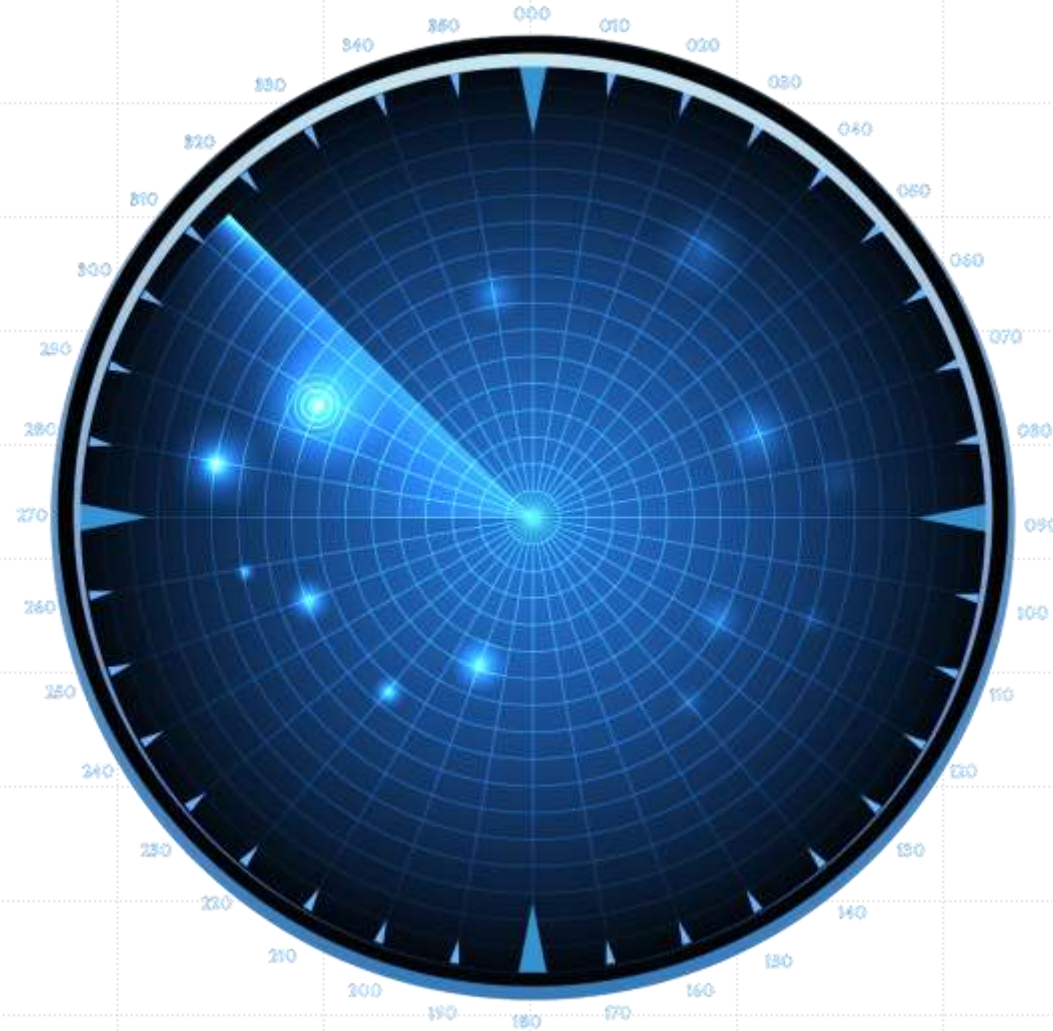


GEMİ TESPİTİ MAKALE ÖZETLERİ



İÇİNDEKİLER

- **Gelişmiş Deniz Gözlemi: SAR Tabanlı Gemi Tespiti için CNN Algoritmalarının Kullanımı**
- **Mask R-CNN İle Uydu Görüntülerinde Gemi Tespiti**
- **GEMİ TESPİTİ UYGULAMASINDA YOLOV8 VE YOLOV9 ALGORİTMALARININ PERFORMANS DEĞERLENDİRMESİ**

Gelişmiş Deniz Gözlemi: SAR Tabanlı Gemi Tespiti için CNN Algoritmalarının Kullanımı



1. Gelişmiş Deniz Gözlemi: SAR Tabanlı Gemi Tespiti için CNN Algoritmalarının Kullanımı

1.1 Problem Tanımı

Gemi tespiti, deniz güvenliği, kaçakçılık, çevresel izleme, arama kurtarma operasyonları ve deniz trafiği yönetimi gibi birçok alanda büyük önem taşımaktadır. Geleneksel yöntemler, genellikle insan müdahalesine dayalı olup, zaman alıcı ve maliyetli olabilir. Günümüzde, uydu tabanlı görüntüleme teknolojileri ve yapay zeka algoritmaları, gemi tespiti sürecini hızlandırmakta ve doğruluğu artırmaktadır.

Bu çalışmada, Avrupa Uzay Ajansı (ESA) tarafından işletilen Sentinel-1 uydusunun sağladığı Sentetik Açıklıklı Radar (SAR) görüntülerinin kullanımı ve Faster R-CNN algoritmasının gemi tespiti üzerindeki performansı incelenmiştir.

1. Gelişmiş Deniz Gözlemi: SAR Tabanlı Gemi Tespiti için CNN Algoritmalarının Kullanımı

1.2 Materyal ve Yöntem

Çalışma Alanı:

Bu çalışmada, Türkiye'nin en büyük limanlarından biri olan Mersin Limanı çalışma alanı olarak seçilmiştir. Mersin Limanı, yüksek gemi trafiği, farklı boyutlardaki gemilerin sıkça giriş çıkış yapması ve stratejik konumu nedeniyle gemi tespit algoritmalarının doğruluğunu test etmek için ideal bir bölge olarak değerlendirilmiştir.



1. Gelişmiş Deniz Gözlemi: SAR Tabanlı Gemi Tespiti için CNN Algoritmalarının Kullanımı

1.3 Kullanılan Veriler ve Yöntemler Sentinel-1 Uydu Verileri:

- Sentinel-1, C-bandı radar sinyalleri ile gün ışığına ve hava koşullarına bağlı olmadan sürekli görüntüleme yapabilen bir uydu sistemidir.
- Çalışmada kullanılan görüntüler, yüksek mekansal çözünürlüğe sahip SAR (Sentetik Açıklıklı Radar) verileridir.
- Radar görüntüleri, optik sensörlerden bağımsız olarak çalıştığı için gece ve bulutlu hava koşullarında da güvenilir veri sağlamaktadır.

1. Gelişmiş Deniz Gözlemi: SAR Tabanlı Gemi Tespiti için CNN Algoritmalarının Kullanımı

1.3 Kullanılan Veriler ve Yöntemler Faster R-CNN Algoritması

- Faster R-CNN (Region-Based Convolutional Neural Network), nesne tespiti için sıkça kullanılan ve yüksek doğruluk oranlarına sahip bir derin öğrenme modelidir.
- Algoritma, bölge öneri ağı (RPN) kullanarak potansiyel nesne konumlarını belirler ve ardından konvolüsyonel sinir ağları (CNN) ile bu bölgeleri sınıflandırır.
- Modelin eğitimi için Sentinel-1 SAR görüntüleri etiketlenmiş ve ağın gemi tespiti yapabilmesi sağlanmıştır.

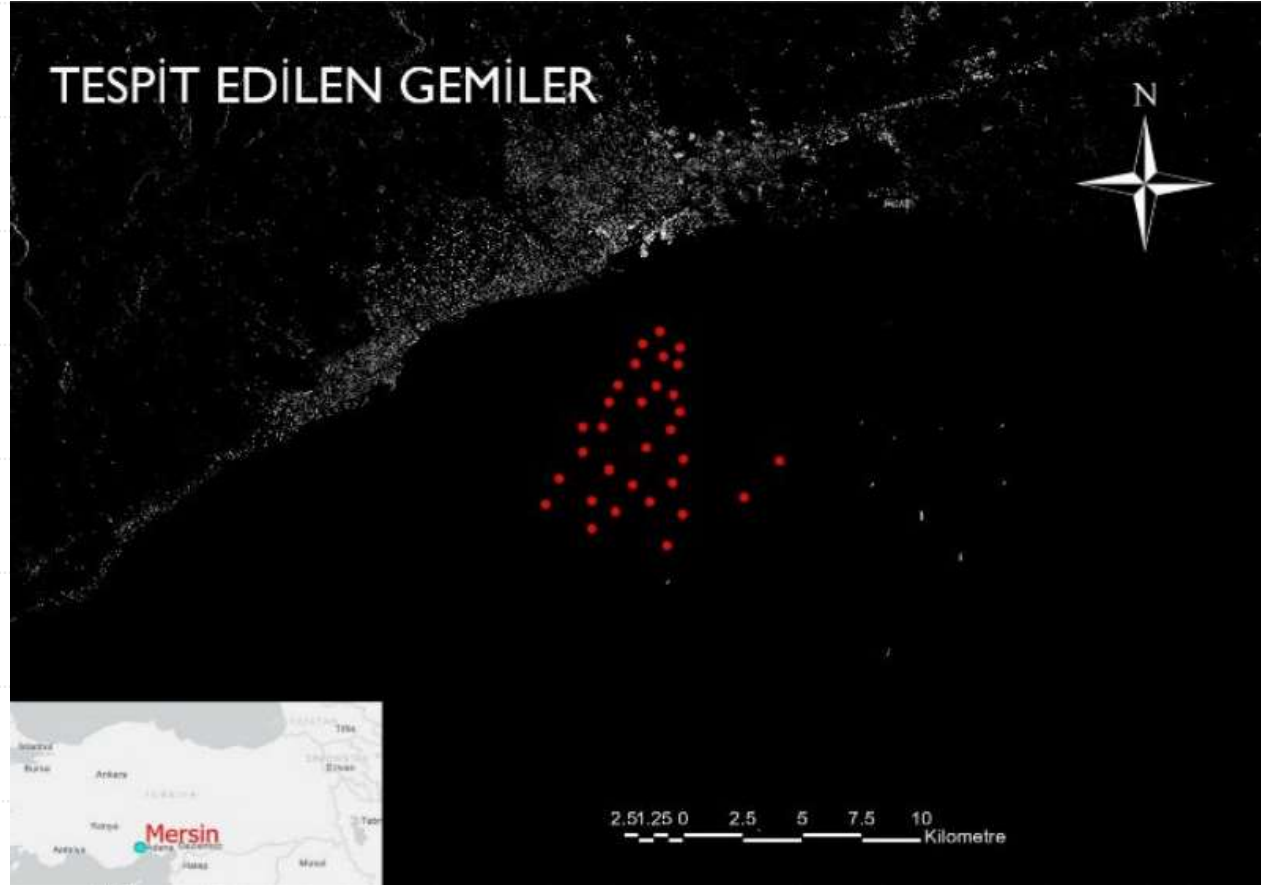
1. Gelişmiş Deniz Gözlemi: SAR Tabanlı Gemi Tespiti için CNN Algoritmalarının Kullanımı

1.4 Bulgular ve Sonuçlar

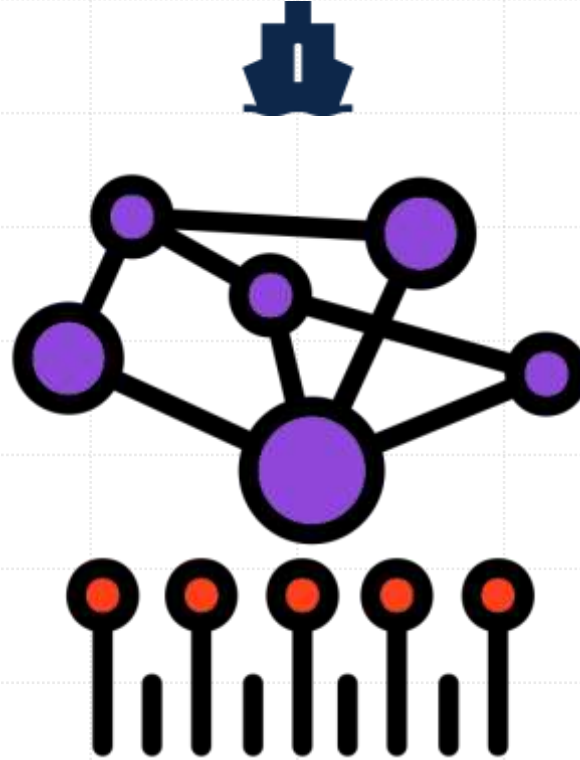
- Faster R-CNN modeli, Sentinel-1 SAR görüntülerinde gemi tespiti için **%86,11** doğruluk oranına ulaşmıştır.
- Algoritma küçük balıkçı teknelerinin yanı sıra büyük kargo gemilerini de yüksek doğrulukla tespit edebilmiştir.
- Gürültü içeren radar görüntülerinde, yanlış pozitif (False Positive) oranı belirli seviyelerde gözlemlenmiştir.
- Yanlış pozitif oranının da düşük olması, algoritmanın görüntülerdeki diğer özellikleri gemi olarak yanlış tanımlamadığını göstermektedir.
- Gelecekte, transfer öğrenme ve veri artırma teknikleri ile modelin performansının daha da artırılacağı belirtilmiştir.

1. Gelişmiş Deniz Gözlemi: SAR Tabanlı Gemi Tespiti için CNN Algoritmalarının Kullanımı

1.4 Bulgular ve Sonuçlar



Mask R-CNN İle Uydu Görüntülerinde Gemi Tespiti



2. Mask R-CNN İle Uydu Görüntülerinde Gemi Tespiti

2.1 Çalışmanın Amacı

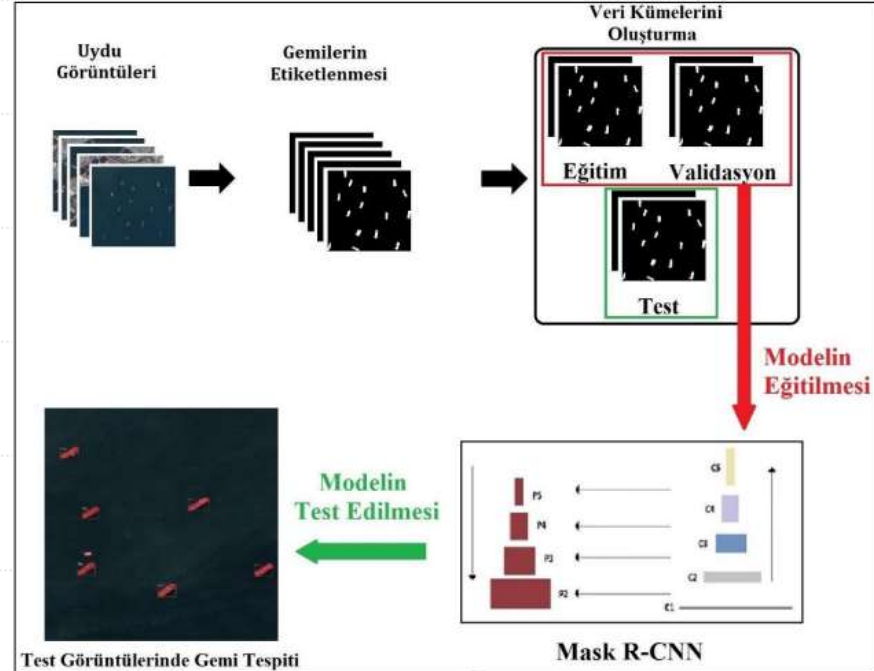
Bu çalışmada, optik uydu görüntülerindeki gemileri tespit etmek üzere bölge-tabanlı konvolüsyonel sinir ağı modellerinden biri olan Mask R-CNN yöntemi kullanılmıştır.

Çalışmadaki temel amaç, kullanılan modelin uydu görüntülerindeki gemi tespit performansını ve sınırlarını incelemektir.

2. Mask R-CNN İle Uydu Görüntülerinde Gemi Tespiti

2.2 Materyal ve Yöntem

Bu çalışmada Şekil'de gösterilen bir akış süreci izlenmiştir. Ham görüntülerden başlayan süreçte öncelikle görüntüler işlenip etiketlenmekte ve veri setleri oluşturulmaktadır. Ardından bu veriler kullanılarak model eğitilmekte ve test görüntülerdeki gemilerin tespitiyle süreç tamamlanmaktadır



2. Mask R-CNN İle Uydu Görüntülerinde Gemi Tespiti

2.2.1 Veri Setleri

Çalışmada kullanılan veriler Google Earth tarafından sağlanan 1 metre mekânsal çözünürlüklü, geotif formatındaki RGB uydu görüntüleridir.

Açık denizlerden, kıyı yakınlarından ve iç sulardan örnekler bulunmaktadır.

Süreçte öncelikle her biri 768x768 piksel büyüklüğünde toplam 1838 görüntü elde edilmiştir.

Bunlar kullanılarak eğitim, validasyon ve test veri setleri oluşturulmuştur. Görüntülerdeki toplam 3279 gemi bir GIS yazılımı kullanılarak sayısallaştırılmıştır.

Oluşturulan eğitim ve validasyon setleri kullanılarak model eğitilmiş ve doğrulaması yapılmıştır. Sonrasında, eğitilen model test görüntüleri üzerinde çalıştırılarak tespit performansı hesaplanmıştır.

2. Mask R-CNN İle Uydu Görüntülerinde Gemi Tespiti

2.2.1 Veri Setleri

Tablo 1. Çalışma Kapsamında Kullanılan Veri Kümelerine Dair Bilgiler

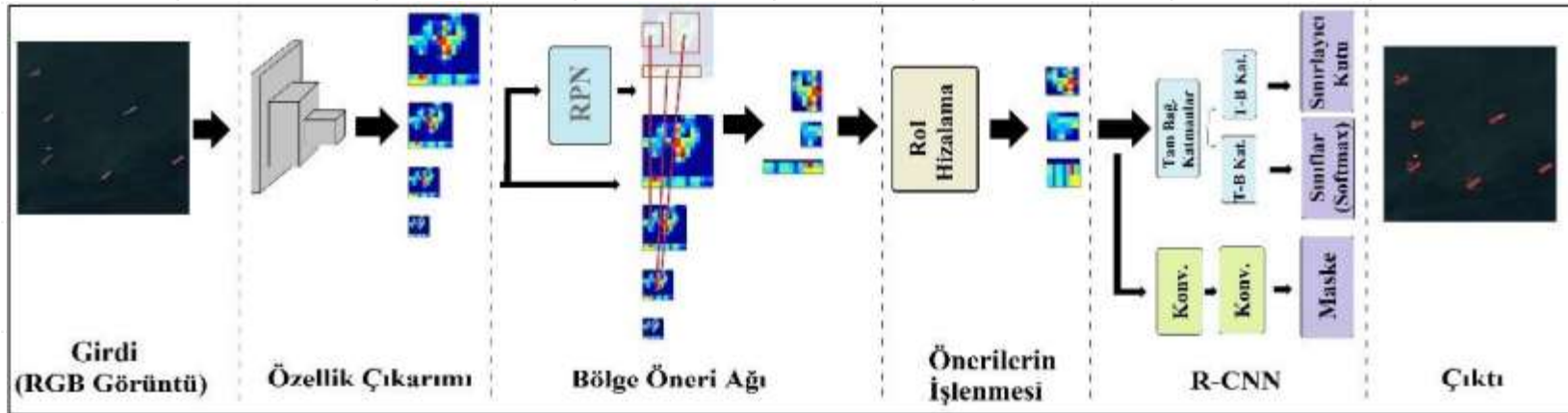
	Eğitim Kümesi	Validasyon Kümesi	Test Kümesi	Toplam
Görüntü Sayısı	1224	320	294	1838
Gemi Sayısı	2096	579	604	3279

2. Mask R-CNN İle Uydu Görüntülerinde Gemi Tespiti

2.2.2 Yöntem

Mask R-CNN modeli kullanılmıştır.

Girdi görüntüsü bu modelde Şekil 'de gösterilen aşamalardan geçerek işlenmektedir. Mask R-CNN çıktı olarak, tespit ettiği gemilerin maskelerini üretmekte, sınırlayıcı kutularını oluşturmakta ve her tespitin olasılık değerini hesaplamaktadır.



Şekil 2. Bir Girdi Görüntüsünün Mask R-CNN Modelinde İşlenerek İçeriğindeki Gemilerin Tespit Edilmesi Süreci

2. Mask R-CNN İle Uydu Görüntülerinde Gemi Tespiti

2.3 Değerlendirme Metrikleri

- **Kesinlik:** Doğru tahminlerin toplam tahminler içerisindeki oranını göstermektedir.
- **Geri getirme:** Yapılan tespitlerdeki doğru pozitiflerin toplam yer doğruluklarına oranıdır ve tespit doğruluğu olarak da geçmektedir.
- **F1- skoru:** kesinlik ve geri getirme metriklerinin harmonik ortalamasıdır

2. Mask R-CNN İle Uydu Görüntülerinde Gemi Tespiti

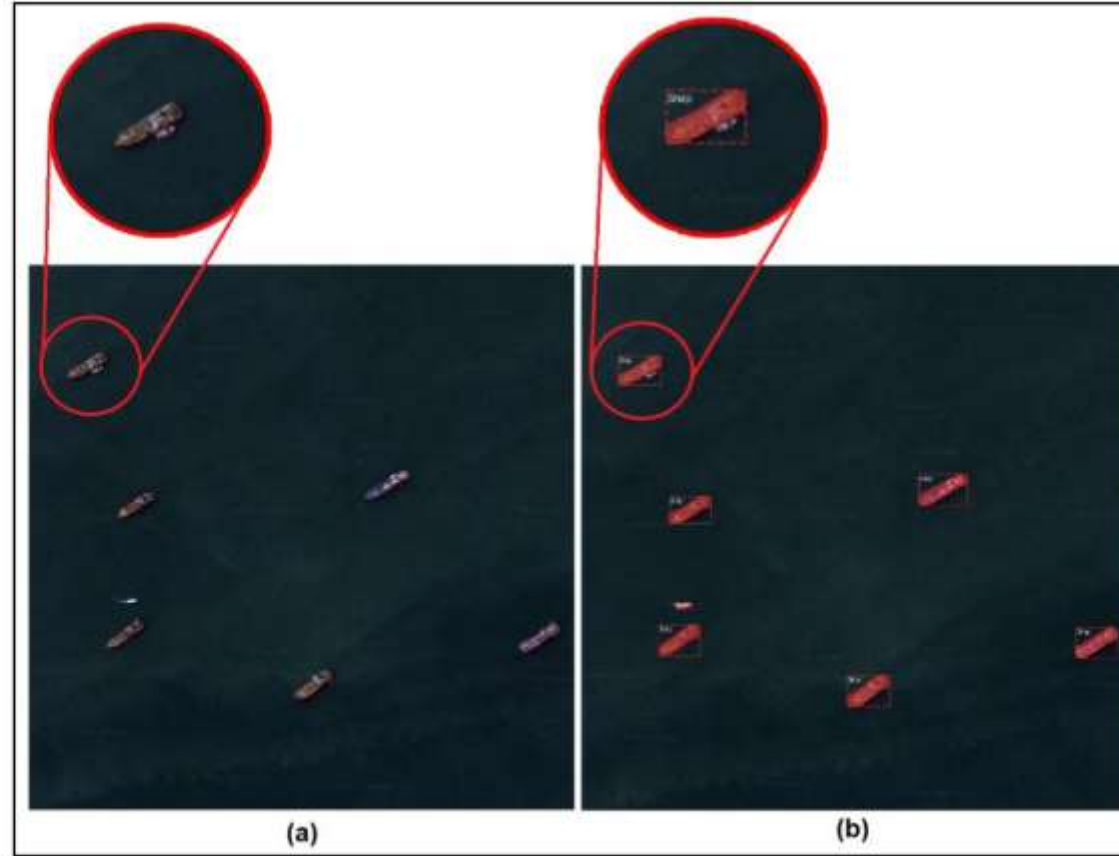
2.4 Sonuçlar

Test kümesindeki 604 yer doğruluğunun 558'ini tespit etmiş, 46'sını gözden kaçırmış 58 adet de yanlış alarm üretmiştir. Buna göre, test verisi için modelin

- geri getirmesi 0,9238
- kesinliği 0,9058
- F1-skoru ise 0,9148 olmuştur.

2. Mask R-CNN İle Uydu Görüntülerinde Gemi Tespiti

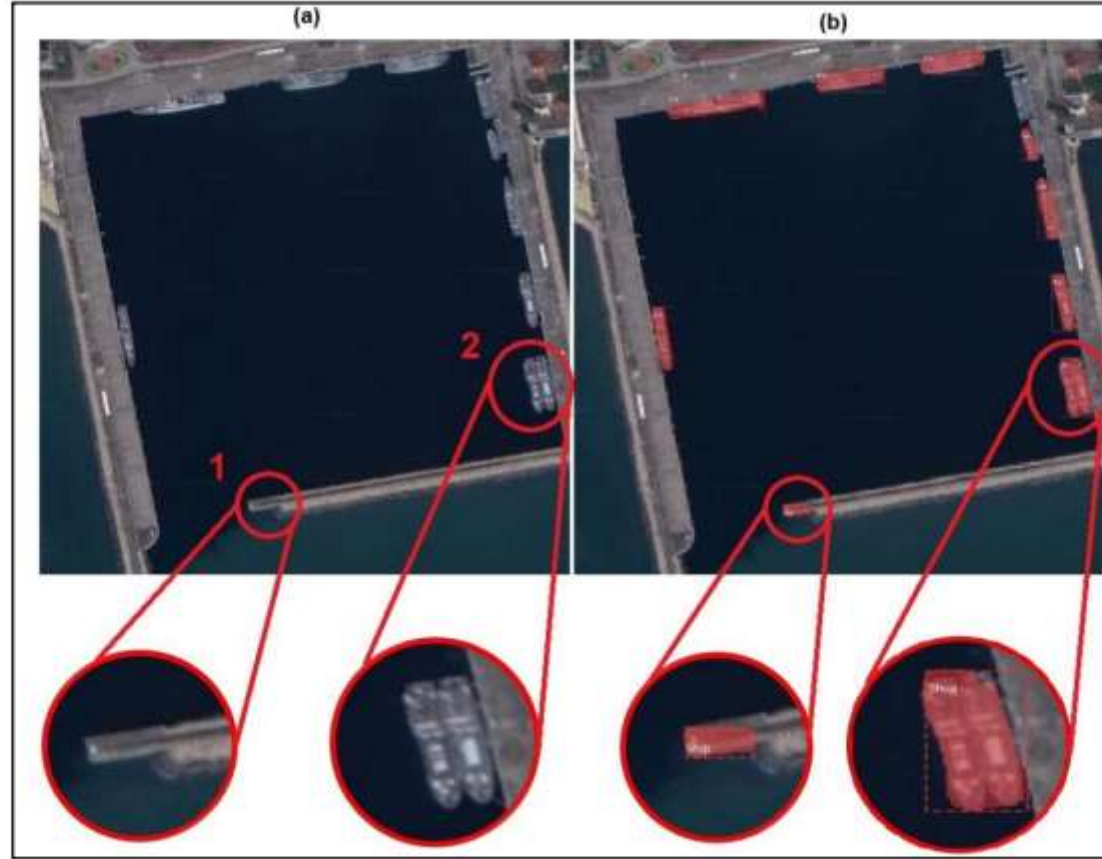
2.4 Sonuçlar



Şekil 4. Açık Denizde Bulunan Gemileri İçeren Bir Uydu Görüntüsü (a) ve Modelin Bu Görüntü İçin Ürettiği Tespit Sonucu (b)

2. Mask R-CNN İle Uydu Görüntülerinde Gemi Tespiti

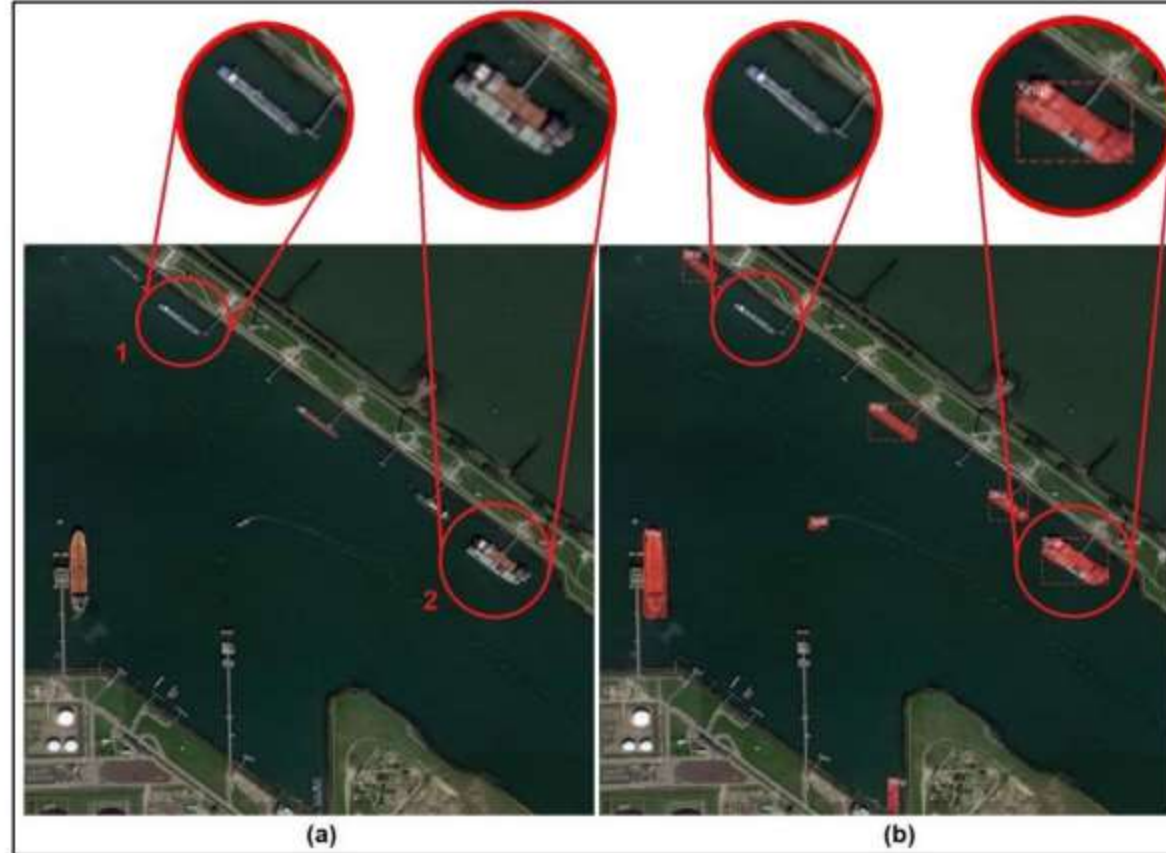
2.4 Sonuçlar



Şekil 5. Hong Kong'daki Askeri Bir Limana Yanaşmış Gemileri İçeren Bir Uydu Görüntüsü (a) ve Modelin Bu Görüntü İçin Ürettiği Tespit Sonucu (b)

2. Mask R-CNN İle Uydu Görüntülerinde Gemi Tespiti

2.4 Sonuçlar



Şekil 6. Rotterdam'daki Bir İç Limanda Bulunan Gemileri İçeren Bir Uydu Görüntüsü (a) ve Modelin Bu Görüntü İçin Ürettiği Tespit Sonucu (b)

GEMİ TESPİTİ UYGULAMASINDA YOLOV8 VE YOLOV9 ALGORİTMALARININ PERFORMANS DEĞERLENDİRMESİ



3. GEMİ TESPİTİ UYGULAMASINDA YOLOV8 VE YOLOV9 ALGORİTMALARININ PERFORMANS DEĞERLENDİRMESİ

3.1 Problem Tanımı

Gemi tespiti, denizcilik, güvenlik, çevre izleme ve askeri uygulamalar gibi birçok alanda büyük öneme sahiptir. Uydu görüntüleri, insansız hava araçları ve diğer uzaktan algılama teknikleri ile elde edilen veriler, gemi tespiti için büyük bir kaynak sağlamaktadır. Ancak, bu görüntüler üzerinde gemi tespitinin doğru, hızlı ve verimli bir şekilde gerçekleştirilmesi büyük bir zorluktur.

Bu makalede, YOLO'nun güncel versiyonları olan YOLOv8 ve YOLOv9 algoritmaları karşılaştırılmış ve uzaktan algılama görüntülerinde gemi tespitindeki performansları detaylı olarak incelenmiştir. Çalışmanın amacı, her iki modelin doğruluk, hız, ve veri setine uyumluluk açısından performanslarını değerlendirerek en etkili çözümü belirlemektir.

3. GEMİ TESPİTİ UYGULAMASINDA YOLOV8 VE YOLOV9 ALGORİTMALARININ PERFORMANS DEĞERLENDİRMESİ

3.2 Yöntem ve Kullanılan Veri Seti

Çalışmada "Ships in Google Earth" veri seti kullanılmıştır. Bu veri seti, 1658 farklı görüntü içermekte olup, çeşitli büyüklük ve açılarda görüntülenmiş gemiler barındırmaktadır.

- Eğitim seti, toplam görüntülerin %86'sı
- Doğrulama seti %10
- Test seti ise toplamda %5 şeklinde ayrılmıştır

Veri setindeki gemiler etiketleme işlemi ile belirtilmiş ve YOLOv8 ile YOLOv9 modellerine eğitim ve test için uygun hale getirilmiştir.

3. GEMİ TESPİTİ UYGULAMASINDA YOLOV8 VE YOLOV9 ALGORİTMALARININ PERFORMANS DEĞERLENDİRMESİ

3.3 Ön İşleme ve Model Eğitimi

- Veri ön işleme sürecinde, görüntüler öncelikle otomatik yönlendirme (Auto-Orient) uygulanarak düzgün bir hale getirilmiştir. Ardından 640x640 piksel olacak şekilde yeniden boyutlandırılmıştır.
- Görüntüler veri artırma (data augmentation) teknikleriyle güçlendirilmiş, farklı ölçeklerde ve açılarda varyasyonlar oluşturulmuştur.

3. GEMİ TESPİTİ UYGULAMASINDA YOLOV8 VE YOLOV9 ALGORİTMALARININ PERFORMANS DEĞERLENDİRMESİ

3.4 Değerlendirme Metrikleri

Her iki model, aşağıdaki metrikler kullanılarak karşılaştırılmıştır:

- **Kesinlik:** Doğru tespit edilen gemi sayısının, toplam tespit sayısına oranı.
- **Recall:** Gerçek gemi sayısına göre kaç tanesinin doğru tespit edildiğini gösterir.
- **Ortalama Hassasiyet (mAP):** Farklı eşik değerlerinde ortalama doğruluk performansı.
- **Eğitim ve Doğrulama Kaybı:** Modelin öğrenme sürecindeki hata oranlarını gösterir.
- **Çalışma Süresi:** Modelin eğitim ve çıkarım süresinin karşılaştırılması.

3. GEMİ TESPİTİ UYGULAMASINDA YOLOV8 VE YOLOV9 ALGORİTMALARININ PERFORMANS DEĞERLENDİRMESİ

3.5 Deneysel Sonuçlar ve Karşılaştırma Eğitim Süreci:

- YOLOv9, **daha hızlı yakınsama** göstermiş ve eğitimin erken aşamalarında daha düşük doğrulama kaybı elde etmiştir.
- YOLOv8'in öğrenme süreci stabil bir ilerleme göstermiştir.
- YOLOv9, doğrulama setinde daha iyi bir genelleme performansı sergilemiştir.

Tespit Başarımı:

- **YOLOv8 modeli**, daha **küçük ve kısmen gizli nesneleri** tespit etmede başarılı olmuştur, ancak bazı durumlarda YOLOv9'un gerisinde kalmıştır.

3. GEMİ TESPİTİ UYGULAMASINDA YOLOV8 VE YOLOV9 ALGORİTMALARININ PERFORMANS DEĞERLENDİRMESİ

3.5 Deneysel Sonuçlar ve Karşılaştırma Metriklerin Karşılaştırılması:

- YOLOv9, genel olarak mAP ve duyarlılık açısından YOLOv8'e göre biraz daha iyi performans sergilemektedir.
- YOLOv9, eğitimin başlarında YOLOv8'e göre biraz daha yüksek kesinlik ve duyarlılık değerlerine ulaşmaktadır.

3. GEMİ TESPİTİ UYGULAMASINDA YOLOV8 VE YOLOV9 ALGORİTMALARININ PERFORMANS DEĞERLENDİRMESİ

3.6 Sonuç ve Öneriler

Bu çalışmada, YOLOv8 ve YOLOv9 modellerinin uzaktan algılama görüntülerinde gemi tespiti performansı karşılaştırılmıştır.

Gelecekteki çalışmalarda, sadece gemi türleri değil deniz araçlarının birçoğunu kapsayacak bir veri seti ile çalışılması planlanmaktadır.

Umut Sefkan SAK

Yazılım Mühendisliği

2024-2025 Bahar Dönemi

Doç. Dr. Kazım HANBAY