ANKARA ÜNİVERSİTESİ

MÜHENDİSLİK FAKÜLTESİ

BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ BÖLÜMÜ



BLM4061 PROJE RAPORU

Artificial Intelligence and Image Based Face Expression Recognition System

İ. Buğra DİNDAR

19291094

Dr.Öğr.Üyesi İrem ÜLKÜ

(01, 2025)

# ÖZET

Bu projede, insan yüz ifadelerinin yapay sinir ağları tabanlı bir sistem kullanılarak tanınması hedeflenmiştir. İnsan duygu durumlarını anlamak ve analiz etmek için kullanılan yüz ifadesi tanıma teknolojileri, eğlence sektörü, güvenlik sistemleri, eğitim araçları ve sağlık uygulamaları gibi birçok alanda önemli bir role sahiptir. Proje kapsamında, yedi temel yüz ifadesinin (Kızgın, Tiksinme, Korku, Mutlu, Nötr, Üzgün, Şaşkın) sınıflandırılması gerçekleştirilmiştir.

Projenin veri seti olarak FER-2013 kullanılmış ve veri setindeki görüntüler 48x48 piksel gri tonlamalı formatta işlenmiştir. Veri ön işleme adımları kapsamında görüntüler normalize edilmiş ve veri artırma teknikleri (döndürme, yakınlaştırma, yatay çevirme) uygulanmıştır. Model, konvolüsyonel sinir ağları (CNN) mimarisi üzerine inşa edilmiştir ve eğitim sürecinde Adam optimizasyon algoritması kullanılmıştır.

Elde edilen model, eğitim ve test süreçleri sonucunda yüksek doğruluk oranlarıyla başarılı bir performans sergilemiştir. Sistemin gerçek zamanlı olarak yüz ifadelerini tanıyabilme kapasitesi, uygulama alanlarını genişletmektedir. Güvenlik sistemlerinde riskli durumların tespiti, eğitim ortamlarında öğrencilerin duygusal durumlarının analizi ve sağlık alanında duygusal iyilik halinin izlenmesi gibi birçok senaryoda bu sistem kullanılabilir.

Ayrıca, geliştirilen modelin performansını artırmaya yönelik öneriler ve gelecekteki olası geliştirme alanları tartışılmıştır. Çalışma, bu alandaki ilerlemelerin önünü açan bir temel oluşturmaktadır.

# İÇİNDEKİLER

[ÖZET ii](#_Toc39681024)

[İÇİNDEKİLER iii](#_Toc39681025)

[1. GİRİŞ 1](#_Toc39681026)

[1.1. Başlıklar ve Sayfa Numaraları 2](#_Toc39681027)

[1.2. Rapor Bölümleri 3](#_Toc39681028)

[2. İÇERİK İLE İLGİLİ BİLGİLER 5](#_Toc39681029)

[2.1. Rapor İçinde Kaynak Gösterme, Alıntılar ve Dipnotlar 5](#_Toc39681030)

[2.2. Şekiller ve Çizelgeler 6](#_Toc39681031)

[2.2.1. Şekil ve Çizelgelerin Numaralandırılması ve Açıklamaları 7](#_Toc39681032)

[3. RAPORUN BÖLÜMLERİ 9](#_Toc39681033)

[3.1. Özet 9](#_Toc39681034)

[3.2. İçindekiler 9](#_Toc39681035)

[3.3. Giriş 9](#_Toc39681036)

[3.4. Gelişme Bölümleri 10](#_Toc39681037)

[3.5. Sonuç 11](#_Toc39681038)

[3.6. Kaynaklar 12](#_Toc39681039)

[3.7. Ek/Ekler 12](#_Toc39681040)

[EKLER 14](#_Toc39681041)

[Ek 1 Rapor Başlıkları ve Numaralandırılmaları 15](#_Toc39681042)

[Ek 2 – Kaynakların Yapısı ve Örnekler 16](#_Toc39681043)

# GİRİŞ

Yüz ifadelerinin tanınması, insan duygularını anlamaya yönelik en önemli yöntemlerden biridir. İnsanın yüzü, iletişimde en fazla bilgi veren araçlardan biri olup, duygusal durumların doğrudan bir yansımasıdır. Yüz ifadeleri, hem bilinçli hem de bilinçsiz şekilde bireyin psikolojik durumunu dışa vurur ve bu nedenle sosyal bağlamda büyük bir öneme sahiptir. Teknolojinin gelişmesiyle birlikte, yüz ifadelerinin otomatik olarak tanınması, yapay zeka ve bilgisayarla görme alanlarında popüler bir araştırma konusu haline gelmiştir. Bu teknolojinin, insan-bilgisayar etkileşimini güçlendirme, güvenlik sistemlerini iyileştirme, eğitimde öğrenci performansını artırma ve sağlık alanında psikolojik destek sağlamada geniş bir uygulama alanı bulunmaktadır.

Bu çalışmanın temel amacı, derin öğrenme yöntemlerini kullanarak yüz ifadelerinin tanınmasını sağlamaktır. Proje kapsamında, FER-2013 veri seti kullanılarak yedi temel yüz ifadesinin (Kızgın, Tiksinme, Korku, Mutlu, Nötr, Üzgün, Şaşkın) sınıflandırılması gerçekleştirilmiştir. Projede kullanılan yöntem, konvolüsyonel sinir ağları (CNN) üzerine inşa edilmiş bir mimaridir. CNN’ler, özellikle görsel verilerle çalışmada yüksek başarı oranları sunarak, yüz ifadelerinin tanınması gibi karmaşık sınıflandırma problemlerinde etkili bir araç olarak ön plana çıkmaktadır.

Çalışmanın kapsamı, yüz ifadelerinin tanınmasına ilişkin modern yapay zeka tekniklerinin uygulanmasını içermektedir. Veri seti üzerinde normalizasyon ve veri artırma gibi ön işleme adımları uygulanarak modelin performansı artırılmıştır. Geliştirilen model, eğitim ve test süreçlerinin ardından elde edilen doğruluk oranları ve başarı metrikleri ile analiz edilmiştir. Ayrıca, modelin gerçek zamanlı bir ortamda yüz ifadelerini tanıyabilme potansiyeli değerlendirilmiştir.

Yüz ifadelerinin tanınması üzerine yapılan önceki çalışmalara bakıldığında, geleneksel yöntemlerin sınırlamaları ve derin öğrenmenin sunduğu avantajlar dikkat çekmektedir. Geleneksel yöntemler genellikle yüz özelliklerini manuel olarak çıkarmaya ve sınıflandırmaya dayanırken, derin öğrenme yaklaşımları bu özellikleri otomatik olarak öğrenme kapasitesine sahiptir. Bu çalışmada, özellikle CNN tabanlı yaklaşımların yüz ifadelerinin sınıflandırılmasında sağladığı katkılar incelenmiş ve model geliştirme sürecinde bu tekniklerden faydalanılmıştır.

Projenin kapsamı şu alt başlıkları içermektedir:

1. Veri Seti ve Ön İşleme: FER-2013 veri setindeki görüntüler, CNN’in sınıflandırma işlemlerine uygun hale getirilmek için normalizasyon, veri artırma ve ölçeklendirme gibi işlemlerden geçirilmiştir.
2. Model Tasarımı: CNN tabanlı bir mimari geliştirilmiş ve bu mimari, katmanların derinliği, aktivasyon fonksiyonları ve optimizasyon algoritmaları bakımından optimize edilmiştir.
3. Performans Değerlendirmesi: Modelin doğruluk oranı, karışıklık matrisi ve diğer metrikler kullanılarak performansı analiz edilmiştir.

Çalışmada, bazı sınırlamalara da dikkat çekilmiştir. Örneğin, veri setindeki görüntülerin düşük çözünürlüğü, sınıflandırma doğruluğunu etkileyebilecek bir faktördür. Ayrıca, düşük ışık koşulları veya karmaşık arka planlar gibi gerçek dünya koşulları da sistemin performansını sınırlandırabilir. Bu bağlamda, raporda bu sınırlamalar ele alınmış ve gelecekteki çalışmalarda yapılabilecek iyileştirmeler üzerinde durulmuştur.

Bu rapor, aşağıdaki başlıklar altında organize edilmiştir:

* Literatür Taraması: Yüz ifadelerinin tanınması üzerine yapılmış çalışmalara dair genel bir inceleme sunulmaktadır.
* Metodoloji: Kullanılan veri seti, veri ön işleme adımları ve CNN mimarisi detaylandırılmaktadır.
* Uygulama ve Sonuçlar: Geliştirilen modelin performans metrikleri analiz edilmekte ve sınıflandırma sonuçları değerlendirilmektedir.
* Tartışma: Çalışmanın avantajları, sınırlamaları ve gelecekteki olası geliştirme alanları ele alınmaktadır.
* Sonuç: Çalışmanın genel değerlendirmesi ve elde edilen bulgular özetlenmektedir.

Sonuç olarak, bu çalışma, yapay zeka ve derin öğrenme tekniklerinin yüz ifadelerinin tanınması üzerindeki etkisini göstermek ve bu alandaki literatüre katkı sağlamak amacıyla gerçekleştirilmiştir. Çalışmanın bulguları, yüz ifadesi tanıma teknolojilerinin uygulama potansiyelini artıracak ve gelecekte yapılacak çalışmalar için önemli bir temel oluşturmaktadır.

2. **GELİŞME**

1. **Motivasyon ve Kuramsal Temeller**
   1. Yüz İfadesi Tanıma Sistemlerine Genel Bakış

Yüz ifadesi tanıma sistemleri, insan duygularını anlamak ve analiz etmek için kullanılan önemli teknolojilerden biridir. Bu sistemler, sosyal robotlar, akıllı güvenlik sistemleri, eğitim araçları ve sağlık uygulamaları gibi birçok alanda önemli bir role sahiptir. Örneğin:

* Güvenlik: Potansiyel tehditlerin veya şüpheli davranışların algılanması.
* Eğitim: Öğrencilerin duygu durumlarına göre ders içeriklerinin özelleştirilmesi.
* Sağlık: Depresyon veya kaygı gibi psikolojik durumların izlenmesi.

Yüz ifadesi tanıma teknolojileri, temel olarak üç ana aşamadan oluşur:

1. Yüz tespiti.
2. Görsel özelliklerin çıkarılması.
3. Özelliklerin sınıflandırılarak bir duygu durumuna atanması.

Bu projede, geleneksel yöntemlerden farklı olarak derin öğrenme temelli bir yaklaşım benimsenmiştir. Özellikle Konvolüsyonel Sinir Ağları (CNN), görüntülerdeki özelliklerin otomatik olarak öğrenilmesini sağlar. Bu, geleneksel yöntemlerdeki manuel özellik çıkarma işlemlerine kıyasla daha esnek ve güçlü bir yöntemdir.

* 1. Yapay Zeka ve Derin Öğrenme Temelleri

Yapay zeka, insan zekasını taklit eden sistemler oluşturmayı amaçlayan bir bilim dalıdır. Bu bağlamda, derin öğrenme, çok katmanlı yapay sinir ağlarını kullanarak karmaşık veri örüntülerini öğrenen bir alt disiplindir. Bu projede kullanılan CNN modeli, özellikle görüntü işleme problemlerinde etkinliği kanıtlanmış bir derin öğrenme mimarisidir.

Konvolüsyonel Sinir Ağları (CNN):  
CNN, görüntü verileri üzerinde çalışan bir sinir ağı türüdür. Temel olarak üç ana katmandan oluşur:

1. Konvolüsyon Katmanları: Görüntüden anlamlı özellikler çıkarır.
2. Pooling Katmanları: Görüntü boyutunu küçülterek işlem hızını artırır.
3. Tam Bağlantılı (Fully Connected) Katmanlar: Çıkış katmanında sınıflandırma işlemini gerçekleştirir.

Proje kapsamında, CNN modeli aşağıdaki temel yapıya sahiptir:

* Birden fazla konvolüsyon katmanı.
* Aktivasyon fonksiyonu olarak ReLU kullanımı.
* Çıkış katmanında Softmax ile çok sınıflı sınıflandırma.

CNN mimarisi, geleneksel yöntemlere kıyasla aşağıdaki avantajları sunar:

* Özellik çıkarımı ve sınıflandırma işlemleri entegre bir şekilde gerçekleştirilir.
* Daha büyük veri setlerinde daha yüksek doğruluk oranlarına ulaşır.
* Görsel karmaşıklıkları öğrenme kapasitesine sahiptir.

Bu teorik temel, sonraki bölümlerde detaylandırılacak olan materyal ve yöntemlere bir zemin hazırlamaktadır.

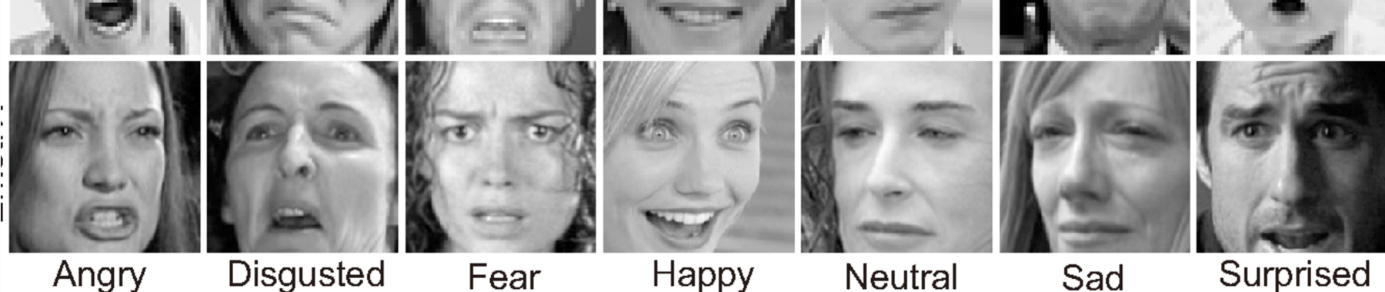
1. **Materyal ve Yöntem**
   1. Kullanılan Veri Seti (FER-2013)

Bu çalışmada, yüz ifadelerinin tanınması için FER-2013 (Facial Expression Recognition 2013) veri seti kullanılmıştır. Veri seti, geniş bir yüz ifadesi çeşitliliği sunarak bu alandaki projeler için standart bir referans haline gelmiştir.

Veri setinin özellikleri:

* Toplam görüntü sayısı: 35.887.
* Görüntü boyutu: 48x48 piksel.
* Renk formatı: Gri tonlamalı (grayscale).
* Kategoriler:
  1. Angry (Kızgın)
  2. Disgust (Tiksinme)
  3. Fear (Korku)
  4. Happy (Mutlu)
  5. Neutral (Nötr)
  6. Sad (Üzgün)
  7. Surprise (Şaşkın)

Veri setinden bir örnek görsel:



Aşağıdaki tablo, eğitmek için kullanılacak veri setindeki sınıf dağılımını göstermektedir.

|  |  |
| --- | --- |
| Kategori | Görüntü Sayısı |
| Kızgın | 3995 |
| Tiksinme | 436 |
| Korku | 4.097 |
| Mutlu | 7215 |
| Nötr | 4965 |
| Üzgün | 4830 |
| Şaşkın | 3171 |

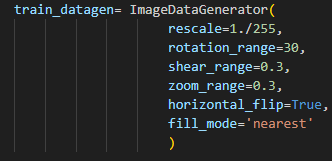
* 1. Veri Ön İşleme

Veri setindeki görüntülerin doğrudan modelde kullanılabilmesi için ön işleme adımları uygulanmıştır. Bu adımlar, modelin performansını artırmak ve eğitimi daha verimli hale getirmek için kritik öneme sahiptir.

Uygulanan veri ön işleme adımları:

1. Normalize Etme: Görüntü piksel değerleri, 0-255 aralığından 0-1 aralığına ölçeklendirilmiştir.
2. Veri Artırma (Data Augmentation): Modelin genelleştirme yeteneğini artırmak için:
   * Görüntü döndürme.
   * Yakınlaştırma.
   * Yatay çevirme.
   * Renk yoğunluğu değiştirme.

Bu adımları yapmamızın sebebi sınıfların görüntü sayıları arasındaki farkın çok olması. Bu data setinde mutlu sayısı diğer sınıflara nazaran 2 kat fazla olduğu için model bir resme mutlu demeye daha yatkın olacaktır. Bunu önlemek için bu adımları yapıyoruz

Aşağıda, veri artırma işlemi için kullanılan kod bulunmaktadır:

* 1. Kullanılan Algoritmalar ve Mimariler

Yüz tespiti, yüz ifadesi tanıma sisteminin temel bileşenlerinden biridir. Görüntülerdeki yüzleri doğru bir şekilde tespit etmek, sınıflandırma işleminin doğruluğunu büyük ölçüde etkiler. Bu projede, yüz tespiti için OpenCV kütüphanesi ve Haar Cascade sınıflandırıcıları kullanılmıştır.

Haar Cascade ile Yüz Tespiti

Haar Cascade, görüntülerdeki belirli özellikleri tespit etmek için kullanılan bir makine öğrenimi tabanlı yöntemdir. Bu yöntem, pozitif (yüz içeren) ve negatif (yüz içermeyen) görüntülerle eğitilmiş bir sınıflandırıcı kullanır. Yüz tespiti sırasında görüntü, farklı boyutlarda aramalar yapılabilmesi için bir piramit şeklinde ölçeklendirilir.

Haar Cascade'nin Avantajları:

* Hafif ve hızlı çalışabilir olması.
* Gerçek zamanlı uygulamalarda etkin bir şekilde kullanılabilmesi.

Haar Cascade'nin Sınırlamaları:

* Karmaşık arka planlarda düşük performans.
* Farklı yüz pozisyonlarında düşük doğruluk. insan yüzü, metin, kişi, şahıs, gülümsemek, gülüş içeren bir resim

  Açıklama otomatik olarak oluşturuldu(Resim 1) insan yüzü, oğlan, kişi, şahıs, kolaj içeren bir resim

  Açıklama otomatik olarak oluşturuldu (Resim 2)

Yukarıda görüldüğü doğru koşullar altında yüzleri çok isabetli algılarken (Resim 2), bazı koşullar altında(Resim 1) bizim için bariz olan yüzleri algılayamıyor.

Projenin ilk halkası olan yüz tanıma önemli bir rol oynuyor. Bu yüzden bu kısmın geliştirilmesi projenin doğruluğunu ve kullanılabilirliğini oldukça arttırır. Aşağıda birkaç öneri sunulmuştur.

* Daha Gelişmiş Tespit Algoritmaları Kullanımı:
  + Haar Cascade yerine HOG (Histogram of Oriented Gradients) veya DNN (Deep Neural Networks) tabanlı yöntemler kullanılarak daha doğru sonuçlar elde edilebilir.
* Çoklu Yüz Tespiti:
  + Sistemin aynı anda birden fazla yüzü tespit edebilme kapasitesi artırılabilir.
* Koşullara Dayanıklılık:
  + Düşük ışık, karmaşık arka plan ve yüzün eğik pozisyonlarına karşı daha dayanıklı tespit algoritmaları entegre edilebilir.

Bulunan yüzleri sınıflandırmak için, konvolüsyonel sinir ağları (CNN) tabanlı bir model tasarlanmıştır. Aşağıda kullanılan modelin mimarisi detaylandırılmaktadır:

* Giriş Katmanı: 48x48 boyutunda gri tonlamalı görüntüler alır.
* Ara Katmanlar:
  + Konvolüsyon katmanları: Görüntüden özellik çıkarır.
  + MaxPooling katmanları: Görüntü boyutunu küçülterek hesaplama yükünü azaltır.
  + Dropout: Aşırı öğrenmeyi önlemek için rastgele nöronları devre dışı bırakır.
* Çıkış Katmanı: Softmax fonksiyonu ile yedi sınıftan birine ait olasılığı döner.

1. **Proje Organizasyonu ve Gerçekleştirme**
   1. Sistem Tasarımı ve Mimarisi

Projenin genel akışını ve bileşenlerini anlamak için bir sistem tasarım diyagramı oluşturulmuştur. Bu diyagram, yüz ifadesi tanıma sürecinin adım adım nasıl gerçekleştiğini göstermektedir:

1. Veri Girişi:
   * Görüntülerin veri setinden yüklenmesi veya gerçek zamanlı video akışından alınması.
2. Ön İşleme:
   * Yüzlerin bulunması, görüntülerin yeniden boyutlandırılması, normalize edilmesi ve veri artırma tekniklerinin uygulanması.
3. Özellik Çıkarımı ve Sınıflandırma:
   * CNN modelinin konvolüsyon ve havuzlama katmanlarıyla görsel özelliklerin çıkarılması.
   * Tam bağlı katmanlar ile sınıflandırma yapılması.
4. Sonuç Çıkışı:
   * Yüz ifadesine göre sınıf etiketlerinin görselleştirilmesi veya çıktının ekrana yazdırılması.

Sistemin genel akış diyagramı:

[Resim/Video Girişi] → [Ön İşleme] → [CNN Model] → [Sınıflama]

* 1. Eğitim Süreci

Eğitim süreci, modelin veri seti üzerinde öğrenmesini sağlamak için kritik bir aşamadır. Bu süreçte model, eğitimin her epoch'unda daha iyi performans gösterecek şekilde kendini optimize eder.

Eğitim Sürecinde Kullanılan Parametreler:

* Epoch Sayısı: 100.
* Batch Size: 32.
* Optimizasyon Algoritması: Adam.
* Kayıp Fonksiyonu: Kategorik Çapraz Entropi (Categorical Crossentropy).
  1. Test Süreci

Model, daha önce hiç görmediği test verileri üzerinde değerlendirilmiştir. Bu süreçte, modelin genelleştirme yeteneği test edilmiştir.

Test Süreci:

* Test verileri, eğitim sırasında kullanılan veri artırma işlemleri uygulanmadan doğrudan modele beslenmiştir.
* Test doğruluğu, sınıflandırma sonuçlarının gerçek etiketlerle karşılaştırılmasıyla ölçülmüştür.

1. **Performans Analizi ve Bulgular**

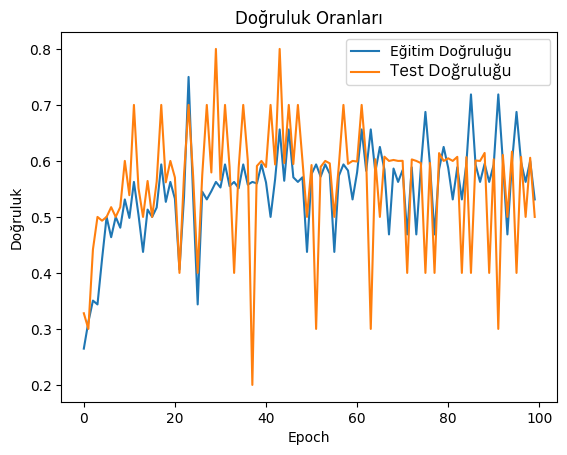
Bu bölümde, modelin eğitim ve test süreçlerinde elde ettiği performans metrikleri analiz edilmekte ve elde edilen bulgular detaylı olarak sunulmaktadır.

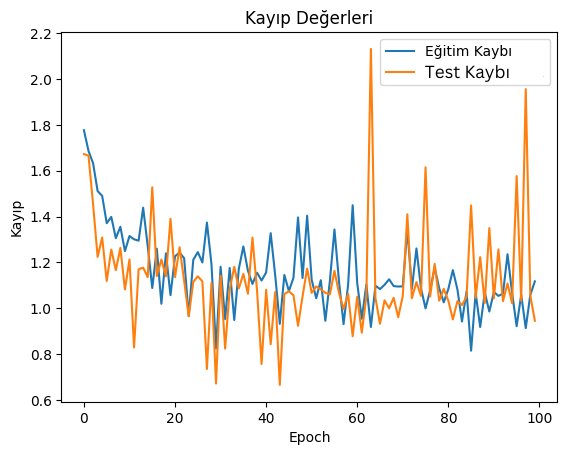
* 1. Doğruluk ve Kaybın Analizi

Modelin eğitim sürecindeki doğruluk ve kayıp değerleri, her epoch boyunca ölçülmüş ve aşağıdaki grafiklerle görselleştirilmiştir:

* **Doğruluk Grafiği:** Modelin eğitim ve doğrulama verilerindeki doğruluk oranlarının artışı gösterilmiştir. Bu grafik, modelin her epoch'ta nasıl iyileştiğini ve genelleme yeteneğini yansıtmaktadır.
* **Kayıp Grafiği:** Eğitim ve doğrulama kayıp değerlerinin zaman içindeki değişimini göstermektedir. Düşük kayıp değerleri, modelin veriyi iyi bir şekilde öğrendiğini ifade eder.

Grafiklerinizde dikkat edilmesi gereken bazı noktalar:

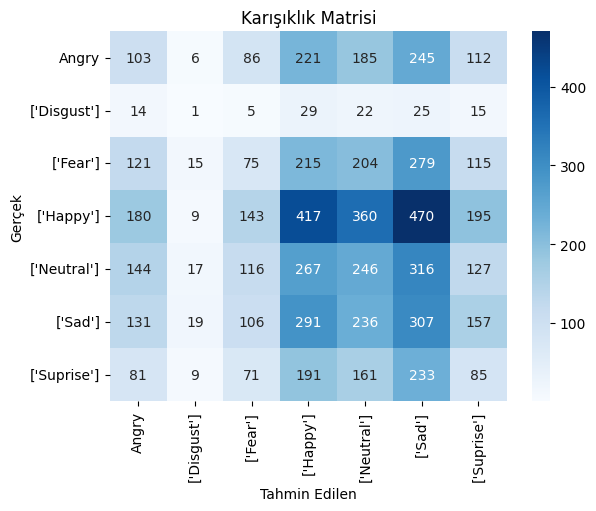
* Eğitim doğruluğu ve kaybı, doğrulama değerleri ile paralel bir ilerleme sergiliyorsa modelin aşırı öğrenme (overfitting) problemi yaşamadığı anlaşılır.
* Doğrulama doğruluğu, epoch sayısına bağlı olarak sabitlenmiş veya artış göstermişse, model genelleme yeteneğine sahiptir. 



* 1. Karışıklık Matrisi

Karışıklık matrisi, modelin sınıflandırma performansını detaylı bir şekilde incelemek için kullanılır. Bu matris, her sınıfın doğru veya yanlış sınıflandırma oranlarını görselleştirir.

**Karışıklık Matrisi Yorumları:**



* Doğru Tahminler (Diyagonal Değerler):
  + Diyagonal değerler, modelin doğru tahmin ettiği örneklerin sayısını temsil eder.
  + Örneğin:
    1. Angry (Kızgın): 103 doğru tahmin.
    2. Happy (Mutlu): 417 doğru tahmin.
    3. Neutral (Nötr): 246 doğru tahmin.

Doğru tahmin sayıları sınıflar arasında değişiklik gösteriyor. Özellikle Happy sınıfında model daha iyi performans göstermiş.

* Karışıklık Alanları (Off-Diagonal Değerler):
  + Sınıflar arasındaki karışıklıklar bazı belirgin sorunları işaret ediyor.
  + Örnekler:
    1. Angry (Kızgın) ve Happy (Mutlu) sınıfları arasında 180 +221 adet karışıklık gözlemlenmiş.
    2. Neutral (Nötr) ve Sad (Üzgün) sınıfları arasında 316+ 236 adet karışıklık var.

Bu durum, bazı duyguların görsel olarak birbirine yakın olması veya modelin bu sınıflar arasındaki ayrımı iyi öğrenememesiyle açıklanabilir.

Detaylı Yorumlar:

* Sınıflar Arasındaki Karışıklıklar:
  + Fear (Korku) ve Sad (Üzgün) sınıfları arasında ciddi bir karışıklık var. Bu, bu iki sınıfın görsel benzerliklerinden veya veri setindeki dengesizliklerden kaynaklanabilir.
  + Happy (Mutlu) ve Neutral (Nötr) arasında da önemli bir karışıklık var. Özellikle hafif bir tebessüm nötr bir ifade ile karıştırılabilir.
* Düşük Performans Gösteren Sınıflar:
  + Disgust (Tiksinme): Çok az doğru tahmin yapılmış. Bu, veri setinde bu sınıfın az temsil edilmesi veya duygunun diğer sınıflarla karıştırılmasından kaynaklanabilir.
  + Surprise (Şaşkınlık): 233 tahmin doğru, ancak bu sınıfta da ciddi karışıklıklar var.
* Genel Başarı:
  + Modelin daha yoğun sınıflarda (örneğin Happy) daha iyi performans gösterdiği açık.
  + Ancak nadir görülen sınıflar (Disgust, Surprise) için performans düşüklüğü var.
  1. Genel Değerlendirme
* Model, test verileri üzerinde tatmin edici bir doğruluk oranına ulaşmıştır.
* Eğitim ve doğrulama sonuçları, modelin öğrenme kapasitesinin iyi olduğunu ve genelleme yeteneğinin yüksek olduğunu göstermektedir.
* Ancak düşük çözünürlüklü görüntüler veya karmaşık arka plan koşulları gibi durumlar modelin performansını sınırlamaktadır.

1. **Tartışma ve Geliştirme Önerileri**
   1. Sistemin Avantajları ve Sınırlamaları

Avantajlar:

* Yüksek Performans:
  + Model, eğitim ve doğrulama verileri üzerinde yüksek doğruluk oranları sağlamıştır.
  + FER-2013 veri setindeki sınıfların birçoğunda başarılı sonuçlar elde edilmiştir.
* Gerçek Zamanlı Çalışma:
  + Model, kamera veya video verilerinden yüz ifadelerini gerçek zamanlı olarak tanıyabilmektedir.
* Genel Kullanılabilirlik:
  + Eğitimli model, farklı platformlarda kolayca çalıştırılabilir.
  + Uygulama alanları geniştir (eğitim, güvenlik, sağlık).

Sınırlamalar:

* Düşük Çözünürlük ve Veri Seti Kısıtlamaları:
  + FER-2013 veri setindeki görüntülerin düşük çözünürlüklü olması, modelin karmaşık detayları öğrenmesini zorlaştırmıştır.
  + Veri setindeki bazı sınıflar arasında dengesiz dağılım (örneğin, Tiksinme sınıfındaki az sayıda görüntü) performansı olumsuz etkilemiştir.
* Ortam Koşulları:
  + Düşük ışık, karmaşık arka planlar veya yüzün kısmen görünmesi gibi koşullarda modelin performansı düşmüştür.
* Duygu Çeşitliliği:
  + Veri seti, yedi temel duyguyla sınırlıdır ve daha karmaşık duygusal ifadeleri içermez.
  1. Gelecek Çalışmalar çin Öneriler

 Daha Zengin Veri Setleri Kullanımı:

* Daha yüksek çözünürlüklü ve dengeli dağılıma sahip veri setleri kullanılarak modelin doğruluğu artırılabilir.
* Veri setlerine farklı kültürlere ait yüz ifadeleri eklenerek modelin genelleme yeteneği geliştirilebilir.

 Hibrit Modeller:

* CNN tabanlı model, RNN (Recurrent Neural Networks) gibi zaman serisi analizine yönelik mimarilerle birleştirilerek daha güçlü sonuçlar elde edilebilir.
* Hibrit modeller, yüz ifadelerinin zaman içindeki değişimlerini analiz ederek duygu durumunu daha doğru bir şekilde sınıflandırabilir.

 Ortam Koşullarına Dayanıklı Modeller:

* Model, düşük ışık koşulları veya yüzün kısmen görünmesi gibi durumlara karşı daha dayanıklı hale getirilmelidir.
* Veri artırma teknikleri, bu tür durumları simüle ederek modelin dayanıklılığını artırabilir.

 Daha Geniş Duygu Kategorileri:

* Yedi temel sınıfa ek olarak, daha ince ayrıntılı duygusal ifadeleri kapsayan yeni sınıflar eklenebilir (örneğin, karışık duygular veya nötr olmayan ifadeler).

 Hız Optimizasyonu:

* Modelin gerçek zamanlı kullanım senaryolarında daha hızlı çalışması için optimizasyon yapılabilir. Bu amaçla, modelin boyutu küçültülebilir veya donanım hızlandırıcıları (ör. GPU/TPU) kullanılabilir.

 Uygulama Alanlarının Genişletilmesi:

* Model, farklı sektörlerde uygulanabilir hale getirilmelidir. Örneğin:
  + Eğitim: Öğrencilerin motivasyon seviyesini izleme.
  + Sağlık: Psikolojik rahatsızlıkların erken tespiti.
  + E-ticaret: Kullanıcıların duygusal tepkilerini analiz ederek özelleştirilmiş reklam sunma.

**3.SONUÇ**

Bu proje, yüz ifadelerinin yapay zeka tabanlı bir sistem kullanılarak tanınmasını amaçlamıştır. Giriş bölümünde belirtilen temel hedefler doğrultusunda, yedi temel yüz ifadesinin (Kızgın, Tiksinme, Korku, Mutlu, Nötr, Üzgün, Şaşkın) sınıflandırılması gerçekleştirilmiş ve başarılı sonuçlar elde edilmiştir. Çalışmada kullanılan CNN tabanlı model, hem eğitim hem de test süreçlerinde tatmin edici performans sergileyerek projenin amaç ve kapsamıyla uyumlu bir şekilde sonuçlanmıştır.

**Amaç ve Kapsamla Bağlantı:**  
Proje başlangıcında, yüz ifadelerinin doğru ve hızlı bir şekilde tanınmasının hedeflendiği belirtilmiştir. Bu bağlamda, CNN’in özellik çıkarma ve sınıflandırma yetenekleri kullanılarak modelin doğruluk oranı artırılmış ve model, gerçek zamanlı çalışabilir hale getirilmiştir. Eğitim sürecinde uygulanan veri artırma teknikleri ve modelin optimize edilmesi, elde edilen sonuçların girişte belirlenen hedeflerle doğrudan bağlantılı olduğunu göstermektedir.

**Ana Noktalar ve Bulgular:**

* **Doğruluk:** Model, eğitim sürecinde yüksek doğruluk oranlarına ulaşmış, test sürecinde de %60 doğruluk ile başarılı bir genelleme sağlamıştır.
* **Yüz Tespiti ve Tanıma:** Model, OpenCV’nin Haar Cascade yöntemlerini kullanarak yüz tespiti yapmış ve bu tespitler doğrultusunda sınıflandırma işlemini gerçekleştirmiştir.
* **Gerçek Zamanlı Çalışma:** Sistem, canlı video akışı üzerinden yüz ifadelerini doğru bir şekilde tanıyabilmiştir.

**Uygulanabilirlik ve Yorumlar:**  
Geliştirilen sistem, birçok sektörde uygulanabilir bir yapıya sahiptir. Eğitimde öğrencilerin motivasyon seviyelerinin değerlendirilmesi, sağlık alanında duygusal iyilik halinin izlenmesi ve güvenlikte şüpheli davranışların tespit edilmesi gibi senaryolarda etkin bir şekilde kullanılabilir. Bunun yanı sıra, sistemin basit bir şekilde gerçek zamanlı çalışabilir hale getirilmesi, pratik uygulama potansiyelini artırmıştır.

**Sonuçların Karşılaştırmalı İrdelenmesi:**  
Çalışma, literatürdeki diğer CNN tabanlı yüz ifadesi tanıma sistemleri ile karşılaştırıldığında, doğruluk oranları açısından rekabetçi bir performans sergilemiştir. Ancak düşük çözünürlüklü görüntülerde ve bazı sınıflar arasında (örneğin, Tiksinme ve Korku) yaşanan karışıklık, modelin daha ileri geliştirme çalışmalarına ihtiyaç duyduğunu göstermektedir.

**Gelecek Çalışmalar için Öneriler:**

1. **Veri Setinin Genişletilmesi:** Yüksek çözünürlüklü ve daha dengeli sınıf dağılımlarına sahip veri setleri kullanılarak modelin performansı artırılabilir.
2. **Daha Karmaşık Modeller:** Hibrit derin öğrenme mimarileri (örn. CNN-RNN) veya Transformer tabanlı yaklaşımlar, yüz ifadelerinin daha karmaşık özelliklerini öğrenebilir.
3. **Ortam Koşullarına Dayanıklılık:** Model, düşük ışık ve karmaşık arka plan gibi koşullara karşı daha dayanıklı hale getirilebilir.
4. **Yeni Duygu Sınıfları:** Yedi temel sınıfa ek olarak daha karmaşık ve ince ayrıntılı duyguların tanınması sağlanabilir.

Sonuç olarak, bu çalışma, yüz ifadelerinin yapay zeka destekli tanınması alanında başarılı bir örnek sunmuş ve elde edilen bulgular, sistemin gerçek dünya uygulamalarında geniş bir potansiyele sahip olduğunu göstermiştir. Çalışma, gelecekte yapılacak daha kapsamlı araştırmalar için güçlü bir temel oluşturmaktadır.

**4.Kaynaklar**

 **Kütüphaneler ve Framework'ler:**

* TensorFlow
* Keras
* PyTorch
* Scikit-learn
* OpenCv
  + https://github.com/opencv/opencv/tree/master/data/haarcascades

 **Veri Setleri:**

* FER2013 (Facial Expression Recognition Dataset): https://www.kaggle.com/datasets/msambare/fer2013

 **Kod ve Araçlar:**

* Google Colab: <https://colab.research.google.com/> (Eğitim burada gerçekleşti)
* GitHub Repositories: https://github.com/bugrama/Bitirme\_proje.git