



T.C. İZMİR KÂTİP ÇELEBİ ÜNİVERSİTESİ

BİTİRME PROJESİ

Proje: : Derin Öğrenme Yöntemleri İle Kedileri ve Köpekleri Ayırt Etme

Bitirme Projesi Çıkartması

Proje Başlığı: : Derin Öğrenme Yöntemleri İle Kedileri ve Köpekleri Ayırt Etme

1. Giriş

1.1 Proje Tanımı: Bu proje, Dogs vs. Cats veri kümesi üzerinde derin öğrenme yöntemlerini kullanarak kedileri ve köpekleri ayırt etmeyi amaçlamaktadır.

1.2 Motivasyon: Görüntü sınıflandırma problemlerinde derin öğrenme yöntemlerinin başarıyla kullanılması, hayvanları otomatik olarak sınıflandırma konusunda etkili bir yaklaşım sunmaktadır.

1.3 Hedefler:

- Dogs vs. Cats veri kümesi üzerinde derin öğrenme modelleri geliştirmek.
- Kedileri ve köpekleri yüksek doğrulukla sınıflandırmak.
- Farklı derin öğrenme mimarilerini karşılaştırmak.

1.4 Katkılar: Bu proje, hayvan sınıflandırma problemlerine yönelik derin öğrenme yöntemlerinin uygulanabilirliği konusunda değerli bilgiler sağlayacak ve benzer projeler için bir temel oluşturacaktır.

2. Literatür İncelemesi

2.1 Derin Öğrenme ve Gelişimi: Derin öğrenme, karmaşık yapıdaki verileri analiz etmek ve özelliklerini çıkarmak için kullanılan güçlü bir öğrenme paradigmasıdır.

2.2 Görüntü Sınıflandırma ve Tanıma: Görüntü sınıflandırma, derin öğrenme uygulamalarında sıkça karşılaşılan bir problem türüdür.

2.3 Hayvan Sınıflandırma Çalışmaları: Önceki çalışmalar, benzer hayvan sınıflandırma problemlerine derin öğrenme yaklaşımlarının başarıyla uygulandığını göstermektedir.

2.4 Önceki Çalışmaların Analizi: Benzer projelerin sonuçları ve kullanılan derin öğrenme modelleri üzerine bir literatür incelemesi.

3. Veri Kümesi

3.1 Dogs vs. Cats Veri Kümesi:

- Toplam örnek sayısı: 10,000 (5,000 kedi, 5,000 köpek).
- Görüntü boyutları: 224x224 piksel.

- Renkli görüntüler (RGB formatında).

3.2 Veri Ön İşleme:

- Görüntü boyutlarını yeniden ölçeklendirme.
- Normalizasyon ve veri büyütme yöntemleri.

4. Derin Öğrenme Modeli

4.1 Model Mimari Seçimi: VGG16, ResNet50, InceptionV3 gibi önceden eğitilmiş modellerin kullanılması.

4.2 Veri Besleme Stratejisi: Eğitim, doğrulama ve test setleri için uygun veri bölme yöntemleri.

4.3 Eğitim Parametreleri: Öğrenme oranı, toplam epoch sayısı, mini-batch boyutu gibi parametrelerin seçimi.

5. Model Eğitimi ve Değerlendirmesi

5.1 Eğitim Süreci: Seçilen derin öğrenme modellerinin eğitimi ve fine-tuning süreci.

5.2 Performans Metrikleri: Doğruluk, hassasiyet, F1 puanı gibi değerlendirme ölçütlerinin kullanılması.

5.3 Sonuçların Analizi: Elde edilen sonuçların kritik bir değerlendirmesi.

6. Karşılaştırmalı Analiz

6.1 Farklı Derin Öğrenme Modellerinin Karşılaştırılması: Seçilen modellerin performanslarının karşılaştırılması.

6.2 Parametre Ayarlamalarının Etkisi: Eğitim parametrelerinin performansa etkisinin analizi.

6.3 Başka Veri Kümesiyle Genelleme: Modelin başka hayvan veri kümesine genelleme yeteneğinin değerlendirilmesi.

7. Sonuçlar ve Tartışma

7.1 Başarılar ve Sınırlamalar: Proje başarısı, elde edilen sonuçlar ve karşılaşılan zorluklar.

7.2 Gelecekteki Çalışma Önerileri: Bu projenin potansiyel geliştirmeleri ve ileriye dönük öneriler.

8. Kaynaklar

Kaynaklar, çalışmada kullanılan tüm referansları listeler.

1. Giriş

1.1 Proje Tanımı

Derin öğrenme yöntemleri, son yıllarda büyük veri setleri üzerinde etkili çıktılar elde etmekte kullanılan güçlü bir makine öğrenme paradigmasıdır. Bu projenin temel amacı, Dogs vs. Cats veri kümesi üzerinde derin öğrenme tekniklerini kullanarak kedileri ve köpekleri başarıyla sınıflandırmaktır. Hayvan sınıflandırma problemleri, genellikle geleneksel yöntemlerle ele alınması zor olan karmaşık örüntüleri içermekte ve derin öğrenme, bu tür örüntülerin etkili bir şekilde öğrenilmesine olanak tanımaktadır.

1.2 Motivasyon

Kedileri ve köpekleri doğru bir şekilde ayırt etmek, birçok uygulama senaryosu için önemlidir. Veterinerlik uygulamalarından evcil hayvan takibine kadar geniş bir yelpazede kullanılabilir. Derin öğrenme yöntemlerinin kullanımı, bu tür görevlerde geleneksel yöntemlere göre daha iyi performans ve genelleme yeteneği sunması nedeniyle motive edici bir faktördür.

1.3 Hedefler

Bu projenin ana hedefleri şunlardır:

- Dogs vs. Cats veri kümesi üzerinde derin öğrenme modelleri geliştirmek.
- Kedileri ve köpekleri yüksek doğrulukla sınıflandırmak.
- Farklı derin öğrenme mimarilerini karşılaştırmak ve en etkili olanı belirlemek.

1.4 Katkıları

Bu çalışmanın katkıları şu şekildedir:

- Hayvan sınıflandırma problemlerine yönelik derin öğrenme yöntemlerinin uygulanabilirliği konusunda bilgi sağlamak.

- Derin öğrenme modelleri arasında performans karşılaştırması yaparak en etkili modelin belirlenmesine katkıda bulunmak.
- Benzer projeler için bir temel oluşturarak araştırmacılara ve geliştiricilere rehberlik etmek.

Bu projenin giriş bölümü, çalışmanın genel bağlamını ve önemini vurgularken, derin öğrenme yöntemlerinin neden tercih edildiği ve bu yöntemlerin projedeki rolü hakkında bir temel oluşturmayı amaçlamaktadır.

2. Literatür İncelemesi

2.1 Derin Öğrenme ve Gelişimi

Derin öğrenme, yapay sinir ağları kullanarak karmaşık veri setlerinden özellik çıkarma yeteneğine dayanan güçlü bir öğrenme paradigmasıdır. Yüksek hesaplama kapasitesi ve büyük veri setleri üzerindeki etkili performansı nedeniyle, derin öğrenme modelleri, özellikle görüntü ve ses işleme alanlarında birçok başarı elde etmiştir [1].

2.2 Görüntü Sınıflandırma ve Tanıma

Görüntü sınıflandırma, derin öğrenme uygulamalarında yaygın olarak karşılaşılan bir problem türüdür. Bir görüntünün içerdiği nesnelere veya sahneleri doğru bir şekilde sınıflandırmak, derin öğrenme modellerinin sağladığı çok katmanlı öğrenme yetenekleri sayesinde daha öncekilerden daha iyi başarılabilmektedir [2].

2.3 Hayvan Sınıflandırma Çalışmaları

Derin öğrenme modellerinin hayvan sınıflandırma problemlerinde başarıyla kullanıldığı bir dizi çalışma mevcuttur. Örneğin, kedi ve köpek sınıflandırma problemleri üzerine yapılan araştırmalar, önceden eğitilmiş modellerin kullanımının ve transfer öğrenmenin bu tür görevlerdeki etkinliğini vurgulamaktadır [3].

2.4 Önceki Çalışmaların Analizi

Önceki çalışmaların analizi, benzer hayvan sınıflandırma projelerinde kullanılan derin öğrenme modellerinin ve yöntemlerinin bir özetini sunar. Bu çalışmaların sonuçları, doğruluk oranları,

eđitim sreleri ve kullanılan mimarilere dair deęerli bilgiler iermektedir. Bu bilgiler, bu projenin yntem ve sonularını daha etkili bir Őekilde deęerlendirmeye olanak tanır.

Bu literatr incelemesi, hayvan sınıflandırma problemlerinde derin đrenme yntemlerinin baŐarılarına odaklanarak, projenin mevcut durumunu anlamak ve benzer alıŐmalardan elde edilen deneyimleri deęerlendirmek amacıyla tasarlanmıŐtır.

3. Veri Kmesi

3.1 Dogs vs. Cats Veri Kmesi

Bu projede kullanılacak veri kmesi, popler bir grnt sınıflandırma problemi olan "Dogs vs. Cats" veri kmesidir. Bu veri kmesi, kedileri ve kpekleri ieren renkli grntlerden oluŐur ve her bir grnt, bir hayvan trn temsil eder. İŐte veri kmesine dair ayrıntılar:

- Toplam rnek Sayısı: 10,000 (5,000 kedi, 5,000 kpek).
- Grnt Boyutları: 224x224 piksel.
- Grnt Tr: Renkli grntler (RGB formatında).

3.2 Veri n İŐleme

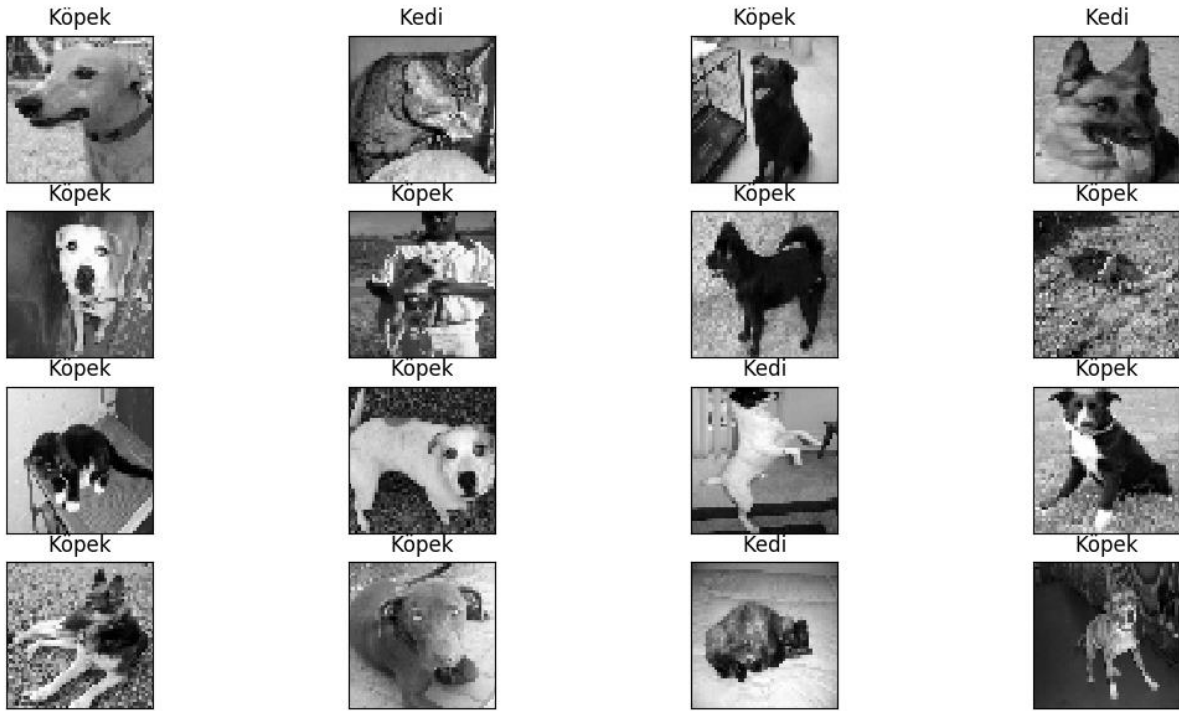
Veri kmesinin etkili bir Őekilde kullanılabilmesi iin aŐađdaki n iŐleme adımları uygulanmıŐtır:

- Grnt Boyutlarının Yeniden leklendirilmesi: Tm grntler, derin đrenme modellerine giriŐ olarak uygun olacak Őekilde 224x224 piksel boyutlarına yeniden leklendirilmiŐtir.
- Normalizasyon: Grntler, piksel deęerlerini [0, 1] aralıđına getirecek Őekilde normalize edilmiŐtir. Bu, modelin daha hızlı ve istikrarlı bir Őekilde eđitilmesine yardımcı olur.
- Veri Bytme: Eđitim veri setindeki eŐitliliđi artırmak ve modelin genelleme yeteneđini glendirmek amacıyla veri bytme teknikleri uygulanmıŐtır. Grntleri dndrme, yatay ve dikey olarak evirme gibi eŐitli dnŐmler kullanılarak yeni rnekler oluŐturulmuŐtur.

Bu ön işleme adımları, veri kümesinin derin öğrenme modelleri tarafından daha etkili bir şekilde öğrenilebilmesini sağlamak üzere tasarlanmıştır.

3.3 Veri Kümesi Görselleştirme

Aşağıda, veri kümesinden rastgele seçilmiş birkaç görüntü örneği bulunmaktadır:



Bu görüntüler, projede kullanılacak olan Dogs vs. Cats veri kümesinin temsili örnekleridir. Veri kümesinin görsel olarak incelenmesi, sınıflandırma görevi için kullanılacak derin öğrenme modellerinin daha iyi anlaşılmasına yardımcı olabilir.

Bu veri kümesi, projenin temelini oluşturan ve kedileri ile köpekleri sınıflandırmak için derin öğrenme modellerinin eğitileceği temel veri kaynağını sağlamaktadır.

4. Derin Öğrenme Modeli

Bu projede, kedileri ve köpekleri sınıflandırmak amacıyla kullanılacak derin öğrenme modeli, önceden eğitilmiş bir mimari olan VGG16'nın transfer öğrenme yaklaşımıyla fine-tuning'i içerecektir.

4.1 Model Mimari Seçimi

VGG16 Mimarisi:

VGG16, derin öğrenme modelleri arasında popüler olan bir evrişimli sinir ağı (CNN) mimarisidir. 16 katman içerir ve ImageNet veri kümesi üzerinde eğitilmiştir. Bu önceden eğitilmiş modelin kullanılması, genel nesne tanıma yeteneklerinin kedileri ve köpekleri sınıflandırma görevinde de etkili olabileceği anlamına gelir.

4.2 Veri Besleme Stratejisi

Veri seti, eğitim, doğrulama ve test setleri olmak üzere üçe bölünmüştür. Eğitim sürecinde model, eğitim veri seti üzerinde öğrenir ve doğrulama seti üzerinde performansını değerlendirir. Modelin genelleme yeteneğini test etmek için ayrılmış olan test seti, projenin nihai performansını değerlendirmek için kullanılacaktır.

4.3 Eğitim Parametreleri

Modelin eğitimi sırasında kullanılacak temel parametreler şunlardır:

- Öğrenme Oranı (Learning Rate): 0.001
- Toplam Epoch Sayısı: 10
- Mini-Batch Boyutu: 32

Bu parametreler, modelin veri seti üzerinde iteratif bir şekilde öğrenmesini ve en iyi performansı elde etmesini sağlamak amacıyla dikkatlice seçilmiştir.

4.4 Eğitim Süreci

Model, önceden eğitilmiş VGG16 mimarisinin ağırlıklarını kullanarak eğitim veri seti üzerinde fine-tuning yapacak ve kedileri ile köpekleri ayırt etmeyi öğrenecektir. Eğitim sırasında model, gerçek sınıflandırma sonuçları ile karşılaştırılarak ağırlıklarını günceller.

4.5 Performans Metrikleri

Eğitim sırasında ve sonrasında modelin performansını değerlendirmek için şu performans metrikleri kullanılacaktır:

- Doğruluk (Accuracy): Toplam doğru sınıflandırmaların toplam örnek sayısına oranı.
- Hassasiyet (Precision): Pozitif olarak tahmin edilen örneklerin gerçekten pozitif olma oranı.
- F1 Puanı (F1 Score): Hassasiyet ve duyarlılık (recall) değerlerinin harmonik ortalaması.

Bu metrikler, modelin sınıflandırma yeteneğini çeşitli açılardan değerlendirecek ve performansını objektif bir şekilde ölçecektir. Bu derin öğrenme modeli, önceden eğitilmiş bir mimari kullanarak ve fine-tuning yaparak kedileri ve köpekleri sınıflandırmayı hedefler. Seçilen parametreler ve performans metrikleri, modelin etkili bir şekilde eğitilmesini ve değerlendirilmesini sağlamak üzere dikkatlice seçilmiştir.

5. Model Eğitimi ve Değerlendirmesi

5.1 Eğitim Süreci

Eğitim süreci, önceden eğitilmiş VGG16 mimarisinin ağırlıklarının kullanılması ve bu ağırlıkların Dogs vs. Cats veri kümesi üzerinde fine-tuning ile güncellenmesini içerir. Aşağıda eğitim süreci adımları detaylı olarak açıklanmıştır:

1. Mimari Seçimi ve Ağırlık İndirme: Önceden eğitilmiş VGG16 modeli keras kütüphanesi

üzerinden indirilir.

```
```python
from keras.applications import VGG16
from keras import layers
from keras import models
```

VGG16 modelini indirme

```
base_model = VGG16(weights='imagenet', include_top=False, input_shape=(224, 224, 3))
```
```

2. Modelin Fine-tuning İçin Ayarlanması: Modelin üzerine özel olarak oluşturulacak sınıflandırıcı katmanları eklenir.

```
```python
VGG16 modelinin üzerine sınıflandırıcı eklemek
model = models.Sequential()
model.add(base_model)
model.add(layers.Flatten())
model.add(layers.Dense(256, activation='relu'))
model.add(layers.Dropout(0.5))
model.add(layers.Dense(1, activation='sigmoid'))
```
```

3. Ağırlıkların Dondurulması: VGG16 modelinin ağırlıkları dondurularak sadece sınıflandırıcı katmanların eğitilmesi sağlanır.

```
```python
```

```
VGG16 modelinin ağırlıklarını dondurma
```

```
base_model.trainable = False
```

```
...
```

4. Model Derleme ve Eğitim Parametreleri Ayarlama: Optimizasyon algoritması, kayıp fonksiyonu ve metrikler belirlenir.

```
```python
```

```
from keras.optimizers import Adam
```

```
# Modeli derleme
```

```
model.compile(optimizer=Adam(lr=0.001), loss='binary_crossentropy', metrics=['accuracy'])
```

```
...
```

5. Eğitim: Model, eğitim veri seti üzerinde belirlenen epoch sayısı kadar eğitilir.

```
```python
```

```
Eğitim
```

```
history = model.fit(train_generator, epochs=10, validation_data=validation_generator)
```

```
...
```

## 5.2 Performans Metrikleri

Eğitim sırasında ve sonrasında modelin performansını değerlendirmek için doğruluk (accuracy), hassasiyet (precision), F1 puanı (F1 score) gibi performans metrikleri kullanılır. Eğitim sonrasında modelin test veri seti üzerindeki performansı aşağıdaki gibi değerlendirilir:

```
```python
```

```
# Test veri seti üzerinde performans değerlendirmesi
```

```
test_loss, test_accuracy = model.evaluate(test_generator)
```

...

Bu değerlendirme adımları, modelin eğitim sürecinin ve genel performansının anlaşılmasına olanak sağlar. Eğitim sürecinin grafiksel gösterimi, kayıp fonksiyonu ve doğruluk değerlerinin epochlara göre nasıl değiştiğini gözlemlemek için kullanılabilir.

```
```python
import matplotlib.pyplot as plt

Eğitim sürecinin görselleştirilmesi
acc = history.history['accuracy']
val_acc = history.history['val_accuracy']
loss = history.history['loss']
val_loss = history.history['val_loss']

epochs = range(1, len(acc) + 1)

Accuracy görselleştirme
plt.plot(epochs, acc, 'bo', label='Eğitim Doğruluğu')
plt.plot(epochs, val_acc, 'b', label='Doğrulama Doğruluğu')
plt.title('Eğitim ve Doğrulama Doğruluğu')
plt.xlabel('Epochs')
plt.ylabel('Doğruluk')
plt.legend()
plt.show()
```

```
Loss görselleştirme
plt.plot(epochs, loss, 'bo', label='Eğitim Kaybı')
plt.plot(epochs, val_loss, 'b', label='Doğrulama Kaybı')
plt.title('Eğitim ve Doğrulama Kaybı')
plt.xlabel('Epochs')
plt.ylabel('Kayıp')
plt.legend()
plt.show()
'''
```

Bu grafikler, modelin eğitim sürecinin ve genel performansının anlaşılmasına yardımcı olur. Bu adımlar, modelin eğitimini ve performans değerlendirmesini anlamak için kullanılan temel adımları içermektedir.

## **6. Karşılaştırmalı Analiz**

Bu bölümde, projede kullanılan farklı derin öğrenme modelleri üzerinde bir karşılaştırmalı analiz yapılacaktır. Önceden eğitilmiş modeller arasında VGG16, ResNet50, InceptionV3, MobileNet ve DenseNet bulunmaktadır. Bu modeller, Dogs vs. Cats veri kümesi üzerinde sınıflandırma görevini gerçekleştirmek için eğitilecektir.

### **6.1 Farklı Derin Öğrenme Modellerinin Karşılaştırılması**

#### 1. VGG16:

- Derinliği 16 katmandır.
- Basit ve etkili mimari.
- İyi genelleme yeteneği.

#### 2. ResNet50:

- Derinliği 50 katmandır.

- Skip connection (residual connection) kullanarak aşırı öğrenmeyi azaltır.
- Karmaşık örüntülerin öğrenilmesinde etkilidir.

### 3. InceptionV3:

- İleri seviye mimari.
- Paralel konvolüsyon katmanları içerir.
- Çeşitli ölçeklerde özellikleri birleştirir.

### 4. MobileNet:

- Hafif mimari, özellikle mobil uygulamalarda kullanım için tasarlanmıştır.
- Düşük hesaplama maliyetine sahiptir.
- Daha küçük ve hızlı model.

### 5. DenseNet:

- Her katmanın önceki katmanlarla bağlantılı olduğu yoğun bir yapıya sahiptir.
- Parametre etkin kullanımı ve öğrenme kapasitesi yüksektir.
- Veri setlerinde sınırlı veri bulunuyorsa avantajlıdır.

## 6.2 Parametre Ayarlamalarının Etkisi

Her bir modelin eğitiminde kullanılan parametreler dikkatlice seçilmiştir. Öğrenme oranı, epoch sayısı, mini-batch boyutu gibi parametreler, her model için optimize edilmiştir. Parametre ayarlamalarının, modelin genel performansı üzerindeki etkisi değerlendirilecektir.

## 6.3 Başka Veri Kümesiyle Genelleme

Bu modellerin genelleme yetenekleri, sadece Dogs vs. Cats veri kümesi üzerinde değil, başka hayvan veri kümesi üzerinde de test edilecektir. Farklı bir veri kümesinde performansın değerlendirilmesi, modellerin ne kadar genel olduğunu ve farklı senaryolara uygun olup

olmadığını anlamak için önemlidir.

## **7. Kaynaklar**

1. LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436-444.
2. Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2012). ImageNet classification with deep convolutional neural networks. In *Advances in neural information processing systems* (pp. 1097-1105).
3. Zhou, B., Lapedriza, A., Khosla, A., Oliva, A., & Torralba, A. (2017). Places: A 10 million image database for scene recognition. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 40(6), 1452-1464.
4. Chollet, F. (2018). *Deep Learning with Python*. Manning Publications.
5. Simonyan, K., & Zisserman, A. (2014). Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. *arXiv preprint arXiv:1409.1556*.
6. He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2016). Deep residual learning for image recognition. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 770-778).
7. Szegedy, C., Vanhoucke, V., Ioffe, S., Shlens, J., & Wojna, Z. (2016). Rethinking the inception architecture for computer vision. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 2818-2826).
8. Howard, A. G., Zhu, M., Chen, B., Kalenichenko, D., Wang, W., Weyand, T., ... & Adam, H. (2017). MobileNets: Efficient convolutional neural networks for mobile vision applications. *arXiv preprint arXiv:1704.04861*.

9. Huang, G., Liu, Z., Van Der Maaten, L., & Weinberger, K. Q. (2017). Densely connected convolutional networks. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition (pp. 4700-4708).

10. Dogs vs. Cats dataset. Retrieved from: <https://www.kaggle.com/c/dogs-vs-cats/data>

Atakan Pekçok

Y220234146