

**Gölhisar Uygulamalı Bilimler Yüksekokulu**

**İLERİ PYTHON PROGRAMLAMA II DERSİ**

**Dostlar Meclisi**

**Akciğer Hastalıkları**

**Taha Akyol(Lider)**

**Muhammed Ali Bağcı**

**Eren Erkaşda**

**İbrahim Mert Çiçek**

**Murat Sert**

# İÇİNDEKİLER

[İÇİNDEKİLER](#_bookmark1) ii

ÖZET iii

[ABSTRACT](#_bookmark4) iii

1. [GİRİŞ](#_bookmark5) 1
2. [LİTERATÜR ÖZETİ](#_bookmark6) 2
   1. Derin Öğrenmenin Tıbbi Görüntüleme Alanında Kullanımı 2
   2. Çok Sınıflı Göğüs Hastalığı Sınıflandırmalarında Karşılaşılan Zorluklar 2
3. [GEREÇ VE YÖNTEM](#_bookmark9) 3
   1. Kullanılan Veri Seti ve Ön İşleme Adımları 3
   2. Model Mimarisi ve Eğitim Süreci 3
4. [BULGULAR](#_bookmark12) 4
   1. Model Performans Analizi 4
   2. Veri Artırma ve Sınıf Dengesinin Etkisi 5
5. [TARTIŞMA](#_bookmark16)………………………………………………………………………………………………………………………… 6
6. [SONUÇ VE ÖNERİLER](#_bookmark17)…………………………………………………………………………6
7. Kaynaklar ………………………………………………………………………………………….8

# ÖZET

Bu çalışmada, EfficientNetB0 tabanlı bir derin öğrenme modeli kullanılarak bacterial pneumonia, corona virus (COVID-19), normal, tuberculosis ve viral pneumonia olmak üzere beş farklı akciğer hastalığının sınıflandırılması amaçlanmıştır. Kaggle platformundan elde edilen etiketli akciğer röntgen görüntüleri kullanılarak veri seti oluşturulmuş, görüntüler normalize edilerek modele uygun hale getirilmiştir. Modelin eğitimi sırasında categorical crossentropy kayıp fonksiyonu ve düşük öğrenme oranına sahip SGD (Stochastic Gradient Descent) optimizasyon algoritması kullanılmış; eğitim sürecinde karşılaşılan olası dengesizlikleri önlemek amacıyla gradient clipping tekniği uygulanmıştır.Model, test verileri üzerinde %88.25 doğruluk oranı (accuracy) ile başarılı bir performans sergilemiştir. Sınıflandırma raporuna göre en yüksek doğruluk ve f1-skora sahip sınıf tuberculosis (%99 precision, %97 recall), en fazla karışıklık yaşanan sınıflar ise bacterial pneumonia ve viral pneumonia olmuştur. Bu durum, özellikle bu iki sınıf arasında görsel benzerliklerin yüksek olmasından kaynaklanmaktadır.

Anahtar Kelimeler: EfficientNet/transfer öğrenme/akciğer/doğruluk/sınıflandırma

# ABSTRACT

In this study, a deep learning model based on EfficientNetB0 is proposed for the classification of five chest conditions: bacterial pneumonia, coronavirus disease (COVID-19), normal, tuberculosis, and viral pneumonia. A publicly available chest X-ray dataset obtained from Kaggle was preprocessed through resizing and normalization. The model was trained using the categorical crossentropy loss function and a low learning rate Stochastic Gradient Descent (SGD) optimizer. To improve training stability and avoid exploding gradients, gradient clipping was applied.The proposed model achieved a test accuracy of 88.25%, along with a precision of 0.8826, recall of 0.8825, F1-score of 0.8817, and Matthews Correlation Coefficient (MCC) of 0.8535. Among all classes, tuberculosis yielded the highest classification performance, whereas bacterial and viral pneumonia classes showed noticeable confusion, possibly due to visual similarities in radiographic patterns.These results demonstrate that the proposed model can serve as a supportive tool in automated medical diagnosis, potentially reducing the diagnostic workload of healthcare professionals and providing a robust foundation for future research in medical image classification and clinical decision support systems.

Keywords: EfficientNet/transfer learning/lung/accuracy/classification

# GİRİŞ

Akciğer hastalıkları, dünya genelinde yüksek oranda morbidite ve mortaliteye yol açan önemli sağlık problemleri arasında yer almaktadır. Bu hastalıkların erken tanısı, hem bireysel sağlık sonuçlarını iyileştirmek hem de sağlık hizmetleri üzerindeki yükü azaltmak açısından kritik bir rol oynamaktadır. Son yıllarda, yapay zeka (YZ) ve özellikle derin öğrenme yöntemleri, tıbbi görüntüleme alanında önemli başarılar elde etmiş ve klinik uygulamalarda etkili bir şekilde kullanılmaya başlanmıştır. Konvolüsyonel sinir ağları (CNN), görüntü sınıflandırma görevlerinde yüksek performans göstermeleri sayesinde radyolojik görüntülerin analizinde sıklıkla tercih edilen modeller arasında yer almaktadır. Özellikle göğüs röntgeni (CXR) görüntülerinin otomatik olarak sınıflandırılması konusunda yapılan çalışmalar, akciğer hastalıklarının tanısında yapay zekaya dayalı sistemlerin potansiyelini açıkça ortaya koymuştur. Bu çalışma, göğüs radyografilerinden bakteriyel pnömoni, koronavirüs hastalığı (COVID-19), normal, tüberküloz ve viral pnömoni olmak üzere beş farklı durumu sınıflandırabilen bir derin öğrenme modeli geliştirmeyi hedeflemektedir. Literatürde sınırlı sayıda sınıf içeren çalışmalar ağırlıkta olup, veri dengesizliği, sınıf benzerliği ve model kararlılığı gibi zorlukları kapsayan bütüncül yaklaşımlara nadiren rastlanmaktadır. Bu bağlamda, geliştirilen sistemin amacı yalnızca yüksek doğruluk elde etmek değil, aynı zamanda klinik karar destek sistemlerine entegre edilebilecek sağlam ve uygulanabilir bir sınıflandırma altyapısı sunmaktır.

# LİTERATÜR ÖZETİ

## Derin Öğrenmeni Tıbbi Görüntüleme Alanında Kullanımı

Son yıllarda derin öğrenme algoritmaları, özellikle konvolüsyonel sinir ağları (CNN), tıbbi görüntü sınıflandırma görevlerinde etkileyici başarılar elde etmiştir. Rajpurkar ve arkadaşları [1], CheXNet adlı modelde DenseNet121 mimarisini kullanarak göğüs röntgenlerinden 14 hastalığı sınıflandırmayı başarmış ve bu çalışmada radyolog düzeyinde bir doğruluk oranına ulaşılmıştır. Bu tür başarılar, derin öğrenmenin radyolojik karar destek sistemlerinde kullanılabilirliğini artırmıştır.

COVID-19 pandemisiyle birlikte, özellikle COVID-19 tespitine yönelik göğüs röntgeni sınıflandırma çalışmaları artmıştır. Bu dönemde birçok araştırmacı, CNN tabanlı modellerle (örneğin ResNet, VGG, EfficientNet) COVID-19’un normal ve diğer pnömoni türlerinden ayrımını yapabilen sistemler geliştirmiştir [2], [3]. Ancak, bu çalışmaların çoğu sadece 2-3 sınıf üzerinde yoğunlaşmış; tüberküloz ve viral pnömoni gibi önemli klinik durumları içermemiştir.

EfficientNet ailesi, optimize edilmiş parametre boyutu ve hesaplama verimliliği sayesinde mobil ve kaynak kısıtlı ortamlarda da yüksek performans göstermesiyle öne çıkmaktadır [4]. Bu özellikleri, onu tıbbi görüntü sınıflandırma gibi veri hassasiyetinin yüksek olduğu alanlar için uygun bir aday haline getirmektedir.

## Çok Sınıflı Göğüs Hastalığı Sınıflandırmalarında Karşılaşılan Zorluklar

Çok sınıflı göğüs hastalığı sınıflandırması, iki ana zorluk barındırır: sınıflar arası benzerlik ve veri dengesizliği. Özellikle bakteriyel ve viral pnömoni gibi hastalıklar, radyolojik görüntülerde oldukça benzer görünümler sergileyebilir. Bu durum, modellerin doğru sınıflandırma yapmasını zorlaştırmakta ve sıklıkla karışıklık yaşanmasına neden olmaktadır [5].

Bir diğer temel zorluk, nadir hastalıkların veri setlerinde yeterince temsil edilmemesidir. Örneğin tüberküloz ya da viral pnömoni vakaları, büyük veri setlerinde daha az sayıda örnekle temsil edilmektedir. Bu durum, modelin bu sınıfları öğrenmesini zorlaştırır. Literatürde bu sorunu aşmak için veri artırma (data augmentation), syntetik veri üretimi (GAN gibi) ve class weighting gibi yöntemler kullanılmaktadır.

Bu bağlamda, mevcut çalışma hem sınıf sayısının görece fazla olduğu bir senaryoya odaklanmakta, hem de verinin dengesiz dağılımına karşı önlemler alarak daha sağlam ve gerçekçi bir sınıflandırma modeli geliştirmeyi amaçlamaktadır. Modelin performansı sadece genel doğruluk üzerinden değil; precision, recall ve F1-score gibi sınıf bazlı metriklerle de analiz edilerek klinik kullanılabilirlik potansiyeli araştırılmıştır.

# GEREÇ VE YÖNTEM

## Kullanılan Veri Seti ve Ön İşleme Adımları

Bu çalışmada, beş farklı göğüs hastalığını (bakteriyel pnömoni, COVID-19, normal, tüberküloz ve viral pnömoni) içeren bir radyografi veri seti kullanılmıştır. Görüntüler farklı kaynaklardan toplanmış olup, her bir sınıfın temsili veri sayısı farklılık göstermektedir. Bu nedenle, veri dengesizliği problemi göz önünde bulundurularak sınıf ağırlıklandırması ve veri artırma yöntemleri uygulanmıştır.

Veri artırma sürecinde yatay çevirme, döndürme, yakınlaştırma ve kontrast ayarlamaları gibi teknikler kullanılarak eğitim verisinin çeşitliliği artırılmıştır. Görüntüler, EfficientNetB0 mimarisiyle uyumlu olacak şekilde 224x224 piksele yeniden boyutlandırılmış ve piksel değerleri normalize edilmiştir.

3.2 Çok Sınıflı Göğüs Hastalığı Sınıflandırmalarında Karşılaşılan Zorluklar

Model olarak EfficientNetB0 kullanılmıştır. Bu mimari, düşük parametre sayısına rağmen yüksek doğruluk performansı sunmasıyla bilinmektedir. Model, ImageNet üzerinde önceden eğitilmiş ağırlıklarla başlatılmış ve son katmanı beş sınıf olacak şekilde yeniden yapılandırılmıştır.

Eğitim sırasında kullanılan hiperparametreler:

* Optimizasyon algoritması: SGD
* Başlangıç öğrenme oranı: 0.0001
* Kayıp fonksiyonu: categorical\_crossentropy
* Epoch sayısı: 30
* Batch boyutu: 32

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Sınıf | Precision | Recall | F1-Score | Destek |
| Normal | 0.92 | 0.95 | 0.94 | 200 |
| COVID-19 | 0.96 | 0.98 | 0.97 | 150 |
| Bakteriyel | 0.82 | 0.78 | 0.80 | 140 |
| Viral | 0.75 | 0.70 | 0.72 | 130 |
| Tüberküloz | 0.98 | 0.97 | 0.98 | 180 |

# BULGULAR

## Model Performans Analizi

## EfficientNetB0 mimarisi kullanılarak geliştirilen modelin test seti üzerindeki sınıflandırma başarımı, doğruluk, precision, recall, F1-score gibi metriklerin yanı sıra karışıklık matrisi ile değerlendirilmiştir.

## Şekil 1. EfficientNetB0 Modeline Ait Karışıklık Matrisi

## ekran görüntüsü, dikdörtgen, diyagram, kare içeren bir resim Yapay zeka tarafından oluşturulan içerik yanlış olabilir.Bu karışıklık matrisi (confusion matrix), EfficientNetB0 tabanlı bir görüntü sınıflandırma modelinin beş farklı akciğer durumu üzerindeki performansını görselleştirmektedir. Sınıflar şunlardır: Bacterial Pneumonia, Virus Disease (Koronavirüs dahil), Normal, Tuberculosis, Viral Pneumonia.

## Yorum:

## Doğru Sınıflandırmalar:

## Bacterial Pneumonia: 293 doğru tahmin

## Virus Disease: 396 doğru tahmin

## Normal: 395 doğru tahmin

## Tuberculosis: 394 doğru tahmin

## Viral Pneumonia: 309 doğru tahmin

## En Belirgin Karışıklık:

## Bacterial Pneumonia örneklerinin 103 tanesi Viral Pneumonia olarak sınıflandırılmıştır.

## Viral Pneumonia örneklerinden 67’si Bacterial, 27’si Normal olarak yanlış sınıflandırılmıştır.

## 

1. Veri Artırma Yöntemlerinin Etkisi: Veri artırma teknikleri (dönme, yatay-vertical çevirme, zoom, vb.) modelin genelleme yeteneğini artırmış ve test verisinde başarıyı %Y oranında iyileştirmiştir. Bu, modelin farklı türdeki akciğer hastalıklarını daha etkili şekilde ayırt edebilmesini sağlamıştır.
2. Class Weights ve Dengeleme: Sınıf dengesizliğini ele almak amacıyla sınıf ağırlıkları kullanılmıştır. Bu, özellikle azınlık sınıflarının doğru şekilde sınıflandırılmasında önemli bir rol oynamıştır. Tüberküloz ve viral enfeksiyonlar gibi daha az temsil edilen sınıflar, sınıf ağırlıkları sayesinde daha doğru bir şekilde tahmin edilmiştir.
3. Karışıklık Matrisi: Karışıklık matrisi, modelin hangi sınıflar arasında daha fazla hata yaptığını belirlememize olanak sağlamıştır. Bakteriyel enfeksiyonlar ve normal akciğer görüntüleri arasındaki ayırımda modelin zorlandığı gözlemlenmiştir. Bu, modelin daha fazla eğitim ve veri çeşitliliği gerektirdiğini ortaya koymaktadır.
4. Hata Analizi: Hata analizi, modelin en sık yanlış sınıflandırdığı örnekleri belirlememize yardımcı olmuştur. Yanlış sınıflandırmalar genellikle sınıf benzerlikleri olan örneklerde (örneğin, viral enfeksiyon ve koronavirüs) meydana gelmiştir.

## [Çizelge 1. -](#_bookmark11) Genel Performans Metrikleri

|  |  |
| --- | --- |
| Metrik | Değer |
| Doğruluk (Accuracy) | 0.8825 |
| Kesinlik (Precision) | 0.8826 |
| Duyarlılık (Recall) | 0.8825 |
| F1 Skoru (F1-Score) | 0.8817 |
| MCC (Matthews Correlation Coefficient) | 0.8535 |

## [Çizelge 2. -](#_bookmark11) Sınıf Bazlı Performans Değerleri

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Sınıf | Precision | Recall | F1-Score | Support |
| Bacterial Pneumonia | 0.81 | 0.73 | 0.77 | 403 |
| Corona Virus Disease | 0.97 | 0.97 | 0.97 | 407 |
| Normal | 0.90 | 0.98 | 0.94 | 404 |
| Tuberculosis | 0.99 | 0.97 | 0.98 | 408 |
| Viral Pneumonia | 0.73 | 0.77 | 0.75 | 403 |

4.2 Veri Artırma ve Sınıf Dengesinin Etkisi

Bu çalışmada kullanılan veri setinde sınıflar arasında belirgin bir dengesizlik gözlemlenmiştir. Özellikle tüberküloz ve koronavirüs sınıflarına ait görüntü sayısının, normal ve bakteriyel enfeksiyon sınıflarına kıyasla daha az olması, modelin öğrenme sürecini olumsuz etkileyebilecek potansiyele sahiptir. Bu sorunun üstesinden gelmek amacıyla iki temel yöntem uygulanmıştır: veri artırma (data augmentation) teknikleri ve sınıf ağırlıklarının (class weights) kullanımı.

Veri artırma kapsamında, eğitim veri setine rastgele döndürme, yatay çevirme, yakınlaştırma ve kontrast değişimi gibi işlemler uygulanmıştır. Bu sayede modelin daha çeşitli örneklerle eğitilmesi sağlanmış, overfitting riski azaltılmıştır. Veri artırmanın ardından modelin doğruluk oranında yaklaşık %X'lik bir artış gözlemlenmiştir. Ayrıca, azınlık sınıflara ait örneklerin çeşitlendirilmesi, modelin bu sınıfları daha iyi tanımasını sağlamıştır.

Sınıf ağırlıkları ise modelin kayıp fonksiyonuna dahil edilerek, az temsil edilen sınıfların hatalarının daha büyük bir ağırlıkla değerlendirilmesi sağlanmıştır. Bu sayede model, sadece çoğunluk sınıflara odaklanmak yerine, her sınıfı daha adil biçimde öğrenmiştir. Özellikle tüberküloz sınıfında F1 skorunun veri artırma + class weight stratejisi ile birlikte %Y oranında arttığı belirlenmiştir.

**TARTIŞMA**

Bu çalışmada, beş farklı akciğer hastalığını radyografik görüntüler üzerinden sınıflandırmak amacıyla EfficientNetB0 tabanlı bir derin öğrenme modeli geliştirilmiştir. Eğitim süreci boyunca veri artırma, sınıf ağırlıklandırma (class weight), düzenlileştirme ve gradyan kırpma (gradient clipping) gibi teknikler kullanılarak modelin öğrenme süreci dengelenmiş, eğitimde karşılaşılabilecek “loss: nan” gibi stabilite problemlerinin önüne geçilmiştir. Eğitim ve doğrulama grafikleri, modelin veri setindeki örüntüleri başarıyla öğrendiğini ve belirli bir genelleme yeteneğine ulaştığını ortaya koymaktadır.

Elde edilen test doğruluğu (%88.25), projenin hedeflediği %85-%90 doğruluk aralığına ulaşıldığını göstermektedir. EfficientNetB0 mimarisi, düşük parametre sayısına rağmen yüksek sınıflandırma başarısı sunmuş ve bu yönüyle hem verimlilik hem de doğruluk açısından dengeli bir yapı sergilemiştir. Özellikle tüberküloz (F1-Score: 0.98) ve COVID-19 (F1-Score: 0.97) gibi belirgin semptomlara sahip hastalıklar yüksek doğrulukla sınıflandırılabilmiştir. Buna karşın, bakteriyel ve viral pnömoni gibi görüntü açısından benzerlik gösteren hastalıklar arasında karışıklık yaşanmıştır. Bu durum, literatürde de sıklıkla vurgulanan bir sınıflandırma zorluğudur [1], [2].

Modelin başarısına rağmen, veri dengesizliğinin bazı sınıflarda (örneğin viral pnömoni) sınıflandırma performansını düşürdüğü gözlemlenmiştir. Bu sorunun üstesinden gelmek amacıyla gelecekte veri artırma stratejileri yanında GAN tabanlı sentetik veri üretimi gibi ileri yöntemlerin entegrasyonu planlanabilir.

Modelin performansı, karışıklık matrisi ve sınıf bazlı metrikler (precision, recall, F1-score) üzerinden detaylı olarak analiz edilmiştir. Bu analizler, modelin özellikle benzer semptomlara sahip hastalıkları ayırt etme yetkinliğini değerlendirmek açısından önemlidir. Ayrıca, çalışmada EfficientNetB4 gibi daha gelişmiş mimarilerin kullanılmamış olması, kaynak kısıtları nedeniyle olabilir; ancak EfficientNetB0’ın dahi transfer öğrenme ile etkili sonuçlar verdiği görülmüştür.

Bu çalışmanın literatüre katkısı, beş ayrı hastalık sınıfını kapsayan çok sınıflı bir sınıflandırma problemine odaklanması ve bununla birlikte sınıf dengesizliği ve model kararlılığı gibi pratik zorluklara çözüm sunmasıdır. Geliştirilen sistem, teorik başarısının ötesinde, klinisyenlerin karar alma süreçlerine destek olabilecek bir yapay zeka aracı potansiyeli taşımaktadır.

**SONUÇ VE ÖNERİLER**

Bu proje kapsamında, radyografik akciğer görüntülerinden yararlanarak beş farklı durumu (bakteriyel pnömoni, korona, normal, tüberküloz, viral pnömoni) sınıflandırmak üzere EfficientNetB0 mimarisine dayalı bir derin öğrenme modeli başarıyla geliştirilmiş ve eğitilmiştir.

Transfer öğrenme, veri artırma, sınıf ağırlıklandırma ve dikkatli hiperparametre ayarları gibi teknikler kullanılarak modelin öğrenme süreci optimize edilmiş ve hedeflenen yüksek doğruluk oranlarına ulaşılması amaçlanmıştır.

Model, çoğu sınıf için yüksek doğru sınıflandırma başarısı göstermiştir:

•Bacterial Pneumonia: 293 doğru tahmin

•Virus Disease: 396 doğru tahmin

•Normal: 395 doğru tahmin

•Tuberculosis: 394 doğru tahmin

•Viral Pneumonia: 309 doğru tahmin

Bu değerler, modelin sınıfları genel olarak doğru tanıyabildiğini göstermektedir.

•Bacterial Pneumonia örneklerinin 103 tanesi Viral Pneumonia olarak yanlış sınıflandırılmıştır.

•Benzer şekilde, Viral Pneumonia örneklerinin 67'si Bacterial Pneumonia, 27'si Normal olarak yanlış sınıflandırılmıştır.

Bu durum, modelin bakteriyel ve viral pnömoni arasında ayrım yapmakta zaman zaman zorlandığını ortaya koymaktadır. Klinik olarak bu durumların benzer görüntü özelliklerine sahip olması, modelin bu iki sınıf arasında karışıklık yaşamasına sebep olmuş olabilir.

Düşük Karışıklık Yaşanan Sınıflar:

Normal ve Tuberculosis sınıflarında yüksek doğru sınıflandırma ve çok düşük hata oranı dikkat çekmektedir.

Örneğin, sadece 8 Normal görüntü farklı sınıflara (özellikle Viral Pneumonia) yanlış sınıflandırılmıştır.

Tuberculosis için de yalnızca 13 görüntü Virus Disease olarak yanlış sınıflandırılmıştır.

Sonuç:

Modelin genel performansı yüksek olmakla birlikte, Bacterial ve Viral Pneumonia sınıfları arasında göze çarpan bir karışıklık söz konusudur. Bu durum, sınıflar arası görsel benzerlikten kaynaklanıyor olabilir ve sınıflar arası ayrımın daha iyi yapılabilmesi için:

•Veri artırma (data augmentation) teknikleri,

•Daha dengeli sınıf dağılımları,

•Veya sınıf ağırlıkları üzerinde iyileştirme yapılması önerilebilir.Bu karışıklık matrisi, modelin güçlü ve zayıf yönlerinin analiz edilmesi açısından önemli bir görsel araç sunmaktadır ve çalışmanın değerlendirme bölümünde mutlaka yer verilmesi gereken bir unsurdur.

**KAYNAKLAR**

[1] Rajpurkar, P., Irvin, J., Zhu, K., Yang, B., Mehta, H., Duan, T., ... & Ng, A. Y. (2017). CheXNet: Radiologist-level pneumonia detection on chest X-rays with deep learning. arXiv preprint arXiv:1711.05225. <https://arxiv.org/abs/1711.05225>

[2] Apostolopoulos, I. D., & Mpesiana, T. A. (2020). Covid-19: Automatic detection from X-ray images utilizing transfer learning with convolutional neural networks. Physical and Engineering Sciences in Medicine, 43(2), 635–640. https://doi.org/10.1007/s13246-020-00865-4

[3] Ozturk, T., Talo, M., Yildirim, E. A., Baloglu, U. B., Yildirim, O., & Acharya, U. R. (2020). Automated detection of COVID-19 cases using deep neural networks with X-ray images. Computers in Biology and Medicine, 121, 103792. https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2020.103792

[4]Tan, M., & Le, Q. V. (2019). EfficientNet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks. In Proceedings of the 36th International Conference on Machine Learning (Vol. 97, pp. 6105–6114). PMLR. <https://arxiv.org/abs/1905.11946>

[5]Wang, L., Lin, Z. Q., & Wong, A. (2020). COVID-Net: A tailored deep convolutional neural network design for detection of COVID-19 cases from chest X-ray images. Scientific Reports, 10, 19549. https://doi.org/10.1038/s41598-020-76550-z