

Gemi tespiti ve sınıflandırması

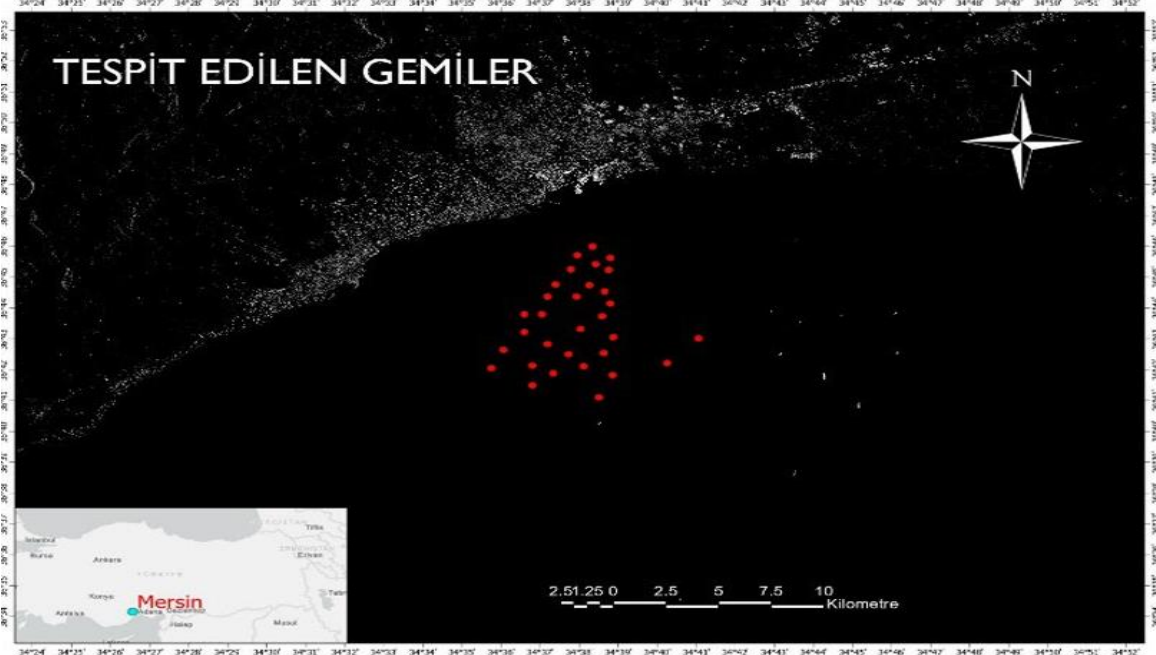
1. Konunun Önemi

- **Deniz Güvenliği ve Liman Koruması:** Bu teknolojiler, gemi hareketlerinin izlenmesine ve şüpheli aktivitelerin tespit edilmesine yardımcı olarak, deniz suçlarının ve güvenlik tehditlerinin önlenmesine katkıda bulunur.
- **Gemi Hareketleri ve Deniz Taşımacılığı Yönetimi:** Sorumlu kurumların gemi hareketlerini düzenlemesine ve limanlardaki akışı iyileştirmesine olanak tanır; bu da yoğunluğu azaltır ve lojistik hizmetlerin verimliliğini artırır.
- **Çevresel İzleme ve Afet Yönetimi:** Gemi tespit teknolojileri, deniz taşımacılığının çevresel etkilerini değerlendirmek için kullanılır; ayrıca kurtarma operasyonlarını destekler ve acil durum müdahalelerini kolaylaştırır.
- **Askeri İstihbarat ve Savaş Operasyonları:** Gemi tespiti ve sınıflandırması, deniz savaşlarında stratejik hedeflerin belirlenmesi için kritik öneme sahiptir ve kuvvetlere zamanında doğru istihbarat bilgileri sağlar.
- **Maliyet ve Verimlilik:** Uzaktan algılama teknolojileri (ister uydu ister radar görüntüleri olsun) geleneksel yöntemlere kıyasla düşük maliyetle geniş kapsama alanı sunar; bu da geniş deniz alanlarının izlenmesi için ideal hale getirir.

2. Makale Bir: Faster R-CNN ile Gemi Tespiti

A. Yöntemin Açıklaması ve Çalışma Prensibi

- **Temel Yaklaşım:**
Faster R-CNN, iki aşamalı bir yöntemdir:
 1. **Bölge Öneri Ağı (RPN):**
 - Giriş görüntüsünden CNN aracılığıyla özellikler çıkarılır.
 - RPN, potansiyel gemi içeren bölgeler için sınırlayıcı kutular (bounding boxes) önerir.
 2. **Sınıflandırma ve Yer Belirleme:**
 - RPN tarafından üretilen öneriler, gemi olup olmadığına göre sınıflandırılır.
 - Sınırlayıcı kutuların koordinatları düzeltilir ve son tespitler elde edilir.
- **Çalışma Süreci:**
Tüm görüntü modele girilir, özellikler çıkarılır, RPN ile gemi içeren bölgeler belirlenir, ardından bu bölgeler sınıflandırılır ve konumları hassas şekilde ayarlanır.



Şekil 2. Önerilen gemi tespit algoritması kullanılarak Sentinel-1 VH SAR görüntülerinden çıkarılan gemiler (kırmızı ile işaretlendi).

B. Avantajları

- **Yüksek Doğruluk:** Gemi konumlarının belirlenmesinde yüksek hassasiyet sağlar.
- **SAR Görüntülerinde Uygunluk:** Özellikle Sentinel-1 VH gibi SAR görüntülerinde etkili sonuç verir.

C. Dezavantajları

- **Yavaş İstihdam:** İki aşamalı yapısı nedeniyle gerçek zamanlı uygulamalarda yavaş kalabilir.
- **Yakın Konumlu Gemiler:** Birbirine yakın gemilerde, bazı tespitler birleştirilebilir veya eksik kalabilir.

D. Sonuçlar ve Model Değerlendirmesi

- **Elde Edilen Sonuç:** Yaklaşık %86.11 doğruluk oranı ile dengeli bir precision ve recall performansı sağlanmıştır.
- **Genel Değerlendirme:** Model, deniz gözetimi uygulamaları için iyi sonuçlar verse de, özellikle yakın konumda bulunan gemilerde iyileştirme gerektirmektedir.

3. Makale İki: Mask R-CNN ile Gemi Tespiti

A. Yöntemin Açıklaması ve Çalışma Prensibi

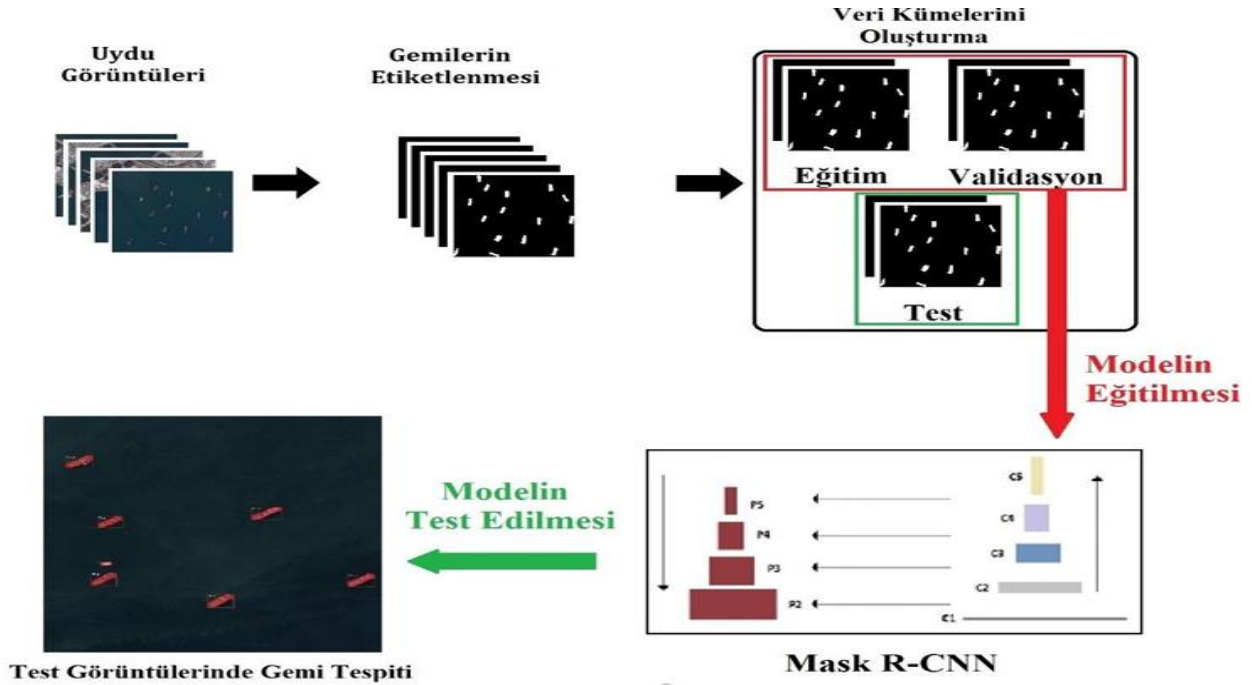
- **Temel Yaklaşım:**

Mask R-CNN, Faster R-CNN'in geliştirilmiş versiyonudur.

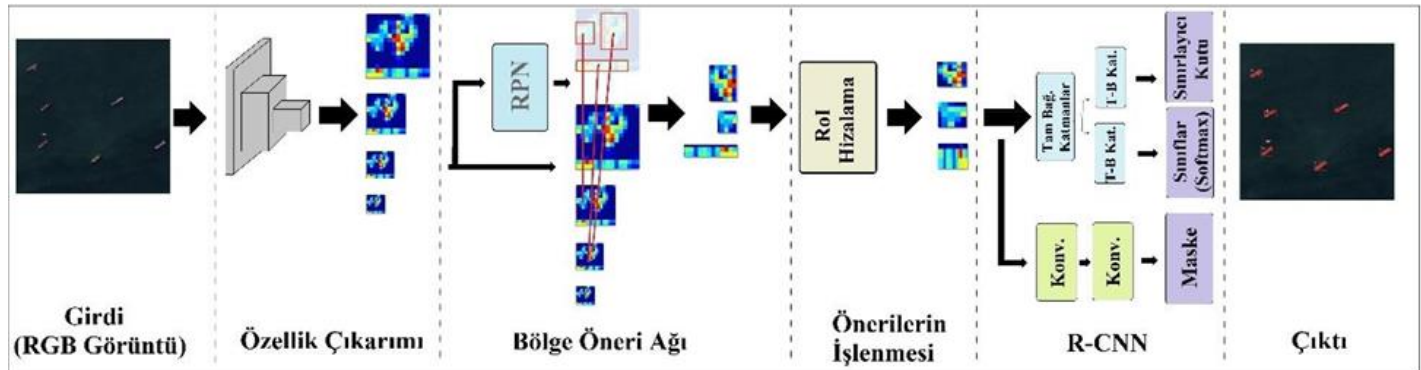
- İlk aşamada, Faster R-CNN'de olduğu gibi, özellikler çıkarılır ve RPN ile gemi bölgeleri belirlenir.
- İkinci aşamada, her öneri için sadece sınırlayıcı kutu değil, aynı zamanda detaylı bir **maske** (segmentation mask) üretilir.

- **Çalışma Süreci:**

Giriş görüntüsü, CNN ile işlenir, RPN gemi içeren bölgeleri belirler, ardından sınıflandırma yapılır, kutu koordinatları düzeltilir ve son olarak her bölge için geminin şeklini ortaya koyan maske oluşturulur.



Şekil 2.Çalışmadaki Gemi Tespit Prosedürü



Şekil 3.Bir Girdi Görüntüsünün Mask R-CNN Modelinde İşlenerek İçeriğindeki Gemilerin Tespit Edilmesi Süreci

B. Avantajları

- **Detaylı Segmentasyon:**
Üretilen maskeler sayesinde gemilerin şekilleri çok hassas bir şekilde belirlenir.
- **Gelişmiş Tespit:**
Karmaşık deniz ortamlarında, gemi ayrımı ve boyut tespiti daha doğru şekilde yapılır.

C. Dezavantajları

- **Yakın Konumlu Gemilerde Zorluk:**
Birbirine yakın gemilerde, bazı gemiler birleşik olarak tespit edilebilir veya gözden kaçabilir.
- **Yanlış Sınıflandırmalar:**
Bazen kara parçaları yanlışlıkla gemi olarak sınıflandırılabilir.
- **Yüksek Hesaplama Kaynakları:**
Ekstra maskelerin üretilmesi, modelin kaynak tüketimini artırır.

D. Sonuçlar ve Model Değerlendirmesi

- **Elde Edilen Sonuç:** 1 metrelik uydu görüntülerinde başarılı tespitler elde edilmiştir.
- **Genel Değerlendirme:** Model, gemilerin konum ve şeklini detaylı şekilde belirler; ancak yoğun gemi kümelerinde bazı zorluklar yaşanmıştır.

4. Makale Üç: YOLOv8 ve YOLOv9 ile Gemi Tespiti

A. Yöntemin Açıklaması ve Çalışma Prensipleri

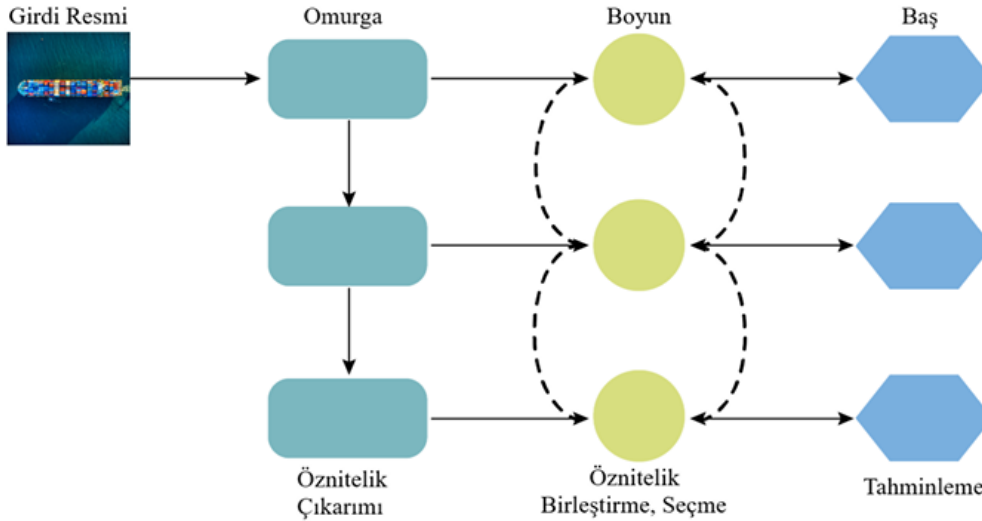
- **Temel Yaklaşım (YOLO Genel Yaklaşımı):**
YOLO modelleri tek aşamalı bir yöntem kullanır. Görüntü, sabit boyutlu bir ızgaraya bölünür ve her hücre doğrudan sınırlayıcı kutu koordinatları ve sınıf olasılıkları tahmin eder.
- **YOLOv8:**
 - **Tanıtım:** Ocak 2023'te Ultralytics tarafından tanıtıldı.
 - **Özellikler:**
 - C2f (Cross Stage Partial) modülü, gradyan akışını iyileştirir ve bilgi kaybını azaltır.
 - Non-Maximum Suppression (NMS) sürecini hızlandırır.

- **YOLOv9:**

- **Temel Yapı:** CSPDarknet53 kullanılarak geliştirilmiştir.
- **Özellikler:**
 - Görüntüden çıkarılan özellikler iki bölüme ayrılır; biri derin, diğeri hafif evrışimsel katmanlardan geçer ve sonra tekrar birleştirilir.
 - SPP (Spatial Pyramid Pooling) ve PAN (Path Aggregation Network) modülleri kullanılarak çok ölçekli özellikler entegre edilir.
 - YOLOv5, YOLOv6 ve YOLOv7'den alınan yenilikler (ör. CSP Bloğu, RepVGGBlock, ELAN Bloğu) RepNCSPELAN4 modülünde birleştirilmiştir.

- **Veri Seti ve Ön İşleme:**

- "Ships in Google Earth" veri seti, 1658 uydu görüntüsünden oluşmaktadır.
- Görüntüler, %86 eğitim, %10 doğrulama ve %5 test olarak bölünmüştür.
- Görüntüler otomatik yönlendirme, 640x640 piksel yeniden boyutlandırma ve veri artırma (yatay çevrim, 90° döndürme) işlemlerine tabi tutulmuştur.
- Gemi tespiti için her gemi, uygun şekilde bounding box ile etiketlenmiştir.



Şekil 4. YOLO Mimarisinin Bölümleri

B. Avantajları

- **Yüksek Hız:**
Tek aşamalı yapısı sayesinde gerçek zamanlı uygulamalara uygundur.

- **YOLOv9'un Üstün Performansı:**
Erken iterasyonlarda hızlı yakınsama, daha yüksek mAP, precision ve recall değerleri, özellikle küçük ve kısmen gizli gemilerde üstün sonuç verir.
- **Kolay Eğitim ve Geniş Destek:**
YOLO mimarileri, geniş kullanıcı toplulukları tarafından desteklenmekte ve uygulaması kolaydır.

C. Dezavantajları

- **YOLOv9:**
 - Daha yüksek hesaplama kaynakları gerektirir.
 - Parametre ayarlarına ve veri seti özelliklerine karşı duyarlı olabilir.
- **YOLOv8:**
 - Aynı doğruluk seviyesine ulaşmak için daha fazla iterasyona ihtiyaç duyabilir.
- **Genel:**
 - Sonuçlar, veri setinin özelliklerine (ör. ışık, hava durumu) bağlı olarak değişiklik gösterebilir.

D. Sonuçlar ve Model Değerlendirmesi

- **Eğitim:**
Her iki model de 25 iterasyon boyunca, batch size 16 ile eğitilmiştir.
- **Performans:**
 - **YOLOv9:** İlk iterasyonlarda hızlı yakınsama sergilemiş, genel mAP ve recall değerlerinde üstün performans göstermiştir.
 - **YOLOv8:** Daha istikrarlı bir eğitim süreci sunarken, benzer doğruluğa ulaşması için daha fazla iterasyon gerekmiştir.
- **Genel Değerlendirme:**
YOLOv9, özellikle küçük nesnelerin tespitinde daha başarılıdır; her iki model de gerçek zamanlı uygulamalar için uygundur.

5. Kapsamlı Karşılaştırma ve Sonuçlar

Karşılaştırma Tablosu

Özellik	Faster R-CNN	Mask R-CNN	YOLOv8	YOLOv9
Çalışma Prensipleri	İki aşamalı: RPN + Sınıflandırma	İki aşamalı: RPN + Sınıflandırma + Segmentasyon	Tek aşamalı: Izgara tabanlı doğrudan tahmin	Tek aşamalı: Gelişmiş CSPDarknet53 tabanlı, SPP ve PAN ile entegrasyon
Yöntemin İşleyişi	- Görüntüden CNN ile özellik çıkarma	- Faster R-CNN'in adımlarını takip edip, her bölge için maske üretiyor	- Görüntüyü ızgaraya bölerek doğrudan kutu koordinatları ve sınıf olasılıkları tahmin etme	- Özellikleri derin ve hafif evrimsel katmanlarla ayrıştırıp, SPP ve PAN modülleri ile entegre ediyor
	- RPN ile öneriler üretme			
	- Sınıflandırma ve kutu düzenleme			
Avantajlar	- Yüksek doğruluk	- Detaylı maskeler sayesinde hassas tespit	- Gerçek zamanlı uygulamalara uygun yüksek hız	- Erken iterasyonlarda hızlı yakınsama
	- SAR görüntülerinde etkili	- Karmaşık deniz ortamlarında ayırma üstünlük	- Kolay eğitim ve geniş destek	- Yüksek mAP, precision, recall
				- Küçük nesnelerin tespitinde üstünlük
Dezavantajlar	- İki aşamalı yapısı nedeniyle yavaş	- Yakın konumda gemilerde birleşme ya da kayıp riski	- Benzer doğruluğa ulaşmak için daha fazla iterasyon gerekebilir	- Daha yüksek hesaplama kaynağı gereksinimi
	- Yakın konumlu gemilerde zorluk	- Kaynak tüketimi yüksek	- YOLOv9 ile kıyaslandığında bazı durumlarda daha düşük performans	- Parametre ayarlarına karşı daha duyarlı
		- Bazen kara parçalarını gemi olarak sınıflandırabilir		
Performans Sonuçları	Yaklaşık %86.11 doğruluk, iyi precision & recall dengesi	Yüksek doğruluk ve detaylı tespit, ancak yoğun gemi kümelerinde sorun yaşanabilir	İstikrarlı eğitim, uygun doğruluk; daha fazla iterasyon gerekebilir	İlk iterasyonlarda üstün performans, genel mAP ve recall değerlerinde daha iyi sonuçlar
Uygulama Kolaylığı	Daha karmaşık, kaynak tüketimi yüksek	Daha fazla hesaplama gücü gerektirir, kurulum ve yapılandırma zor olabilir	Kolay uygulama, geniş topluluk desteği	Uygulaması kolay, ancak daha fazla kaynak gerektirir ve ileri düzey ayarlamalar gerekebilir

Sonuç ve Öneriler

- **Faster R-CNN:**
 - **Avantajları:** Yüksek doğruluk ve SAR gibi zorlu koşullarda dahi etkili performans.
 - **Dezavantajları:** İki aşamalı yapısı sebebiyle gerçek zamanlı uygulamalarda yavaş kalır; yakın konumda gemilerde hata yapma olasılığı yüksek.
 - **Öneri:** Analizlerin çok detaylı olması gereken, hızın ikinci planda kaldığı uygulamalar için uygundur.
- **Mask R-CNN:**
 - **Avantajları:** Gemi şekillerini ayrıntılı şekilde belirler; segmentasyon sayesinde hassas tespit sağlar.
 - **Dezavantajları:** Yakın konumlu gemilerde tespit sorunları, yüksek kaynak tüketimi ve bazen yanlış sınıflandırmalar.
 - **Öneri:** Detaylı morfolojik analizlerin gerekli olduğu, yüksek doğruluk istenen uygulamalarda tercih edilebilir.
- **YOLOv8 / YOLOv9:**
 - **Avantajları:** Gerçek zamanlı uygulamalara uygun, yüksek hızda tespit sağlar. YOLOv9 özellikle erken iterasyonlarda hızlı yakınsama, yüksek doğruluk (mAP) ve küçük nesneleri tespit etmede üstün performans sergiler. YOLOv8 ise daha stabil bir eğitim süreci sunar ve daha az kaynak tüketir.
 - **Dezavantajları:** YOLOv9, kaynak kullanımı açısından daha talepkar olup parametre ayarlarına karşı hassastır; YOLOv8 ise benzer doğruluğa ulaşması için daha fazla iterasyona ihtiyaç duyabilir.
 - **Öneri:** Eğer proje gerçek zamanlı tespit, yüksek doğruluk ve özellikle küçük gemi tespiti gerektiriyorsa YOLOv9 tercih edilebilir. Kaynak kısıtlamalarının bulunduğu durumlarda ise YOLOv8 daha uygun bir seçenek olabilir.

6. Genel Sonuç

Gemi tespiti ve sınıflandırması, deniz gözetimi, liman yönetimi, çevresel izleme ve askeri uygulamalar açısından kritik öneme sahiptir.

- **Faster R-CNN**, yüksek doğruluk sağlamasına rağmen, gerçek zamanlı uygulamalar için yavaş olabilir ve özellikle birbirine yakın konumda olan gemilerde sorun yaşar.
- **Mask R-CNN**, tespit edilen gemilerin detaylı segmentasyonunu sağlayarak yüksek doğruluk sunar; ancak, yoğun gemi kümelerinde bazı zorluklar ve yüksek hesaplama gereksinimleri mevcuttur.

- **YOLOv8 ve YOLOv9**, tek aşamalı yapıları sayesinde son derece hızlı ve gerçek zamanlı tespit imkanı sunar. YOLOv9, özellikle erken aşamalarda daha yüksek doğruluk, precision ve recall değerleri ile öne çıkarken, YOLOv8 daha stabil ve kaynak açısından verimli bir eğitim süreci sağlar.

Sonuç olarak:

Proje gereksinimlerine göre seçim yapılmalıdır.

- **Detaylı ve yüksek doğruluk isteyen uygulamalarda**, Mask R-CNN tercih edilebilir.
- **Gerçek zamanlı ve yüksek hızda tespit isteniyorsa**, YOLOv9 öne çıkmaktadır; kaynak kısıtlamaları varsa YOLOv8 iyi bir alternatif sunar.
- **Faster R-CNN**, detaylı analizlerin gerektiği, ancak hızın kritik olmadığı durumlarda kullanılabilir.

Bu yaklaşımlar, deniz ortamlarının karmaşıklığına rağmen gemi tespitinde önemli gelişmeler sağlamış olup, gelecekte ek veri artırma, hiperparametre ayarlamaları ve farklı deniz araçlarını içeren genişletilmiş veri setleriyle daha da iyileştirilebilir.

Orijinal makaleler:

1. Faster R-CNN makalası:

<https://dergipark.org.tr/tr/download/article-file/3022765765>

2. Mask R-CNN Makalası:

<https://dergipark.org.tr/tr/download/article-file/3740721>

3. YOLO Makalası:

<https://dergipark.org.tr/tr/download/article-file/4333485>