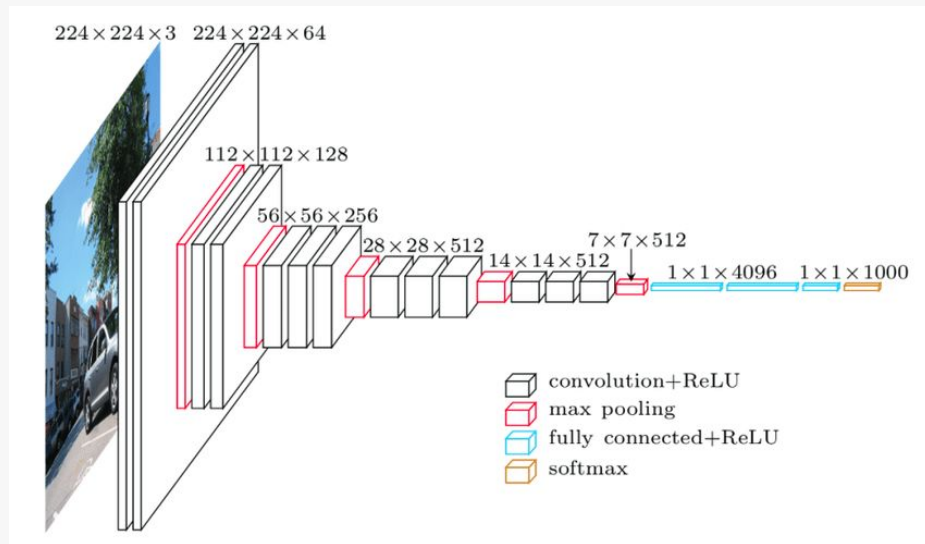


CNN com Transfer Learning

Modelo VGG16



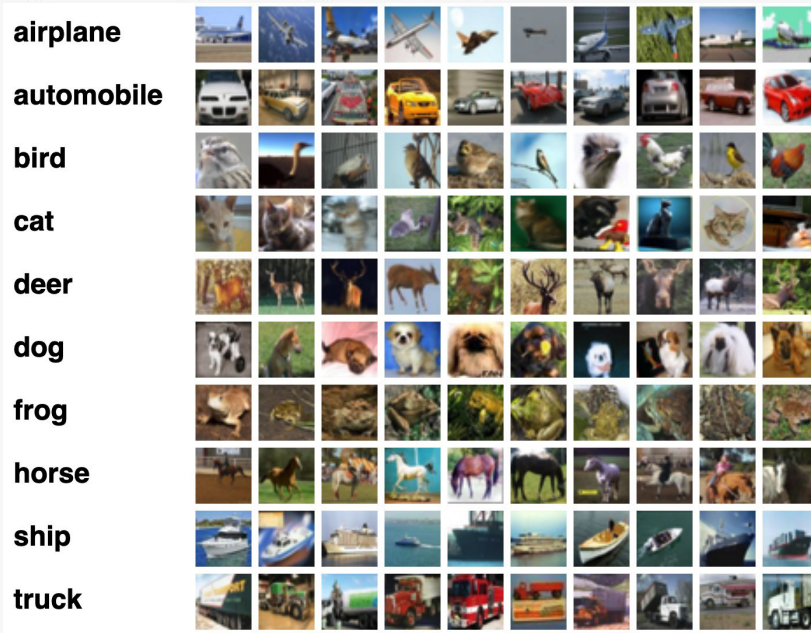
- O modelo VGG16 é uma arquitetura de CNN para tarefas de visão computacional. Desenvolvido pelo Visual Graphics Group (VGG) e apresentada em 2014.
- 16 camadas:
 - 13 Camadas Convolucionais (com filtros pequenos de 3x3)
 - 3 Camadas Densas
- Função de Ativação: ReLU.
- Entrada: imagem 224x224.
- 138 milhões de parâmetros.

Bibliotecas utilizadas

```
import tensorflow as tf
from keras.applications.vgg16 import VGG16
from keras.datasets import cifar10
from keras.models import Model
from keras.layers import Dense, Flatten
from keras.optimizers import Adam
from keras.utils import to_categorical
from keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator
```

Carregamento das imagens

```
(train_images, train_labels), (test_images, test_labels) = cifar10.load_data()  
train_images = train_images.astype('float32') / 255.0  
test_images = test_images.astype('float32') / 255.0  
train_labels = to_categorical(train_labels, 10)  
test_labels = to_categorical(test_labels, 10)
```



Carregando o modelo VGG16 pré-treinado

```
vgg16 = VGG16(weights='imagenet', include_top=False, input_shape=(32, 32, 3))
```

Modificando as últimas camadas do modelo

```
vgg16.trainable = True  
fine_tune_at = 15
```

← Modifica as camadas finais
(a partir da 15)

```
for layer in vgg16.layers[:fine_tune_at]:  
    layer.trainable = False
```

Modificando as camadas 15 e 16

```
x = Flatten()(vgg16.output)
x = Dense(512, activation='relu')(x)
x = Dense(10, activation='softmax')(x)
```



10 classes do conjunto
de dados

Criando e compilando o modelo

```
model = Model(inputs=vgg16.input, outputs=x)
optimizer = Adam(learning_rate=0.0001)
model.compile(optimizer=optimizer,
              loss='categorical_crossentropy',
              metrics=['accuracy'])
```

Gerando imagens extras

```
datagen = ImageDataGenerator(  
    rotation_range=15,  
    width_shift_range=0.1,  
    height_shift_range=0.1,  
    horizontal_flip=True,  
    zoom_range=0.2  
)  
datagen.fit(train_images)
```

Isso serve para termos uma maior quantidade de imagens para treino. Fazer isso melhorou a acurácia em 20%.

Treinando o modelo

```
model.fit(datagen.flow(train_images,  
                        train_labels,  
                        batch_size=64),  
          epochs=20,  
          validation_data=(test_images,  
                           test_labels))
```

Avaliando o modelo (acurácia de teste): 75.33%

```
loss, accuracy = model.evaluate(test_images, test_labels)
```

Plotando o resultado (imagens aleatórias)

```
def plot_image_predictions(model, images, true_labels, num_images=10):  
    # Usa as predições do modelo  
    predictions = model.predict(images[:num_images])  
    predicted_classes = np.argmax(predictions, axis=1)  
    true_classes = np.argmax(true_labels[:num_images], axis=1)  
  
    # Plota as imagens e as predições  
    plt.figure(figsize=(15, 5))  
    for i in range(num_images):  
        plt.subplot(2, 5, i + 1)  
        plt.imshow(images[i])  
        plt.title(f"True: {true_classes[i]}, Pred: {predicted_classes[i]}")  
        plt.axis('off')  
    plt.show()  
  
plot_image_predictions(model, test_images, test_labels)
```

Plotando o resultado (imagens aleatórias)

True: 3, Pred: 3



True: 8, Pred: 8



True: 8, Pred: 8



True: 0, Pred: 0



True: 6, Pred: 6



True: 6, Pred: 6



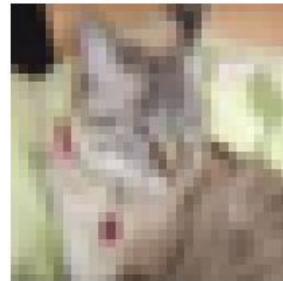
True: 1, Pred: 1



True: 6, Pred: 6



True: 3, Pred: 6



True: 1, Pred: 1

