DERİN ÖĞRENME İLE BEYİN TÜMÖRÜ TESPİTİ

Özet

Beyin tümörleri, insan ölümlerine neden olan en yaygın hastalıklardan biridir. Beyin tümörlerinin erken ve doğru teşhisi doğru tedavi için önemlidir. Manyetik rezonans görüntüleme (MRG), beyin tümörlerinin tespitinde en etkili verileri sağlayan yöntemlerden biridir. Gelişen teknoloji ile birlikte hastalık tespitinde yapay zeka destekli yöntemler tıp bilimine katkı sağlamışlardır. Bu çalışmada, MRG görüntüler ile beyin tümörlerinin tespiti için VGG19 ve InceptionV3 derin öğrenme modeli kullanılmıştır. Yapılan çalışmada VGG19 ağ modelinde %96 doğruluğa ulaşılmıştır.

Anahtar Kelimeler: Derin Öğrenme, Beyin Tümörü, Sınıflandırma, VGG19, InceptionV3

1. GİRİŞ

Beyin tümörleri, insan ölümlerinin en önemli nedenlerinden biridir. Beyin tümörlerinin erken ve doğru teşhisi tedavi için oldukça önemlidir. Gelişen teknoloji ile birlikte geleneksel yöntemler ile yapılan hastalık tespiti yerine yapay zekâ destekli bilgisayar uygulamaları ile beyin tümörlerinin tespitinde uzmanlara önemli ölçüde kolaylık sağlar (Aslan, 2022)

Tıbbi görüntüleme, klinik muayene için insan vücudunun görselleştirmek amacıyla kullanılan bir tekniktir. Bilgisayarlı Tomografi (BT), Pozitron Emisyon Tomografi (PET) ve Manyetik Rezonans Görüntüleme (MRG), Röntgen (X-ray) gibi beyin tümörlerinin erken teşhisi için birçok tanısal görüntüleme tekniği kullanılmaktadır. Beyin tümörlerinin teşhisi, tedavi planlaması ve tedavi sonucu değerlendirilmesinde ağırlıklı olarak Manyetik Rezonans Görüntüleme (MRG) (Şekil 1.1, Şekil 1.2) ile yapılmaktadır. MRG kullanmak medikal görüntülerde daha iyi çözünürlük sağlaması açısından avantajlıdır. Tümör, yaralanma, kist, enfeksiyon ve kanamayı tespit etmek için kullanılır (Kaplan, 2020)

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
| Şekil 1.1 Açık MRG cihazı | Şekil 1.2 Kapalı MRG cihazı |

Radyolog ve doktorlar tarafından yapılacak manuel kontroller hem zaman alıcı olabilir hem de hatalı kararlar verilmesine neden olabilir. Bu nedenle birçok araştırmacı, radyolog ve doktorların beyin tümörü teşhisine yardımcı olabilecek bilgisayar destekli otomatik tespit sistemlerinin geliştirilmesine katkı sağlamaya çalışmıştır (Aslan, 2022).

Literatürde beyin tümörü teşhisine yönelik makine öğrenmesi ve derin öğrenme modelleri yaygın olarak kullanılmıştır. Khairandish ve diğerleri (Khairandish, 2022) beyin MRG görüntülerini bölütleme (segmentasyon) yöntemini kullanıp tespit edip daha sonra CNN ve SVM kullanılarak sınıflandırmışlardır. Kullandıkları yöntemde, hibrit CNN-SVM'nin doğruluğunu %98,495 olarak hesaplarken, bir başka görüşe göre SVM ile Benign tümöre dayalı sınıflandırma için %61,67, CNN için %97,72 ve hibrit modelde %98,58 elde etmişlerdir. Ahmad ve diğerleri (Ahmad, 2022) VGG-16, VGG-19, ResNet50, InceptionResNetV2, InceptionV3, Xception ve DenseNet201 ağ modellerini kullanmışlardır. Beyin tümörü tespitini gerçekleştirirken segmentasyon ve histogram eşikleme yöntemlerini kullanmışlardır. Rajinikanth ve diğerleri (Rajinikanth, 2020) beyin tümörü tespitini gerçekleştirirken ResNet50, ResNet101 gibi önceden eğitilmiş modelleri ve karar ağacı, destek vektör makineleri gibi sınıflandırıcıları kullanmışlardır.

1. METARYEL VE METOD

Bu çalışmada beyin tümörü tespiti yapılmıştır. Kamuya açık olan, Beyin Tümörü Tespiti için Beyin MRG Görüntüleri (Veriseti, 2019), veri seti kullanılarak çalışma gerçekleştirilmiştir. Veri seti beyin tümörü bulunan 155 ve bulunmayan 98 olmak üzere 253 görüntü içerir. Görüntüler “.jpg”, “.png” ve “.jpeg” formatındadır. Bu çalışma Google Colaboratory platformu üzerinde (Tesla T4 GPU, Cuda 11.6), Python 3.8.16 kullanılarak yazılmıştır.

Veri setindeki görüntüler “Beyin tümörü var” ve “Beyin tümörü yok.” olarak sınıflandırılmıştır. Sınıflandırma yapılırken transfer öğrenme yöntemlerinden(Lab, 2020), VGG19 (Keras, 2015) ve InceptionV3 (Keras, 2016) derin öğrenme modelleri kullanılarak sınıflandırılmıştır.

VGG19 modeli 2424x224x3 boyutunda giriş görüntüsü alır. ImageNet veri seti ile %88 doğruluk oranına ulaşmıştır (Karadağ 2021). ImageNet LSVRC-2010 veri kümesinde 1,2 milyon yüksek çözünürlüklü görüntü bulunur ve bu görüntüler 1000 kategoride sınıflanmaktadır (Çınar, 2022). Şekil a’da gösterilen VGG19 ağ mimarisinde (Şekil 2), 16 evrişim katmanı ve 5 havuzlama katmanı ile toplamda 21 katman bulunmaktadır (Karadağ, 2021).

|  |
| --- |
|  |
| Şekil 2. VGG19 Ağ Mimarisi (Motafız, 2020) |

InceptionV3 mimarisi (Şekil 3), görüntü analizine ve nesne algılamaya yardımcı olan evrişimli bir sinir ağıdır ve GoogLeNet için bir modül olarak başlamıştır. İlk olarak ImageNet Recognition Challenge sırasında tanıtılan Google'ın Inception Convolutional Neural Network'ün üçüncü sürümüdür. InceptionV3'ün tasarımı, daha derin ağlara izin verirken aynı zamanda parametre sayısının çok artmasını önlemeyi amaçlar (InceptionV3, 2015). InceptionV3 mimarisi 229x229x3 giriş boyutunda görüntüler alır.

|  |
| --- |
|  |
| Şekil 3. InceptionV3 mimarisi (Mahdianpari, 2018) |

Genel şeması Şekil 4’te verilen bu çalışmada beyin tümörü tespiti yapılırken Tensorflow (2.9.2), NumPy (1.21.6), Pandas (1.3.5) kütüphaneler kullanılmıştır. İlk veri setinden görüntüler okunur, eğitim ve test veri seti olarak ayrılır ve normalize edilir. Görüntülerdeki “label 0” olarak etiketlenen görüntüler sağlıklı yani beyin tümörü bulunmayan, “label 1” olarak etiketlenen görüntüler hasta yani beyin tümörü bulanan görüntülerdir (Şekil 5).

|  |
| --- |
|  |
| sŞekil 4. Projenin genel şeması |

|  |
| --- |
|  |
| Şekil 5. Veri setinden görüntü örnekleri |

Veri setinden okunan görüntüler ilk olarak VGG19 ağ mimarisi kullanılarak eğitilir (Şekil 6).

|  |
| --- |
|  |
| Şekil 6. VGG19 ağ mimarisi |

Eğitilen model test veri kümesinde test edilir ve Doğruluk (Accuracy), F1-Score, Kesinlik(Precision) , Duyarlılık(Recall) değerlendirme metrikleri kullanılarak değerlendirilir. Değerlendirilen verilerin karışıklık matrisi (confusion matrix) gösterilmiştir.

Karışıklık matrisi(Şekil 7) sayesinde tahmin edilen değerlerin gerçek değerlerle karşılaştırılması yapılabilmektedir. Matris içinde verilen değerler, 1: TRUE ve 0: FALSE olacak şekildedir. TP (True Positive): 1 olarak sınıflandırılan ve gerçekten de 1 olan değerlerin sayısıdır. FP (False Positive): 1 olarak sınıflandırılan fakat gerçekte 0 olan değerlerin sayısıdır. TN (True Negative): 0 olarak sınıflandırılan ve gerçekten de 0 olan değerlerin sayısıdır. FN (False Negative): 0 olarak sınıflandırılan fakat gerçekte 1 olan değerlerin sayısıdır (Bilen, 2021).

|  |
| --- |
|  |
| Şekil 7. Karışıklık matrisi (Bilen, 2021). |

Accuracy (Doğruluk) bir modelin doğruluğunu ölçmek için kullanılır. Kesinlik (Precision) ise pozitif olarak tahmin edilen değerlerin gerçekten kaç tanesinin pozitif olduğunu göstermektedir. Duyarlılık (Recall) ise pozitif olarak tahmin edilmesi gereken verilerin ne kadarını pozitif olarak tahmin edildiğini gösteren bir metriktir. F1 Score değeri, Kesinlik (Precision) ve Duyarlılık (Recall) değerlerinin harmonik ortalamasını göstermektedir(Şekil 8) (Öğündür, 2018).

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Accuracy (Doğruluk) | Kesinlik (Precision) | Duyarlılık (Recall) | F1 Score |
|  |  |  |  |
| Şekil 8. Değerlendirme Metrikleri | | | |

VGG19 ağ mimarisi ile eğitilen model sonucunda sınıflandırma raporu (Şekil 9), Doğruluk ve Kayıp grafikleri (Şekil 10) ve karışıklık matrisi (Şekil 11) verilmiştir.

|  |
| --- |
|  |
| Şekil 9. VGG19 ile eğitilen modelin sınıflandırma raporu |
|  |
| Şekil 10. VGG19 mimarisi ile eğitilen modelin Doğruluk ve Kayıp Grafikleri |

|  |
| --- |
|  |
| Şekil 11. VGG19 mimarisi ile eğitilen modelin karışıklık matrisi |

VGG19 ağ modeli ile görüntüler eğitilip sonuçlar alındıktan sonra; yakınlaştırma, döndürme, parlaklık ayarı gibi veri arttırma işlemi gerçekleştirilip görüntüler yeniden VGG19 ağ mimarisi ile eğitilmiştir. Eğitilen verilerin sınıflandırma raporu(Şekil 12), karışıklık matrisi (Şekil 13) sonuçları gösterilmiştir.

|  |
| --- |
|  |
| Şekil 12. Veri arttırma işlemi yapıldıktan sonra VGG19 ağ modeli ile eğitilen verilerin sınıflandırma raporu |

|  |
| --- |
|  |
| Şekil 13. Veri arttırma işlemi yapıldıktan sonra VGG19 ağ modeli ile eğitilen verilerin karışıklık matrisi |

Bu çalışmanın üçüncü aşamasında veri setinden okunan görüntüler InceptionV3 ağ mimarisi kullanılarak eğitilir (Şekil 14).

|  |
| --- |
|  |
| Şekil 14. InceptionV3 ağ mimarisi |

InceptionV3 ağ mimarisi ile eğitilen model sonucunda sınıflandırma raporu (Şekil 15), Doğruluk ve Kayıp grafikleri (Şekil 16) ve karışıklık matrisi (Şekil 17) verilmiştir.

|  |
| --- |
|  |
| Şekil 15. InceptionV3 ağ modeli ile eğitilen verilerin sınıflandırma raporu |

|  |
| --- |
|  |
| Şekil 16. InceptionV3 mimarisi ile eğitilen modelin Doğruluk ve Kayıp Grafikleri |

|  |
| --- |
|  |
| Şekil 17. InceptionV3 ağ modeli ile eğitilen verilerin karışıklık matrisi |

InceptionV3 ağ modeli ile görüntüler eğitilip sonuçlar alındıktan sonra; yakınlaştırma, döndürme, parlaklık ayarı gibi veri arttırma işlemi gerçekleştirilip görüntüler yeniden VGG19 ağ mimarisi ile eğitilmiştir. Eğitilen verilerin sınıflandırma raporu(Şekil 18), Doğruluk ve Kayıp Grafikleri(Şekil 19) karışıklık matrisi (Şekil 20) sonuçları gösterilmiştir.

|  |
| --- |
|  |
| Şekil 18. Veri arttırma işlemi yapıldıktan sonra InceptionV3 ağ modeli ile eğitilen verilerin sınıflandırma raporu |

|  |
| --- |
|  |
| Şekil 19. Veri arttırma işlemi yapıldıktan sonra InceptionV3 ağ modeli ile eğitilen verilerin Doğruluk ve Kayıp grafikleri |

|  |
| --- |
|  |
| Şekil 20. Veri arttırma işlemi yapıldıktan sonra InceptionV3 ağ modeli ile eğitilen verilerin karışıklık matrisi |

Sonuçlara bakıldığında veri arttırma işlemi uygulamanın olumlu bir etkisi olmuştur ve bu veri setinde projede uygulanan adımlarda VGG19 ağ modeli, InceptionV3 ağ modelinden daha başarılı sonuç vermiştir.

1. SONUÇ

Sonuçlara bakıldığında veri arttırma işlemi uygulamanın olumlu bir etkisi olduğu gözlemlendi. Bu veri seti kullanılarak yapılan projede VGG19 ağ modelinin, InceptionV3 modelinden daha başarılı sonuç verdiği çıkarımına varıldı.

# KAYNAKLAR

Ahmad, S. (2022). On the Performance of Deep Transfer Learning. *IEEE Access*. 12 10, 2022 tarihinde alındı

Aslan, M. (2022). Derin Öğrenme Tabanlı Otomatik Beyin Tümör Tespiti . *Fırat Üniversitesi Müh. Bil. Dergisi*.

Bilen, B. (2021). *Medium*. 11 20, 2022 tarihinde Medium: https://burhanbilen.medium.com/kar%C4%B1%C5%9F%C4%B1kl%C4%B1k-matrisi-confusion-matrix-990dfc718653 adresinden alındı

Chakrabarty, N. (2019). *Veri Seti*. 10 05, 2022 tarihinde Brain MRI Images for Brain Tumor Detection: https://www.kaggle.com/datasets/navoneel/brain-mri-images-for-brain-tumor-detection adresinden alındı

Çınar, A. C. (2022). *ACC*. 11 23, 2022 tarihinde ACC: https://www.ahmetcevahircinar.com.tr/2017/08/11/imagenet-classification-with-deep-convolutional-neural-networks/] adresinden alındı

*InceptionV3*. (2015). 11 10, 2022 tarihinde InceptionV3: https://en.wikipedia.org/wiki/Inceptionv3 adresinden alındı

Kaplan, K. (2020). BEYİN TÜMÖR TİPLERİNİN MAKİNE ÖĞRENMESİ VE. *MEKATRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI*.

Karadağ, B. (2021). Derin öğrenme modellerinin sinirsel stil aktarımı performanslarının karşılaştırılması. *JOURNAL of POLYTECHNIC*.

Keras. (2015). *VGG19*. 11 10, 2022 tarihinde VGG19: https://keras.io/api/applications/vgg/ adresinden alındı

Keras. (2016). *InceptionV3*. 09 20, 2022 tarihinde InceptionV3: https://keras.io/api/applications/inceptionv3/ adresinden alındı

Lab, N. R. (2020). *Medium*. 12 12, 2022 tarihinde Transfer Learning: https://medium.com/novaresearchlab/%C3%B6%C4%9Frenme-aktar%C4%B1m%C4%B1-transfer-learning-c0b8126965c4 adresinden alındı

M.O.Khairandish. (2022). A Hybrid CNN-SVM Threshold Segmentation Approach for Tumor Detection and Classification of MRI Brain Images. *Elsevier*.

Mahdianpari, M. (2018). Very Deep Convolutional Neural Networks for Complex Land Cover Mapping Using Multispectral Remote Sensing Imagery. *ResearchGate*.

Mostafiz, R. (2020). VGG19. *machine learning & knowledge extraction Focal Liver Lesion Detection in Ultrasound Image Using Deep Feature Fusions and Super Resolution*. VGG19: machine learning & knowledge extraction Focal Liver Lesion Detection in Ultrasound Image Using Deep Feature Fusions and Super Resolution adresinden alındı

Öğündür, G. (2019). *Medium*. 01 03, 2023 tarihinde Medium: https://medium.com/@gulcanogundur/do%C4%9Fruluk-accuracy-kesinlik-precision-duyarl%C4%B1l%C4%B1k-recall-ya-da-f1-score-300c925feb38 adresinden alındı

Rajinikanth, V. (2020). A Customized VGG19 Network with Concatenation of Deep and Handcrafted Features for Brain Tumor DetectionVenkats. *MDPI*.