

Sinir Ağları Dersi Final Projesi

Beyin Tümörü MR Görüntüleri Sınıflandırma Raporu

Proje Ekibi:

1. Öğrenci: Mehmet Furkan Güneş - 22430070005

2. Öğrenci: Nihal Kemer - 22430070004

Dersi Veren: Dr. Öğr. Üyesi Hüseyin YANIK

08.01.2026

GitHub Repo Bağlantısı:

<https://github.com/Lightfield0/Deep-Learning-Brain-Tumor-MRI>

İçindekiler

1 Proje Özeti	3
2 Veri Seti ve Ön İşleme	3
3 Model Mimarisi	3
4 Eğitim Sonuçları ve Analiz	4
4.1 Başarı ve Kayıp Grafikleri	4
4.2 Karmaşıklık Matrisi (Confusion Matrix) Yorumu	4
5 Sonuç	5

1 Proje Özeti

Bu proje kapsamında, Kaggle platformundan elde edilen manyetik rezonans (MR) görüntüleri kullanılarak beyin tümörlerini tespit eden bir Konvolüsyonel Sinir Ağrı (CNN) modeli geliştirilmiştir. Proje Python dilinde, TensorFlow ve Keras kütüphaneleri kullanılarak kodlanmıştır.

Model; *Glioma*, *Meningioma*, *No Tumor* (Tümör Yok) ve *Pituitary* (Hipofiz) olmak üzere 4 farklı sınıfı ayırt etmek üzere eğitilmiştir.

2 Veri Seti ve Ön İşleme

Veri seti, eğitim (Training) ve test (Testing) olmak üzere iki ana klasörden oluşmaktadır. Modelin başarısını artırmak için şu ön işlemler uygulanmıştır:

- **Görüntü Boyutu:** Tüm görüntüler 150×150 piksel boyutuna sabitlenmiştir.
- **Normalizasyon:** Piksel değerleri 0-255 aralığından 0-1 aralığına çekilmiştir.
- **Veri Çoğaltma (Data Augmentation):** Eğitim setindeki veri çeşitliliğini artırmak için *Zoom Range (0.2)* ve *Horizontal Flip* (Yatay Çevirme) teknikleri uygulanmıştır.
- **Validasyon Ayrımı:** Eğitim verisinin %20'si modelin eğitimi sırasındaki performansını izlemek için validasyon seti olarak ayrılmıştır.

3 Model Mimarisi

CNN modeli, sıralı (Sequential) bir yapıda olup toplamda 4 adet konvolüsyon bloğu içermektedir.

Tablo 1: Model Katman Yapısı

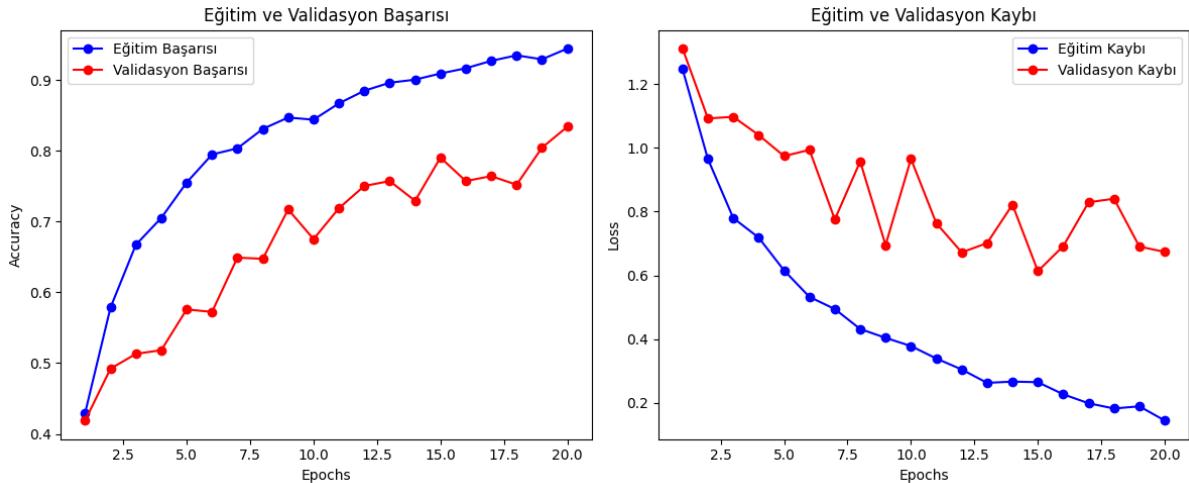
Katman	Çıktı Boyutu	Parametreler / Aktivasyon
Giriş	(150, 150, 3)	-
Conv2D	(148, 148, 32)	32 Filtre, ReLU
MaxPooling2D	(74, 74, 32)	2x2
Conv2D	(72, 72, 64)	64 Filtre, ReLU
MaxPooling2D	(36, 36, 64)	2x2
Conv2D	(34, 34, 128)	128 Filtre, ReLU
MaxPooling2D	(17, 17, 128)	2x2
Conv2D	(15, 15, 128)	128 Filtre, ReLU
MaxPooling2D	(7, 7, 128)	2x2
Flatten	(6272)	-
Dense	(512)	ReLU, Dropout(0.5)
Dense (Çıkış)	(4)	Softmax

4 Eğitim Sonuçları ve Analiz

Model, *Adam* optimizasyon algoritması ve *Categorical Crossentropy* kayıp fonksiyonu ile eğitilmiştir. Aşırı öğrenmeyi (overfitting) önlemek için *Early Stopping* kullanılmıştır.

4.1 Başarı ve Kayıp Grafikleri

Aşağıdaki grafiklerde eğitim ve validasyon süreçlerindeki doğruluk (accuracy) ve kayıp (loss) değişimleri görülmektedir.

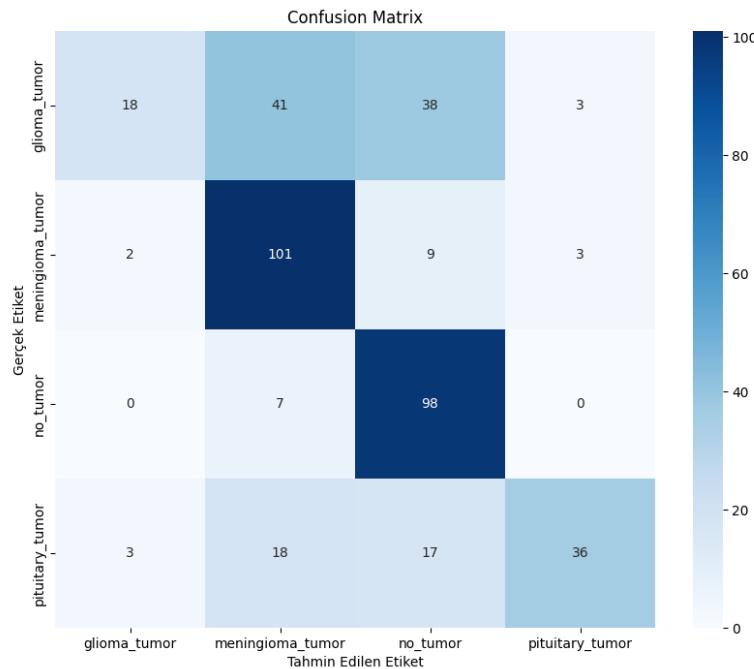


Sekil 1: Eğitim Süreci Grafikleri

Grafikler incelendiğinde, eğitim başarısının %90'ların üzerine çıktıgı, validasyon başarısının ise %80 bandında seyrettiği görülmektedir. Kayıp grafiğindeki düşüş, modelin öğrenme sürecini başarıyla gerçekleştirdiğini göstermektedir.

4.2 Karmaşıklık Matrisi (Confusion Matrix) Yorumu

Test veri seti üzerindeki tahminler, karmaşıklık matrisi ile analiz edilmiştir.



Şekil 2: Test Verisi Karmaşıklık Matrisi

Matris Analizi:

- Yüksek Başarı:** Modelimiz **Meningioma Tumor** (101 doğru) ve **No Tumor** (98 doğru) sınıflarını tespit etmekte oldukça başarılıdır.
- Zorlanılan Alanlar:** **Glioma Tumor** sınıfındaki örneklerin bir kısmı, benzer morfolojik özellikler nedeniyle "Meningioma" veya "No Tumor" olarak sınıflandırılmıştır. Benzer bir durum **Pituitary** sınıfında da kısmen gözlemlenmiştir.
- Genel Değerlendirme:** Model genel hatlarıyla tümörlü ve tümörsüz beyin görüntülerini ayırt edebilmekte, ancak tümör alt tipleri (özellikle Glioma) arasında daha hassas bir ayrim için gelecekte veri setinin dengelenmesi faydalı olacaktır.

5 Sonuç

Bu projede geliştirilen CNN modeli, beyin MR görüntüleri üzerinden otomatik sınıflandırma görevini başarıyla yerine getirmiştir. Elde edilen grafikler ve metrikler, derin öğrenme tabanlı yaklaşımların medikal teşhis süreçlerinde yardımcı bir araç olarak kullanılabilceğini doğrulamaktadır.