Yolov8 ile Beyin Tümörü Tespiti Braın Tumor Detection With Yolov8

Semih Özenç
Bilgisayar Mühendisliği
Sakarya Uygulamalı Bilimler Üniversitesi
Sakarya, Türkiye
semihozenc0@gmail.com

Özetçe—Beyin tümörünün tespiti, beyin tümörlerinin tedavisinde çok önemli bir rol oynar. Nöroonkolojik durumların erken teşhisinin yanı sıra tedavi planlamasına da yardımcı olur. Doğru lokalizasyon ve tanımlama manyetik rezonans görüntüleme (MRI) kullanarak beyin tümörlerinin görüntüler tıbbi müdahalelere rehberlik etmek için çok önemlidir. Bu çalışmada, beyin tümörü tespiti histogram 8x8 veri seti ve YOLOv8 algoritması kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Histogram 8x8 veri seti 5873 manyetik rezonans görüntüsünden oluşmaktadır. Veri setimizde (MRI), tümör çevreleri YOLOv8 formatı için etiketlenmiş olarak bulunmaktadır. Dolayısıyla bu çalışmada, YOLO'nun en son sürümü olan YOLOv8 kullanılmaktadır. Beyin tümörlerinin yerini belirleyen ve tespit eden bir model oluşturmak için verilen MRI görüntüleri ile eğitim işlemi gerçekleştirilmiş. Önerilen modelin hassasiyet güven eğrileri (Precision Confidence Curve) incelendiğinde, beyin tümörlerinin lokalizasyonu konusundaki performansının yüksek olduğunu gözlemledik. Modelin güven eşiği 0.894 seviyesinde %97,6'lık bir Ortalama Hassasiyet (mAP) elde etti. Bu sonuçlar, modelin beyin tümörlerini tespit etme ve doğrulama konusundaki gelişimini vurgulamaktadır. Değerlendirmeler, modelin yüksek hassasiyetle çalıştığını ve beyin tümörlerini doğru bir şekilde lokalize ettiğini göstermektedir. Bu durum, modelin doktorlara etkin bir şekilde bilgi sunarak daha bilinçli kararlar almalarına yardımcı olabileceği anlamına gelir. Modelin başarılı performansı, tespit ve doğrulama süreçlerindeki ilerlemeyi vurgulamakta ve beyin tümörü tespiti alanında değerli bir araç olarak kullanılma potansiyelini ortaya koymaktadır. Bu sonuçlar, modelin güven eşiği seviyelerinde yüksek hassasiyetle çalışarak doktorların daha güvenilir ve etkili kararlar almalarına katkıda bulunabileceğini göstermektedir.

Anahtar Kelimeler — Beyin Tümörü, Bilgisayarlı Görü, Yolo Algoritması.

Abstract—Brain tumor detection plays a crucial role in the treatment of brain tumors. It helps in treatment planning as well as early diagnosis of neurooncological conditions. Accurate localization and identification of brain tumors using magnetic resonance imaging (MRI) images is crucial to guide medical interventions. In this study, brain tumor detection is performed using histogram 8x8 dataset and YOLOv8 algorithm. The histogram 8x8 dataset consists of 5873 magnetic resonance images. In our dataset (MRI), the tumor perimeters are labeled for the

YOLOv8 format. Therefore, the latest version of YOLO, YOLOv8, is used in this study. In order to create a model that locates and detects brain tumors, training is performed with the given MRI images. When the Precision Confidence Curve of the proposed model is examined, we observe that its performance in localizing brain tumors is high. At a confidence threshold of 0.894, the model achieved a Mean Accuracy (mAP) of 97.6%. These results highlight the model's improvement in detecting and validating brain tumors. The evaluations show that the model works with high precision and accurately localizes brain tumors. This means that the model can effectively provide information to doctors, helping them make more informed decisions. The successful performance of the model highlights the progress in detection and validation processes and demonstrates its potential to be used as a valuable tool in the field of brain tumor detection. These results show that the model can operate with high accuracy at confidence threshold levels, contributing to more reliable and effective decision-making by physicians.

Keywords — Brain Tumor, Computer Vision, Yolo Algorithm.

I. Giris

Bu Beyin tümörleri, dünya genelinde ölüm nedenleri arasında önde gelen faktörlerden biridir ve insan sağlığını önemli ölçüde tehdit eder. Bu tür hastalıkların erken ve doğru bir şekilde tespiti, hastanın yaşam şansını artırmak açısından kritik bir öneme sahiptir. Bu bağlamda, bilgisayarlı görüş ve makine öğrenimi teknikleri, medikal görüntü analizi alanında güçlü araçlar olarak ön plana çıkmaktadır.

Bu çalışma, beyin tümörlerinin tespiti üzerine odaklanarak, özellikle YOLOv8 modelini kullanarak geliştirilen bir nesne tespit algoritmasının potansiyelini değerlendirmeyi amaçlamaktadır. YOLOv8, gerçek zamanlı ve yüksek doğruluklu nesne tespiti yetenekleriyle bilinen bir algoritma olup, bu çalışma kapsamında beyin tümörlerini tespit etme konusundaki etkinliği değerlendirilecektir.

Mevcut literatürde, beyin tümörlerinin tespitiyle ilgili çeşitli çalışmalar bulunmaktadır. Ancak, bu çalışmaların birçoğu ya sınırlı bir veri setiyle ya da geleneksel yöntemlerle gerçekleştirilmiştir. Bu projenin özgünlüğü, YOLOv8 modelini kullanarak gerçekleştirilen beyin tümörü tespiti konusundaki önceki çalışmalardan farklı bir yaklaşım sunmasıdır.

Bu makalenin ilerleyen bölümlerinde, kullanılan veri seti, metodoloji, elde edilen sonuçlar ve tartışmalar ayrıntılı bir şekilde ele alınacaktır. Bu çalışmanın başlıca hedefi, erken tanı ve doğru tespit ile hastaların tedavi süreçlerine daha hızlı başlanmasını sağlamaktır.

II. MATERYAL VE METOT

Beyin tümörlerinin MRI görüntüleri üzerinde tespiti, çeşitli teknikler kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Bu teknikler, gelişmiş derin öğrenme yaklaşımlarından geleneksel bilgisayarlı görüş (BG) yöntemlerine kadar geniş bir yelpazede yer almaktadır.

Geleneksel BG yaklaşımları bakımından, resim segmentasyon yöntemleri, eşikleme veya bölge büyütme gibi yöntemlerle beyin tümörleri ile çevre beyin dokusu arasında ayrım yapmak için kullanılmıştır. Ayrıca, doku analizi ve kenar tespiti gibi özellik çıkarma teknikleri, MRI görüntülerinden ayrımcı özellikler çıkarmak için hayati öneme sahiptir. Bu özellikler daha sonra Random Forests (RF) veya Support Vector Machines (SVMs) gibi farklı makine öğrenimi (MO) algoritmalarına beslenerek sınıflandırma işlemi gerçekleştirilmiştir.

Ancak, derin öğrenmenin (DO) kullanımı tümör tespiti doğruluğunu büyük ölçüde artırmıştır. Evrişimli Sinir Ağları (CNN'ler), MRI görüntülerinden hiyerarşik özellikler öğrenmeye olanak tanır ve bu da beyin tümörlerinin tanımlanmasına yol açabilen sorunlu desenleri tespit etmelerini sağlar. Ayrıca, dikkat mekanizmaları, DO modellerine entegre edilebilir ve farklı durumlarda yorumlanabilirlik ve performansı artırabilir. Ayrıca, BG yöntemleri ile DO'yu birleştiren hibrid yaklaşımlar, bölge tabanlı CNN'ler başarıyla kullanılmıştır. Birden fazla modelin bir araya getirilmesi, doğruluk ve sağlamlığı artırmak için başka bir başarılı prosedürdür.

Özellikle, YOLO nesne tespiti algoritmaları, tümör tespiti için güçlü bir araç olarak kanıtlanmıştır. YOLO modelleri, etiketlenmiş beyin tümörü veri setlerinde eğitildiğinde, MRI görüntülerinden tümörleri hem lokalize edebilen hem de algılayabilen modellere sahiptir. YOLO ailesinin en son eklemesi olan YOLOv8, tek geçişte gerçek zamanlı nesne tespiti yaparak, bu kritik tıbbi görüntüleme görevi için etkili ve doğru bir çözüm sunmaktadır.

A. YOLOv8

YOLOv8 (You Only Look Once version 8), derin öğrenme temelli bir nesne tespit algoritmasıdır ve aşağıdaki özelliklere sahiptir:

- Tek Geçişli Tasarım (Single Pass Design): YOLOv8, nesne tespiti için bir görüntüyü yalnızca bir kez analiz ederek işlem gerçekleştirir. Bu özelliği, hızlı ve gerçek zamanlı uygulamalarda etkili olmasını sağlar.
- Çapa Tabansız Model (Anchor-Free Model): YOLOv8, çapa tabanlı değil, çapa tabansız bir modeldir. Bu, önceden belirlenmiş çapa kutularına ihtiyaç duymadan doğrudan sınırlayıcı kutu merkezlerini ve boyutlarını tahmin edebilir.

- Baş Modülleri Farkı:** YOLOv8, baş modüllerinde çiftleme yapısı yerine ayrıştırma yaklaşımını benimser.
- Hız ve Doğruluk: YOLOv8, gerçek zamanlı nesne tespiti sağlayan yüksek doğruluklu bir modeldir. YOLOv5'e göre başta daha hızlı ve daha hassas bir çözüm sunar.
- Geliştirilmiş Performans: YOLOv8, nesne tespiti performansını artırmak ve çeşitli görüntüleme görevlerine uyarlamak için tasarlanmıştır.
- Çoklu Görev Yeteneği: YOLOv8, nesne tespiti, görüntü sınıflandırma ve örnek segmentasyonu gibi çeşitli görevleri ele alabilir.

Bu özelliklerle birlikte, YOLOv8, özellikle medikal görüntüleme uygulamaları gibi kritik görevlerde etkili bir şekilde kullanılabilecek güçlü bir nesne tespit algoritmasıdır.

B. Nesne Algılama Değerlendirme Metrikleri

• Precision (Hassasiyet):

Hassasiyet, pozitif tahminlerin doğruluğunu ölçer. Doğru pozitiflerin, tüm pozitif tahminlere oranını ifade eder.

Formül: Precision = True Positives / (True Positives + False Positives)

Yüksek hassasiyet, yanlış pozitif tahminleri azaltma yeteneğini gösterir.

• Recall (Duyarlılık):

Duyarlılık, gerçek pozitiflerin, tüm gerçek pozitiflere oranını gösterir.

Formül: Recall = True Positives / (True Positives + False Negatives)

Yüksek duyarlılık, tüm gerçek pozitifleri doğru bir şekilde tespit etme yeteneğini gösterir.

• F1 Score:

F1 skoru, hassasiyet ve duyarlılığı birleştirir ve bu iki metriğin harmonik ortalamasını alır.

Formül: F1 Score = 2 * (Precision * Recall) / (Precision + Recall)

Dengeli bir performans değerlendirmesi sağlar.

 Intersection over Union (IoU - Birleşim Üzerinde Birlik):

IoU, tahmin edilen sınırlayıcı kutu ile gerçek sınırlayıcı kutu arasındaki örtüşme derecesini gösterir.

Formül: IoU = (Area of Intersection) / (Area of Union)

Nesnenin doğru bir şekilde yerini veya segmentasyonunu değerlendirmek için kullanılır.

Bu metrikler, bilgisayarlı görüş görevlerinin performansını değerlendirmek için kullanılır. Hassasiyet ve duyarlılık, modelin doğruluğunu belirlerken, F1 skoru dengeli bir performans ölçüsü sunar. IoU, nesnenin doğru bir şekilde

yerini veya sınırlayıcı kutusunu değerlendirmek için kullanılır ve örtüşme derecesini gösterir.

C. Veriseti

Bu çalışma, beyin tümörlerini yerellemek ve tespit etmek için temel kaynak olarak histogram 8x8 Image Dataset-Beyin Tümörü Tespiti veri setini [1] kullanmaktadır. Bu veri seti, 5873 görüntü içermekte olup bunlar üç kategoriye ayrılmıştır: Eğitim için 4112 görüntü, doğrulama için 1174 görüntü ve modelin performansını test etmek ve değerlendirmek için 587 görüntü içermektedir. Veri seti incelendiğinde, bütün görüntülerin YOLOv8 formatında etiketli olduğu gözlemlenmiştir.

III. DENEYSEL ÇALIŞMALAR VE TARTIŞMALAR

Makale 1: "Otomatik Beyin Tümörü Tespiti"

Bu çalışma YOLOv8 modelini kullanmakta fakat kullanılan veri seti üzerindeki ilk gözlemler, çoğu görüntünün etiketli olmasına rağmen küçük bir kısmının eksik etiket bilgisine sahip olduğunu ortaya koymaktadır. Bu eksiklikleri gidermek ve tümör bölgelerini daha doğru bir şekilde temsil etmek adına sınırlayıcı kutular yerine poligonlar kullanılarak yeni bir yaklaşım benimsenmiştir. Bu yöntem, tümörlerin düzensiz ve nüanslı şekillerini daha sağlam bir şekilde yakalamayı amaçlamaktadır [2].

• Makale 2: "YOLOv8 ile Beyin Tümörü Tespiti"

BR35h veri seti üzerinde yapılan çalışma, geniş bir veri seti üzerinde YOLOv8 algoritması kullanarak beyin tümörü tespiti konusunda kapsamlı bir yöntem sunmaktadır. Bu makalede, yüksek performans elde etmek adına büyük bir veri seti üzerinde YOLOv8 modelinin eğitilmesi vurgulanmaktadır. Ayrıca, kayıp değerlerinin değerlendirilmesi, modelin beyin tümörlerini tespit ve lokalize etme konusundaki ilerlemesini göstermektedir [3].

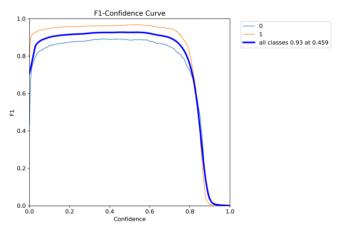
Makale 3: "MRI Görüntülerinde Beyin Tümörü Tespiti ve Sınıflandırma"

Bu çalışma, MRI görüntülerinde beyin tümörlerinin otomatik tespiti ve sınıflandırılması üzerine odaklanmıştır. Değiştirilmiş PNN modeli kullanılarak yapılan sınıflandırma, hızlı ve doğru sonuçlar elde edilmesini sağlamıştır. Makale ayrıca, önerilen sistemin, diğer PNN sistemlerine göre daha etkili bir şekilde beyin tümörü sınıflandırma sürecini yönettiğini vurgulamaktadır [4].

Bu makalelerin karşılaştırılması, her birinin benzersiz yöntemlere odaklandığını ve özellikle etiketleme, eğitim verisi büyüklüğü, ve sınıflandırma gibi konularda farklı yaklaşımlar benimsediğini göstermektedir. Benim çalışmam ise, YOLOv8 algoritması kullanarak beyin tümörü tespiti üzerine odaklanacak ve diğer makalelerden farklı bir veri seti ile çalışacaktır.

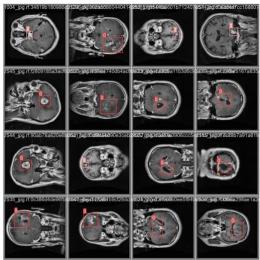
IV. SONUÇ

Sonuç bölümünde, geliştirilen beyin tümörü tespiti modeli BR35h veri seti ve YOLOv8 algoritması kullanılarak değerlendirilmiştir. Modelin performansı, eğitilmiş modelin genel performansını dikkate alarak doğruluk, hassasiyet, duyarlılık ve F1-skor gibi metrikler kullanılarak değerlendirilmiştir.



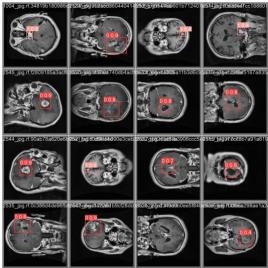
Sekil. 1. F1 Skor Grafiği

"F1-Confidence Curve" değerlendirmesi, farklı güven aralıklarında elde edilen F1 skorlarını gösterir. Bu belirli sonuç, tüm sınıfların genelinde 0.459 güven seviyesinde F1 skorunun 0.93 olduğunu ifade eder. Yani, modelin tüm sınıflar için belirli bir güven eşiğinde iyi bir denge sağlayarak doğruluk, hassasiyet ve duyarlılık değerlerini içeren F1 skorlarını elde ettiği söylenebilir. Bu, modelin güven düzeyini belirli bir eşikte ayarladığında genel performansının oldukça yüksek olduğunu gösterir. Ancak, değerlendirme için kullanılan diğer metrikler ve güven seviyeleri de dikkate alınmalıdır, çünkü bu metrikler bir araya geldiğinde modelin genel performansını daha eksiksiz bir şekilde yansıtabilir.



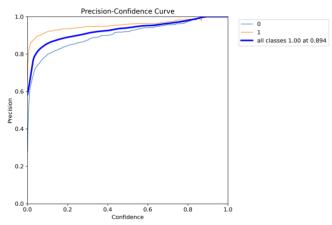
Şekil. 2. Doğrulama Etiketleri

Doğrulama etiketleri, modelin doğrulama (validation) veri kümesindeki gerçek nesnelerin etiketlerini içerir. Yani, bu görüntülerde bulunan nesnelerin (veri setimiz için tümör) konumları ve sınıflandırmaları gerçek insan etiketleyiciler tarafından belirlenmiştir. Bu dosya, modelin öğrenme sürecinde gerçek veriyle ne kadar iyi performans gösterdiğini değerlendirmek için kullanılır.



Sekil. 3. Tahmin Etiketleri

Tahmin etiketleri, aynı görüntülerdeki modelin tahminlerini gösterir. Model, eğitim sırasında öğrendiklerini kullanarak görüntülerdeki nesneleri tespit etmeye çalışmıştır. Bu dosya, modelin gerçek dünyadaki nesneleri nasıl tahmin ettiğini ve etiketlediğini görsel olarak gösterir.



Şekil. 2. P Eğrisi Grafiği

Önerilen modelin hassasiyet güven eğrileri (Precision Confidence Curve) incelendiğinde, beyin tümörlerinin lokalizasyonu konusundaki performansının yüksek olduğunu gözlemledik. Modelin güven eşiği 0.894 seviyesinde %97,6'lık bir Ortalama Hassasiyet (mAP) elde etti. Bu sonuçlar, modelin beyin tümörlerini tespit etme ve doğrulama konusundaki gelişimini vurgulamaktadır.

Değerlendirmeler, modelin yüksek hassasiyetle çalıştığını ve beyin tümörlerini doğru bir şekilde lokalize ettiğini göstermektedir. Bu durum, modelin doktorlara etkin bir şekilde bilgi sunarak daha bilinçli kararlar almalarına yardımcı olabileceği anlamına gelir.

Modelin başarılı performansı, tespit ve doğrulama süreçlerindeki ilerlemeyi vurgulamakta ve beyin tümörü tespiti alanında değerli bir araç olarak kullanılma potansiyelini ortaya koymaktadır. Bu sonuçlar, modelin güven eşiği seviyelerinde yüksek hassasiyetle çalışarak doktorların daha güvenilir ve etkili kararlar almalarına katkıda bulunabileceğini göstermektedir.

KAYNAKLAR

- Mercaldo, F., Brunese, L., Martinelli, F., Santone, A., & Cesarelli, M. (2023). Object Detection for Brain Cancer Detection and Localization. Applied Sciences, 13(16), 9158.
- [2] Selcuk, B., & Serif, T. (2023, September). Brain Tumor Detection and Localization with YOLOv8. In 2023 8th International Conference on Computer Science and Engineering (UBMK) (pp. 477-481). IEEE.
- [3] Sapra, P., Singh, R., & Khurana, S. (2013). Brain tumor detection using neural network. International Journal of Science and Modern Engineering (IJISME) ISSN, 2319-6386.
- [4] Mercaldo, F., Brunese, L., Martinelli, F., Santone, A., & Cesarelli, M. (2023). Object Detection for Brain Cancer Detection and Localization. Applied Sciences, 13(16), 9158.
- [5] Wani, S., Ahuja, S., & Kumar, A. (2023, April). A review on Brain Tumor Detection using Deep Neural Networks. In 2023 IEEE 12th International Conference on Communication Systems and Network Technologies (CSNT) (pp. 363-370). IEEE.
- [6] Saeedi, S., Rezayi, S., Keshavarz, H., & R. Niakan Kalhori, S. (2023). MRI-based brain tumor detection using convolutional deep learning methods and chosen machine learning techniques. BMC Medical Informatics and Decision Making, 23(1), 16.