

Распознавание породы кошек(ML)

Проект включал в себя создание модели машинного обучения для определения породы кошки на основе предоставленных изображений. Основные шаги, которые были успешно пройдены:

1. Сбор данных:

- Собрать изображения кошек разных пород.

2. Разделение данных:

- Разделить данные на обучающий, проверочный и тестовый наборы для обучения.

3. Подготовка изображений:

- Преобразовать изображения в формат, подходящий для обучения (например, изменение размера, нормализация).

4. Создание модели:

- Построить модель машинного обучения для классификации пород кошек.

5. Обучение модели:

- Обучить модель на обучающем наборе и проверить на валидационном наборе.

6. Оценка модели:

- Оценить производительность модели на тестовом наборе.

7. Сохранение модели:

- Сохранить обученную модель для последующего использования без повторного обучения.

8. Предсказание на новых данных:

- Загрузить сохраненную модель и использовать ее для предсказания породы кошки на новых изображениях.



Подробно:

1. Сбор данных:

Данные для обучения модели были взяты из открытых источников(kaggle.com)

Датасет: <https://www.kaggle.com/datasets/yapwh1208/cats-breed-dataset?resource=download>

Датасет состоял из фотографий пяти различных пород кошек, а именно:

- бенгальская(bengal) - 2362 шт.
- мэйн кун(maine coon) - 1297 шт.
- рэггдолл(ragdoll) - 2511 шт.
- сиамская(siamese) - 2534 шт.
- tortoiseshell - 3798 шт.

cat_v1 (5 directories)

About this directory
Images of 5 common cat's breed

bengal
177 files

domestic_shorthair
170 files

maine_coon
191 files

ragdoll
207 files

siamese
208 files

Data Explorer
Version 1 (572.29 MB)

- cat_v1
 - bengal
 - domestic_shorthair
 - maine_coon
 - ragdoll
 - siamese

Summary

- 953 files

2. Разделение данных

Данные были разделены на три группы: обучающий, проверочный(валидационный) и тестовый.

```
|-- dataset
|-- train
|-- breed_1
|-- breed_2
|-- ...
|-- validation
|-- breed_1
|-- breed_2
|-- ...
|-- test
|-- breed_1
|-- breed_2
|-- ...
```

3. Подготовка изображений

На данном шаге была проведена нормализация значений пикселей и приведение изображений к единому формату и размеру.

Первое: нам необходимо гарантировать, чтобы значения пикселей находились в удобном для нас диапазоне для обучения модели. Для этого мы разделили каждый пиксель на 255.

Таким образом, все наши пиксели лежат в диапазоне $[0, 1]$.

Второе: каждое изображение было приведено к единому формату, а именно к 224x224

Далее обработанные изображения были сохранены как массивы в файлах: train_data.npy, test_data.npy, validation_data.npy.

4. Создание модели

Чтобы создать модель для классификации породы кошек была использована библиотека TensorFlow и Keras. Я воспользовался предварительно обученной моделью VGG16.

Анализ результатов

Каким образом происходил сбор данных:

70 % - обучающих

15 % - тестовых

15 % - проверочных

Количество данных: 2250

Модель

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

```
custom_model = Sequential([
    base_model,
    Conv2D(128, (3, 3), activation='relu'),
    MaxPooling2D((2, 2)),
    Flatten(),
    Dense(256, activation='relu'),
    Dropout(0.5),
    Dense(5, activation='softmax') # 5 - количество классов (пород
кошек)

])
```

Полученные результаты

50/50 [-----] - 343s 7s/step - loss: 1.6124 - accuracy: 0.3130 - val_loss: 1.1369 - val_accuracy: 0.5765

Epoch 2/10

50/50 [-----] - 353s 7s/step - loss: 1.1076 - accuracy: 0.5695 - val_loss: 0.9458 - val_accuracy: 0.6118

Epoch 3/10

50/50 [-----] - 355s 7s/step - loss: 0.9249 - accuracy: 0.6438 - val_loss: 0.8904 - val_accuracy: 0.6647

Epoch 4/10

50/50 [-----] - 354s 7s/step - loss: 0.7643 - accuracy: 0.7048 - val_loss: 0.8407 - val_accuracy: 0.6882

Epoch 5/10

50/50 [-----] - 352s 7s/step - loss: 0.6391 -

accuracy: 0.7695 - val_loss: 0.8816 - val_accuracy: 0.6618

Epoch 6/10

50/50 [-----] - 354s 7s/step - loss: 0.5276 -

accuracy: 0.7987 - val_loss: 0.9365 - val_accuracy: 0.6353

Epoch 7/10

50/50 [-----] - 355s 7s/step - loss: 0.5137 -

accuracy: 0.8057 - val_loss: 1.0016 - val_accuracy: 0.6294

11/11 [-----] - 60s 6s/step - loss: 1.0301 -

accuracy: 0.5881

Test Accuracy: 58.81%

Исходя из полученных результатов, можно сделать вывод о том, что модель достигла максимальной точности на обучающем наборе данных в пределах 80 %, но на проверочном и тестовом наборах точность значительно ниже.

Проверочная точность до 4 эпохи растет, затем падает(переобучение)

Добавляем такой параметр, как BatchNormalization().

50/50 [-----] - 353s 7s/step - loss: 1.4904 -

accuracy: 0.4565 - val_loss: 1.3150 - val_accuracy: 0.5412

Epoch 2/10

50/50 [-----] - 345s 7s/step - loss: 0.8321 -

accuracy: 0.6813 - val_loss: 1.2049 - val_accuracy: 0.5147

Epoch 3/10

50/50 [-----] - 348s 7s/step - loss: 0.6076 -

accuracy: 0.7714 - val_loss: 0.9605 - val_accuracy: 0.6294

Epoch 4/10

50/50 [-----] - 343s 7s/step - loss: 0.4103 -

accuracy: 0.8571 - val_loss: 1.2037 - val_accuracy: 0.6000

Epoch 5/10

50/50 [-----] - 345s 7s/step - loss: 0.2660 -

accuracy: 0.9092 - val_loss: 1.4788 - val_accuracy: 0.5382

Epoch 6/10

50/50 [-----] - 344s 7s/step - loss: 0.1935 -

accuracy: 0.9397 - val_loss: 1.3233 - val_accuracy: 0.5853

11/11 [-----] - 61s 6s/step - loss: 1.0204 -

accuracy: 0.6388

Test Accuracy: 63.88%

Использование оптимизатора Nadam:

```
Nadam(learning_rate=0.002, beta_1=0.9, beta_2=0.999)
```

```
50/50 [-----] - 364s 7s/step - loss: 1.4072 -  
accuracy: 0.4616 - val_loss: 1.3936 - val_accuracy: 0.4853  
Epoch 2/10  
50/50 [-----] - 355s 7s/step - loss: 0.8330 -  
accuracy: 0.6927 - val_loss: 1.3595 - val_accuracy: 0.4971  
Epoch 3/10  
50/50 [-----] - 356s 7s/step - loss: 0.5584 -  
accuracy: 0.8019 - val_loss: 1.1208 - val_accuracy: 0.6118  
Epoch 4/10  
50/50 [-----] - 357s 7s/step - loss: 0.3912 -  
accuracy: 0.8610 - val_loss: 1.4338 - val_accuracy: 0.5588  
Epoch 5/10  
50/50 [-----] - 360s 7s/step - loss: 0.2907 -  
accuracy: 0.9016 - val_loss: 2.0664 - val_accuracy: 0.5588  
Epoch 6/10  
50/50 [-----] - 360s 7s/step - loss: 0.1884 -  
accuracy: 0.9410 - val_loss: 1.7902 - val_accuracy: 0.5941  
11/11 [-----] - 61s 6s/step - loss: 1.2226 -  
accuracy: 0.6090  
Test Accuracy: 60.90%
```

Попробуем использовать другую предварительно обученную модель, такую как EfficientNet.

```
50/50 [-----] - 54s 946ms/step - loss: 1.7094  
- accuracy: 0.2114 - val_loss: 1.6949 - val_accuracy: 0.2000  
Epoch 2/10  
50/50 [-----] - 42s 840ms/step - loss: 1.6325  
- accuracy: 0.1924 - val_loss: 1.6532 - val_accuracy: 0.2000  
Epoch 3/10  
50/50 [-----] - 42s 846ms/step - loss: 1.6143  
- accuracy: 0.1924 - val_loss: 1.6397 - val_accuracy: 0.2000  
Epoch 4/10  
50/50 [-----] - 43s 865ms/step - loss: 1.6179  
- accuracy: 0.1962 - val_loss: 1.6173 - val_accuracy: 0.2000  
Epoch 5/10
```

50/50 [-----] - 42s 845ms/step - loss: 1.6158
- accuracy: 0.2019 - val_loss: 1.6165 - val_accuracy: 0.2000
Epoch 6/10
50/50 [-----] - 43s 872ms/step - loss: 1.6195
- accuracy: 0.1879 - val_loss: 1.6206 - val_accuracy: 0.2000
Epoch 7/10
50/50 [-----] - 44s 873ms/step - loss: 1.6174
- accuracy: 0.1917 - val_loss: 1.6111 - val_accuracy: 0.2000
Epoch 8/10
50/50 [-----] - 44s 875ms/step - loss: 1.6116
- accuracy: 0.2127 - val_loss: 1.6112 - val_accuracy: 0.2000
Epoch 9/10
50/50 [-----] - 42s 848ms/step - loss: 1.6098
- accuracy: 0.2019 - val_loss: 1.6094 - val_accuracy: 0.2000
Epoch 10/10
50/50 [-----] - 44s 879ms/step - loss: 1.6103
- accuracy: 0.2038 - val_loss: 1.6095 - val_accuracy: 0.2000
11/11 [-----] - 7s 643ms/step - loss: 1.6095 -
accuracy: 0.2000
Test Accuracy: 20.00%

Мдаа, оставим без комментариев.



Количество данных: 3000

Попробуем увеличить количество входных данных. Пусть теперь для каждой породы будет 600 фотографий. Остальные параметры оставить

неизменными.

```
66/66 [-----] - 474s 7s/step - loss: 1.4597 -  
accuracy: 0.4681 - val_loss: 0.9994 - val_accuracy: 0.6133  
Epoch 2/10  
66/66 [-----] - 470s 7s/step - loss: 0.7972 -  
accuracy: 0.7010 - val_loss: 1.0418 - val_accuracy: 0.6200  
Epoch 3/10  
66/66 [-----] - 468s 7s/step - loss: 0.6006 -  
accuracy: 0.7781 - val_loss: 0.9989 - val_accuracy: 0.6222  
Epoch 4/10  
66/66 [-----] - 468s 7s/step - loss: 0.4140 -  
accuracy: 0.8538 - val_loss: 0.9989 - val_accuracy: 0.6511  
Epoch 5/10  
66/66 [-----] - 467s 7s/step - loss: 0.3080 -  
accuracy: 0.8914 - val_loss: 1.2229 - val_accuracy: 0.6222  
Epoch 6/10  
66/66 [-----] - 470s 7s/step - loss: 0.2539 -  
accuracy: 0.9152 - val_loss: 1.2285 - val_accuracy: 0.6356  
15/15 [-----] - 78s 5s/step - loss: 1.0317 -  
accuracy: 0.6111  
Test Accuracy: 61.11%
```

Как мы видим, результаты не сильно улучшилось. Для дальнейшего улучшения производительности модели можно попробовать провести аугментацию данных, подобрать другие архитектуры модели, но делать этого я не буду.

Ниже приведены график точности и потерь.

