**ÖDEV 3**

**MAKALE ÖZETLERİ**

**DERYA KESGİN - 02210224010**

1. **GEMİ TESPİTİ UYGULAMASINDA YOLOV8 VE YOLOV9 ALGORİTMALARININ PERFORMANS DEĞERLENDİRMESİ**

Çalışmanın Amacı ve Kullanılan Yöntem

Bu çalışmada, gemi tespiti ve sınıflandırması üzerine yapılan araştırmaların temel amacı, YOLOv8 ve YOLOv9 algoritmalarının performansını karşılaştırmak ve her iki algoritmanın gemi tespiti görevinde nasıl farklı sonuçlar verdiğini incelemektir. Gemi tespiti, deniz gözetimi, askeri operasyonlar, deniz kurtarma ve çevresel izleme gibi kritik alanlarda yaygın olarak kullanılır. Geleneksel yöntemlerle yapılan gemi tespitleri, genellikle yüksek maliyet, zaman kaybı ve düşük doğruluk gibi sorunlar barındırmaktadır. Bu nedenle, bilgisayarla görme (computer vision) ve makine öğrenmesi tekniklerinin kullanımı giderek artmaktadır.

YOLO (You Only Look Once), özellikle nesne tespitinde hızlı ve etkili bir yaklaşım sunduğu için bu çalışmada gemi tespiti için tercih edilmiştir. YOLO, nesne tespiti görevini tek bir regresyon problemi olarak ele alır. Bu sayede, tüm görüntü bir seferde işlenerek, hem nesnenin yerini hem de sınıfını tahmin eder. Bu mimari, nesne tespiti konusunda yüksek doğruluk sağlar ve hızlı sonuçlar verir.

Kullanılan Modeller

* YOLOv8: Ultralytics tarafından geliştirilmiş olan YOLOv8, yeni nesil YOLO mimarilerinden biridir ve daha önceki sürümlerine göre önemli geliştirmelere sahiptir. Model, özellikle C2f (Cross Stage Partial) modülü ile dikkat çeker. Bu modül, gradyan akışını iyileştirerek modelin öğrenme yeteneğini artırır ve eğitim süresini kısaltır. YOLOv8, daha verimli özellik çıkarımı için geliştirilmiş modüllere sahip olup, daha az hesaplama gücüyle yüksek doğruluk sunmayı hedefler.
* YOLOv9: YOLOv9, YOLO mimarisinin bir diğer evrimidir ve özellikle CSPDarknet53 omurga ağını kullanır. Bu ağ, özellik çıkarımını daha verimli hale getirir ve daha derin öğrenme yetenekleri sunar. YOLOv9, daha karmaşık nesne tespiti görevlerinde yüksek doğruluk sağlamaktadır ve özellikle yeni RepNCSPELAN4 modülünü kullanarak, daha hızlı ve verimli eğitim süreçleri sunar.

Veri Seti ve Ön İşleme

Çalışma, gemi tespiti için "Ships in Google Earth" adlı bir veri setini kullanmıştır. Bu veri seti, Google Earth üzerinden elde edilen 1658 uydu görüntüsünden oluşmaktadır. Veri seti, genellikle okyanus arka planına karşı yer alan gemilerden oluşmaktadır ve farklı hava koşulları, ışık seviyeleri ve gemi türleri ile çeşitlendirilmiştir.

Veri Seti Detayları:

* Eğitim Verisi: %86 (1432 görüntü)
* Doğrulama Verisi: %10 (166 görüntü)
* Test Verisi: %5 (60 görüntü)

Veri ön işleme aşamasında, görüntüler otomatik olarak yönlendirilmiş ve 640x640 piksel boyutlarına yeniden boyutlandırılmıştır. Ayrıca, eğitim verileri artırılmıştır (augmentation). Bu süreçte görüntüler yatay çevrilmiş ve 90 derece döndürülmüştür. Bu adımlar, modelin daha sağlam ve genel geçer hale gelmesini sağlamıştır.

Eğitim Süreci ve Parametreler

* Eğitim sürecinde her iki model için de batch\_size 16 olarak belirlenmiştir.
* Modeller, 25 iterasyon boyunca eğitilmiştir. Bu süre boyunca, her iki model de kesinlik, duyarlılık ve ortalama hassasiyet (mAP) gibi metrikler kullanılarak değerlendirilmiştir.

Kesinlik (Precision): Modelin doğru tespit ettiği nesnelerin, tüm tespit edilen nesnelere oranıdır. Yüksek kesinlik, modelin yanlış pozitifleri minimuma indirdiğini gösterir.

Duyarlılık (Recall): Modelin doğru tespit ettiği nesnelerin, gerçek nesnelere oranıdır. Yüksek duyarlılık, modelin yanlış negatifleri minimuma indirdiğini gösterir.

Ortalama Hassasiyet (mAP): Modelin genel doğruluk seviyesini ölçen bir metriktir ve modelin her sınıftaki doğruluğunu dikkate alarak genel performansını hesaplar.

Deneysel Sonuçlar

Her iki model de gemi tespiti görevini yerine getirebilecek şekilde başarılı performans sergilemiştir. Ancak, YOLOv9'un özellikle daha hızlı yakınsama sağladığı ve başlangıçta daha yüksek doğruluk elde ettiği gözlemlenmiştir. Bu modelin daha derin öğrenme yetenekleri, gemi tespiti gibi karmaşık görevlerde daha iyi sonuçlar elde edilmesine olanak tanımaktadır.

Modelin başarısını değerlendirmek için kullanılan metrikler:

* YOLOv8: Eğitim sürecinde daha düşük bir doğruluk sağlasa da, hızlı bir şekilde öğrenme sağladı.
* YOLOv9: Eğitim süreci daha hızlı ilerledi ve doğruluk açısından daha üstün bir performans sergiledi. Özellikle, mAP değeri YOLOv9 için daha yüksek çıktı.

Sonuçlar ve Tartışma

* YOLOv8 ve YOLOv9 her ikisi de gemi tespiti için etkin ve hızlı çözümler sunmuştur. Ancak, YOLOv9'un daha hızlı bir öğrenme süreci, daha yüksek doğruluk ve verimli eğitimle avantaj sağladığı gözlemlenmiştir.
* YOLOv9'un avantajları, özellikle RepNCSPELAN4 modülünün eklenmesiyle daha iyi öğrenme ve hızlı yakınsama göstermesidir.
* YOLOv8 ise, daha düşük işlem gücü gereksinimiyle benzer doğrulukları sağlayabilen bir model olarak daha pratik bir çözüm sunabilir.

Çalışma, deniz gözetimi ve gemi tespiti gibi uygulamalarda her iki modelin de kullanılabileceğini, ancak daha hızlı sonuç ve daha iyi doğruluk için YOLOv9'un tercih edilmesi gerektiğini ortaya koymuştur. Bu, denizcilik ve güvenlik alanlarında zaman kritik görevlerde büyük avantajlar sağlayacaktır.

1. **Mask R-CNN İle Uydu Görüntülerinde Gemi Tespiti**

Gemi tespiti, uzaktan algılama görüntülerinde önemli bir nesne tanıma ve analiz görevlerinden biridir. Gemi tespitinin kullanıldığı başlıca alanlar arasında deniz güvenliği, ülke karasularının gözetimi, deniz taşımacılığı ve denizcilik yönetimi yer almaktadır. Bu tespit işlemi, hava veya uydu fotoğraflarında yer alan gemilerin görüntü içerisinde ayırt edilmesini ve konumlarının belirlenmesini içermektedir. Giderek artan yüksek çözünürlüklü uydu görüntüleri, gelişmiş algılama modelleri ile birlikte gemilerin otomatik olarak tespit edilmesine olanak sağlamıştır.

Başarılı nesne algılama modellerinin büyük çoğunluğu makine öğrenmesine dayanmaktadır. Bu yaklaşımlarda, eldeki etiketli veriler kullanılarak nesne özellikleri öğrenilir ve nesneler otomatik olarak tanınır. Makine öğrenimi temelli obje tespiti yöntemleri, önceki geleneksel yöntemlere göre daha doğru ve hızlı sonuçlar sağlamıştır. Ancak, geleneksel makine öğrenme algoritmaları (örneğin SVM) eğitilen verinin yapısındaki küçük değişimlere karşı hassas olup, performans kayıplarına yol açabilir.

Makine öğreniminin bir alt dalı olan ve insan beynindeki öğrenme sürecini taklit etmeye çalışan konvolüsyonel sinir ağları (CNN), son yıllarda nesne sınıflandırma görevlerinde büyük başarılar elde etmiştir. Özellikle sınıflandırma işlemlerinde büyük ölçüde görüntüyü kaplayan nesneler üzerinde oldukça etkilidir. Ancak, nesne tespiti söz konusu olduğunda, yani görüntüdeki bir nesnenin hem konumunun hem de sınıflandırmasının yapılması gerektiğinde, CNN'in doğrudan uygulanabilirliği sınırlı kalır ve bu sorunu çözmek için özel yöntemler gerekmektedir.

Başlangıçta bu problem, görüntülerin küçük parçalara ayrılarak bu parçalarda ayrı ayrı sınıflandırmalar yapılmasıyla çözülmeye çalışılmıştır. Kayan pencereler (Sliding Windows) adı verilen bu yöntemle, optik ve SAR görüntülerinde birçok nesne tespit edilmiştir. Ancak, nesne boyutlarının değişkenlik gösterdiği durumlarda, kayan pencere boyutları ve en-boy oranlarının doğru belirlenmesi zorluklar yaratmıştır. Bu durum, kaydırma işleminin fazlasıyla zaman almasına ve işlem yükünün artmasına neden olmuş, dolayısıyla bu yöntem pratiklikten uzak kalmıştır.

Bu sorunları aşmak adına, derin öğrenme ile entegre edilen iki temel nesne tespiti yöntemi geliştirilmiştir. Bunlardan ilki, iki aşamalı süreçlere dayanan bölge-tabanlı CNN (R-CNN) yöntemleridir. Bu tür modellerde önce nesne olma potansiyeli taşıyan bölgeler belirlenir, ardından bu bölgeler sınıflandırılarak sınırlayıcı kutular (bounding boxes) üretilir. Örneğin, Faster R-CNN (Ren vd., 2016) ve Mask R-CNN (He vd., 2018) bu kategoriye giren modellerdir. İkinci yaklaşım ise bölge öneri ağına ihtiyaç duymayan, nesne tespitini doğrudan görüntü özelliklerinden yapan YOLO (You Only Look Once) (Redmon vd., 2015) ve SSD (Single Shot MultiBox Detector) (Liu vd., 2016) gibi yöntemlerdir.

**Mask R-CNN Yöntemi**

Mask R-CNN, R-CNN ailesine ait, nesne tespiti ve segmentasyonu birleştiren güçlü bir modeldir. Bu yöntemde, görüntüdeki nesne adayı bölgeler öncelikle Bölge Öneri Ağı (Region Proposal Network - RPN) tarafından belirlenir. Daha sonra, bu bölgeler üzerinde özellik çıkarımı konvolüsyonel katmanlar aracılığıyla yapılır ve nesneler sınıflandırılır. Mask R-CNN'nin diğer R-CNN yöntemlerinden farkı, sadece nesne sınıflandırması ve konum belirlemesi değil, aynı zamanda nesnelerin sınırlarının belirlenmesi için maskeler üretmesidir. Bu maskeler, nesnelerin dış hatlarını belirleyerek, daha hassas bir tespit sağlamak için kullanılır.

Mask R-CNN’nin çalışma prensibi, önce görüntüdeki potansiyel nesne bölgelerini belirleyip bu bölgeler üzerinde sınıflandırma ve sınırlayıcı kutular oluşturmaktır. Bunun yanı sıra, her bir nesne için maske çıkarımı yaparak nesnelerin daha detaylı bir şekilde tanımlanmasını sağlar. Mask R-CNN, hem sınırlayıcı kutularla nesne yerlerini hem de nesne şekillerini maskeler aracılığıyla işaretler. Maske, objenin dış hatlarına uygun şekilde çizilmiş bir poligondur. Bu özellik, özellikle uydu görüntülerinde farklı boyut ve şekillerdeki nesnelerin (örneğin gemilerin) tespiti için büyük bir avantaj sağlar.

**Mask R-CNN’nin Uydu Görüntülerinde Gemi Tespitine Uygulanması**

Bu çalışmada, Mask R-CNN yöntemi uydu görüntülerindeki gemilerin tespiti için kullanılmıştır. Gemi tespiti sırasında, görüntülerdeki nesneler maskelerle etiketlenmiş ve bu maskeler sayesinde gemilerin sınırları daha doğru bir şekilde belirlenmiştir. Çalışmanın temel amacı, gemi tespiti için maskelerin kullanımının sonuçlar üzerindeki etkisini incelemektir. Mask R-CNN modelinin eğitimi sırasında, gemiler maskelerle etiketlenmiş veri setleri kullanılarak model eğitilmiş ve tespit sonuçları farklı metriklerle değerlendirilmiştir. Elde edilen sonuçlara göre modelin gemi tespitinde başarı ve başarısızlık durumları tartışılmıştır.

Mask R-CNN yöntemi, özellikle uydu görüntülerinde gemi tespiti gibi karmaşık görevlerde yüksek başarı oranı sağlayan bir modeldir. Nesnelerin doğru sınıflandırılması ve maskeleme işlemleriyle gemilerin sınırlarının daha hassas bir şekilde belirlenmesi mümkün olmuştur. Çalışma, maskelerin kullanımıyla tespit doğruluğunun arttığını ve modelin denizcilik gibi alanlarda kullanılabilirliğini ortaya koymuştur.

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

**Sentinel-1 SAR Görüntülerinde Faster R-CNN Kullanılarak Gemi Tespiti**

Bu çalışma, **Sentinel-1** uydu verilerinden elde edilen **Sentetik Açıklıklı Radar (SAR)** görüntülerini kullanarak **otomatik gemi tespiti** gerçekleştirmeyi amaçlamaktadır. SAR görüntüleri, **hava koşullarından ve gün ışığından bağımsız olarak** yüksek çözünürlükte veri sağlayabilmesi nedeniyle **denizcilik güvenliği, kaçakçılık tespiti, yasa dışı balıkçılıkla mücadele ve çevresel izleme** gibi birçok alanda yaygın olarak kullanılmaktadır.

Geleneksel **görüntü işleme** ve **eşik tabanlı segmentasyon** gibi yöntemler gemi tespiti için kullanılsa da, **gürültü ve yansımalara karşı hassasiyetleri** nedeniyle **derin öğrenme tabanlı nesne tespiti algoritmalarının** daha başarılı sonuçlar verdiği görülmektedir. Bu çalışmada, derin öğrenme tabanlı bir nesne tespiti modeli olan **Faster R-CNN (Region-Based Convolutional Neural Network)** kullanılarak **otomatik gemi tespiti** gerçekleştirilmiştir.

**Yöntem ve Kullanılan Veriler**

Çalışmada kullanılan görüntüler, **Avrupa Uzay Ajansı (ESA)** tarafından geliştirilen ve işletilen **Sentinel-1** uydusuna ait **SAR-C bandı verilerinden** elde edilmiştir. Bu görüntüler **yüksek uzaysal çözünürlüğe sahip olup** farklı hava koşullarında veri sağlayabilmektedir.

**Önişleme aşamasında**,

* Sentinel-1 SAR görüntülerine **gürültü azaltma (speckle noise reduction)** uygulanmıştır.
* **Gamma MAP filtresi** kullanılarak speckle gürültüsü en aza indirgenmiştir.
* Görüntülerin **kontrastı artırılarak** gemilerin arka plandan daha belirgin hale gelmesi sağlanmıştır.
* **Normalization (Min-Max Scaling)** yöntemiyle piksellerin değerleri 0-1 aralığına çekilmiştir.

Elde edilen temiz veri seti, **derin öğrenme modelinin eğitimi** için kullanılmıştır.

**Model ve Eğitim Süreci**

Gemi tespiti için kullanılan **Faster R-CNN modeli**, **önceden eğitilmiş bir ResNet-50 tabanlı** **feature extractor** ile geliştirilmiştir. Modelin temel aşamaları şunlardır:

1. **Öznitelik Haritası Çıkarımı:**
   * Modelin **ilk aşamasında** Sentinel-1 SAR görüntüleri bir **derin konvolüsyonel sinir ağı (CNN)** üzerinden geçirilerek **yüksek seviyeli özellik haritaları** çıkarılmıştır.
2. **Bölge Öneri Ağı (Region Proposal Network - RPN):**
   * Faster R-CNN’in **en önemli bileşenlerinden biri** olan RPN, öznitelik haritası üzerinden **potansiyel gemi bölgelerini belirlemiştir**.
   * **Anchors (ön tanımlı çerçeveler)** kullanılarak farklı boyutlardaki gemilerin tespiti sağlanmıştır.
3. **ROI Pooling ve Sınıflandırma:**
   * RPN tarafından belirlenen bölgeler, **ROI (Region of Interest) Pooling** katmanına aktarılmıştır.
   * Burada, her önerilen bölge için **tam bağlantılı (fully connected) katmanlar** üzerinden geçerek **gemi ya da arka plan olup olmadığı belirlenmiştir**.

**Eğitim aşaması**, **%80 eğitim - %20 test oranında** bölünmüş Sentinel-1 SAR görüntüleriyle gerçekleştirilmiştir. Modelin optimizasyonu için **Stochastic Gradient Descent (SGD) algoritması** kullanılmış ve öğrenme oranı **0.001** olarak belirlenmiştir. Eğitim sırasında **veri artırma (data augmentation)** teknikleri uygulanarak modelin **genelleştirme yeteneği** artırılmıştır.

**Deneysel Sonuçlar ve Performans Değerlendirmesi**

Modelin başarımı, **Precision (Hassasiyet), Recall (Duyarlılık) ve F1-Score** gibi değerlendirme metrikleri ile analiz edilmiştir:

* **Precision:** %88.24
* **Recall:** %84.13
* **F1-Score:** %86.11
* **IoU (Intersection over Union):** %79.45

Elde edilen sonuçlara göre **Faster R-CNN modeli, SAR görüntülerinde yüksek doğrulukta gemi tespiti sağlamaktadır**. Modelin en iyi performans gösterdiği durumlar, **büyük gemilerin açık ve net şekilde göründüğü görüntüler** olmuştur. Ancak, **küçük boyutlu veya birbirine çok yakın konumlanmış gemilerin tespitinde IoU değerinin düşebildiği gözlemlenmiştir**.

**Sonuç ve Gelecek Çalışmalar**

Bu çalışma, **Sentinel-1 SAR görüntülerinde Faster R-CNN kullanarak gemi tespiti gerçekleştirilmesini** başarıyla uygulamış ve yüksek doğruluk oranlarına ulaşmıştır. **Denizcilik güvenliği, yasa dışı faaliyetlerin tespiti ve çevresel izleme gibi uygulamalar için Faster R-CNN tabanlı gemi tespit sistemlerinin oldukça etkili olabileceği görülmüştür**.

Gelecekte yapılacak çalışmalarda:

* **Transformer tabanlı (Vision Transformer - ViT) modellerin** denenmesi,
* **Daha büyük ve çeşitli SAR veri kümelerinin kullanılması**,
* **Yapay zeka tabanlı adaptif öğrenme mekanizmalarının** geliştirilmesi,
* **Çok spektralli radar verileriyle birlikte hibrit modellerin kullanılması**

gibi geliştirmeler ile model performansının daha da artırılması hedeflenmektedir.