan oluşmaktadır. İlk aşama olarak Bölge Öneri Ağı (RPN), herhangi bir boyutta görüntü girdisi alır ve çıktı olarak dikdörtgensel şekilde nesne önerileri bir doğrulama skoru ile birlikte sunulur. Böylelikle, RPN örnekleme katmanı ile direkt bağlı olduğundan görüntüde nesne tespit işlemi daha hızlı bir şekilde yerine getirilir. Diğer aşama olan Fast R-CNN ağı, ilk adımda girdi görüntüsünün tümünü evrişimli ve maksimum ortaklama katmanlarından geçirerek öznetelik haritasını oluşturur. Daha sonra oluşturulan öznetelikler üzerinde seçici arama algoritması ile bölge önerileri üretilir [7]-[8].

C. SSD MobileNet V2

SSD MobileNetV2, veri setinde bulunan 11 farklı nesnenin makine öğreniminde kullanılan diğer modeldir. Bilgisayar ortamında modelin eğitim hazırlıkları, Faster R-CNN modeline benzer bir şekilde gerçekleştirilmiştir. Eğitim hazırlıkları tamamlanmış ve eğitim başlatılmıştır. Eğitim sırasında Tensorboard üzerinden kayıp değer grafikleri sürekli kontrol edilmiş ve kayıp değerinin yaklaşık 2 olduğu eğitim adımı modelin eğitimi tamamlanmıştır.

SSD MobileNetV2 derin öğrenme mimarisi Tensorflow Lite kütüphanesi ile uyumlu çalıştığı için öncelikle eğitilen model tflite formatına ardından Google Coral USB Hızlandırıcının

çalışması için gerekli olan edgetpu formatına dönüştürülmüştür. Nesne tespiti için yüksek frame per second (FPS) değerinde olması için Tensorflow Lite ile uyumlu olan Google Coral USB Hızlandırıcı kullanılmıştır. Raspberry Pi platformunda SSD MobilenetV2 mimarisi için ayrı bir sanal ortam oluşturulmuştur. Oluşturulan sanal ortama bilgisayar ortamındaki kütüphanelerin aynıları ve Google Coral USB Hızlandırıcı için ise edgetpu ve PyCoral kütüphaneleri eklenmiştir. Model, Raspberry Pi platformunda nesne tespiti için hazır hale getirilmiştir.

SSD MobileNetV2 modelinde öznetelik haritaları, işlenecek girdi içerisinde bulunan nesne sayısı kadar farklı boyutlarda çıkarılmaktadır. Öznetelik haritasında çözünürlük yükseldikçe, girdilerin kaplamış olduğu alanları da artmaktadır. Böylelikle boyutu küçük nesnelerin tespitinde avantaj sağlamaktadır [9]-[10]. Ayrıca SSD MobileNetV2 modeli, diğer modellere göre nesne tanıma oranı daha düşük ancak yaptığı işlem sayısı daha az olduğundan, işlemci üzerinde nesne tespiti yapmak için daha uygundur [11].

D. Sesli Yönlendirme ve Mesafe

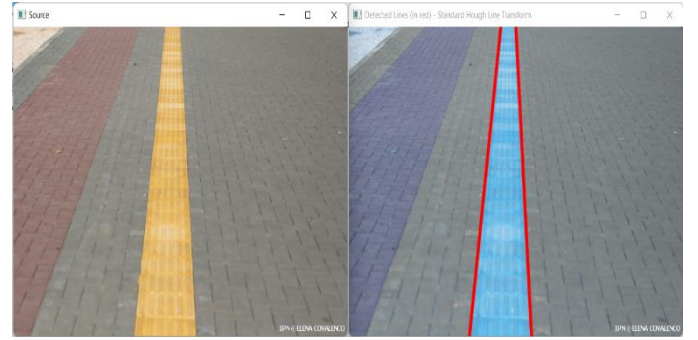
Görme engelli bireylerin karşısına çıkabilecek nesnelerin derin öğrenme mimarileriyle tespit edilip nesnelerin isimleri ses yoluyla bireye aktarılmıştır. Dış mekânlarda görme engelli bireyler birden fazla nesne ya da engelle karşılaşabilirler. Nesne tespit işlemi yapılırken görme engelli bireylerin karşısına çıkabilecek birden fazla nesneyi tespit etme durumu söz konusudur. Tespit edilen nesnelerin görme engelli bireye uzak ya da yakın olma durumu vardır.

Bu çalışmada, sesli yönlendirme için sanal ortama gTTs ve pygame kütüphaneleri eklenmiştir. Görme engelli bireyin nesneye olan uzaklığını ölçmek için opencv kütüphanesinden yararlanılmıştır. Görme engelli bireye en yakın mesafede olan nesne sesli olarak iletilmiştir. Görme engelli birey ile nesne arasında 2 metreden daha az bir mesafe olduğunda görme engelli bireye nesnelerin isimleri sesli bir şekilde gönderilmiştir. 2 metreden daha uzak mesafelerde ses aktarımı sağlanmamıştır. Ancak nesne tespit işlemi devam etmiştir. Aynı mesafede olan nesnelerde ise doğruluk oranı yüksek olan nesne görme engelli bireye aktarılmıştır. Görme engelli bireylerin karşıdan karşıya geçmelerinde yardımcı olan kırmızı ve yeşil yaya ışıklarının

mesafeleri ölçülmeden nesne tespiti yapıp, sesli olarak aktarılmıştır.

E. Dokunsal Parke Yüzeylerinin Takibi

Görme engelli bireyler dış mekânlarda rahat hareket edebilmek için dokunsal parke yüzeylerini takip ederler. Bu çalışmada, dokunsal parke yüzeylerinin takibi Hough teoremi yardımıyla yapılmıştır. Opencv ve numpy kütüphaneleri kullanılarak Hough teoremi ile dokunsal parke yüzeylerinin kenarları tespit edilirken görüntü iyileştirme teknikleri olan GaussianBlur, Canny'den yararlanılmıştır. Dokunsal parke yüzeyinin kenarlarının tespiti için HSL (Hue, Saturation, Lightness) renk kod sistemi kullanılmıştır. Şekil 3'te bilgisayar ortamında bir fotoğraf üzerinde dokunsal parke yüzeyinin Hough teoremi yardımı ile takip edilmesi sunulmuştur.



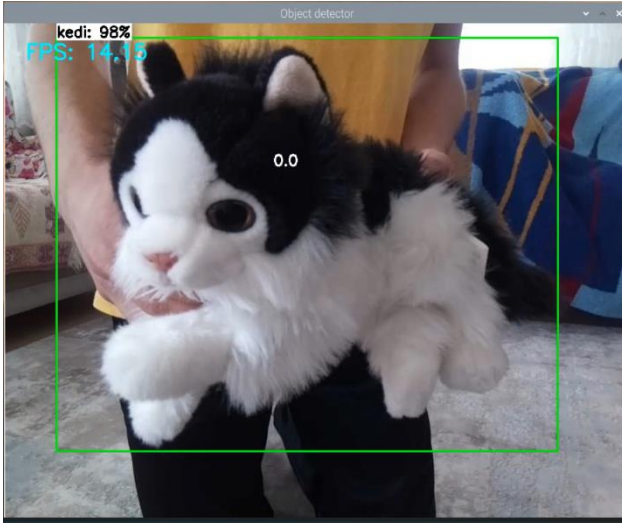
Şekil 3. Dokunsal parke yüzeyi takibi

III. TEST SONUÇLARI

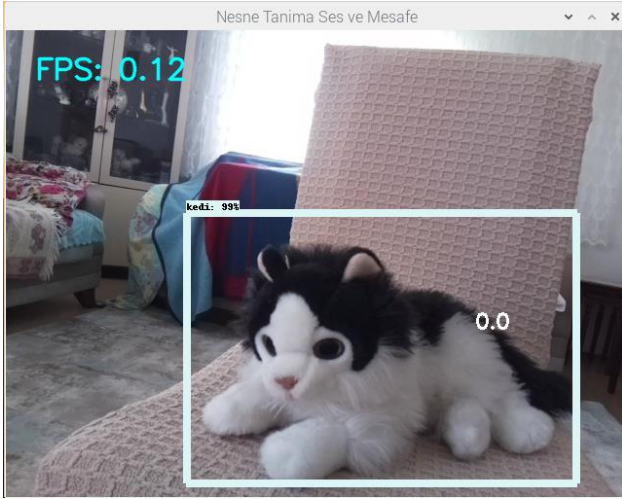
Görme engelli bireylerin dış mekânlarda karşısına çıkabilecek 11 farklı nesneyi tespit etmek için iki farklı derin öğrenme mimarisi bilgisayar ortamında eğitilmiştir. İlk model olan SSD MobileNetV2 47 bin, ikinci model olan Faster R-CNN ise 117 bin eğitim adımına geldiğinde eğitim sonlandırılmıştır. İki modelin eğitimi esnasında Tensorboard üzerinden eğitim adımına göre kayıp değerlerini gösteren grafikler takip edilmiştir. SSD MobileNetV2 modelinin 47 bin eğitim adımında kayıp değerinin yaklaşık 2 olduğu değerde, Faster R-CNN modelinin ise 117 bin eğitim adımında yaklaşık 0.02 olduğu değerde eğitim sonlandırılmıştır.

Eğitimleri sonlandırılan modellerin üzerinde bilgisayar ortamında testler gerçekleştirilmiştir. Testler sonucunda SSD MobileNetV2 modelinin doğrulama oranında %93'lük bir başarı elde edilmiştir. Şekil 4'te SSD MobilenetV2 modelinin doğruluk oranının bir örneği ve tespit edilen nesnenin mesafesi gösterilmiştir. Faster R-CNN

modelinde ise %95’lik bir başarı elde edilmiştir. Şekil 5’te Faster R-CNN modelinin doğruluk oranının bir örneği ve tespit edilen nesnenin mesafesi gösterilmiştir. Raspberry Pi platformuna aktarılan modellerde nesne tespit işlemi gerçekleştirilirken Faster R-CNN modelinde yaklaşık 0.12 FPS değeri, SSD MobileNetV2 modelinde ise yaklaşık 15 FPS değeri gözlemlenmiştir. SSD MobileNetV2 modelinde Google Coral USB Hızlandırıcı kullanılmadan FPS değeri yaklaşık 3 olarak görülmüştür.



Şekil 4. SSD MobileNetV2 modeli doğruluk oranı



Şekil 5. Faster R-CNN modeli doğruluk oranı

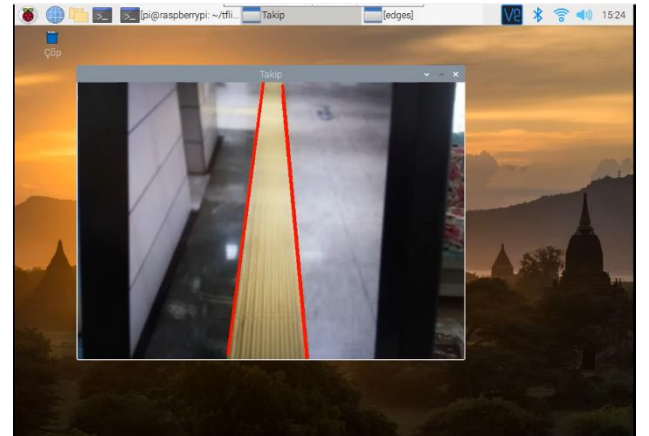
Tablo 2’de eğitilen iki farklı derin öğrenme modelinin 11 farklı nesne üzerinde ortalama doğruluk oranları gösterilmektedir. Faster R-CNN modelinde, nesne sayısının çok olduğu durumlarda az olduğu durumlara göre doğruluk oranının daha düşük olduğu görülmüştür. SSD MobilNetV2 modeli ise çoklu nesnelerde Faster R-CNN modeline göre daha az nesne tespit ettiği

gözlemlenmiştir. Her iki modelde de nesnelerin isimlerinin seslendirilmesi ve mesafeleri, nesne tespiti yapılmadan ölçülmemektedir.

Tablo 2. İki modelin doğruluk oranlarının sonuçları

	Faster R-CNN	SSD MobilenetV2
Ağaç	95.4	93.7
Araba	97.3	96.8
Bisiklet	94.8	92.2
İnsan	98.2	96.9
Kedi	95.1	93.5
Köpek	94.6	94.1
Levha	93.7	92.7
Motosiklet	94.8	90.4
Yaya Geçidi	93.9	92.2
Yaya Kırmızı Işık	92,1	89.4
Yaya Yeşil Işık	93.3	90.7

Dokunsal parke yüzeylerinin takibi Hough teoremiyle gerçekleştirilmiştir. Dış mekânlarda dokunsal parke yüzeylerinin renk tonları farklılık gösterebilmektedir. Renk tonlarının farklı olması, dokunsal parke yüzeylerinin kenar tespitinde başarı oranını düşürmüştür. Dokunsal parke yüzey renklerinin canlı olduğu durumlarda soluk olduğu durumlara göre daha iyi kenar tespitinin yapıldığı gözlemlenmiştir. Kenar tespiti yapılırken kamera açısının önemli olduğu değerlendirilmiştir. Kamera açısının dokunsal parke yüzeyine dik ve ortalayacak şekilde olduğu durumlarda dokunsal parke yüzeyinin iki kenarının da tespiti gerçekleştirilmiştir. Kamera açısının dokunsal parke yüzeyine dik olmaması ve dokunsal parke yüzeyinden sağa veya sola uzaklaşılması durumunda dokunsal parke yüzey kenarının tek bir tarafının tespit edildiği görülmüştür. Şekil 6’da Raspberry Pi platformunda gerçek zamanlı kenar tespitine ait bir görsel sunulmuştur.



Şekil 6. Raspberry Pi ortamında kenar tespiti

IV. SONUÇ

Bu çalışmada, dış mekânlarda görme engelli bireylerin kolayca yürüyebilmeleri için Raspberry Pi ortamında Faster R-CNN ve SSD MobileNetV2 mimarileri ile nesne ve mesafe tespiti, Hough teoremi yardımıyla dokunsal parke yüzeylerinin takip edilmesi ve elde edilen nesne tespit bilgilerinin görme engelli bireye Google Text-To-Speech (gTTS) kullanılarak ses yoluyla aktarılması sunulmuştur. Faster R-CNN ve SSD MobileNetV2 modelleri kullanılarak nesne tespiti yapılmış ve performansları karşılaştırılmıştır. Faster R-CNN modelinde %95 doğrulama oranı elde edilirken SSD MobileNetV2 modelinde ise %93'lük bir doğrulama oranı elde edilmiştir. Nesnelerin isimlerinin sesli olarak görme engelli bireye aktarılması ve nesnelerin görme engelli bireye olan mesafesinin ölçülmesi başarılı bir şekilde gerçekleştirilmiştir. Hough teoreminde uygun açı ve renk tonunda dokunsal parke yüzeylerinin kenar tespiti başarılı bir şekilde gerçekleştirilmiştir. Analizler sonucunda, Faster R-CNN modelinin doğruluk oranında daha iyi performans gösterdiği fakat Raspberry Pi platformunda SSD MobileNetV2 modeline göre daha düşük FPS değerinde olduğu görülmüştür.

TEŞEKKÜR

Bu çalışma 1919B012110467 başvurusu numarası ile TÜBİTAK 2209-A üniversite öğrencileri araştırma projeleri destekleme programı kapsamında desteklenmiştir.

KAYNAKLAR

- [1] H. İ. Özteke-Kozan, H. Bozgeyikli and Ş. Kesici, "Engelsiz Kent: Görme Engelli Bireylerin Kentlerde Yaşadıkları Problemler", *İdealkent*, vol. 9, no. 23, pp. 216-235, Apr. 2018.
- [2] A. F. Kocamaz and E. Uçar, "Görme Engelliler için Ultrasonik Alıcı Vericili Beyaz Baston," *IEEE ELECO*, 2016.
- [3] M. Çakır, A. Çelik, İ. Özyalçın ve A. Uzun, "Engelli İnsanlar İçin Akıllı Baston Ve Akıllı Şapka Tasarımı," *4th International Vocational Schools Symposium*, 2015.
- [4] M. Afif et. al. "An evaluation of retinanet on indoor object detection for blind and visually impaired persons assistance navigation," *Neural Processing Letters*, vol. 51, no. 3, pp. 2265-2279, Jun. 2020.
- [5] Y. C. Wong et. al. "Convolutional neural network for object detection system for blind people," *Journal of Telecommunication, Electronic and Computer Engineering (JTEC)*, vol. 11, no. 2, pp. 1-6, Apr. 2019.
- [6] S. Chandna and A. Singhal, "Towards Outdoor Navigation System for Visually Impaired People using YOLOv5," *IEEE 12th International Conference on*

- Cloud Computing, Data Science & Engineering*, pp. 617-622, Jan. 2022
- [7] E. Altındağ, "X-ray Görüntülerinde Derin Öğrenme Yöntemleri ile Tehdit Tespiti." *Hacettepe Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü*, Yüksek Lisans Tezi, 2022.
- [8] E. Bayhan, Z. Ozkan, M. Namdar, and A. Basgumus, "Deep Learning Based Object Detection and Recognition of Unmanned Aerial Vehicles," *IEEE 3rd International Congress on Human-Computer Interaction, Optimization and Robotic Applications (HORA)*, Jun. 2021.
- [9] E. Bayhan, C. B. Deligoz, F. Seymen, M. Namdar, and A. Basgumus, "Unimpeded Walking with Deep Learning," *IEEE 30th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)*, pp. 1-4, May 2022.
- [10] Z. Ozkan, E. Bayhan, M. Namdar, and A. Basgumus, "Object Detection and Recognition of Unmanned Aerial Vehicles Using Raspberry Pi Platform," *IEEE 5th International Symposium on Multidisciplinary Studies and Innovative Technologies (ISMSIT)*, pp.467-472, Oct. 2021.
- [11] U. Talaş, U. Yüzgeç, ve B. Çubukçu, "Object Recognizing Robot Application with Deep Learning.", *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, vol. 31, pp. 127-133, 2021.