

# FET312 DERİN ÖĞRENME

Retina optik diskindeki hastalığı tahmin etme

GRUP ADI: **DevBOME**

Efe Çengel

23040101060

GitHub:

Miraç Başaran

23040101051

[https://github.com/cengelefe/Derin-](https://github.com/cengelefe/Derin-Ogrenme-ile-Saglikli-ve-Sagliksiz-Retina-Optik-Disk-Goruntulerinin-Taninmasi/upload/main)

Berkay İhsan Güleryüz 22040101012

Onur Şengün

23040101044

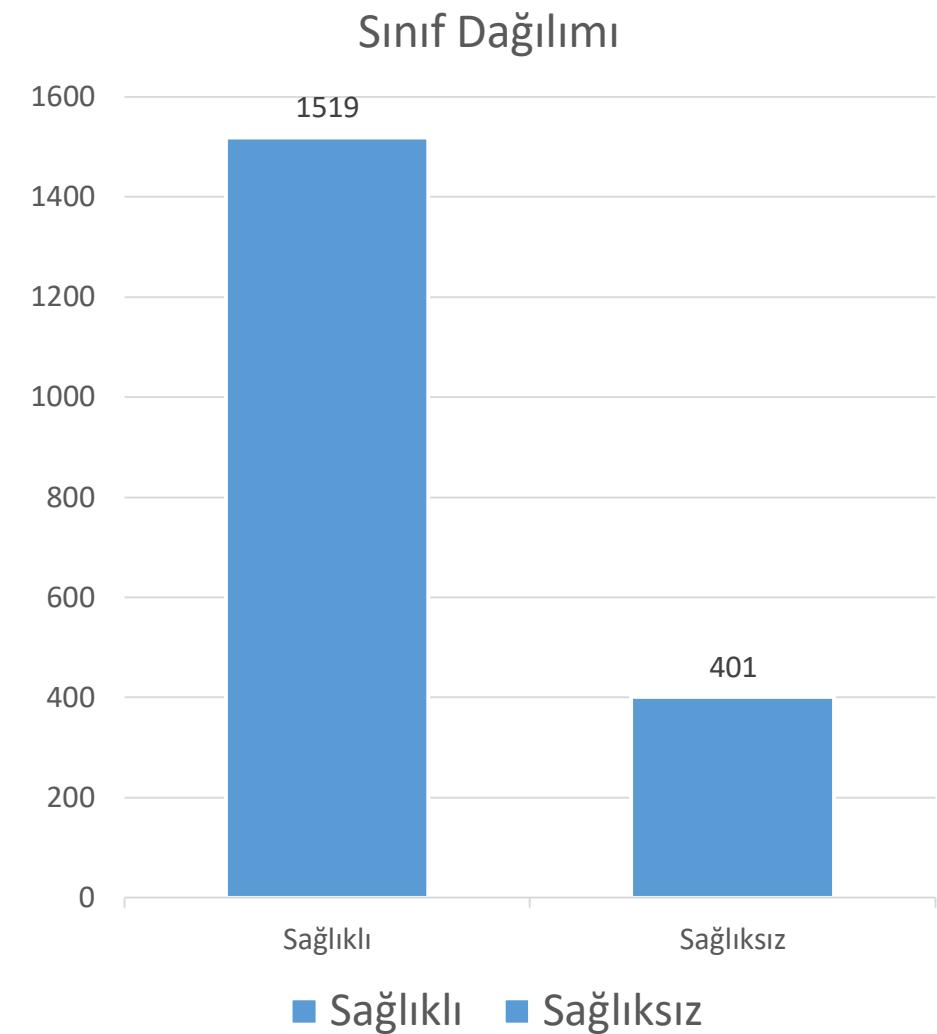
Ogrenme-ile-Saglikli-ve-Sagliksiz-Retina-Optik-Disk-Goruntulerinin-Taninmasi/upload/main

# PROBLEMİN AÇIKLANMASI

- Problem: Dünya genelinde diyabetik retinopati, glokom ve makula dejenerasyonu gibi retina hastalıkları, önlenebilir körlüğün en büyük nedenleridir. Ancak buradaki temel sorun sadece hastalık değil, teşhis sürecindeki darboğazdır.
- Temel zorluk: Bu projeyi teknik olarak zorlayan şey, kullandığımız **RFMiD (Retinal Fundus Multi-disease Image Dataset)** veri setinin doğası ve bilgisayarlı görünün (Computer Vision) sınırlarıdır
- Bu projenin amacı doktorların yerini almak değil, onlara "**ikinci bir göz**" olarak destek vermektedir.

# VERİ SETİ AÇIKLAMASI

- **Veri Seti Adı:** Retinal Disease Classification (Orijinal Adı: RFMiD - Retinal Fundus Multi-disease Image Dataset)
- **Erişim Linki:** <https://www.kaggle.com/datasets/andrewmvd/retinal-disease-classification>
- **Kaynak Makale:** Pachade, S. et al. "Retinal Fundus Multi-Disease Image Dataset (RFMiD): A Dataset for Multi-Disease Detection Research." (2021)
- **Toplam Veri Boyutu:** 3.200 Adet Yüksek Çözünürlüklü Fundus Görüntüsü
- **Veri Dağılımı (Split):**
  - **Eğitim (Training):** 1.920 Görüntü (%60)
  - **Doğrulama (Validation):** 640 Görüntü (%20)
  - **Test (Testing):** 640 Görüntü (%20)
- **Hedef Değişken (Target):**
  - Veri seti normalde 46 farklı etiket içerir.
  - Bu projede problem **Binary Classification** (İkili Sınıflandırma) olarak ele alınmıştır:
  - **Sınıf 0:** Sağlıklı (Disease Risk = 0)
  - **Sınıf 1:** Hastalık Riski Mevcut (Disease Risk = 1)
- **Sınıf Dengesizliği (Imbalance):**
  - Eğitim setinde **1519 Hasta** görüntüye karşılık, sadece **401 Sağlıklı** görüntü bulunmaktadır. (Dengesizlik Oranı: ~1:4)



# Metodoloji ve Eğitim Stratejisi

- **Eğitim Stratejisi (Training Strategy):** Aşırı öğrenmeyi (Overfitting) önlemek ve modelin genelleme yeteneğini ölçmek için veri seti üç parçaya ayrılmıştır:
  - **%60 Eğitim (Train):** Modelin ağırlıklarını güncellediği ana veri.
  - **%20 Doğrulama (Validation):** Eğitim sırasında performansın anlık izlendiği veri.
  - **%20 Test:** Modelin hiç görmediği final sınavı verisi.
- **Performans Metrikleri (Evaluation Metrics):**
  - Doğruluk (Accuracy): Genel başarıyı gösterir ancak dengesiz veri setlerinde tek başına yeterli değildir.
  - F1-Score (Ağırlıklı): Özellikle dengesiz veri setlerinde (Imbalanced Dataset) kritik öneme sahiptir.
  - ROC AUC Skoru: Modelin hasta ve sağlıklı sınıflarını birbirinden ayırt etme yeteneğini (Separability) ölçer.

# MODELLERİN KARŞILAŞTIRMALI ANALİZİ

- **EN İYİ MODEL(ConvNeXt Tiny):** Modern mimarisi sayesinde **0.9938 ROC AUC** ve **0.9763 F1-Score** ile en yüksek ayırt edicilik performansına ulaşmıştır. Özellikle dengesiz veri setinde (imbalanced data) hasta sınıfını yakalamada en başarılı model olmuştur.
- **En Yüksek Doğruluk (DenseNet121):** Katmanlar arası yoğun bağlantı (dense connection) yapısıyla **%93.31 Accuracy** oranına ulaşarak genel doğrulukta liderliği almıştır.
- **Standart Başarı (ResNet50):** Derin ağlarda kaybolan gradyan sorununu çözen yapısıyla **%89.84** doğruluk alarak güvenilir bir "Baseline" (Taban) model olduğunu kanıtlamıştır.
- **Mimari Analiz (U-Net):** Aslen segmentasyon (bölütleme) için tasarlanan U-Net, sınıflandırma görevine uyarlandığında **%82.03** başarı göstermiştir. Bu sonuç, U-Net'in sınıflandırma yapabilse de, ResNet veya ConvNeXt gibi özelleşmiş sınıflandırıcıların (Classifiers) gerisinde kaldığını deneysel olarak göstermiştir.

# MODELLERİN KARŞILAŞTIRMA TABLOSU

Model Mimarisi	Accuracy	F1-Score	ROC AUC Skoru
<b>ConvNeXt-Tiny</b>	%92.50	<b>0.9363</b>	<b>0.9938</b>
<b>DenseNet121</b>	<b>%93.31</b>	0.9331	0.9820
<b>ResNet50</b>	%89.84	0.9023	0.9023
<b>U-Net</b>	%82.03	0.7675	0.8332

# EN İYİ MODEL ConvNeXt Tiny

## Model Geliştirilirken Kullanılan Yaklaşımlar:

- **Transfer Learning:** Sıfırdan eğitim yerine, **ImageNet** ağırlıkları kullanılarak modelin öğrenme süreci hızlandırıldı ve az veriyle yüksek başarım sağlandı.

**Data Augmentation:** Aşırı öğrenmeyi (Overfitting) engellemek için eğitim sırasında görüntülere rastgele yatay çevirme (RandomFlip) ve döndürme (Rotation) işlemleri uygulandı.

## Neden Kazandı?

- **Dengesiz Veri Başarısı:** Veri setindeki dengesizliğe rağmen **0.9938 PR AUC** (Precision-Recall AUC) skoru ile "Hasta" sınıfını ayırt etmede en kararlı sonucu verdi.
- **Klinik Güvenilirlik:** Tıbbi teşhiste en kritik metrik olan Duyarlılıkta (Recall) **0.95** oranına ulaştı. 506 hasta görüntüsünden 482'sini doğru teşhis etti.

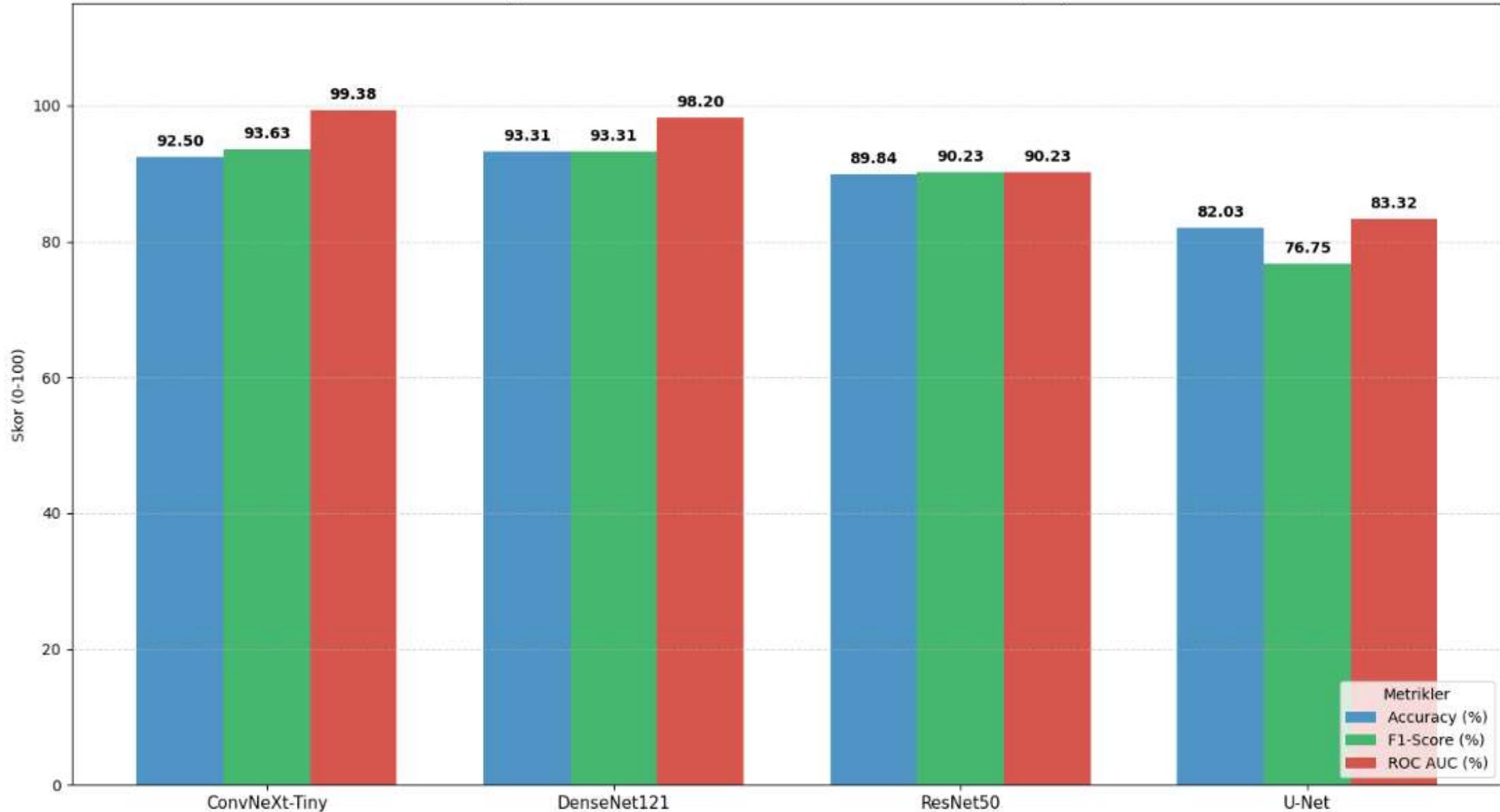
## Hiper-parametreler (AdamW Optimizer ile):

**Learning Rate:** 0.0001 (1e-4)

**Batch Size:** 32

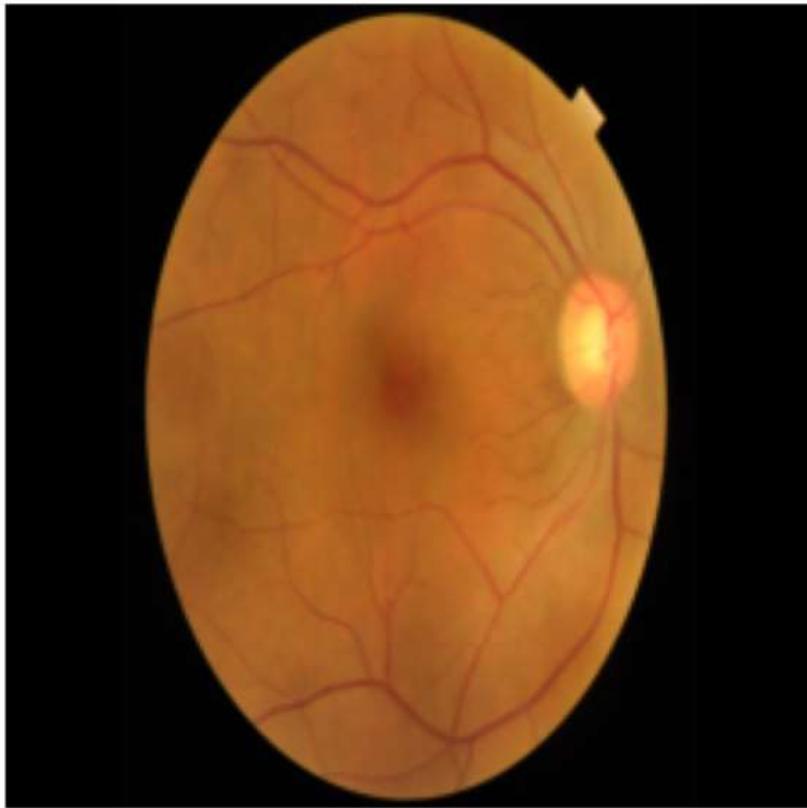
**Epochs:** 20

## Derin Öğrenme Modellerinin Performans Karşılaştırması

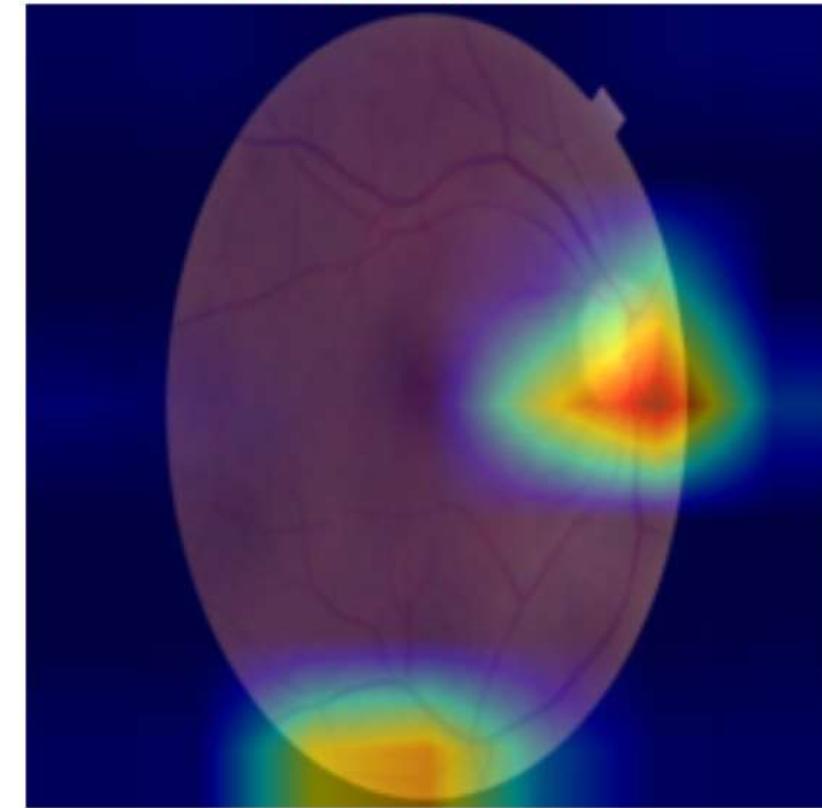


# Model Karar Destek Mekanizması (Grad-CAM)

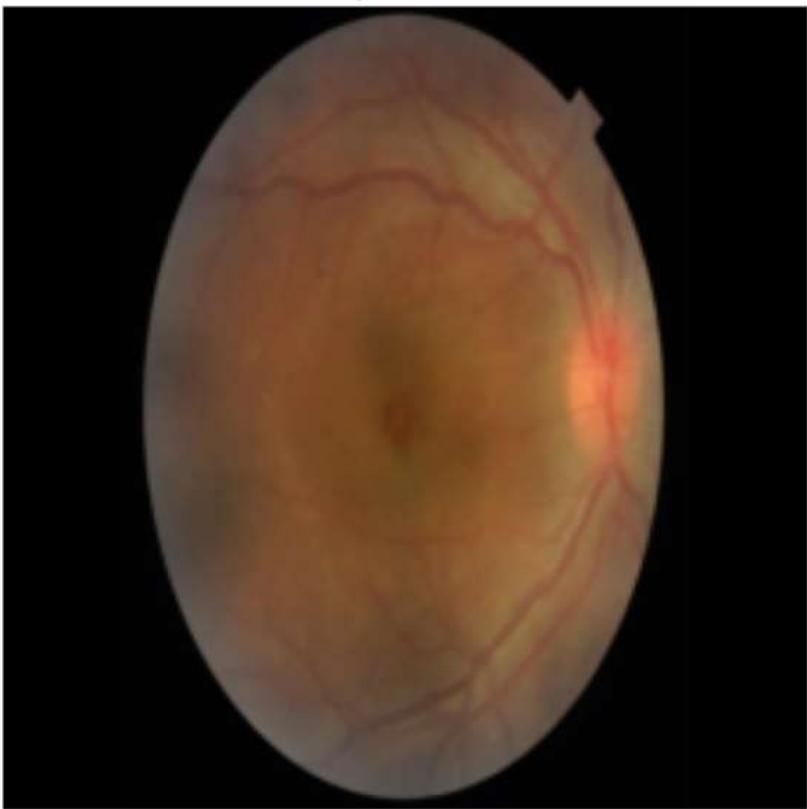
Gerçek: Hasta



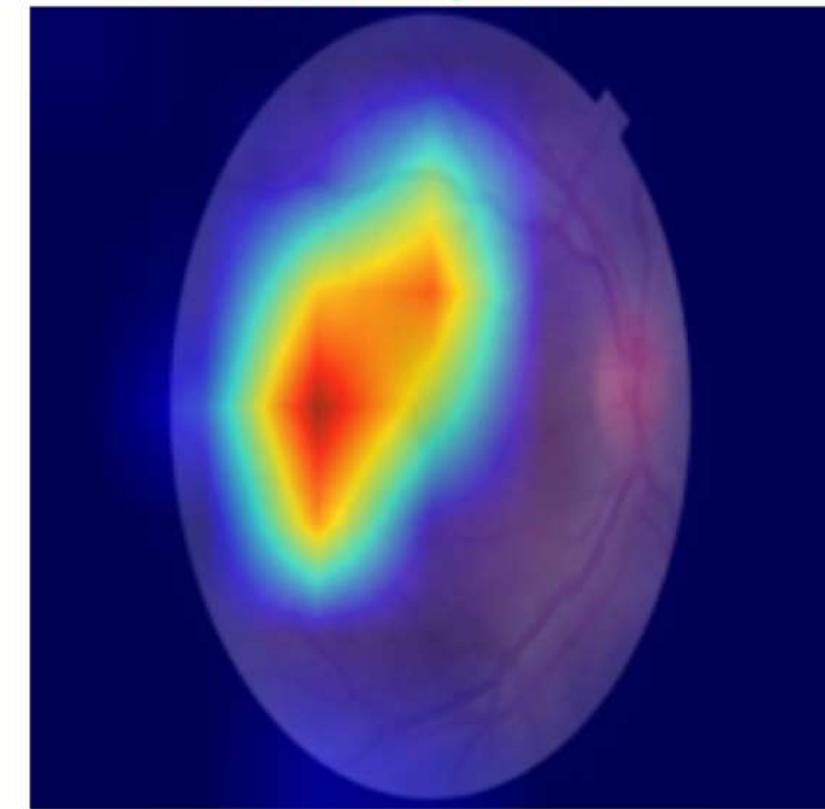
Tahmin: Hasta (0.70)  
Model Nereye Baktı?



Gerçek: Hasta



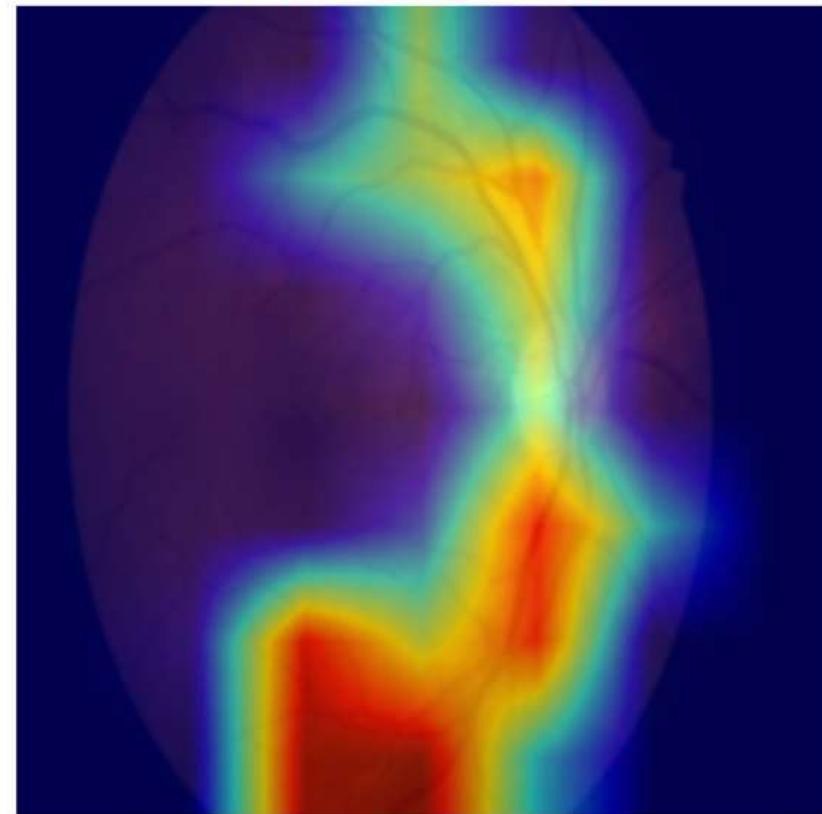
Tahmin: Hasta (1.00)  
Model Nereye Baktı?



Gerçek: Sağlıklı



Tahmin: Sağlıklı (0.86)  
Model Nereye Baktı?



# SONUÇ VE DEĞERLENDİRME

- **Modern Mimarilerin Üstünlüğü:** Deneyler sonucunda **ConvNeXt Tiny, 0.9938 ROC AUC ve 0.9763 F1-Score** ile en iyi model olmuştur. Bu durum, modern mimarilerin (Transformer benzeri yapılar) retinal hastalıkların karmaşık desenlerini yakalamada daha başarılı olduğunu kanıtlamıştır.
- **U-Net'in Sınıflandırma Potansiyeli:** Projemizde özgün bir yaklaşım olarak denenen **U-Net (Encoder-Classifier)**, aslen segmentasyon için tasarlanmış olmasına rağmen **%82.03** gibi kabul edilebilir bir başarı göstermiştir. Bu, U-Net'in güçlü bir "özellik çıkarıcı" (feature extractor) olduğunu doğrulamaktadır.
- **Klinik Güvenilirlik:** DenseNet121 ve ConvNeXt modellerinin **0.95 üzerindeki ROC AUC** değerleri, bu sistemlerin klinik ortamda doktorlara "Erken Uyarı Sistemi" olarak destek verebilecek olgunlukta olduğunu göstermektedir.
- **Dengesiz Veri Yönetimi:** Veri setindeki (1:4) dengesizliğe rağmen elde edilen yüksek **F1 Skorları**, modellerin sadece çoğunluk sınıfını (hasta) değil, azınlık sınıfını da (sağlıklı) başarıyla ayırt ettiğini gösterir