Trabalho 4 - Redes Neurais

Desenvolver um experimento completo usando LSTMs para uma aplicação sequencial. Exemplos de aplicações: classificação de vídeo, tradução, ...

Imports

Primeiro é preciso importar as bibliotecas e funções a serem utilizadas.

In [2]:

```
import math
import torch
import torch.utils.data as data_utils
from torch import nn
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np
from sklearn.model_selection import train_test_split
import yfinance as yf
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
```

Parâmetros

In [3]:

```
sequence_length = 60
input_size = 1
hidden_size = 25
output_size = 1
learning_rate = 0.001
batch_size = 1
n_epoch = 50
```

Pegando os datasets

Utilizando a biblioteca yfinance para pegar os dados sobre as ações de uma empresa. No caso desse experimento estarei utilizando a PETR4. O objetivo é criar um modelo que use os 60 dias anteriores para prever o próximo.

In [4]:

```
stock_data = yf.download('PETR4.SA', start='2010-01-01', end='2023-06-13')
stock_data = stock_data.dropna()
stock_data.head()
```

[********** 100%********** 1 of 1 completed

Out[4]:

	Open	High	Low	Close	Adj Close	Volume
Date						
2010-01-04	36.950001	37.320000	36.820000	37.320000	11.541964	13303600
2010-01-05	37.380001	37.430000	36.799999	37.000000	11.442999	21396400
2010-01-06	36.799999	37.500000	36.799999	37.500000	11.597634	18720600
2010-01-07	37.270000	37.450001	37.070000	37.150002	11.489392	10964600
2010-01-08	37.160000	37.389999	36.860001	36.950001	11.427537	14624200

In [5]:

stock_data

Out[5]:

	Open	High	Low	Close	Adj Close	Volume
Date						
2010-01-04	36.950001	37.320000	36.820000	37.320000	11.541964	13303600
2010-01-05	37.380001	37.430000	36.799999	37.000000	11.442999	21396400
2010-01-06	36.799999	37.500000	36.799999	37.500000	11.597634	18720600
2010-01-07	37.270000	37.450001	37.070000	37.150002	11.489392	10964600
2010-01-08	37.160000	37.389999	36.860001	36.950001	11.427537	14624200
2023-06-05	27.540001	27.559999	27.230000	27.469999	25.781700	39321700
2023-06-06	27.450001	28.250000	27.209999	28.049999	26.326052	75426600
2023-06-07	28.650000	29.059999	28.430000	28.870001	27.095657	82330400
2023-06-09	29.100000	30.389999	29.020000	30.280001	28.418999	80442400
2023-06-12	30.219999	30.990000	30.040001	30.809999	28.916424	119350400

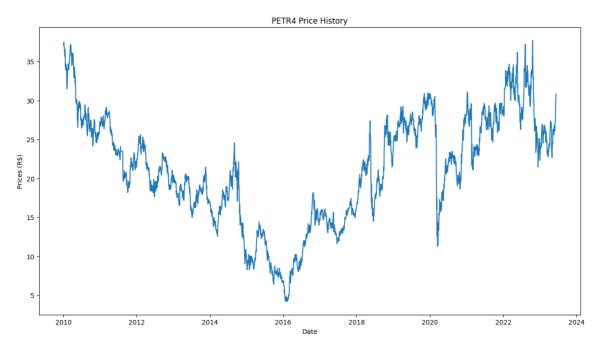
3335 rows × 6 columns

In [6]:

```
plt.figure(figsize=(15, 8))
plt.title('PETR4 Price History')
plt.plot(stock_data['Close'])
plt.xlabel('Date')
plt.ylabel('Prices (R$)')
```

Out[6]:

Text(0, 0.5, 'Prices (R\$)')



Criando o dataset de treino

```
In [7]:
```

```
# Pegando apenas os valores de fechamento
close_prices = stock_data['Close']
values = close_prices.values
# Pegando o tamanho do conjunto de treinamento
training_data_len = math.ceil(len(values)* 0.8)
# Normalizando os dados
scaler = MinMaxScaler(feature_range=(0,1))
scaled_data = scaler.fit_transform(values.reshape(-1,1))
# Pegando os primeiros 80% dos dados para treinamento
train_data = scaled_data[0: training_data_len, :]
x_{train} = []
y_train = []
# Separando os dados de treino na sequência de 60 dias
for i in range(sequence_length, len(train_data)):
    x_train.append(train_data[i-sequence_length:i, 0])
    y_train.append(train_data[i, 0])
# Convertendo os dados para numpy arrays
x_train, y_train = np.array(x_train), np.array(y_train)
# Reshape dos dados para 3 dimensões
x_train = np.reshape(x_train, (x_train.shape[0], x_train.shape[1], 1))
```

Criando o dataset de teste

In [8]:

```
# Pegando os 20% finais dos dados para teste
test_data = scaled_data[training_data_len-sequence_length: , : ]

x_test = []
y_test = values[training_data_len:]

# Separando os dados de teste na sequência de 60 dias
for i in range(sequence_length, len(test_data)):
    x_test.append(test_data[i-sequence_length:i, 0])

# Convertendo os dados para numpy arrays
x_test = np.array(x_test)

# Reshape dos dados para 3 dimensões
x_test = np.reshape(x_test, (x_test.shape[0], x_test.shape[1], 1))
```

Separando em Treino e Validação

In [9]:

```
x_train_t, x_valid, y_train_t, y_valid = train_test_split(x_train, y_train, test_size=0.2
print("Shape do treino: ", x_train.shape)
print("Shape do teste: ", x_test.shape)
print("Shape da validação: ", x_valid.shape)
Shape do treino: (2608, 60, 1)
Shape do teste: (667, 60, 1)
Shape da validação: (522, 60, 1)
In [10]:
# Criando os dataloaders
train = torch.tensor(x_train_t.astype(np.float32))
train_target = torch.tensor(y_train_t.astype(np.float32))
train_tensor = data_utils.TensorDataset(train, train_target)
train_loader = data_utils.DataLoader(dataset = train_tensor, batch_size = batch_size, shu
valid = torch.tensor(x_valid.astype(np.float32))
valid_target = torch.tensor(y_valid.astype(np.float32))
valid_tensor = data_utils.TensorDataset(valid, valid_target)
valid_loader = data_utils.DataLoader(dataset = valid_tensor, batch_size = batch_size, shu
```

Definindo o device

Como minha placa de vídeo é AMD não possuo Cuda.

```
In [11]:
```

```
device = 'cuda' if torch.cuda.is_available() else 'cpu'
print('Using {} device'.format(device))
```

Using cpu device

Definindo a Rede Neural

Criei uma classe que herda nn.Module e defini as camadas da rede aqui. Primeiro passa em uma camada de LSTM com o hidden_size de 25, ou seja, o output dela vai ser um vetor de tamanho 25. Depois passa em uma camada linear que recebe os 25 valores e retorna apenas 1 que é o output final da rede.

In [12]:

```
class NeuralNetwork(nn.Module):

    def __init__(self, input_len, hidden_size, output_size):
        super(NeuralNetwork, self).__init__()
        self.lstm = nn.LSTM(input_len, hidden_size, batch_first=True)
        self.output = nn.Linear(hidden_size, output_size)

def forward(self, input):
    lstm_out, _ = self.lstm(input)
    out = self.output(lstm_out[:, -1, :])
    return out
```

Jogando a Rede para a CPU

```
In [13]:
```

```
model = NeuralNetwork(input_size, hidden_size, output_size).to(device)
print(model)

NeuralNetwork(
   (lstm): LSTM(1, 25, batch_first=True)
   (output): Linear(in_features=25, out_features=1, bias=True)
)
```

Definindo a loss function e o otimizador

```
In [14]:
```

```
loss_fn = nn.MSELoss()
optimizer = torch.optim.Adam(model.parameters(), lr=learning_rate)
```

Treinando e Validando a Rede

Funções para implementar o treino e a validação

Realizam os ajustes de pesos das redes e calculam a perda e acurácia do algoritmo

In [15]:

```
def train_loop(dataloader, model, loss_fn, optimizer):
    size = len(dataloader.dataset)

loss_sum = 0
    i = 0
    for X, y in dataloader:
        X = X.reshape(-1, sequence_length, input_size)
        pred = model(X)

    loss = loss_fn(pred, y)
        optimizer.zero_grad()
        loss.backward()
        optimizer.step()

    loss_sum += loss.item() * len(X)

avg_loss = loss_sum / size
    print(f"Train Error: Avg_loss = {avg_loss:>8f}")
    return avg_loss
```

In [16]:

```
def valid_loop(dataloader, model, loss_fn):
    size = len(dataloader.dataset)
    loss, correct = 0, 0

with torch.no_grad():
    for X, y in dataloader:
        pred = model(X)
        loss += loss_fn(pred, y).item() * len(X)

avg_loss = loss / size
    print(f"Valid Error: Avg loss = {avg_loss:>8f}")

return avg_loss
```

Loop do Treino

Utilizei 50 epochs pois o desempenho não melhorava muito depois disso. Salvei o modelo com melhor desempenho de perda na validação.

```
In [17]:
```

```
loss_valid_history = []
loss_train_history = []
min_loss_valid = np.Inf
for epoch in range(n_epoch):
   print(f"Epoch {epoch+1}\n-----")
   loss_train = train_loop(train_loader, model, loss_fn, optimizer)
   loss_valid = valid_loop(valid_loader, model, loss_fn)
   if loss valid <= min loss valid:</pre>
      print(f"Validation loss decreased ({min_loss_valid:>0.6f} --> {loss_valid:>0.6f})
      min_loss_valid = loss_valid
      torch.save(model.state_dict(), 'models/best_model_trab4.pt')
   print("----\n")
   loss_train_history.append(loss_train)
   loss_valid_history.append(loss_valid)
Epoch 39
Train Error: Avg loss = 0.000221
Valid Error: Avg loss = 0.000427
-----
Epoch 40
-----
Train Error: Avg loss = 0.000225
Valid Error: Avg loss = 0.000416
Validation loss decreased (0.000417 --> 0.000416). Saving model ...
Epoch 41
-----
Train Error: Avg loss = 0.000223
Valid Error: Avg loss = 0.000491
______
```

Desempenho no treino e na validação

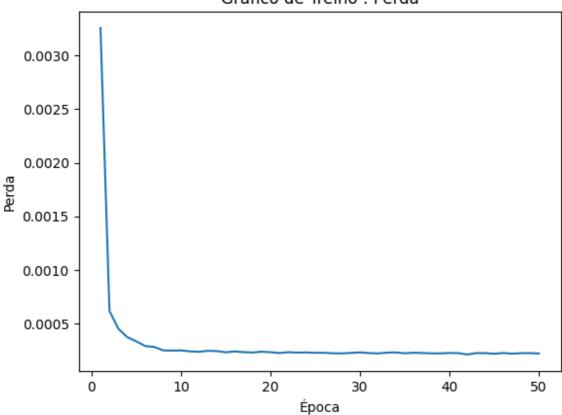
Gráficos que mostram como foi a redução da loss function de acordo com as epócas de treino, tanto na validação quanto do próprio treino.

In [18]:

```
epoch_vec = list(range(1, n_epoch+1))

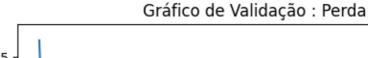
plt.title('Gráfico de Treino : Perda')
plt.plot(epoch_vec, loss_train_history, label='loss')
plt.xlabel('Época')
plt.ylabel('Perda')
plt.show()
```

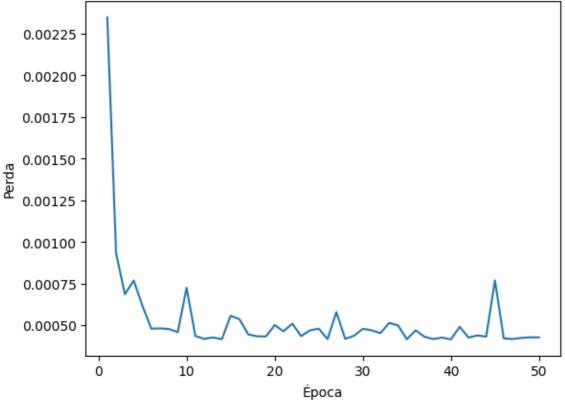
Gráfico de Treino: Perda



In [19]:

```
plt.title('Gráfico de Validação : Perda')
plt.plot(epoch_vec, loss_valid_history, label='loss')
plt.xlabel('Época')
plt.ylabel('Perda')
plt.show()
```





Testando o Modelo

Pegando o Melhor modelo

<all keys matched successfully>

```
In [20]:
model.load_state_dict(torch.load('models/best_model_trab4.pt'))
Out[20]:
```

Pegando os Retornos da Rede

```
In [21]:
```

```
# Calculando as predições para o conjunto de teste
predictions_torch = model(torch.tensor(x_test.astype(np.float32)));
# Transformando as predições para o formato numpy
predictions_np = predictions_torch.detach().numpy()
# Invertendo a normalização
predictions = scaler.inverse_transform(predictions_np.reshape(-1,1))
```

Resultados

Os resultados são mostrados a seguir, primeiro com a MSE-loss e depois com um gráfico que mostra a diferença da predição do meu modelo com o que é a realidade. É perceptível a semelhança no formato dos gráficos o que me deixou satisfeito com os resultados. Além disso, o valor de erro é baixo dado que a mética é "squared error".

In [22]:

```
test_loss_avg = loss_fn(predictions_torch.reshape(-1), torch.tensor(y_test.astype(np.floaprint(f"Test Error: Avg loss = {test_loss_avg:>8f}")

data = stock_data.filter(['Close'])
train = data.iloc[:training_data_len]
validation = data.iloc[training_data_len:]
validation['Predictions'] = predictions
plt.figure(figsize=(16,8))
plt.title('Model')
plt.xlabel('Date')
plt.ylabel('Prices (R$)')
plt.plot(train)
plt.plot(validation[['Close', 'Predictions']])
plt.legend(['Train', 'Test', 'Prediction'], loc='lower right')
plt.show()
```

Test Error: Avg loss = 1.114492

