



Proje Raporu: Gerçek Zamanlı Cilt Problemi Tespiti – YOLOv8n Tabanlı AI Destekli Görüntü İşleme Sistemi

1. Giriş

Bu proje, derin öğrenme ve görüntü işleme tekniklerini kullanarak insan yüzündeki dört farklı cilt problemini (kırışıklık, akne, kızarıklık ve göz altı torbası) tespit edebilen gerçek zamanlı bir sistem geliştirmeyi amaçlamaktadır. Flask tabanlı web uygulaması üzerinden çalışan bu sistem, kullanıcıdan alınan yüz fotoğrafı üzerinde analiz yapar ve tespit edilen cilt problemlerini kullanıcıya görsel çıktılarla sunar.

2. Kullanılan Teknolojiler

- YOLOv8n: Hızlı ve hafif bir mimariye sahip nesne tespit modeli. Gerçek zamanlı çalışabilmesi ve düşük donanımlarda dahi yüksek performans göstermesi nedeniyle tercih edilmiştir.
- PyTorch: YOLOv8 mimarisinin dayandığı esnek ve güçlü derin öğrenme framework'ü.
- Flask: Web arayüzü ve REST API sunumu için tercih edilmiştir.
- OpenCV & Pillow: Görüntü işlemleri ve renk düzenlemeleri için kullanılmıştır.

3. Model Seçimi ve YOLOv8n Tercihi

YOLOv8 ailesinden YOLOv8n (nano) modeli, projenin gereksinimlerine en uygun seçenek olarak seçilmiştir. Tercih nedenleri:

- Gerçek zamanlı analiz ihtiyacı
- Düşük donanım uyumluluğu (mobil cihazlar, gömülü sistemler vb.)
- Yüksek doğruluk-hız dengesi sunması
- Hızlı eğitim ve özelleştirmeye esnek bir mimari yapısına sahiptir.

4. YOLOv8 Mimarisinin Özelleştirilmesi

Bu çalışmada, temel olarak Ultralytics tarafından geliştirilen YOLOv8n mimarisi kullanılmış, ancak cilt analizi gibi daha hassas ve detay odaklı bir görev için mimari üzerinde çeşitli özelleştirmeler yapılmıştır. Yapılan özelleştirmeler sayesinde modelin öğrenme kapasitesi artırılmış, özellikle ince detaylara sahip cilt problemlerinde (örneğin kırıışıklık, kızarıklık, göz torbası gibi) daha yüksek doğrulukta tespit yapılması hedeflenmiştir.

Derinlik ve Öğrenme Kapasitesinin Artırılması

Modelin derin öğrenme kapasitesini artırmak amacıyla, YOLOv8'in orta katmanlarında bulunan C2f blokları özelleştirilmiştir. Bu bloklar, klasik konvolüsyonel katmanlardan farklı olarak daha fazla sayıda iç tekrara ($n=2$) sahip olacak şekilde yeniden tanımlanmıştır. Böylece modelin daha karmaşık desenleri ve yüzeysel varyasyonları öğrenme becerisi geliştirilmiştir. Ayrıca, modelin alt katmanlarında yer alan kanal sayıları da artırılarak, daha zengin özellik temsilleri elde edilmesi sağlanmıştır.

SPPF Katmanının Genişletilmesi

YOLO mimarisinin temel parçalarından biri olan SPPF (Spatial Pyramid Pooling Fast) katmanı, farklı ölçeklerdeki özellikleri birleştirerek modelin çoklu bağlamı yakalamasını sağlar. Bu çalışmada, SPPF modülünün çekirdek boyutu (kernel size) 5 olarak genişletilmiş ve modelin daha büyük bağlamsal alanları algılamasına olanak tanınmıştır. Bu sayede, örneğin yüzün farklı bölgelerinde yer alan kırıışıklık ya da kızarıklık gibi belirtilerin geniş perspektifte değerlendirilmesi mümkün hale gelmiştir.

Dikkat (Attention) Mekanizmasının Eklenmesi

Modelin dikkat kapasitesini artırmak ve özellikle önemli bölgelere odaklanmasını sağlamak amacıyla özelleştirilmiş bir dikkat modülü (attention module) mimariye entegre edilmiştir. Bu modül iki bileşenden oluşmaktadır: kanal bazlı dikkat (channel attention) ve uzamsal dikkat (spatial attention). Kanal bazlı dikkat, hangi özellik haritalarının daha bilgilendirici olduğunu öğrenirken; uzamsal dikkat, görüntüde hangi bölgelerin daha kritik olduğunu belirler. Her iki dikkat mekanizması, giriş görüntüsünün önemli kısımlarını vurgularken, önemsiz detayları baskılar. Bu özellikle cilt analizinde, kırıışıklık ya da kızarıklık gibi bölgelerin öne çıkarılmasını sağlar.

Çıkış Katmanının (Head) Güçlendirilmesi

YOLO mimarilerinde çıkış katmanı (head), modelin sınıflandırma ve konum tahmini gibi çıktıları oluşturduğu son aşamadır. Bu çalışmada, bu katmana da ilave C2f bloğu eklenerek daha derin bir çıkış aşaması sağlanmıştır. Böylece, modelin özellikle segmentasyon ve sınır tahminlerinde daha hassas sonuçlar üretmesi amaçlanmıştır. Özellikle küçük nesne ya da detayları tespit etmede bu tarz derinlik artırımları önemli avantaj sağlamaktadır.

Eğitim Parametrelerinin Özelleştirilmesi

Model sadece mimari olarak değil, aynı zamanda eğitim sürecinde kullanılan parametreler açısından da özelleştirilmiştir. Stochastic Gradient Descent (SGD) optimizasyon yöntemi tercih edilerek daha kararlı ve genel geçer sonuçlara ulaşılması hedeflenmiştir. Öğrenme oranı, momentum, ağırlık çürümesi (weight decay) gibi hiperparametreler ince ayarlarla belirlenmiştir. Ayrıca, veri artırma (data augmentation) stratejileri de cilt verisinin doğasına uygun şekilde düzenlenmiştir. Örneğin, yatay çevirme (fliplr) açık bırakılmış, ancak dikey çevirme (flipud) ve perspektif bozulma gibi işlemler devre dışı bırakılmıştır. Bu tercih, insan yüzlerinin doğal yapısının bozulmaması adına bilinçli olarak yapılmıştır.

Çoklu Durumlar İçin Model Eğitimi

Model yalnızca tek bir cilt durumu için değil, kırıxıklık, akne, göz torbası ve kızarıklık gibi farklı durumlar için ayrı ayrı eğitilmiştir. Her bir durum için ayrı YAML veri yapılandırmaları kullanılarak, kendi içinde optimize edilmiş modeller oluşturulmuştur. Bu sayede, her modelin kendi görevine özel öğrenme yapması sağlanmış ve tüm sistem bir bütün olarak modüler hale getirilmiştir.

5. Veri Seti Hazırlama Süreci

5.1 Roboflow

Hazır veri setleri aşağıdaki sınıflar için Roboflow üzerinden temin edilmiştir:

- Redness (Kızarıklık) Dataset
- Eyebag (Göz Altı Torbası) Dataset

Roboflow avantajları:

- Otomatik etiketlenmiş, dengeli veri
- Kolay augmentasyon ve export seçenekleri
- YOLOv8 uyumlu .yaml ve .txt veri formatı

5.2 Makesense.ai

Kırışıklık ve Akne sınıfları için özel veri setleri oluşturulmuş ve aşağıdaki adımlarla etiketlenmiştir:

1. Yüksek çözünürlüklü yüz fotoğrafları toplandı.
2. makesense.ai platformu üzerinden her görüntüde ilgili bölgeler manuel olarak bounding box ile işaretlendi.
3. Veriler YOLOv8 formatında dışa aktarıldı.

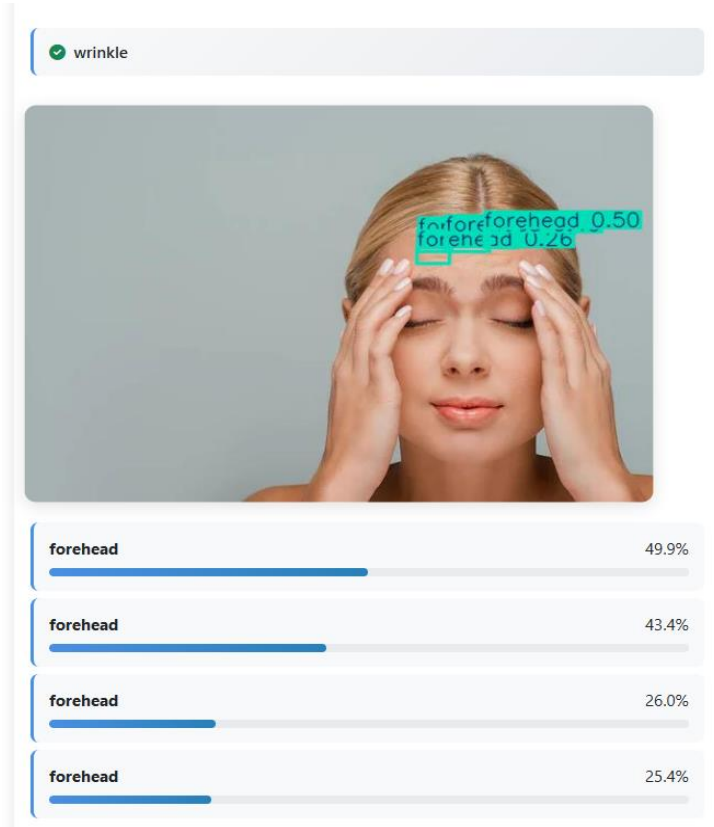
Etiketleme sırasında dikkat edilen hususlar:

- Bölgesel çeşitlilik (alın, göz çevresi, ağız kenarı vb.)
- Farklı yaş ve cinsiyetlerden örnekler
- Netlik ve kontrast dengesi yüksek görseller

6. Proje Mimarisi

- Frontend: HTML/CSS/JS tabanlı basit arayüz, kullanıcıdan fotoğraf yükleme işlemi alır.
- Backend (Flask):
 - Yüklenen görüntü geçici olarak kaydedilir.
 - Tüm modeller aynı anda ThreadPoolExecutor ile çağrılır.
 - Çıktılar base64 formatında frontend'e döndürülür.
 - Renk bozulmasını önlemek için BGR→RGB dönüşümü yapılır.
- Model klasörü: models/ altında her sınıfa özel .pt dosyaları bulunmaktadır:
 - acne_best_250epochs.pt
 - redness_model.pt
 - eyebag_new_best.pt
 - wrinkle_best.pt

7. Proje Çıktıları (Ekran Görüntüleri)



8. Değerlendirme ve Sonuç

Proje, düşük donanımlı sistemlerde dahi gerçek zamanlı ve doğru tespitler sağlayarak cilt problemleri üzerine ön analiz imkânı sunmaktadır. Uzman doktor veya estetisyen görüşü öncesinde kullanıcıya fikir vermesi açısından klinik öncesi fayda sağlamaktadır. Özelleştirilmiş eğitim yapısı ve veri setleri sayesinde doğruluk oranı yüksek sonuçlar elde edilmiştir.