**DERYA KESGİN - 02210224010**

**Derin Öğrenme Tabanlı Otomatik Beyin Tümör Tespiti**

**Bu çalışmada, MobileNetV2 tabanlı bir derin öğrenme modeli kullanılarak beyin tümörlerinin manyetik rezonans görüntüleme (MRG) verileri üzerinden tespit edilmesi amaçlanmıştır. Model, derin özellik çıkarımı (deep feature extraction) yöntemini kullanarak beyin tümörü sınıflandırmasını gerçekleştirir. Derin öğrenme modelinden çıkarılan özellikler, k-En Yakın Komşu (k-EYK, k-Nearest Neighbors - k-NN) algoritması ile sınıflandırılmıştır.**

**1. Kullanılan Derin Öğrenme Mimarisi: MobileNetV2**

**1.1. MobileNetV2’nin Yapısı ve Avantajları**

**MobileNetV2, hafif ve verimli bir konvolüsyonel sinir ağı (CNN) modelidir. Google tarafından geliştirilen bu model, özellikle mobil cihazlar ve düşük güçlü işlemcilerde derin öğrenme uygulamalarını hızlandırmak için optimize edilmiştir.**

**MobileNetV2’nin Öne Çıkan Yapısal Özellikleri:**

1. **Depthwise Separable Convolution (Derinlik Ayrıştırılmış Konvolüsyonlar):**
   * **Standart konvolüsyon yerine iki aşamalı konvolüsyon kullanır.**
   * **İlk aşama: Derinlik ayrıştırılmış konvolüsyon ile her kanal ayrı ayrı işlenir.**
   * **İkinci aşama: Noktasal (pointwise) konvolüsyon ile kanallar birleştirilir.**
   * **Faydası: İşlem maliyetini büyük ölçüde azaltırken doğruluğu korur.**
2. **Linear Bottleneck Yapısı:**
   * **Geleneksel ReLU aktivasyon fonksiyonunun neden olduğu bilgi kaybını önlemek için düşük boyutlu uzayda doğrusal (linear) bir dönüşüm uygulanır.**
3. **Inverted Residual Blocks (Ters Artık Blokları):**
   * **Modelin parametre verimliliğini artırarak hesaplama gücünü azaltır.**
   * **Residual bağlantılar (skip connections) kullanılarak bilgi kaybı en aza indirilir.**
4. **Düşük Parametre Sayısı:**
   * **MobileNetV2’nin daha küçük boyutlu olması, hafıza kullanımı ve işlem gücü açısından avantaj sağlar.**
   * **Standart CNN modellerine kıyasla %75’e kadar daha az işlem gücü tüketir.**

**1.2. MobileNetV2 ile Öznitelik Çıkarımı**

**Çalışmada, MobileNetV2 önceden eğitilmiş bir model (pretrained model) olarak kullanılmıştır.**

* **Transfer Learning (Aktarım Öğrenmesi) kullanılarak önceden eğitilmiş ağırlıklar kullanılmıştır.**
* **Son katman çıkarılmış ve modelin FC (Fully Connected) katmanındaki özellikler alınarak yeni bir sınıflandırıcıya aktarılmıştır.**
* **Bu özellikler, geleneksel makine öğrenmesi algoritmalarından biri olan k-EYK ile işlenerek sınıflandırma yapılmıştır.**

**2. Sınıflandırma Aşaması: k-En Yakın Komşu (k-EYK) Algoritması**

**Derin öğrenme modelinden çıkarılan özellikler, k-EYK algoritması kullanılarak sınıflandırılmıştır.**

* **Neden CNN + k-EYK kullanıldı?**
  + **Derin öğrenme modellerinin öznitelik çıkarma konusunda çok başarılı, ancak sınıflandırma aşamasında bazen fazla hesaplama gerektirdiği bilinmektedir.**
  + **MobileNetV2, iyi bir öznitelik çıkarıcı olarak kullanılmış ve çıkarılan özellikler hafif ve hızlı bir makine öğrenmesi algoritması olan k-EYK ile işlenmiştir.**
  + **k-EYK’nin avantajı: Parametre ayarlamadan çalışabilen, yorumlaması kolay ve hesaplama gücü düşük bir algoritma olmasıdır.**
* **k-EYK nasıl çalışır?**
  + **Bir veri noktası, k en yakın komşusunun etiketiyle sınıflandırılır.**
  + **Öklid uzaklığı (Euclidean Distance) gibi metrikler kullanılarak benzerlik ölçülür.**

**3. Sonuçlar ve Performans Analizi**

**Önerilen model, %96,44 doğruluk oranı ile literatürdeki diğer çalışmalara kıyasla başarılı bir sonuç elde etmiştir.**

* **MobileNetV2 ile özellik çıkarımı ve k-EYK kullanımı sayesinde:** 
  + **Hem hafif hem de yüksek doğruluk oranına sahip bir model elde edilmiştir.**
  + **Modelin mobil cihazlar veya düşük güçlü işlemcilerde çalışması mümkün hale getirilmiştir.**
  + **Geleneksel CNN mimarilerine kıyasla hesaplama maliyeti azaltılmıştır.**

**Özetle:  
Bu çalışma, MobileNetV2’yi derin özellik çıkarıcı olarak kullanarak ve k-EYK ile sınıflandırarak beyin tümörü tespitinde yüksek doğruluk oranına sahip, hafif ve verimli bir model geliştirmiştir.**