



• Etapas de um projeto de classificação com redes deep learning

Coleta de Dados:

 Comece coletando os dados relevantes para o seu problema. Isso pode envolver aquisição de dados de fontes externas, criação de conjuntos de treinamento e teste, e garantir que os dados estejam limpos e bem estruturados.

Codificação dos Rótulos:

- Os rótulos (classes) dos dados precisam ser codificados numericamente.
 - Exemplo: Gato = 0, Cachorro = 1.

• Pré-processamento dos Dados:

 Nesta etapa, prepare os dados para alimentar a rede neural. Isso inclui normalização, tratamento de valores ausentes, codificação de rótulos, divisão em conjuntos de treinamento e teste, etc.

Divisão dos Dados:

- Separamos os dados em conjuntos de treinamento, validação e teste.
- O conjunto de treinamento é usado para treinar o modelo, o conjunto de validação é usado para ajustar hiperparâmetros e o conjunto de teste é usado para avaliar o desempenho final.
 - Exemplo: em 80% treinamento, 10% validação e 10% teste.

Construção do Modelo:

Escolha a arquitetura da rede neural. Pode ser uma rede totalmente conectada (feedforward),
 uma rede convolucional (CNN) ou uma rede recorrente (RNN), dependendo do tipo de dados e
 do problema.

Montagem das Camadas:

 Empilhe as camadas da rede neural. Isso envolve a definição das camadas de entrada, ocultas e de saída. Cada camada extrai representações dos dados inseridos na rede.

• Etapas de um projeto de classificação com redes deep learning

Compilação do Modelo:

Configure o modelo com uma função de perda, otimizador e métricas de avaliação.
 A função de perda mede o quão bem o modelo está performando, o otimizador ajusta os pesos da rede e as métricas avaliam o desempenho.

• Treinamento do Modelo:

Alimente os dados de treinamento no modelo e ajuste os pesos iterativamente.
 Isso é feito através de backpropagation e otimização.

Etapas de um projeto de classificação com redes deep learning

Avaliação do Modelo:

 Use os dados de teste para avaliar a precisão do modelo. Isso ajuda a entender como o modelo generaliza para dados não vistos.

Ajustes e Otimizações:

– Com base nos resultados da avaliação, faça ajustes no modelo, como alterar hiperparâmetros, adicionar regularização ou modificar a arquitetura.

· <u>Implantação:</u>

– Finalmente, implante o modelo treinado em produção para uso prático

- A coleta de dados é um processo fundamental em pesquisas e projetos científicos.
- Ela visa reunir informações relevantes para análise e tomada de decisões. O processo ocorre da seguinte forma:
 - 1. Definição do Objetivo
 - 2. Seleção das Fontes de Dados
 - 3. Planejamento e Ferramentas
 - 4. Coleta dos Dados
 - 5. Tratamento e Análise
 - 6. Continuidade e Periodicidade

1. Definição do Objetivo:

- -Antes de coletar dados, é crucial definir o objetivo da pesquisa. O que você deseja investigar ou entender?
 - Exemplo: Se estamos estudando o impacto de um novo medicamento, nosso objetivo é coletar dados sobre sua eficácia e efeitos colaterais.

2. Seleção das Fontes de Dados:

- Identificamos as fontes de onde obteremos os dados. Isso pode incluir:
 - Fontes Documentais: Dados de documentos, relatórios, registros, etc.
 - Observação Direta: Coleta de dados por meio de observação pessoal.
 - Entrevistas: Conversas com pessoas relevantes para o estudo.
 - Questionários: Perguntas estruturadas para os participantes.
 - Exemplo: Se estamos estudando o comportamento de consumidores podemos usar questionários online ou entrevistas presenciais.

3. Planejamento e Ferramentas:

- Planejamos como coletar os dados. Isso envolve escolher as ferramentas adequadas, como questionários, softwares de pesquisa, etc.
 - Exemplo: Criar um questionário online para coletar opiniões sobre um novo produto.

4. Coleta dos Dados:

- -Realizamos a coleta conforme o planejado. Isso pode ser feito por meio de entrevistas, questionários, observação direta ou análise de documentos.
 - Exemplo: Entrevistar pacientes para entender sua experiência com o medicamento.

5. Tratamento e Análise:

- -Os dados coletados são organizados, limpos e preparados para análise.
- -Podemos usar técnicas estatísticas para extrair insights relevantes.
 - Exemplo: Calcular a média de satisfação dos pacientes com base nas respostas do questionário.

6. Continuidade e Periodicidade:

- A coleta de dados pode ser contínua (registrando eventos à medida que ocorrem), periódica (ciclos regulares, como um censo) ou ocasional (sem continuidade específica).
 - Exemplo: Monitorar diariamente as vendas de um produto (coleta contínua).

- Lembre-se de que a qualidade dos dados coletados afeta diretamente a confiabilidade das conclusões da pesquisa.
- Portanto, é essencial seguir boas práticas e métodos adequados para obter resultados significativos.

• Passos:

- 1. Importar bibliotecas
- 2. Carregar os dados
- 3. Separar em entrada e saída caso necessário
- 4. Particionar a base de dados dividir a base em treinamento (80%) e teste (20%).
- 5. Criar o modelo de rede
- 6. Treinar o modelo (função fit()) Avaliar o modelo (acurácia, matriz de confusão etc...)
- 7. Compilar o modelo: decidir quais hiperparametros usar
- 8. Fazer predições y_pred().



- 1. Importar as bibliotecas é a primeira seção do notebook:
 - Numpy
 - Keras
 - Pandas

```
import numpy as np
from keras.models import Sequential
from keras.layers import Dense
from sklearn.model_selection import train_test_split
```

- from keras.preprocessing.text import Tokenizer
- 2 from keras.preprocessing.sequence import pad_sequences
- 3 from keras.models import Sequential
- 4 from keras.layers import Dense, Embedding, Flatten
- 5 from keras.utils import to_categorical
- 6 from sklearn.model_selection import train_test_split
- 7 import pandas as pd
- 8 import numpy as np
- 9 from sklearn.preprocessing import LabelEncoder
- 10 from keras.utils import to_categorical



2. Carregando ou lendo os dados; segunda seção do notebook

```
# Carregue a base de dados Pima Indians Diabetes
dataset = loadtxt('https://raw.githubusercontent.com/jbrownlee/Datasets/master/pima-indians-diabetes.data.csv',
```

df = pd.read_csv('data.csv')

- 3. Separando os dados em entrada (X) e saída (y):
 - Por convenção o X é sempre em maiúsculo e y em minúsculo.
 - Explicação no próximo slide

```
# Separe os dados entre entradas (X) e saídas (y)
X = dataset[:, 0:8]
y = dataset[:, 8]
```

```
# Separe os dados entre entradas (X) e saídas (y)
X = dataset[:, 0:8]
y = dataset[:, 8]
```

X = dataset[:, o:8]:

- X é uma variável que estamos criando para armazenar parte dos dados do conjunto de dados. dataset é o conjunto de dados carregado anteriormente.
- Os dois pontos : indicam que queremos selecionar todas as linhas do conjunto de dados.
- O 0:8 especifica que queremos selecionar as colunas da 0^a à 7^a (pois a contagem começa em 0).

Portanto, X conterá todas as linhas e as primeiras 8 colunas do conjunto de dados.

y = **dataset**[:, 8]:

- y é outra variável que estamos criando para armazenar outra parte dos dados do conjunto de dados. Novamente, dataset é o conjunto de dados.
- O: indica que queremos selecionar todas as linhas.
- O 8 especifica que queremos selecionar apenas a 8^a coluna.
- Portanto, y conterá todas as linhas da 8ª coluna do conjunto de dados.

- 4. Particionando a base em treinamento e teste
- train_test_Split:
 - A função train_test_split do scikit-learn é amplamente utilizada para dividir um conjunto de dados em subconjuntos de treinamento e teste.
 - Ela permite controlar vários parâmetros para personalizar a divisão.

```
[ ] 1 # Dividindo os dados em treinamento e teste
2 X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_state=42)
```

- 4. Particionando a base em treinamento e teste
 - Parâmetros Principais:
 - test_size: Define o tamanho do conjunto de teste. Pode ser um valor entre 0.0 e 1.0 (proporção) ou um número inteiro (número absoluto de amostras).
 - train_size: Define o tamanho do conjunto de treinamento. Se não especificado, é automaticamente definido como o complemento do tamanho do conjunto de teste.

4. Particionando a base em treinamento e teste

- Parâmetros Principais:

random_state:

Tem um papel importante na reprodutibilidade dos resultados. É um valor numérico que controla a aleatoriedade em algoritmos que envolvem geração de números aleatórios. Usado para inicializar o gerador de números aleatórios antes de executar o algoritmo. A aleatoriedade é comum em algoritmos de aprendizado de máquina, como divisão de dados em treinamento e teste, inicialização de pesos em redes neurais, embaralhamento de dados, etc. Definir um valor específico para o random_state permite que os resultados sejam reproduzíveis.

shuffle:

Determina se os dados devem ser embaralhados antes da divisão. Por padrão, é verdadeiro.

stratify:

Usado para estratificação. Se fornecido, garante que as proporções das classes sejam mantidas nos conjuntos de treinamento e teste.

5. Criar o modelo

- Estamos criando um modelo sequencial
- Explicação no próximo slide
- Não vamos entrar nos detalhes de cada camada agora.

```
# Inicialize o modelo sequencial
model = Sequential()

# Adicione uma camada com 12 neurônios e função de ativação ReLU
model.add(Dense(12, input_dim=8, activation='relu'))

# Adicione outra camada com 8 neurônios e função de ativação ReLU
model.add(Dense(8, activation='relu'))

# Camada de saída com função de ativação sigmoid (para classificação binária)
model.add(Dense(1, activation='sigmoid'))
```

Modelo Sequencial:

- O modelo sequencial é o mais simples e comumente usado no Keras.
- Ele permite criar redes neurais empilhando camadas uma após a outra.
- Cada camada é conectada à camada anterior, formando uma sequência linear.
- É adequado para arquiteturas de rede simples, como classificação e regressão.

Modelo Funcional:

- O modelo funcional é mais flexível e poderoso.
- Permite criar redes com múltiplas entradas, saídas e caminhos de conexão complexos.
- É útil para arquiteturas não lineares, como redes com bifurcações, compartilhamento de camadas e modelos com várias saídas.



- Modelo Sequencial:
 - Usando o Keras

```
# Inicialize o modelo sequencial
    model = Sequential()
    # camada de entrada
    model.add(Input(shape=(8,)))
    # Adicione uma camada com 12 neurônios e função de ativação ReLU
    model.add(Dense(12, activation='relu'))
    # Adicione outra camada com 8 neurônios e função de ativação ReLU
    model.add(Dense(8, activation='relu'))
11
12
    # Camada de saída com função de ativação sigmoid (para classificação binária)
    model.add(Dense(1, activation='sigmoid'))
```

Modelo funcional com

- uma camada de incorporação (embeddings),
- duas camadas LSTM bidirecionais,
- uma camada densa e
- uma camada de saída.
- O modelo é ideal classificação binária (análise de sentimento).
- Ideal quando você precisa de mais flexibilidade em sua arquitetura de rede neural

```
import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.layers import Input, Embedding, Bidirectional, LSTM, Dense, Dropout
# Defina a entrada
input text = Input(shape=(100,)) # Tamanho do vetor de entrada
# Camada de incorporação
embedding_layer = Embedding(input_dim=512, output_dim=64, input_length=100)(input_text)
# Camadas LSTM bidirecionais
lstm1 = Bidirectional(LSTM(64, return_sequences=True))(embedding_layer)
1stm2 = Bidirectional(LSTM(64))(1stm1)
# Camada densa
dense_layer = Dense(32, activation='relu')(1stm2)
# Camada de saída
output = Dense(1, activation='sigmoid')(dense_layer)
# Crie o modelo funcional
model = tf.keras.Model(inputs=input_text, outputs=output)
# Compile o modelo
model.compile(loss='binary_crossentropy', optimizer='adam', metrics=['accuracy'])
# Exiba o resumo do modelo
model.summarv()
```

• Observações:

- O modelo sequencial é fácil de usar e adequado para muitos cenários.
- O modelo funcional é mais versátil e permite criar arquiteturas personalizadas.
- A escolha entre eles depende da complexidade do problema e
- dos requisitos do projeto.

6. Treinar o modelo

model.fit(X_train, y_train, epochs=100, batch_size=10):

-X_train:

- É o conjunto de dados de treinamento (recursos).
- Contém as entradas para o modelo.

-y_train:

- É o conjunto de rótulos correspondentes aos dados de treinamento.
- Contém as saídas esperadas para o modelo.

-epochs:

- · Número de vezes que o modelo percorre todo o conjunto de treinamento.
- Cada época atualiza os pesos do modelo com base no erro calculado.



6. Treinar o modelo

model.fit(X_train, y_train, epochs=100, batch_size=10):

batch_size:

- define o número de amostras que serão propagadas pela rede em cada iteração (ou época) durante o treinamento. Em outras palavras, é o tamanho do lote de dados usado para atualizar os pesos da rede.
- O modelo calcula o gradiente com base em um lote de dados e ajusta os pesos.

– Como Funciona:

- Durante o treinamento, os dados são divididos em lotes (ou mini-lotes).
- Cada lote é usado para calcular o gradiente e ajustar os pesos da rede.
- O processo é repetido para todos os lotes até que todas as amostras tenham sido processadas.

- Exemplo:

- Suponha que você tenha 1050 amostras de treinamento e defina batch_size=100.
- O algoritmo usará os primeiros 100 exemplos para treinar a rede, depois os próximos 100 e assim por diante.
- Se o número total de amostras não for divisível pelo tamanho do lote, o último lote pode ser menor.

6. Treinar o modelo

model.fit(X_train, y_train, epochs=100, batch_size=10):

- batch_size:
 - -Vantagens:
 - Economia de Memória: Usar um tamanho de lote menor requer menos memória, o que é importante quando o conjunto de dados não cabe na memória do computador.
 - Treinamento Mais Rápido: Atualizar os pesos após cada lote (em vez de após cada amostra) acelera o treinamento.
 - Desvantagens:
 - Estimativa Menos Precisa do Gradiente: Quanto menor o tamanho do lote, menos precisa é a estimativa do gradiente.
 - Flutuações no Treinamento: Lotes menores podem levar a flutuações mais intensas nos gradientes.

7. Compilar o modelo (mais para frente detalharemos)

- loss="binary_crossentropy": Esta é a função de perda (loss function) utilizada para calcular a diferença entre as previsões do modelo e os rótulos (labels) verdadeiros durante o treinamento. Neste caso, a função de perda é a entropia cruzada binária, que é comumente usada em problemas de classificação binária, onde cada exemplo de entrada pertence a uma das duas classes.
- optimizer="adam": O otimizador é o algoritmo utilizado para ajustar os pesos da rede neural durante o treinamento, com o objetivo de minimizar a função de perda. "adam" se refere ao otimizador Adam, que é um método de otimização popular e eficiente, especialmente para problemas de deep learning.
- metrics=["accuracy"]: As métricas são utilizadas para avaliar o desempenho do modelo durante o treinamento, mas não são usadas para otimização. Neste caso, a métrica utilizada é a acurácia, que mede a proporção de exemplos classificados corretamente pelo modelo.

Compilando o modelo
model.compile(loss="binary_crossentropy", optimizer="adam", metrics=["accuracy"])

8. Fazer predições

- Neste exemplo, X_new é um array numpy contendo os dados de entrada para os quais você deseja fazer a previsão.
- No exemplo, X_new contém apenas um conjunto de dados, mas você pode passar vários conjuntos de dados de uma vez se desejar fazer previsões para múltiplos exemplos.

```
import numpy as np

# Dados de entrada para fazer a previsão

X_new = np.array([[1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10]])

# Fazer a previsão

predictions = model.predict(X_new)

# Arredondar a previsão para obter a classe (0 ou 1)

predicted_class = np.round(predictions[0])

# Imprimir a previsão

print("Previsão:", predicted_class)
```

- O método predict retorna um array numpy com as previsões do modelo para cada exemplo de entrada. Como estamos lidando com um problema de classificação binária, usamos np.round(predictions[o]) para arredondar a previsão para a classe mais provável (o ou 1). Note que predictions é uma matriz 2D, então predictions[o] seleciona a previsão para o primeiro (e único) exemplo em X_new.
- Finalmente, o código imprime a previsão, que será o ou 1, dependendo da entrada fornecida e do modelo treinado.



See You Next time