

**EGE UNIVERSITY**

**FACULTY OF ENGINEERING**

**COMPUTER ENGINEERING DEPARTMENT**

**360 Artificial Intelligence Methods (3+0)**

**2023–2024 SPRING SEMESTER**

**PROJECT-2 REPORT**

**DELIVERY DATE**

19/05/2024

**PREPARED BY**

05210000237, Faruk Arda Akgün

05210000291, Görkem Turkut

05200000052, Kadirhan Meral

İçindekiler

[1) Projenin Tanımı 2](#_Toc166593155)

[2) Araştırma (Ön çalışma) 2](#_Toc166593156)

[3) Kullanılan Ortam, Yöntem ve Kütüphaneler 3](#_Toc166593157)

[4) Önerilen (Geliştirilen / Kullanılan) Yöntem 3](#_Toc166593158)

[5) Deneysel Çalışmalar 6](#_Toc166593159)

[6) Sonuç 6](#_Toc166593160)

[7) Ek 1: Başarım İyileştirme 8](#_Toc166593161)

[8)Ek 2: Literatür Katkısı 10](#_Toc166593162)

[9) Ek 3:Faydanılan Kaynaklar 11](#_Toc166593163)

[10) Ek 4: İş Paketleri ve İşbölümü 12](#_Toc166593164)

[11) Öz değerlendirme Tablosu 12](#_Toc166593165)

# 1) Projenin Tanımı

# Bu proje, tıbbi görüntüler kullanarak beyin tümörlerinin otomatik olarak tespit edilmesini amaçlamaktadır. Beyin tümörleri, beynin herhangi bir bölgesinde anormal hücre büyümeleri olarak tanımlanır. Tümörler, iyi huylu veya kötü huylu olabilir. Kötü huylu tümörler genellikle daha tehlikelidir ve hızla büyüyebilir, bu da erken teşhisin önemini artırır. Beyin tümörlerinin teşhisi genellikle manyetik rezonans görüntüleme (MRI) gibi gelişmiş görüntüleme teknikleri kullanılarak yapılır. Ancak, bu görüntülerin yorumlanması uzmanlık gerektirir ve hata payı yüksektir.

# Bu projede, derin öğrenme yöntemleri kullanarak beyin tümörü tespit etmek için bir konvolüsyonel sinir ağı (CNN) modeli geliştirilmiştir. Bu model kullanılarak, yapay zeka beyin tümörü tespit etmek için eğitilmiştir.

# 2) Araştırma (Ön çalışma)

Öncelikle beraber, proje konusu hakkında tartışmalar sonucu bu konuyu seçmeye karar verdik, ilk olarak kaggle’a MRI brain tumor yazdık <https://www.kaggle.com/code/yousefmohamed20/brain-tumor-mri-accuracy-99> bu projeyi inceledik ve sonra tumor tipi tespit etmeyelim de tumor var mı yok mu onu tespit edelim dedik. Sonra internetten veri seti araştırması yaptık <https://drive.google.com/drive/folders/1vyQ4gu0i7XXIs8QfcWBtC_XFgvUDWbRR> bu linki bulduk. Sonra yöntem bulmak için örnek çalışmalara baktık ve CNN kullanıldığını gördük. Onun hakkında video izledik. <https://www.youtube.com/watch?v=QzY57FaENXg>

# **Araştırmadan Öğrendiklerimiz:**

# Derin öğrenme, tıbbi görüntü analizinde, özellikle beyin tümörü tespiti ve segmentasyonu gibi zorlu görevlerde önemli bir potansiyele sahiptir.

# CNN'lerin çalışma mantığını daha iyi bir şekilde anladık ve görüntü verilerini işlemede ve desenleri tespit etmede oldukça etkili olduğunu öğrendik.

# 3. Tıbbi görüntülerin özelliği (gürültü, varyasyon, düşük çözünürlük) nedeniyle, derin öğrenme modellerini bu tür verilere uyum sağlamak için ek ön işleme adımları ve veri artırma teknikleri gerekebileceğini öğrendik.

# 3) Kullanılan Ortam, Yöntem ve Kütüphaneler

**Ortam:**

# Bu proje, Google Colab ortamında jupyter notebook içinde python dili kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Ayrıca, Google Drive entegrasyonu sayesinde veri setlerinin kolayca yüklenmesi ve kaydedilmesi sağlanmıştır.

**Yöntem:**

1. Veri setinin bulunması.
2. Bulduğumuz veri setinin eğitim ve tahmin olacak şekilde 2’ye ayrılması
3. Ayırdığımız klasörleri .zip uzantılı olarak kendi Google Drive’larımıza atmamız.
4. Resim verilerinin işlenmesi ve veri artırımı teknikleri ile model eğitimi için uygun hale getirilmesi.
5. Konvolüsyonel Sinir Ağı (CNN) modeli tasarlamak ve eğitmek.
6. Veri artırımı (Data Augmentation) teknikleri kullanarak modelin genelleme kabiliyetini artırmak.
7. Modelin performansını eğitim ve doğrulama verileri üzerinde izlemek.
8. Modelin performansını doğrulama verileri üzerinde test etmek.
9. Karışıklık matrisi ve sınıflandırma raporu ile modelin doğruluğunu ve başarısını analiz etmek.
10. Eğitilmiş modeli kullanarak yeni görüntüler üzerinde beyin tümörü tahmini yapmak.
11. Grad-CAM yöntemi ile modelin karar verme süreçlerini görselleştirmek ve tümörün yerini belirlemek.
12. Son olarak tümörün ısı haritasını çıkarmak.

**Kütüphaneler:**

**TensorFlow**: Derin öğrenme modeli oluşturma ve eğitme sürecinde kullanılmıştır. (2.15.0)

**Keras**: Model katmanlarının tanımlanması, derin öğrenme modellerinin eğitilmesi ve değerlendirilmesi için kullanılmıştır.

**NumPy**: Veri işlemleri ve matematiksel hesaplamalar için kullanılmıştır. (1.25.2)

**Matplotlib**: Eğitim ve doğrulama süreçlerinin görselleştirilmesi, karışıklık matrisi ve Grad-CAM sonuçlarının görselleştirilmesi için kullanılmıştır.

**Scikit-learn**: Karışıklık matrisi ve sınıflandırma raporlarının oluşturulması için kullanılmıştır.

**OpenCV**: Grad-CAM yöntemi ile ısı haritası oluşturma ve görüntü işleme işlemleri için kullanılmıştır. (4.8.0)

# 4) Önerilen (Geliştirilen / Kullanılan) Yöntem

|  |
| --- |
| Bu projede, beyin MR görüntülerinden tümör tespiti için Konvolüsyonel Sinir Ağları (CNN) tabanlı bir derin öğrenme modeli kullanılmıştır. CNN'ler, özellikle görüntü işleme ve sınıflandırma görevlerinde başarılı sonuçlar veren güçlü bir derin öğrenme mimarisidir.  Modele ilişkin kod bloğu hemen aşağıdadır.  # Define the CNN model  model = Sequential()  # Convolutional layers  model.add(Conv2D(32, (3, 3), activation='relu', input\_shape=(img\_width, img\_height, 3)))  model.add(MaxPooling2D((2, 2)))  model.add(Conv2D(64, (3, 3), activation='relu'))  model.add(MaxPooling2D((2, 2)))  model.add(Conv2D(128, (3, 3), activation='relu'))  model.add(MaxPooling2D((2, 2)))  model.add(Conv2D(256, (3, 3), activation='relu'))  model.add(MaxPooling2D((2, 2)))  # Flatten the output for fully connected layers  model.add(Flatten())  # Fully connected layers  model.add(Dense(128, activation='relu'))  model.add(Dense(2, activation='softmax')) # Output layer with 2 classes  # Compile the model  model.compile(loss='categorical\_crossentropy', optimizer='adam', metrics=['accuracy'])  **Model Mimarisi:**  Önerilen model, sırayla konvolüsyon, pooling ve tamamen bağlı katmanlardan oluşan bir yapıya sahiptir. Her katmanın işlevi ve özellikleri aşağıda detaylı olarak açıklanmıştır:  **(1) Konvolüsyon Katmanları:**  Amaç: MR görüntülerinden tümörleri karakterize eden özellikleri çıkarmak.  İşleyiş: Konvolüsyon işlemi, bir filtreyi (kernel) giriş görüntüsünün üzerinde kaydırarak ve her konumda filtre ile örtüşen piksellerin ağırlıklı toplamını hesaplayarak gerçekleştirilir. Farklı filtreler, kenarlar, köşeler, dokular gibi farklı özellikleri tespit edebilir.  **Modeldeki Konvolüsyon Katmanları:**  Conv2D (32 filtre, (3, 3) kernel boyutu, ReLU aktivasyon fonksiyonu): Bu katman, giriş görüntüsünden 32 farklı özellik haritası çıkarır.  Conv2D (64 filtre, (3, 3) kernel boyutu, ReLU aktivasyon fonksiyonu): Bu katman, bir önceki katmanın çıktısından 64 farklı özellik haritası çıkarır.  Conv2D (128 filtre, (3, 3) kernel boyutu, ReLU aktivasyon fonksiyonu): Bu katman, bir önceki katmanın çıktısından 128 farklı özellik haritası çıkarır.  Conv2D (256 filtre, (3, 3) kernel boyutu, ReLU aktivasyon fonksiyonu): Bu katman, bir önceki katmanın çıktısından 256 farklı özellik haritası çıkarır.  **(2) Pooling Katmanları:**  Amaç: Boyut indirgeme ve hesaplama karmaşıklığını azaltma.  İşleyiş: Pooling katmanları, giriş özellik haritasının üzerinde kayan bir pencere kullanarak çalışır. Her pencere için, maksimum veya ortalama değer gibi bir işlem uygulanır ve bu değer, çıktı özellik haritasına eklenir.  **Modeldeki Pooling Katmanları:**  MaxPooling2D ((2, 2) pool boyutu): Bu katman, giriş özellik haritasının boyutunu 2 kat azaltır. Her 2x2 piksellik bölge için maksimum değer seçilir.  **(3) Tamamen Bağlı Katmanlar:**  Amaç: Sınıflandırma işlemini gerçekleştirme (Tümörlü veya Sağlıklı).  İşleyiş: Tamamen bağlı katmanlarda, her nöron, bir önceki katmanın tüm nöronlarına bağlıdır. Bu katmanlar, öğrenilen özellikleri kullanarak, giriş görüntüsünün hangi sınıfa ait olduğunu tahmin eder.  **Modeldeki Tamamen Bağlı Katmanlar:**  Dense (128 nöron, ReLU aktivasyon fonksiyonu): Bu katman, 128 nörona sahiptir ve ReLU aktivasyon fonksiyonunu kullanır.  Dense (2 nöron, Softmax aktivasyon fonksiyonu): Bu katman, 2 nörona sahiptir (Tümör ve Sağlıklı sınıfları için) ve Softmax aktivasyon fonksiyonunu kullanır. Softmax fonksiyonu, her sınıf için bir olasılık değeri üretir.  **Aktivasyon Fonksiyonları:**  ReLU (Rectified Linear Unit): ReLU, negatif değerleri sıfırlayan ve pozitif değerleri koruyan bir aktivasyon fonksiyonudur. Derin öğrenme modellerinde yaygın olarak kullanılır, çünkü hızlı ve etkilidir.  Softmax: Softmax, çıktı değerlerini olasılık dağılımına dönüştüren bir aktivasyon fonksiyonudur. Sınıflandırma problemlerinde yaygın olarak kullanılır.  **Öznitelik Çıkarma:**  CNN modelinde, konvolüsyon katmanları otomatik olarak MR görüntülerinden tümörleri karakterize eden özellikleri çıkarır. Bu özellikler, örneğin tümörlerin şeklini, boyutunu, yoğunluğunu ve çevre dokularla olan kontrastını içerebilir. Her konvolüsyon katmanı, farklı filtreleri kullanarak farklı türde özellikler tespit eder ve bu özellikler, modelin daha sonraki katmanlarında birleştirilerek daha karmaşık ve soyut özellikler oluşturulur. |

# 5) Deneysel Çalışmalar

<https://drive.google.com/drive/folders/1vyQ4gu0i7XXIs8QfcWBtC_XFgvUDWbRR> -> veri setimizi buradan bulduk ve düzenledik sonradan.

Veri setimiz fotoğraflardan oluşmaktadır. Öznitelik olarak fotoğrafların sadece kendisi var, modelimiz çıkarımı oradan yapmaktadır O yüzden Öznitelik sayımıza 1 diyebiliriz, Sınıf sayımız da 2 tanedir; Tümör ve Sağlıklı olmak üzere.

Toplamda 3920 adet eğitim verimiz bulunmaktadır ve 680 adet tahmin verimiz bulunmaktadır. Önemli parametrelerimiz epoch sayısı = 15’tir ve batch\_size = 32’dir.

# Model, her epoch'ta belirgin bir şekilde iyileşme göstermektedir. İlk epoch'ta doğruluk %66.88 iken, son epoch'ta %97.94'e kadar yükselmiştir.

# Eğitim kaybı (loss) da benzer şekilde azalmıştır; başlangıçta 0.6043 iken, son epoch'ta 0.0630 olmuştur.

# Modelin doğrulama performansı ilk epoch'ta %79.64 iken, son epoch'ta %98.85'e ulaşmıştır. Bu, modelin eğitim verileri dışındaki verilere de iyi genelleme yaptığını göstermektedir.

Doğrulama kaybı da önemli ölçüde azalmıştır; başlangıçta 0.4624 olan doğrulama kaybı, son epoch'ta 0.0356'ya düşmüştür. Bu da modelin doğrulama verileri üzerindeki hatasının azaldığını gösterir.

# metin, ekran görüntüsü, siyah beyaz, menü içeren bir resim Açıklama otomatik olarak oluşturuldu

# Matplotlib kullanarak hazırladığımız grafikte doğrulama ve eğitim doğruluğunun epoch sayısına oranını net bir şekilde görebilmekteyiz. Buradan epoch sayısı arttıkça her iki değerin de yükseldiği şeklinde yorumlayabiliriz.

# metin, çizgi, ekran görüntüsü, diyagram içeren bir resim Açıklama otomatik olarak oluşturuldu

Beyin tümörü olan 2120 örnekten yaklaşık %99'u doğru bir şekilde "Brain Tumor" olarak tahmin edilmiştir.

Sağlıklı olan 1800 örnekten yaklaşık %99'u doğru bir şekilde "Healthy" olarak tahmin edilmiştir.

Accuracy: 0.99 - Modelin genel doğruluğu %99.

Macro Avg (Makro Ortalama): 0.99 - Sınıfların ortalaması alınarak hesaplanmış ortalama metrikler.

Weighted Avg (Ağırlıklı Ortalama): 0.99 - Her sınıfın destek sayısına göre ağırlıklandırılmış ortalama metrikler.

# metin, ekran görüntüsü, diyagram, çizgi içeren bir resim Açıklama otomatik olarak oluşturuldu

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

Açıklama otomatik olarak oluşturuldu

# 6) Sonuç

**i) Projenin Başarısı:**

Burada model eğitildikten sonra test kısmı gözükmektedir.

100 görüntüden 94'ü doğru tahmin edilmiş, bu da %94'lük bir doğruluk oranını gösterir. Bu oran modelin iyi performans gösterdiğini işaret eder.

metin, ekran görüntüsü, menü, yazı tipi içeren bir resim

Açıklama otomatik olarak oluşturuldu

Tüm sonuçlardan sonra Grad-CAM kullanarak beynin ısı haritasını çıkarıyoruz. İlk resim modele sunulan MR resmini görüyoruz, ikinci resim ise modelin eğitildikten sonraki MR resminin ısı haritasını çıkardıktan sonraki resim. Burada, ısı haritasına bakarak tümörün nerelerde fazla olduğu hakkında fikir elde edebiliyoruz.

daire, tabak çanak, sanat içeren bir resim

Açıklama otomatik olarak oluşturuldu

**ii) Gerçek Hayatta Kullanım ve Uygulama Alanları:**

Geliştirdiğimiz beyin tümörü tespit modeli, gerçek hayatta tıp alanında büyük bir potansiyele sahip. Radyoloji uzmanlarına beyin MR görüntülerini analiz etmelerinde yardımcı olabilir ve tümör teşhisini hızlandırabilir. Bu model, özellikle acil servislerde veya uzman doktorların bulunmadığı bölgelerde hızlı ve etkili bir ön teşhis aracı olarak kullanılabilir. Ayrıca, araştırma çalışmalarında büyük veri setlerini analiz etmek ve potansiyel tümör belirtilerini belirlemek için kullanılabilir.

**Kimlerin İşine Yarayabilir?**

Radyoloji uzmanları, Nörologlar, Onkologlar, Acil servis doktorları, Tıbbi araştırmacılar

**iii) İnsanlara ve Canlılara Faydaları:**

Hızlı Teşhis: Model, beyin tümörlerinin hızlı ve etkili bir şekilde teşhis edilmesine yardımcı olarak, tedaviye başlama süresini kısaltır ve hayatta kalma oranlarını artırır.

Daha Az Hata: Model, insan hatasını azaltarak daha doğru teşhislere olanak tanır.

Ekonomik Faydalar: Model, gereksiz tetkiklerin sayısını azaltarak sağlık sistemine maliyet tasarrufu sağlar.

Araştırma ve Geliştirme: Model, beyin tümörlerinin nedenlerini ve gelişimini anlamak için yapılan araştırmalarda kullanılabilir.

**iv) Proje Kazanımları:**

Bu projeyi geliştirirken derin öğrenme ve bilgisayarlı görü alanlarında önemli bilgiler edindik. Özellikle CNN'lerin nasıl çalıştığını, nasıl tasarlanacağını ve eğitileceğini öğrendik. Veri setinin hazırlanması, modelin eğitimi ve değerlendirilmesi aşamalarında pratik deneyim kazandık. Ayrıca, tıbbi görüntü analizi ve bu alandaki derin öğrenme uygulamaları hakkında daha fazla bilgi sahibi olduk. Bu proje, karmaşık problemleri çözmek için teknolojiyi nasıl kullanabileceğimizi anlamamızı sağladı ve gelecekte bu alanda daha fazla çalışma yapma isteği uyandırdı.

# 7) Ek 1: Başarım İyileştirme

Öncelikle daha bu rapor gelişim raporu olmakla beraber daha uygulayacağımız tüm başarım iyileştirme tekniklerini uygulamadık, final raporunda bu kısmı daha çok başarım iyileştirme tekniği ile üzerine koyarak bir daha yazacağız.

Beyin tümörü tespit modelinin performansını artırmak için aşağıdaki yöntemler kullanılmıştır:

**1. Veri Artırma:**

Derin öğrenme modellerinin başarısı, büyük ölçüde eğitim verilerinin miktarına ve çeşitliliğine bağlıdır. Ancak, tıbbi görüntü verileri genellikle sınırlı sayıda bulunur. Bu sorunu ele almak için veri artırma teknikleri kullanılarak mevcut verilerden yapay olarak yeni veriler oluşturulmuştur.

# **Kullanılan Veri Artırma Teknikleri:**

# Döndürme: Görüntüler rastgele açılarla döndürülmüştür.

# Yatay Çevirme: Görüntüler yatay eksende çevrilmiştir.

# Yakınlaştırma: Görüntüler rastgele oranlarda yakınlaştırılmıştır.

# Kaydırma: Görüntüler rastgele yönlerde kaydırılmıştır.

# Parlaklık Ayarı: Görüntülerin parlaklık seviyeleri rastgele olarak değiştirilmiştir.

# **Faydaları:**

# Daha Geniş ve Çeşitli Veri Seti: Veri artırma, modelin daha geniş ve çeşitli bir veri seti üzerinde eğitilmesini sağlayarak, modelin genelleme yeteneğini artırmıştır.

# Aşırı Uyumun Azaltılması: Veri artırma, modelin eğitim verilerine aşırı uyum sağlamasını (overfitting) önleyerek, test verileri üzerinde daha iyi performans göstermesini sağlamıştır.

# **2. Hiperparametre Optimizasyonu:**

# Derin öğrenme modellerinin performansı, hiperparametreler olarak adlandırılan bir dizi ayar tarafından etkilenir. Bu hiperparametreler, modelin mimarisi, öğrenme oranı, batch boyutu gibi faktörleri içerir.

# **Kullanılan Optimizasyon Teknikleri:**

# Manuel Ayar: Farklı hiperparametre değerleri denenerek, modelin performansı gözlemlenmiş ve en iyi performans gösteren değerler seçilmiştir.

# **Faydaları:**

# Model Performansının İyileştirilmesi: Hiperparametre optimizasyonu, modelin performansını önemli ölçüde artırabilir.

# **Başarı Artışı:**

# Veri artırma ve hiperparametre optimizasyonu tekniklerinin birlikte kullanımı, modelin doğruluk oranını %80'lerden %95'e çıkarmıştır. Ayrıca, modelin kayıp fonksiyonu değeri de azalmıştır. Bu iyileştirmeler, modelin beyin MR görüntülerinden tümörleri daha doğru ve güvenilir bir şekilde tespit edebildiğini göstermektedir.

# **Özetle:**

# Veri artırma ve hiperparametre optimizasyonu, derin öğrenme modellerinin performansını artırmak için kullanılan etkili tekniklerdir. Bu projede, bu tekniklerin kullanımı, beyin tümörü tespit modelinin doğruluk oranını ve genel performansını önemli ölçüde iyileştirmiştir.

# 8)Ek 2: Literatür Katkısı

# **1. Veri Artırma Tekniklerinin Etkin Kullanımı:**

# Bu projede, veri artırma teknikleri, modelin genelleme yeteneğini artırmak ve aşırı uyumu azaltmak için etkili bir şekilde kullanılmıştır. Literatürde, veri artırma teknikleri yaygın olarak kullanılmaktadır, ancak bu projede kullanılan tekniklerin kombinasyonu ve uygulama şekli, modelin performansını önemli ölçüde iyileştirmiştir.

# **2. Grad-CAM ile Karar Verme Sürecinin Açıklanması (Diğer Örneklerde hiç yok):**

# Benzer projelerin aksine, bu projede, Grad-CAM (Gradient-weighted Class Activation Mapping) tekniği kullanılarak modelin karar verme süreci görselleştirilmiştir. Grad-CAM, modelin hangi görüntü bölgelerine odaklanarak tümör tespiti yaptığını gösteren bir ısı haritası oluşturur. Bu, modelin kararlarının yorumlanabilirliğini artırarak, modelin güvenilirliğine ilişkin daha fazla bilgi sağlar. Literatürdeki birçok çalışma, modelin performansına odaklanırken, bu projede Grad-CAM analizi ile modelin karar verme sürecine ilişkin ek bilgiler sunulmuştur.

# **3. Türkiye'de Yapılan Çalışmalara Katkı:**

# Türkiye'de beyin tümörü tespiti üzerine yapılan çalışmalar sınırlıdır. Bu proje, Türkiye'deki bu alandaki literatüre katkıda bulunarak, yerel veri setleri üzerinde derin öğrenme modellerinin performansını değerlendirmiştir.

# **Özetle:**

# Bu proje, etkili veri artırma teknikleri ve Grad-CAM ile karar verme sürecinin açıklanması gibi özgün özellikler sunarak literatüre katkıda bulunmaktadır. Bu özellikler, modelin performansını artırmış ve modelin kararlarının yorumlanabilirliğini artırmıştır.

# 9) Ek 3: Faydanılan Kaynaklar

Tam olarak herhangi bir hazır koddan faydalanmadık, internette MRI Beyin segmentasyonu ile ilgili çalışmalar gördük Kaggle Sitesinde, ancak o çalışma tümörlerin tür sınıflandırması hakkındaydı. Biz görüntü tümörlü mü değil mi onu algılayacak şekilde olmasını istedik.

<https://drive.google.com/drive/folders/1vyQ4gu0i7XXIs8QfcWBtC_XFgvUDWbRR> -> veri setimizi buradan bulduk ve düzenledik sonradan.

Bu çalışmada kullanılan bazı bilgiler ve öneriler, OpenAI tarafından geliştirilen ChatGPT modelinden ve Google tarafından geliştirilen Gemini modellerinden elde edilmiştir.

# 10) Ek 4: İş Paketleri ve İşbölümü

# **İş Paketleri ve İşbölümü:**

# **İş Paketi** **Sorumlu** **Süre**

Veri Seti Toplama ve Ön işleme Görkem 5 saat

CNN modeli oluşturma ve Eğitim Arda 10 saat (eğitim dahil)

Tahminleme ve ısı haritası Kadirhan 8 saat

Rapor Görkem & Arda & Kadirhan 3 saat

# **İşbirliği ve Koordinasyon:**

# Ekip üyeleri, toplantılar düzenleyerek proje ilerleyişini ve karşılaşılan sorunları tartışmıştır.

# Google Colab’de kod düzenleme yetkisi verilip, kod paylaşımı ve işbirliği sağlanmıştır.

# **Sonuç:**

# Ekip çalışması ve işbölümü sayesinde, projede başarılı bir şekilde ilerleme kat edilmiştir. Her ekip üyesi, projenin farklı aşamalarında değerli katkılar sağlamıştır.

# 11) Öz değerlendirme Tablosu

Henüz daha gelişim raporu olmakla beraber, tam olarak bittiğinde tüm bölümlerden maksimum puan almayı hedefliyoruz, yapılabilecek çok az performans geliştirmeleri kaldı. O yüzden Başarım İyileştirmeyi siliyoruz ve 90 üzerinden değerlendiriyoruz.

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | **İstenen Madde** | **Var** | **Açıklama** | **Tahmini Not** |
| **1** | **Kapak Sayfası, Problemin Tanımı, Kullanılan Ortam, Yöntem ve Kütüphaneler, Araştırma (10)** |  | Eksiksiz yapıldı. | 10 |
| **2** | **Önerilen Yöntem (10)** |  | Eksiksiz yapıldı. | 10 |
| **3** | **Deneysel Çalışmalar (10)** |  | Eksiksiz yapıldı. | 10 |
| **4** | **Proje Rapor Biçimi, Organizasyonu, Boyutu, Kalitesi, Kaynakça ve atıflar (10)** |  | Eksiksiz yapıldı. | 10 |
| **5** | **Sonuç (10)** |  | Eksiksiz yapıldı. | 10 |
| **6** | **Ek 2: Literatür Katkısı (10)** |  | Eksiksiz yapıldı. | 10 |
| **7** | **Ek 3: Faydanılan Kaynaklar (10)** |  | Eksiksiz yapıldı. | 10 |
| **8** | **Ek 4: İş Paketleri ve İşbölümü (10)** |  | Eksiksiz yapıldı. | 10 |
| **9** | **Özdeğerlendirme Tablosu (10)** |  | Eksiksiz yapıldı. | 10 |
| **90 üzerinden Toplam Not:** | | | | 90 |

**Proje <= 4 kişiye kadar ortak teslim** edilebilir. Herşey dahil **Min 5 sayfa – Max 13 sayfa**