

## Modelo en Pytorch

En esta seccion importamos las funciones que se usaran en la creacion del modelo AlexNet desde scratch en Pytorch, asi como verificar si se puede usar la tarjeta grafica integrada de la PC.

```
In [1]: import torch
import torch.nn as nn
import torch.nn.functional as F
import torchvision.transforms as transforms
import torchvision
import torch.optim as optim
device = torch.device("cuda" if torch.cuda.is_available() else "cpu")
```

## Creacion del modelo

En esta parte ya creamos el modelo AlexNet con los requisitos mencionados en clase, 5 convoluciones, 3 maxpoolings y 3 redes densas con activaciones ReLu y dos funciones dropout para evitar el overfitting.

```
In [2]: class AlexNet(nn.Module):
def __init__(self):
super(AlexNet, self).__init__()
self.fc1 = nn.Linear(9216, 4096)
self.fc2 = nn.Linear(4096, 4096)
self.fc3 = nn.Linear(4096, 10)
self.cn1 = nn.Conv2d(3, 64, 11, stride=4)
self.cn2 = nn.Conv2d(64, 192, 5, stride=1)
self.cn3 = nn.Conv2d(192, 384, 3, stride=1)
self.cn4 = nn.Conv2d(384, 256, 3, stride=1)
self.cn5 = nn.Conv2d(256, 256, 3, stride=1)
self.dropout = nn.Dropout(p=0.5)

def forward(self, x):
x = F.relu(self.cn1(x))
x = F.max_pool2d(x, (3, 3), stride = 2)
x = F.relu(self.cn2(x))
x = F.max_pool2d(x, (3, 3), stride = 2)
x = F.relu(self.cn3(x))
x = F.relu(self.cn4(x))
x = F.relu(self.cn5(x))
x = F.max_pool2d(x, (3, 3), stride = 2)
x = F.adaptive_avg_pool2d(x, (6, 6))
x = x.view(x.size(0), -1)
x = F.relu(self.fc1(x))
x = self.dropout(x)
x = F.relu(self.fc2(x))
x = self.dropout(x)
x = self.fc3(x)

return x
```

Asignamos el modelo a la GPU

```
In [3]: model = AlexNet().to(device)
```

## Carga de datos

En esta seccion se usa el mismo codigo que se vio en clase para la carga de datos, pero con un batch size distinto, en este caso se uso 128 ya que asi lo permitio la GPU

```
In [4]: # 1. Load CIFAR-10 dataset
transform = transforms.Compose([
transforms.Resize(224), # AlexNet expects 224x224 images
transforms.ToTensor(),
transforms.Normalize((0.5, 0.5, 0.5), (0.5, 0.5, 0.5))
])

trainset = torchvision.datasets.CIFAR10(root='./data', train=True,
download=True, transform=transform)
trainloader = torch.utils.data.DataLoader(trainset, batch_size=128,
shuffle=True, num_workers=2)

testset = torchvision.datasets.CIFAR10(root='./data', train=False,
download=True, transform=transform)
testloader = torch.utils.data.DataLoader(testset, batch_size=128,
shuffle=False, num_workers=2)

classes = ('plane', 'car', 'bird', 'cat',
'deer', 'dog', 'frog', 'horse', 'ship', 'truck')
```

Se definen el criterio de optimizacion y la funcion de optimizacion.

```
In [5]: criterion = nn.CrossEntropyLoss()
optimizer = optim.SGD(model.parameters(), lr=0.005, momentum=0.9)
```

## Entrenamineto

En esta celda se entrena por 20 epocas el modelo tardando de 15 a 20 minutos.

```
In [6]: for epoch in range(20):
running_loss = 0.0
for i, data in enumerate(trainloader, 0):
inputs, labels = data[0].to(device), data[1].to(device)

optimizer.zero_grad()

outputs = model(inputs)

labels = labels.long()
loss = criterion(outputs, labels)
loss.backward()
optimizer.step()
```

```

        running_loss += loss.item()
    print(f'[{epoch} + 1] loss: {running_loss / 2000:.3f}')
    running_loss = 0.0

print('Finished Training')

[1] loss: 0.445
[2] loss: 0.375
[3] loss: 0.311
[4] loss: 0.259
[5] loss: 0.225
[6] loss: 0.195
[7] loss: 0.172
[8] loss: 0.152
[9] loss: 0.133
[10] loss: 0.117
[11] loss: 0.102
[12] loss: 0.086
[13] loss: 0.072
[14] loss: 0.062
[15] loss: 0.052
[16] loss: 0.043
[17] loss: 0.038
[18] loss: 0.032
[19] loss: 0.029
[20] loss: 0.025
Finished Training

```

## Prueba del modelo

Se prueba el modelo con los datos de testing, y en general se obtienen una accuracy de 80%

```

In [7]: correct = 0
total = 0
with torch.no_grad():
    for data in testloader:
        images, labels = data[0].to(device), data[1].to(device)
        outputs = model(images)
        _, predicted = torch.max(outputs.data, 1)
        total += labels.size(0)
        correct += (predicted == labels).sum().item()

print(f'Accuracy of the network on the 10000 test images: {100 * correct / total:.2f} %')

```

Accuracy of the network on the 10000 test images: 75.33 %

```

In [8]: torch.save(model.state_dict(), 'modelo_entrenado.pth')

```

```

In [9]: torch.save(model, 'modelo_completo.pth')

```

Se evalua el modelo por categoria

```

In [10]: class_correct = list(0. for i in range(10))
class_total = list(0. for i in range(10))
with torch.no_grad():
    for data in testloader:
        images, labels = data[0].to(device), data[1].to(device)
        outputs = model(images)
        _, predicted = torch.max(outputs, 1)
        c = (predicted == labels).squeeze()
        for i in range(4):
            label = labels[i]
            class_correct[label] += c[i].item()
            class_total[label] += 1

for i in range(10):
    print(f'Accuracy of {classes[i]:5s} : {100 * class_correct[i] / class_total[i]:.2f} %')

```

Accuracy of plane : 79.31 %  
 Accuracy of car : 78.57 %  
 Accuracy of bird : 72.73 %  
 Accuracy of cat : 52.94 %  
 Accuracy of deer : 70.37 %  
 Accuracy of dog : 72.73 %  
 Accuracy of frog : 80.56 %  
 Accuracy of horse : 72.00 %  
 Accuracy of ship : 84.38 %  
 Accuracy of truck : 79.49 %

## Modelo pre entrenado en Pytorch de AlexNet

Cargamos el modelo preentrenado de AlexNet con solo 10 categorias

```

In [12]: modelp = torchvision.models.alexnet(pretrained=True)
modelp.eval()
num_features = modelp.classifier[6].in_features
modelp.classifier[6] = nn.Linear(num_features, 10) # 10 output classes
criterion = nn.CrossEntropyLoss()
optimizer = optim.SGD(modelp.parameters(), lr=0.001, momentum=0.9)
modelp.to(device)

```

```

/home/galo/Diplomado/python/venv/lib/python3.10/site-packages/torchvision/models/_utils.py:208: UserWarning: The parameter 'pretrained' is deprecated since 0.13 and may be removed in the future, please use 'weights' instead.
  warnings.warn(
/home/galo/Diplomado/python/venv/lib/python3.10/site-packages/torchvision/models/_utils.py:223: UserWarning: Arguments other than a weight enum or `None` for 'weights' are deprecated since 0.13 and may be removed in the future. The current behavior is equivalent to passing `weights=AlexNet_Weights.IMAGENET1K_V1`. You can also use `weights=AlexNet_Weights.DEFAULT` to get the most up-to-date weights.
  warnings.warn(msg)

```

```

Out[12]: AlexNet(
  (features): Sequential(
    (0): Conv2d(3, 64, kernel_size=(11, 11), stride=(4, 4), padding=(2, 2))
    (1): ReLU(inplace=True)
    (2): MaxPool2d(kernel_size=3, stride=2, padding=0, dilation=1, ceil_mode=False)
    (3): Conv2d(64, 192, kernel_size=(5, 5), stride=(1, 1), padding=(2, 2))
    (4): ReLU(inplace=True)
    (5): MaxPool2d(kernel_size=3, stride=2, padding=0, dilation=1, ceil_mode=False)
    (6): Conv2d(192, 384, kernel_size=(3, 3), stride=(1, 1), padding=(1, 1))
    (7): ReLU(inplace=True)
    (8): Conv2d(384, 256, kernel_size=(3, 3), stride=(1, 1), padding=(1, 1))
    (9): ReLU(inplace=True)
    (10): Conv2d(256, 256, kernel_size=(3, 3), stride=(1, 1), padding=(1, 1))
    (11): ReLU(inplace=True)
    (12): MaxPool2d(kernel_size=3, stride=2, padding=0, dilation=1, ceil_mode=False)
  )
  (avgpool): AdaptiveAvgPool2d(output_size=(6, 6))
  (classifier): Sequential(
    (0): Dropout(p=0.5, inplace=False)
    (1): Linear(in_features=9216, out_features=4096, bias=True)
    (2): ReLU(inplace=True)
    (3): Dropout(p=0.5, inplace=False)
    (4): Linear(in_features=4096, out_features=4096, bias=True)
    (5): ReLU(inplace=True)
    (6): Linear(in_features=4096, out_features=10, bias=True)
  )
)

```

## Entrenamiento del modelo preentrenado

```

In [13]: for epoch in range(2): # Loop over the dataset multiple times

    running_loss = 0.0
    for i, data in enumerate(trainloader, 0):
        inputs, labels = data[0].to(device), data[1].to(device)

        optimizer.zero_grad()

        outputs = modelp(inputs)
        # Ensure Labels are Long type
        labels = labels.long()
        loss = criterion(outputs, labels) # Corrected order: outputs, Labels
        loss.backward()
        optimizer.step()

        running_loss += loss.item()
    print(f'[{epoch} + 1] loss: {running_loss / 2000:.3f}')
    running_loss = 0.0

print('Finished Training')

[1] loss: 0.127
[2] loss: 0.075
Finished Training

```

## Evaluacion del medoleo preentrenado

```

In [14]: correct = 0
total = 0
with torch.no_grad():
    for data in testloader:
        images, labels = data[0].to(device), data[1].to(device)
        outputs = modelp(images)
        _, predicted = torch.max(outputs.data, 1)
        total += labels.size(0)
        correct += (predicted == labels).sum().item()

print(f'Accuracy of the network on the 10000 test images: {100 * correct / total:.2f} %')

Accuracy of the network on the 10000 test images: 86.38 %

```

```

In [15]: class_correct = list(0. for i in range(10))
class_total = list(0. for i in range(10))
with torch.no_grad():
    for data in testloader:
        images, labels = data[0].to(device), data[1].to(device)
        outputs = modelp(images)
        _, predicted = torch.max(outputs, 1)
        c = (predicted == labels).squeeze()
        for i in range(4):
            label = labels[i]
            class_correct[label] += c[i].item()
            class_total[label] += 1

for i in range(10):
    print(f'Accuracy of {classes[i]:5s} : {100 * class_correct[i] / class_total[i]:.2f} %')

```

```

Accuracy of plane : 82.76 %
Accuracy of car : 92.86 %
Accuracy of bird : 93.94 %
Accuracy of cat : 82.35 %
Accuracy of deer : 85.19 %
Accuracy of dog : 66.67 %
Accuracy of frog : 88.89 %
Accuracy of horse : 92.00 %
Accuracy of ship : 93.75 %
Accuracy of truck : 97.44 %

```

## Coomparacion de los modelos

Es claro que el modelo preentrenado es mmucho mas rapido y eficaz que el modleo que se creo desde cero, el modleo preentrenado sse tardo aproximadamente dos minutos y medio en completar tan solo dos epocas en cambio el nuevo se tardo veinte minutos para 20 epocas, en cuanto a epocas hablamso se tardan masomenos lo mismo. Un punto que creo haber notaod es que en el nuevo modelo parece haber overfitting ya que la funcion de perdida disminuye muy rapido y ademas es incluso menor a la del modelo preentrenado, eso quiere decir que para los datos con los que se entrena parece funcionar demasiado bien pero al salir a conocer nuevos datos no resulta tan efectivo. Con metodos que traten de evitar el overfitting creo es posible mejorar aun mas el modelo. Otro punto que me parece interesante mencionar es que a ambos modelos les cuesta trabajo reconocer a los gatos y a los perros, y el modleo preentrenado parece tener mas variacion en la precision de las predicciones, en cambio el nuevo es peor pero mas constante.

# Modelo en Tensor Flow

Se carga las librerias necesarias para la creacion del modelo

```
In [7]: import tensorflow as tf
from tensorflow.keras import layers, models, optimizers
from tensorflow.keras.datasets import cifar10
from tensorflow.keras.utils import to_categorical
```

Se cargan los datos del modelo y se normalizan

```
In [2]: # 1. Cargar y preprocesar el dataset CIFAR-10
(x_train, y_train), (x_test, y_test) = cifar10.load_data()

# Normalizar Las imágenes (de 0 a 1)
x_train = x_train.astype("float32") / 255.0
x_test = x_test.astype("float32") / 255.0

# Convertir Las etiquetas a formato one-hot
y_train = to_categorical(y_train, 10)
y_test = to_categorical(y_test, 10)
```

## Creacion del modelo

Se tarta de crear un modelo similar al de Pytorch y al visto en clase, con pequenas modificaciones para el correcto funcionamiento y normalizaciones de los pesos. Agregue tambien dropouts para no hacer un overfitting de los datos de entrenamiento

```
In [5]: #. Creamos el modelo
model = models.Sequential()
model.add(layers.Conv2D(96, 3, strides=1, padding='same', input_shape=(32, 32, 3)))
model.add(layers.Lambda(tf.nn.local_response_normalization))
model.add(layers.Activation('relu'))
model.add(layers.MaxPooling2D(2, strides=2))
model.add(layers.Conv2D(192, 3, strides=1, padding='same'))
model.add(layers.Lambda(tf.nn.local_response_normalization))
model.add(layers.Activation('relu'))
model.add(layers.MaxPooling2D(2, strides=2))
model.add(layers.Conv2D(384, 3, strides=1, padding='same'))
model.add(layers.Activation('relu'))
model.add(layers.Conv2D(256, 3, strides=1, padding='same'))
model.add(layers.Activation('relu'))
model.add(layers.Conv2D(256, 3, strides=1, padding='same'))
model.add(layers.Activation('relu'))
model.add(layers.MaxPooling2D(3, strides=2))
model.add(layers.GlobalAveragePooling2D())
model.add(layers.Flatten())
model.add(layers.Dense(4096, activation='relu'))
model.add(layers.Dropout(0.5))
model.add(layers.Dense(4096, activation='relu'))
model.add(layers.Dropout(0.5))
model.add(layers.Dense(10, activation='softmax'))
model.summary()
```

Model: "sequential\_1"

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d_5 (Conv2D)	(None, 32, 32, 96)	2,688
lambda (Lambda)	(None, 32, 32, 96)	0
activation_5 (Activation)	(None, 32, 32, 96)	0
max_pooling2d_3 (MaxPooling2D)	(None, 16, 16, 96)	0
conv2d_6 (Conv2D)	(None, 16, 16, 192)	166,080
lambda_1 (Lambda)	(None, 16, 16, 192)	0
activation_6 (Activation)	(None, 16, 16, 192)	0
max_pooling2d_4 (MaxPooling2D)	(None, 8, 8, 192)	0
conv2d_7 (Conv2D)	(None, 8, 8, 384)	663,936
activation_7 (Activation)	(None, 8, 8, 384)	0
conv2d_8 (Conv2D)	(None, 8, 8, 256)	884,992
activation_8 (Activation)	(None, 8, 8, 256)	0
conv2d_9 (Conv2D)	(None, 8, 8, 256)	590,080
activation_9 (Activation)	(None, 8, 8, 256)	0
max_pooling2d_5 (MaxPooling2D)	(None, 3, 3, 256)	0
flatten_1 (Flatten)	(None, 2304)	0
dense_3 (Dense)	(None, 4096)	9,441,280
dropout_2 (Dropout)	(None, 4096)	0
dense_4 (Dense)	(None, 4096)	16,781,312
dropout_3 (Dropout)	(None, 4096)	0
dense_5 (Dense)	(None, 10)	40,970

Total params: 28,571,338 (108.99 MB)  
Trainable params: 28,571,338 (108.99 MB)  
Non-trainable params: 0 (0.00 B)

## Entrenamiento

Entrenamos el modelo con 4 épocas y un batch size de 256, tardando alrededor de 20 minutos en completarse el entrenamiento, se escogieron 4 épocas solamente ya que no me fue posible usar la tarjeta gráfica para este modelo, con un poco más de tiempo la hubiera dejado a la par que su contraparte de Pytorch, es decir 20 épocas.

Vemos que con tan solo 4 épocas tiene un accuracy del 55%, un poco bastante malo a decir verdad, pero hay que tomar en cuenta la baja cantidad de épocas comparada con otros modelos.

```
In [ ]: # 3. Compilar el modelo
model.compile(optimizer=optimizers.SGD( learning_rate=0.001,momentum=0.9),
              loss='categorical_crossentropy',
              metrics=['accuracy'])
# 4. Entrenar el modelo
history = model.fit(x_train, y_train, batch_size=256, epochs=4)

# 5. Evaluar el modelo en el conjunto de prueba
test_loss, test_acc = model.evaluate(x_test, y_test)
print("Test accuracy:", test_acc)
```

Epoch 1/4

2025-03-07 12:30:41.543370: W external/local\_xla/xla/tsl/framework/cpu\_allocator\_impl.cc:83] Allocation of 614400000 exceeds 10% of free system memory.

196/196 ————— 328s 2s/step - accuracy: 0.1284 - loss: 2.2778

Epoch 2/4

196/196 ————— 310s 2s/step - accuracy: 0.2681 - loss: 1.9423

Epoch 3/4

196/196 ————— 309s 2s/step - accuracy: 0.3948 - loss: 1.6424

Epoch 4/4

196/196 ————— 302s 2s/step - accuracy: 0.4735 - loss: 1.4386

313/313 ————— 17s 54ms/step - accuracy: 0.5542 - loss: 1.2465

Test accuracy: 0.550700088691711

## Modelo preentrenado

Puesto que no hay un modelo preentrenado de AlexNet en Tensor Flow, use el modelo VGG16 que se puede encontrar ya preentrenado en Keras.

```
In [43]: from keras.applications import vgg16 as vgg
from keras.layers import Dropout, Dense, GlobalAveragePooling2D, BatchNormalization
from keras import Model
```

Cargamos el modelo con la forma deseada de CIFAR10 y sin la última capa

```
In [39]: base_model = vgg.VGG16(weights='imagenet',
                               include_top=False,
                               input_shape=(32, 32, 3))
```

## Entrenamiento

Se modifica la última capa para entrenar los pesos de esta capa. Se entrena con un batch size de 256 y 6 épocas, se siguen realizando los cálculos en el CPU pero ya son muchos menos que con el modelo desde cero, es por esto que solo se tardó 5 minutos en procesar.

```
In [41]: last = base_model.get_layer('block3_pool').output
# Add classification layers on top of it
x = GlobalAveragePooling2D()(last)
x = BatchNormalization()(x)
x = Dense(256, activation='relu')(x)
x = Dense(256, activation='relu')(x)
x = Dropout(0.6)(x)
pred = Dense(10, activation='softmax')(x)
model = Model(base_model.input, pred)
for layer in base_model.layers:
    layer.trainable = False
model.compile(loss='binary_crossentropy',
              optimizer=optimizers.Adam(learning_rate=0.01),
              metrics=['accuracy'])
history = model.fit(x_train, y_train, batch_size=256, epochs=6)
```

Epoch 1/6

2025-03-07 13:35:25.321220: W external/local\_xla/xla/tsl/framework/cpu\_allocator\_impl.cc:83] Allocation of 614400000 exceeds 10% of free system memory.

196/196 ————— 54s 264ms/step - accuracy: 0.4883 - loss: 0.2567

Epoch 2/6

196/196 ————— 53s 271ms/step - accuracy: 0.6629 - loss: 0.1660

Epoch 3/6

196/196 ————— 53s 268ms/step - accuracy: 0.6968 - loss: 0.1519

Epoch 4/6

196/196 ————— 54s 277ms/step - accuracy: 0.7133 - loss: 0.1433

Epoch 5/6

196/196 ————— 54s 278ms/step - accuracy: 0.7301 - loss: 0.1364

Epoch 6/6

196/196 ————— 51s 260ms/step - accuracy: 0.7357 - loss: 0.1335

Como era de esperar el modelo preentrenado tardó mucho menos y además tuvo una precisión mucho mayor a la creada desde cero, un accuracy de alrededor de 71%

```
In [42]: test_loss, test_acc = model.evaluate(x_test, y_test)
print("Test accuracy:", test_acc)
```

313/313 ————— 11s 36ms/step - accuracy: 0.7140 - loss: 0.1460

Test accuracy: 0.712999995231628

## Comparación de los modelos en Tensor Flow

Sabemos que debe de ser mejor el modelo preentrenado pero realmente nuestro modelo no se quedó tan lejos de poder ser igual, yo creo que con dos épocas más de entrenamiento de nuestro modelo se podría haber llegado a el accuracy de 71%. También si logro poder usar la tarjeta gráfica con este programa se podría mejorar exponencialmente el modelo y llegar hasta las 20 épocas como se hizo con PyTorch a pesar de no tener una GPU con grandes prestaciones.