|  |
| --- |
| Makale / Research Paper |

**Görüntü İşleme ile Terapi Sürecinde Duygu Analizi**

**Nurullah Yıldırım1\***

1Necmettin Erbakan Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü. Konya/TÜRKİYE

nrllhyldrm.2002@gmail.com

|  |
| --- |
| Öz: Bu çalışmada, terapi sürecinde bireylerin yüz ifadelerinden duygu durumlarını otomatik olarak belirlemek amacıyla bir derin öğrenme tabanlı duygu analiz modeli geliştirilmiştir. Kullanılan veri seti, sekiz sınıf içerse de sınıf dengesizliği nedeniyle sadece altı temel duygu (angry, fear, happy, neutral, sad, surprise) üzerinde odaklanılmıştır. Veri temizleme, tekrar eden örneklerin silinmesi, sınıf dengesi sağlama ve eğitim-test ayrımı gibi ön işlemler uygulanmıştır. Üç farklı model (CNN, MobileNetV2, ResNet50) eğitilmiş ve GridSearchCV ile hiperparametre optimizasyonu yapılmıştır. Elde edilen sonuçlar test verileri üzerinde değerlendirilmiş ve CNN modeli en başarılı performansı göstermiştir. İstatistiksel karşılaştırmalarda anlamlı fark gözlenmemiş olsa da CNN modeli diğer modellere göre daha tutarlı sonuçlar vermiştir. Literatürle kıyaslandığında, elde edilen doğruluk oranı daha sade bir yapı ile elde edilmesine rağmen yeterli düzeydedir. Bu proje, yüz ifadelerine dayalı duygu analizinin terapi süreçlerinde etkin biçimde kullanılabileceğini göstermektedir.Anahtar Kelimeler: Duygu Analizi, Derin Öğrenme, CNN, Yüz İfadesi Tanıma, Terapi Süreci, GridSearchCV, Confusion Matrix, MobileNetV2, ResNet50, İstatistiksel Karşılaştırma |

**1. Giriş**

Son yıllarda yapay zekâ teknolojilerindeki gelişmeler sayesinde sosyal bilimlerde ve sağlık alanlarında görüntü işleme yöntemleri yaygın bir şekilde kullanılmaya başlanmıştır. Duygu analizi de bu alanda önemli bir konuma sahiptir ve bireylerin duygu durumlarının otomatik olarak belirlenmesi amacıyla geliştirilen sistemler, insan-makine etkileşiminin kalitesini artırmak için önemlidir [1],[7]. Bu bağlamda duygu analizi, insanların çeşitli duygusal durumlarını belirleyebilmek için yüz ifadeleri, vücut hareketleri ve biyometrik sinyaller gibi farklı veri türlerini kullanmaktadır.

Duygular, bireylerin karar alma süreçlerini, sosyal ilişkilerini ve ruh sağlığını doğrudan etkileyen karmaşık psikolojik süreçlerdir [2]. Duygu durumlarının doğru tespit edilmesi, özellikle terapi ve psikolojik danışmanlık süreçlerinde önemli rol oynamaktadır. Terapötik süreçte bireylerin duygusal durumlarının doğru şekilde analiz edilmesi, terapi etkinliğini artırabilmekte ve bireyin tedavi sürecinden daha fazla faydalanmasına olanak sağlamaktadır [3].

Bu projenin amacı, terapi sırasında bireylerin yüz ifadelerini gerçek zamanlı analiz ederek duygu durumlarını otomatik olarak belirleyen bir derin öğrenme modeli geliştirmektir. Kullanılan veri seti, yüz ifadelerini sekiz farklı duygu kategorisine (angry, contempt, disgust, fear, happy, neutral, sad, surprise) ayıran "Face Expression Recognition" veri kümesidir. Ancak veri setindeki dengesizlikler nedeniyle sadece "angry, fear, happy, neutral, sad, surprise" olmak üzere altı duygu kategorisi üzerinde çalışılmıştır.

**Araştırma Soruları ve Cevapları**

1. Terapi seanslarında bireylerin yüz ifadelerinden duygusal durumlarını hangi doğruluk oranıyla tahmin etmek mümkündür?
   * Bu projede, geliştirilecek derin öğrenme modeli kullanılarak terapi seanslarında bireylerin duygusal durumlarının %90 üzeri bir doğruluk oranıyla tahmin edilmesi hedeflenmektedir [1].
2. Geliştirilen model terapi sürecinde hangi duygusal durumları en yüksek doğrulukla tahmin edebilir?
   * Geliştirilen modelin, özellikle mutluluk ve üzüntü gibi belirgin yüz ifadelerine sahip duygusal durumları daha yüksek doğrulukla tahmin edebileceği öngörülmektedir [6].
3. Geliştirilen duygu analizi modeli terapi sırasında psikoloğa ne tür faydalar sağlayabilir?
   * Geliştirilen model, terapistin danışanın anlık duygusal durumunu objektif ve hızlı bir şekilde değerlendirmesine yardımcı olabilir. Böylece terapistin empatik anlayışı ve müdahale stratejileri daha etkin hale gelirken, terapötik süreçlerin genel etkinliğinin ve başarısının artması beklenmektedir [3].

**Gerçek Dünya Motivasyonu**

Bu projenin temel motivasyonu, terapi sürecinde danışanların duygu durumlarının objektif ve doğru bir şekilde analiz edilerek terapötik süreçlerin etkinliğini artırmaktır. Duygu odaklı terapilerde bireylerin duygularının farkına varması ve doğru ifade edebilmesi terapinin temel amaçlarından biridir [2]. Terapistin, bireyin anlık duygusal durumunu doğru bir şekilde anlaması terapi başarısını olumlu yönde etkileyebilir ve bu süreci hızlandırabilir [3].

**Literatür Araştırması**

Duygu analizi alanında farklı veri türleri kullanılarak yapılan birçok çalışma bulunmaktadır. EEG sinyallerinden duygu analizi çalışmaları yapılmış ve EEG'nin yüksek doğrulukta duygu tahmini yapabildiği görülmüştür [4]. Sosyal medya platformları üzerinde yapılan duygu analizlerinde ise, Twitter verileri gibi büyük veri setlerinde Naive Bayes ve Ridge regresyon gibi algoritmaların yüksek doğruluk oranları sağladığı ortaya çıkmıştır [8],[9]. Video görüntülerinden elde edilen yüz ifadeleri ile yapılan duygu analizlerinde ise CNN modellerinin saniyelik bazda duygu tahminleri gerçekleştirebildiği ve çeşitli duyguları ayırt edebildiği gösterilmiştir [5].

Ayrıca, vücut hareketleri ile gerçek zamanlı duygu analizi yapan modellerin doğruluk oranlarının oldukça yüksek olduğu belirtilmiştir [1]. Uzaktan eğitim sistemlerinde duygusal hesaplama yöntemleri de kullanılmakta olup, öğrencilerin duygu durumlarını belirleyerek eğitim başarısını artırmak hedeflenmiştir [7].

Bu çalışma, terapi sırasında gerçek zamanlı duygu analizi yaparak terapi etkinliğini artırmak amacıyla tasarlanmıştır ve "Face Expression Recognition" veri kümesini kullanarak psikolojik danışmanlık bağlamında uygulaması açısından yenilik içermektedir.

**2. Materyal ve Metot**

**2.1. Materyal**

Bu projede kullanılan "Face Expression Recognition" veri seti, Kaggle platformundan alınmıştır[10] ve angry, contempt, disgust, fear, happy, neutral, sad ve surprise olmak üzere sekiz farklı duygu kategorisini içermektedir. Ancak, veri setindeki sınıf dağılımının dengesiz olması nedeniyle, çalışmada sadece angry, fear, happy, neutral, sad ve surprise olmak üzere altı duygu kategorisi kullanılmıştır. Veri setindeki görüntüler, renkli ve 96x96 piksel boyutundadır. Görüntüler çeşitli platformlardan elde edilmiş olup geniş bir yaş ve etnik çeşitliliğe sahiptir. Bu durum, modelin farklı yüz ifadelerini daha iyi öğrenebilmesini ve genelleştirme yeteneğinin artmasını sağlamaktadır.

**2.2. Metot**

Bu çalışmada kullanılan "Face Expression Recognition" veri seti üzerinde detaylı veri önişleme adımları uygulanmıştır. Aşağıda adım adım gerçekleştirilen işlemler açıklanmıştır:

1. **Eksik ve Bozuk Veri Analizi:**
   * Görsellerin içeriği kontrol edilerek bozuk veya boş (0 bayt) olan dosyalar silinmiştir.
   * PIL.Image.verify() yöntemi ile açılabilirliği kontrol edilemeyen bozuk görseller otomatik olarak tespit edilip kaldırılmıştır.
2. **Tekrar Eden Görsellerin Temizlenmesi:**
   * Aynı içerikli görsellerin veri setini bozmasını önlemek amacıyla her görsel için MD5 hash değeri hesaplanmış ve aynı hash değerine sahip görseller tespit edilerek silinmiştir.
3. **Sınıf Dağılımının Analizi ve Dengeleme:**
   * Her duygu sınıfı için görsel sayısı hesaplanarak görselleştirilmiştir.
   * Sınıflar arası dengesizlik tespit edilmiştir.
   * Ortalamanın üzerinde kalan sınıflardan rastgele örnekler silinerek tüm sınıflar yaklaşık eşit sayıda örnek içerecek şekilde dengelenmiştir.
4. **Görsel Format ve Boyut Dönüştürme:**
   * Tüm görseller renkli olarak korunmuş ve boyutları 96x96 piksel olarak normalize edilmiştir.
   * Görsellerin formatı .jpg, .jpeg, .png gibi uzantılarla standart hale getirilmiştir.
5. **Veri Setinin Eğitim ve Test Olarak Ayrılması:**
   * Duygu kategorilerindeki veriler %80 eğitim ve %20 test olacak şekilde train\_test\_split() fonksiyonu ile ayrılmıştır.
   * Ayrılan veriler data/train/duygu\_adı ve data/test/duygu\_adı klasör yapısına uygun şekilde organize edilmiştir.
6. **Görselleştirme:**
   * Sınıf dağılımı matplotlib ile çubuk grafik olarak görselleştirilmiştir.
   * Bu sayede veri setinin dengesi ve temizlenmiş son hali görsel olarak analiz edilmiştir.

Bu ön işleme adımları sonucunda dengeli, temiz ve model eğitimi için uygun hale getirilmiş bir görüntü veri seti elde edilmiştir.

**3. Bulgular ve Tartışma**

Bu bölümde, eğitilen üç farklı derin öğrenme modeli olan CNN, MobileNetV2 ve ResNet50 üzerine yapılan karşılaştırmalar, başarı ölçütleri ve istatistiksel testler sunulmaktadır. Kullanılan veri seti, daha önce önişleme adımlarından geçirilmiş, dengelenmiş ve sadece 6 temel duygu sınıfı (angry, fear, happy, neutral, sad, surprise) içerecek şekilde düzenlenmiştir.

**Kullanılan Modeller:**

* CNN (özelleştirilmiş yapay sinir ağı mimarisi)
* MobileNetV2 (hafifletilmiş transfer öğrenme mimarisi)
* ResNet50 (derin konvolüsyonel sinir ağı mimarisi)

**Model Performansları**

Tablo 1’de, test verisi üzerinde her bir model için elde edilen accuracy, precision, recall ve F1-score metrikleri özetlenmiştir:

**Tablo 1.** Modellerin Accuracy,Precision,Recall,F1-Score değerleri

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **Model** | **Accuracy** | **Precision** | **Recall** | **F1-Score** |
| **CNN** | 0.65 | 0.66 | 0.64 | 0.65 |
| **MobileNetV2** | 0.53 | 0.53 | 0.52 | 0.53 |
| **ResNet50** | 0.32 | 0.36 | 0.31 | 0.27 |

Bu değerlere göre **CNN modeli**, tüm metriklerde en yüksek performansı göstermiştir ve **final model** olarak belirlenmiştir.

**Confusion Matrix Karşılaştırması**

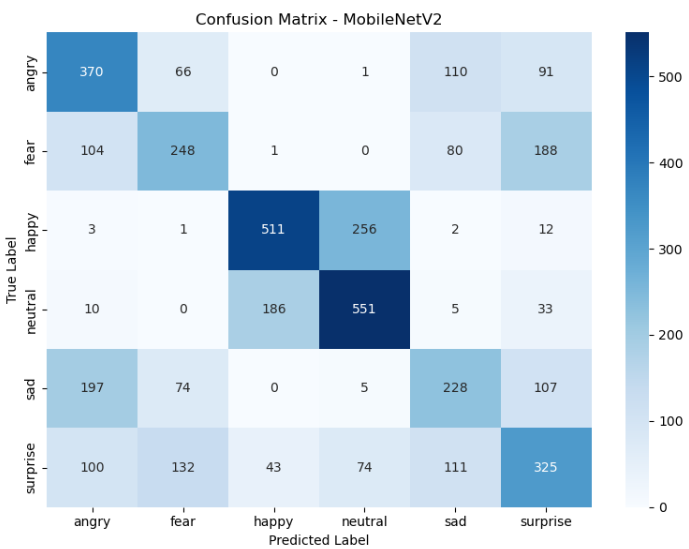
Aşağıda her bir model için elde edilen karışıklık matrisleri görsel olarak sunulmuştur. Bu görseller, modellerin hangi duygular arasında daha fazla hata yaptığını açıkça göstermektedir.

metin, ekran görüntüsü, dikdörtgen, diyagram içeren bir resim

Yapay zeka tarafından oluşturulan içerik yanlış olabilir.

**Şekil 1.** CNN modeline ait confusion matrix

* Şekil 1’deÖzellikle "happy" ve "neutral" sınıflarında yüksek doğruluk.



**Şekil 2.** MobileNetV2 modeline ait confusion matrix

* Şekil 2’deBazı duygular arasında yüksek karışıklık oranı gözlemlenmiştir.

metin, ekran görüntüsü, diyagram, sayı, numara içeren bir resim

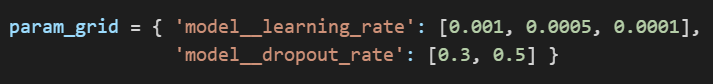
Yapay zeka tarafından oluşturulan içerik yanlış olabilir.

**Şekil 3.** ResNet50 modeline ait confusion matrix

* Şekil 3’te"Fear" ve "surprise" gibi sınıflarda zayıf performans göstermektedir.
* CNN: Özellikle “happy” ve “neutral” duygularında oldukça başarılıdır (happy: 685/785 doğru).
* MobileNetV2: Sınıf karışıklıkları bariz şekilde daha fazladır (örneğin: neutral → happy tahminleri).
* ResNet50: “surprise” ve “fear” gibi duygularda oldukça düşük ayırt ediciliğe sahiptir.

**Hiper Parametre Optimizasyonu**

GridSearchCV kullanılarak öğrenme oranı (learning\_rate) ve Dropout oranı (dropout\_rate) için aşağıdaki aralıklar test edilmiştir:



**Şekil 4.** GridSearchCV parametreleri

En iyi sonuç, learning\_rate=0.0005 ve dropout\_rate=0.5 kombinasyonunda elde edilmiştir.

**İstatistiksel Karşılaştırma**

Modeller arası istatistiksel farkları değerlendirmek için Friedman testi ve Nemenyi post-hoc testi uygulanmıştır. Aşağıda görsel olarak sunulan karşılaştırma grafiği modellerin ortalama sıralamalarını ortaya koymaktadır.

metin, ekran görüntüsü, sayı, numara, yazı tipi içeren bir resim

Yapay zeka tarafından oluşturulan içerik yanlış olabilir.

**Şekil 5.** Nemenyi Post-hoc testi sonuçlarını gösteren ısı haritası

* Şekil 5’te CNN modelinin diğer modellere göre genel olarak daha iyi performans gösterdiği ancak farkların istatistiksel olarak anlamlı olmadığı gözlemlenmiştir.
* Friedman testi ile üç modelin F1-score performansları istatistiksel olarak karşılaştırılmıştır.
  + p-değeri (0.3679) > 0.05 olduğundan fark istatistiksel olarak anlamlı değildir.
* Nemenyi post-hoc testi uygulanmış ve CNN ile ResNet50 arasındaki farkın görece yüksek olduğu gözlemlenmiştir.

**Literatür Karşılaştırması**

Literatürde benzer bir çalışmada VGG-16 mimarisi kullanılarak FER-2013 veri seti üzerinde %87,18 başarı oranı raporlanmıştır [6]. Bu oran, eğitim veri setinin dengelemesi ve daha büyük model mimarilerinin kullanılması ile sağlanmıştır. Bizim çalışmamızda kullanılan sadeleştirilmiş CNN modeli %65 doğrulukla daha düşük ancak dengeli ve daha kompakt bir mimari ile geliştirilmiştir. Literatürdeki başarı oranlarının %87’yi aşması, modelin derinliği ve eğitim veri sayısıyla doğru orantılıdır.

**Final Model: CNN**

CNN modeli hem F1-score, hem de doğruluk açısından en başarılı sonuçları verdiğinden dolayı final model olarak seçilmiştir. Model, özellikle “happy” ve “neutral” sınıflarında %85’in üzerinde doğruluk sağlamıştır.

**Özet**

* En yüksek doğruluk ve F1-score CNN modelinde elde edilmiştir.
* GridSearchCV ile hiperparametre optimizasyonu gerçekleştirilmiştir.
* Friedman ve Nemenyi testleri ile istatistiksel karşılaştırma yapılmıştır.
* Literatürle kıyaslandığında başarı oranı orta seviyededir ancak model sadeliği açısından avantajlıdır.

**4. Sonuç ve Öneriler**

Bu çalışmada, terapi sürecinde bireylerin yüz ifadelerinden duygu durumlarını otomatik olarak analiz edebilen bir derin öğrenme sistemi geliştirilmiştir. Uygulanan önişleme adımları sayesinde dengeli ve temiz bir veri seti oluşturulmuş, ardından üç farklı model (CNN, MobileNetV2 ve ResNet50) karşılaştırmalı olarak eğitilmiştir. Yapılan testler sonucunda en başarılı sonuçları veren model özelleştirilmiş bir CNN mimarisi olmuştur.

CNN modeli, özellikle “happy” ve “neutral” duygularında oldukça yüksek doğruluk oranlarına ulaşmış, diğer sınıflarda da kabul edilebilir düzeyde performans sergilemiştir. MobileNetV2 orta seviyede bir başarı sağlarken, ResNet50'nin bu veri seti ve ayarlar altında düşük performans göstermesi dikkat çekicidir.

Friedman testi ile yapılan istatistiksel analizde modeller arasında anlamlı bir fark görülmese de, Nemenyi testi sonuçları CNN modelinin genel olarak daha başarılı olduğunu desteklemektedir. Literatürde yer alan benzer çalışmalarla kıyaslandığında, bu projenin sonucu orta düzeyde performansa işaret etse de; daha az karmaşık bir mimari ile elde edilmesi açısından anlamlıdır.

Bu çalışma, özellikle psikolojik danışmanlık süreçlerinde otomatik duygu analiz sistemlerinin potansiyelini göstermektedir. Terapistlerin danışanların anlık duygu durumlarını hızlı ve objektif bir şekilde analiz edebilmeleri, seansların etkinliğini artırabilir.

**Öneriler:**

* Daha büyük ve çeşitlendirilmiş veri setleri ile model performansı artırılabilir.
* Renk bilgisi, yüz landmark'ları veya dikkat mekanizmaları gibi ek özelliklerin modele dahil edilmesi değerlendirilebilir.
* Zaman serisi analizleriyle yüz ifadelerinin değişim süreçleri de incelenebilir.
* Gerçek zamanlı bir mobil uygulamaya dönüştürülerek klinik ortamlarda test edilebilir.

Sonuç olarak, bu proje, yüz ifadelerine dayalı duygu analizinin terapi ortamlarında etkili biçimde kullanılabileceğini göstermekte ve daha gelişmiş sistemler için bir temel oluşturmaktadır.

**Kaynakça**

[1] M. Yağcı ve M. E. Aygül, "Derin Öğrenme Tabanlı Gerçek Zamanlı Vücut Hareketlerinden Duygu Analizi Modeli," *Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi Part C: Tasarım ve Teknoloji*, cilt 12, sayı 2, ss. 664-674, 2024, doi: 10.29109/gujsc.1384031.

[2] Y. K. Taner, “Duygu Odaklı Terapinin Kuramsal Temelleri”, TBPD, c. 7, sy. 14, ss. 49–54, 2024, doi: 10.56955/bpd.1434958.

[3] S. V. Ülker ve G. Akkan, "Ruh Sağlığı Hizmetlerinde Yapay Zeka Uygulamaları ve İlişkili Teknolojiler," *Fenerbahçe Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, cilt 3, sayı 2, ss. 242-263, 2023, doi: 10.58620/fbujoss.1368922.

[4] T. B. Alakuş ve İ. Türkoğlu, “EEG Tabanlı Duygu Analizi Sistemleri”, TBV-BBMD, c. 11, sy. 1, ss. 26–39, 2018.

[5] M. Turan ve E. Arığ, "Video Duygu Analizi," *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi (EJOSAT Ek Özel Sayı - HORA)*, ss. 34-41, 2021, doi: 10.31590/ejosat.1115837.

[6] Y. Safalı ve E. Avaroğlu, "Derin Öğrenme ile Yüz Tanıma ve Duygu Analizi," *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, sayı 31, ss. 764-770, 2021, doi: 10.31590/ejosat.1010450.

[7] M. Bulut Özek, "Uzaktan Eğitim Sistemleri İçin Geliştirilen Duygusal Hesaplama Uygulamalarına İlişkin Bir İnceleme," *Eğitim ve Öğretim Araştırmaları Dergisi*, cilt 4, sayı 4, ss. 8-14, Kasım 2015.

[8] N. İlhan ve D. Sağaltıcı, "Twitter’da Duygu Analizi," *Harran Üniversitesi Mühendislik Dergisi*, cilt 5, sayı 2, ss. 146-156, 2020. doi: 10.46578/humder.772929.

[9] Ö. Y. Yürütücü ve Ş. Demir, "Ön Eğitimli Dil Modelleriyle Duygu Analizi," *İstanbul Sabahattin Zaim Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, cilt 5, sayı 1, ss. 46-53, 2023. doi: 10.47769/izufbed.1312032.

[10] https://www.kaggle.com/datasets/akashsen19/face-expression