Bài tập intsyst01

- I. Mô hình DL với tập dữ liệu MNIST
 - 1. DL

Bước 1: Import các thư viện cần thiết

```
| import tensorflow as tf | from tensorflow.keras import layers, models import matplotlib.pyplot as plt import numpy as np | from sklearn.metrics import mean_absolute_error, mean_squared_error
```

Bước 2: Thực hiện tải bộ dữ liệu Mnist

```
[]: # Tâi dữ Liệu NNIST
mnist = tf.keras.datasets.mnist
(x_train, y_train), (x_test, y_test) = mnist.load_data()

# Chuẩn hóa dữ Liệu
x_train, x_test = x_train / 255.0, x_test / 255.0

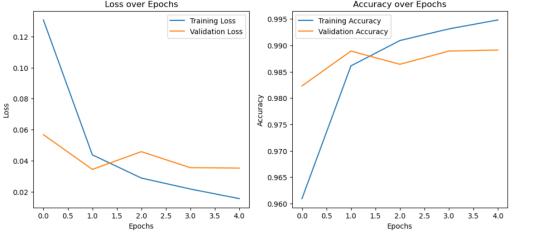
# Thêm kênh (1 kênh cho ảnh xám)
x_train = x_train[..., tf.newaxis]
x_test = x_test[..., tf.newaxis]
```

Bước 3:Xây dựng và huấn luyện mô hình

```
★ ⑥ ↑ ↓ 占 〒 🗎
 # Xâv dựng mô hình CNN
andel_mist = models.Sequential [[ layers.Conv2D(32, kernel_size=(3, 3), activation='relu', input_shape=(28, 28, 1)),
    layers.MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)),
layers.Conv2D(64, kernel_size=(3, 3), activation='relu'),
    layers.MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)),
    layers.laten(),
layers.laten(),
layers.Dense(128, activation='relu'),
layers.Dense(10, activation='softmax') # 10 Lóp cho các chữ số từ 0 đến 9
# Compile mô hình
model_mnist.compile(optimizer='adam',
                   loss='sparse categorical crossentropy',
                    metrics=['accuracy'])
\label{eq:model_model_model} \verb|model_mnist.fit(x_train, y_train, epochs=5, validation_data=(x_test, y_test))| \\
Epoch 2/5
1875/1875 -
                           26s 14ms/step - accuracy: 0.9855 - loss: 0.0454 - val_accuracy: 0.9889 - val_loss: 0.0344
                             — 27s 14ms/step - accuracy: 0.9908 - loss: 0.0290 - val_accuracy: 0.9864 - val_loss: 0.0458
Epoch 4/5
1875/1875
                             - 27s 14ms/step - accuracy: 0.9929 - loss: 0.0224 - val_accuracy: 0.9889 - val_loss: 0.0355
1875/1875
                             26s 14ms/step - accuracy: 0.9953 - loss: 0.0138 - val_accuracy: 0.9891 - val_loss: 0.0353
```

Bước 4: Vẽ biểu đồ thể hiện quan hệ của accuracy với loss





Bước 5: Dự đoán kết quả dựa trên model đã train và đưa ra độ đo mae, mse, rmse

```
# Đánh giá mô hình trên tập test
test_loss, test_accuracy = model_mnist.evaluate(x_test, y_test)
# Dư đoán nhãn trên tập test
y_pred = model_mnist.predict(x_test)
y_pred_labels = np.argmax(y_pred, axis=1)
mae = mean_absolute_error(y_test, y_pred_labels)
mse = mean_squared_error(y_test, y_pred_labels)
rmse = np.sqrt(mse)
# In kết quả
print(f"Test Loss: {test_loss}")
print(f"Test Accuracy: {test_accuracy}")
print(f"Mean Absolute Error (MAE): {mae}")
print(f"Mean Squared Error (MSE): {mse}")
print(f"Root Mean Squared Error (RMSE): {rmse}")
                                  - 2s 7ms/step - accuracy: 0.9866 - loss: 0.0407
                                  — 2s 7ms/step
Test Loss: 0.035267919301986694
Test Accuracy: 0.9890999794006348
Mean Absolute Error (MAE): 0.0436
Mean Squared Error (MSE): 0.2218
Root Mean Squared Error (RMSE): 0.4709564735726647
```

Bước 6. Vẽ sơ đồ thể hiện sự tương quan giữa các thông số mae, rmse, mse

```
[14]: # Tinh toán MAE, MSE, RMSE đã có ở phần trước

metrics = [mae, mse, rmse]

metric_names = ['MAE', 'MSE', 'RMSE']

# Vẽ biểu đỡ

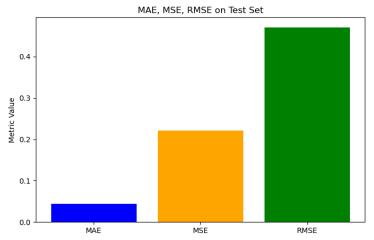
plt.figure(figsize=(8, 5))

plt.bar(metric_names, metrics, color=['blue', 'orange', 'green'])

plt.title('MAE, MSE, RMSE on Test Set')

plt.ylabel('Metric Value')

plt.show()
```



2. CNN

Bước 1: Import các thư viện cần thiết

```
[]: import tensorflow as tf
from tensorflow keras import layers, models
import numpy as np
from sklearn.metrics import mean_absolute_error, mean_squared_error
import matplotlib.pyplot as plt
```

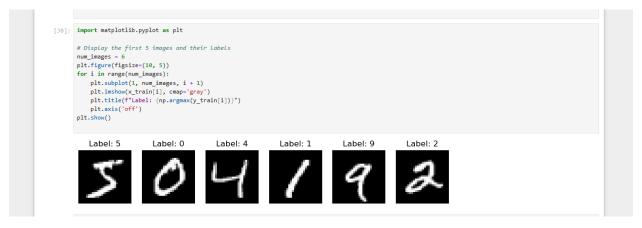
Bước 2: Load dữ liệu

```
# Load MNIST dataset
(x_train, y_train), (x_test, y_test) = tf.keras.datasets.mnist.load_data()

# Normalize the data
x_train = x_train.astype('float32') / 255.0
x_test = x_test.astype('float32') / 255.0

# One-hot encode labels
y_train = tf.keras.utils.to_categorical(y_train, 10)
y_test = tf.keras.utils.to_categorical(y_test, 10)
```

Bước 3: Hiển thị một số tập dữ liệu mẫu



Bước 4: Xây dựng và huấn luyện mô hình CNN

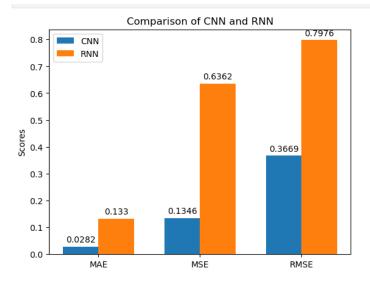


Bước 5: Hiển thị độ đo mae, rmse, mse

```
[41]: # Predict using both models
       cnn_predictions = cnn_model.predict(cnn_x_test)
rnn_predictions = rnn_model.predict(x_test)
       # Convert predictions and true labels back to categorical labels
       cnn_pred_labels = np.argmax(cnn_predictions, axis=1)
rnn_pred_labels = np.argmax(rnn_predictions, axis=1)
        true_labels = np.argmax(y_test, axis=1)
        # Calculate MAE, MSE, RMSE for CNN
       cnn_mae = mean_absolute_error(true_labels, cnn_pred_labels)
        cnn_mse = mean_squared_error(true_labels, cnn_pred_labels)
       cnn_rmse = np.sqrt(cnn_mse)
       # Calculate MAE, MSE, RMSE for RNN
       rnn_mae = mean_absolute_error(true_labels, rnn_pred_labels)
rnn_mse = mean_squared_error(true_labels, rnn_pred_labels)
       rnn_rmse = np.sqrt(rnn_mse)
        # Print the results
       print("CNN - MAE: {:.4f}, MSE: {:.4f}, RMSE: {:.4f}".format(cnn_mae, cnn_mse, cnn_rmse))
        print("RNN - MAE: {:.4f}, MSE: {:.4f}, RMSE: {:.4f}".format(rnn_mae, rnn_mse, rnn_rmse))
       CNN - MAE: 0.0282, MSE: 0.1346, RMSE: 0.3669
RNN - MAE: 0.1330, MSE: 0.6362, RMSE: 0.7976
```

Bước 6: Vẽ biểu đồ thể hiện

```
[42]: # Bar chart to compare MAE, MSE, and RMSE
metrics = ['MAE', 'MSE', 'RMSE']
cnn_scores = [cnn_mae, cnn_mse, cnn_mse]
          rnn_scores = [rnn_mae, rnn_mse, rnn_rmse]
          x = np.arange(len(metrics))
         width = 0.35
         fig, ax = plt.subplots()
         rects1 = ax.bar(x - width/2, cnn_scores, width, label='CNN')
rects2 = ax.bar(x + width/2, rnn_scores, width, label='RNN')
         ax.set_ylabel('Scores')
          ax.set_title('Comparison of CNN and RNN')
          ax.set_xticks(x)
          ax.set xticklabels(metrics)
          ax.legend()
          # Add value labels on bars
         def autolabel(rects):
                    height = rect.get_height()
                     ax.annotate('{}'.format(round(height, 4)),
                                      ( {}:.format(round(neight, 4)),
xy=(rect.get_x() + rect.get_width() / 2, height),
xytext=(0, 3), # 3 points vertical offset
textcoords="offset points",
ha='center', va='bottom')
          autolabel(rects1)
          autolabel(rects2)
```



3. RNN

Bước 1: Import các thư viện cần thiết

```
[]: import tensorflow as tf
from tensorflow.keras import layers, models
import numpy as np
from sklearn.metrics import mean_absolute_error, mean_squared_error
import matplotlib.pyplot as plt
```

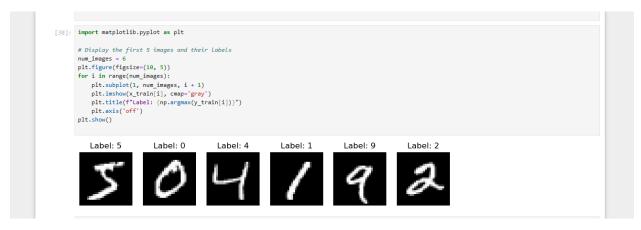
Bước 2: Load dữ liệu

```
# Load PNIST dataset
(x_train, y_train), (x_test, y_test) = tf.keras.datasets.mnist.load_data()

# Normalize the data
x_train = x_train.astype('float32') / 255.0
x_test = x_test.astype('float32') / 255.0

# One-hot encode labels
y_train = tf.keras.utils.to_categorical(y_train, 10)
y_test = tf.keras.utils.to_categorical(y_test, 10)
```

Bước 3: Hiển thị một số tập dữ liệu mẫu



Bước 4: Xây dựng và huấn luyện mô hình RNN

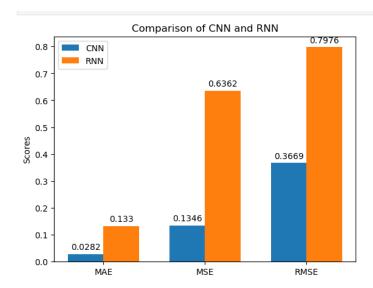
```
[40]: def build_rnn():
           model = models.Sequential()
           model.add(layers.SimpleRNN(128, input_shape=(28, 28), return_sequences=True))
           model.add(layers.SimpleRNN(128))
           model.add(layers.Dense(64, activation='relu'))
model.add(layers.Dense(10, activation='softmax'))
           model.compile(optimizer='adam', loss='categorical_crossentropy', metrics=['accuracy'])
           return model
       # Build and train RNN model
       rnn_model = build_rnn()
       \label{eq:continuous} {\tt rnn\_model.fit}(x\_{\tt train, y\_train, epochs=5, validation\_data=}(x\_{\tt test, y\_test}))
       D:\App\Anaconda\Lib\site-packages\keras\src\layers\rnn\rnn.py:204: UserWarning: Do not pass an `input_shape`/`input_dim` argument to a layer. When using
       Sequential models, prefer using an `Input(shape)` object as the first layer in the model instead.
         super().__init__(**kwargs)
                                      — 55s 23ms/step - accuracy: 0.8369 - loss: 0.5212 - val accuracy: 0.9484 - val loss: 0.1756
       1875/1875
       Epoch 2/5
       1875/1875 -
                                     — 38s 20ms/step - accuracy: 0.9411 - loss: 0.1967 - val_accuracy: 0.9426 - val_loss: 0.2024
       Epoch 3/5
       1875/1875
                                     — 39s 21ms/step - accuracy: 0.9462 - loss: 0.1844 - val_accuracy: 0.9585 - val_loss: 0.1411
       Epoch 4/5
       1875/1875
                                      - 37s 20ms/step - accuracy: 0.9484 - loss: 0.1778 - val_accuracy: 0.9468 - val_loss: 0.1854
       Epoch 5/5
                                    —— 37s 20ms/step - accuracy: 0.9482 - loss: 0.1834 - val_accuracy: 0.9638 - val_loss: 0.1283
[40]: <keras.src.callbacks.history.History at 0x17b4a9cb890>
```

Bước 5: Hiển thị độ đo mae, rmse, mse

```
cnn_predictions = cnn_model.predict(cnn_x_test)
rnn_predictions = rnn_model.predict(x_test)
# Convert predictions and true labels back to categorical labels
cnn pred labels = np.argmax(cnn predictions, axis=1)
rnn_pred_labels = np.argmax(rnn_predictions, axis=1)
true_labels = np.argmax(y_test, axis=1)
# Calculate MAE, MSE, RMSE for CNN
cnn_mae = mean_absolute_error(true_labels, cnn_pred_labels)
cnn_mse = mean_squared_error(true_labels, cnn_pred_labels)
cnn rmse = np.sqrt(cnn mse)
# Calculate MAE, MSE, RMSE for RNN
rnn mae = mean absolute error(true labels, rnn pred labels)
rnn_mse = mean_squared_error(true_labels, rnn_pred_labels)
rnn_rmse = np.sqrt(rnn_mse)
\label{eq:print("CNN - MAE: {:.4f}, MSE: {:.4f}, RMSE: {:.4f}".format(cnn_mae, cnn_mse, cnn_rmse))} \\
print("RNN - MAE: {:.4f}, MSE: {:.4f}, RMSE: {:.4f}".format(rnn_mae, rnn_mse, rnn_rmse))
                            - 2s 7ms/step
313/313 ---- 5s 14ms/step
CNN - MAE: 0.0282, MSE: 0.1346, RMSE: 0.3669
RNN - MAE: 0.1330, MSE: 0.6362, RMSE: 0.7976
```

Bước 6: Vẽ biểu đồ thể hiện

```
metrics = ['MAE', 'MSE', 'RMSE']
cnn_scores = [cnn_mae, cnn_mse, cnn_rmse]
rnn_scores = [rnn_mae, rnn_mse, rnn_rmse]
x = np.arange(len(metrics))
width = 0.35
fig, ax = plt.subplots()
rects1 = ax.bar(x - width/2, cnn_scores, width, label='CNN')
rects2 = ax.bar(x + width/2, rnn_scores, width, label='RNN')
ax.set_ylabel('Scores')
ax.set_title('Comparison of CNN and RNN')
ax.set_xticks(x)
ax.set_xticklabels(metrics)
ax.legend()
def autolabel(rects):
     for rect in rects:
           height = rect.get_height()
           ax.annotate('{}'.format(round(height, 4)),
                           xy=(rect.get_x() + rect.get_width() / 2, height),
xytext=(0, 3), # 3 points vertical offset
textcoords="offset points",
                            ha='center', va='bottom')
autolabel(rects1)
autolabel(rects2)
plt.show()
```



II. Mô hình DL với tập dữ liệu Imdb

Import các thư viện cần thiết

```
•[1]: import tensorflow as tf from tensorflow.keras.preprocessing.sequence import pad_sequences from sklearn.metrics import mean_absolute_error, mean_squared_error import numpy as np import matplotlib.pyplot as plt
```

Load bộ dữ liệu Imdb

```
[]: # Load IMDB dataset
  (x_train, y_train), (x_test, y_test) = tf.keras.datasets.imdb.load_data(num_words=10000)

# Padding sequences to make them all the same length (use 256 for this example)
max_len = 256
  x_train = pad_sequences(x_train, maxlen=max_len)
  x_test = pad_sequences(x_test, maxlen=max_len)

# One-hot encode labels (binary classification)
  y_train = np.array(y_train)
  y_test = np.array(y_test)
```

Hiển thị một số bộ dữ liệu cơ bản

Xây dựng mô hình CNN và train dữ liệu

```
[4]: def build_cnn():
         model = tf.keras.Sequential()
         model.add(tf.keras.layers.Embedding(10000, 128, input_length=max_len))
         model.add(tf.keras.layers.Conv1D(128, 5, activation='relu'))
         model.add(tf.keras.layers.GlobalMaxPooling1D())
         model.add(tf.keras.layers.Dense(64, activation='relu'))
         model.add(tf.keras.layers.Dense(1, activation='sigmoid')) # Binary classification
         model.compile(optimizer='adam', loss='binary_crossentropy', metrics=['accuracy'])
         return model
     # Build and train CNN model
     cnn_model = build_cnn()
     cnn_model.fit(x_train, y_train, epochs=5, validation_data=(x_test, y_test))
     D:\App\Anaconda\Lib\site-packages\keras\src\layers\core\embedding.py:90: UserWarning: Argument `input_length` is deprecated. Just remove it.
       warnings.warn(
                                 - 55s 63ms/step - accuracy: 0.7328 - loss: 0.4955 - val_accuracy: 0.8892 - val_loss: 0.2644
     Epoch 2/5
     782/782
                                 - 51s 65ms/step - accuracy: 0.9483 - loss: 0.1458 - val_accuracy: 0.8895 - val_loss: 0.2685
     Epoch 3/5
     782/782 -
                                 - 47s 61ms/step - accuracy: 0.9920 - loss: 0.0346 - val accuracy: 0.8876 - val loss: 0.3625
     Epoch 4/5
     782/782 -
                                 - 47s 60ms/step - accuracy: 0.9997 - loss: 0.0037 - val accuracy: 0.8867 - val loss: 0.4357
                               --- 45s 58ms/step - accuracy: 1.0000 - loss: 7.4350e-04 - val accuracy: 0.8933 - val loss: 0.4344
     782/782 -
[4]: <keras.src.callbacks.history.History at 0x23e1f07a600>
```

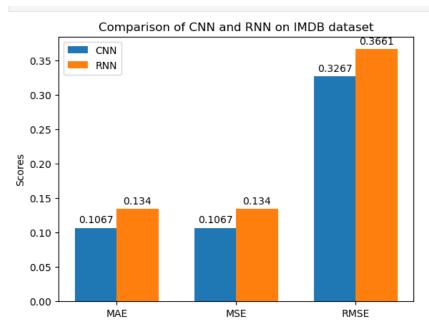
Xây dựng mô hình RNN và training dữ liệu

```
[5]: def build_rnn():
         model = tf.keras.Sequential()
          model.add(tf.keras.layers.Embedding(10000, 128, input_length=max_len))
          model.add(tf.keras.layers.LSTM(128, return_sequences=False))
         model.add(tf.keras.layers.Dense(64, activation='relu'))
model.add(tf.keras.layers.Dense(1, activation='sigmoid')) # Binary classification
          model.compile(optimizer='adam', loss='binary_crossentropy', metrics=['accuracy'])
      # Build and train RNN model
     rnn_model = build_rnn()
      rnn_model.fit(x_train, y_train, epochs=5, validation_data=(x_test, y_test))
      Epoch 1/5
                                  - 311s 392ms/step - accuracy: 0.6960 - loss: 0.5600 - val accuracy: 0.6956 - val loss: 0.6061
      782/782 -
      Epoch 2/5
      782/782 -
                                  - 301s 384ms/step - accuracy: 0.8032 - loss: 0.4191 - val accuracy: 0.8386 - val loss: 0.3893
                                  - 317s 405ms/step - accuracy: 0.9072 - loss: 0.2363 - val accuracy: 0.8661 - val loss: 0.3638
      782/782 -
     782/782 -
                                  - 310s 397ms/step - accuracy: 0.9365 - loss: 0.1718 - val accuracy: 0.8440 - val loss: 0.3706
      Epoch 5/5
     782/782 -
                                 — 297s 379ms/step - accuracy: 0.9553 - loss: 0.1238 - val_accuracy: 0.8660 - val_loss: 0.3800
[5]: <keras.src.callbacks.history.History at 0x23e10230d40>
```

Sử dung mae, mse, rmse để dư đoán

```
[15]: # Predict using both models
         cnn_predictions = cnn_model.predict(x_test).flatten()
        rnn_predictions = rnn_model.predict(x_test).flatten()
         # Convert predictions to binary labels (0 or 1)
        cnn_pred_labels = (cnn_predictions >= 0.5).astype(int)
rnn_pred_labels = (rnn_predictions >= 0.5).astype(int)
        # Calculate MAE, MSE, RMSE for CNN
        cnn_mae = mean_absolute_error(y_test, cnn_pred_labels)
cnn_mse = mean_squared_error(y_test, cnn_pred_labels)
        cnn_rmse = np.sqrt(cnn_mse)
         # Calculate MAE, MSE, RMSE for RNN
        rnn_mae = mean_absolute_error(y_test, rnn_pred_labels)
        {\tt rnn\_mse = mean\_squared\_error(y\_test, rnn\_pred\_labels)}
        rnn_rmse = np.sqrt(rnn_mse)
        print("CNN - MAE: {:.4f}, MSE: {:.4f}, RMSE: {:.4f}".format(cnn_mae, cnn_mse, cnn_mse))
print("RNN - MAE: {:.4f}, MSE: {:.4f}, RMSE: {:.4f}".format(rnn_mae, rnn_mse, rnn_mse))
                           782/782 ---
        CNN - MAE: 0.1067, MSE: 0.1067, RMSE: 0.3267
RNN - MAE: 0.1340, MSE: 0.1340, RMSE: 0.3661
```

Vẽ biểu đồ thể hiện sự tương quan



III. Mô hình DL với tập dữ liệu house pricing bostom

Import các thư viện cần thiết và tải dữ liệu

```
# Load the Boston housing dataset
(train_data, train_targets), (test_data, test_targets) = boston_housing.load_data()

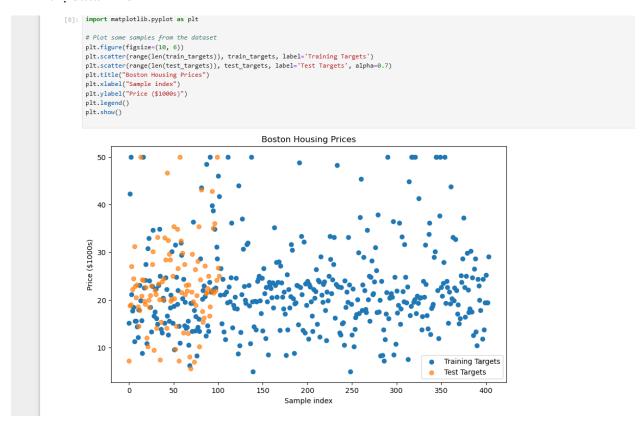
print("Train data shape:", train_data.shape)
print("Test data shape:", test_data.shape)
print("Test data shape:", test_data.shape)
print("Test targets shape:", test_targets.shape)

Train data shape: (404, 13)
Test data shape: (404, 13)
Test data shape: (404,)
Test targets shape: (102, 13)
Train targets shape: (102,)

[9]: # Normalize the data: subtract mean and divide by stddev
mean = train_data.mean(axis=0)
std = train_data.std(axis=0)

train_data = (train_data - mean) / std
test_data = (test_data - mean) / std
```

Hiển thị data mẫu



Định nghĩa mô hình cnn

```
# CNN Model
cnn_model = models.Sequential()

# Reshape input to match ConvID format
cnn_model.add(layers.Reshape((13, 1), input_shape=(train_data.shape[1],)))

# Add ConvID Layers
cnn_model.add(layers.ConvID(64, 3, activation='relu'))
cnn_model.add(layers.MaxPoolingID(2))
cnn_model.add(layers.ConvID(32, 3, activation='relu'))
cnn_model.add(layers.Flatten())
cnn_model.add(layers.Dense(64, activation='relu'))
cnn_model.add(layers.Dense(64, activation='relu'))
cnn_model.add(layers.Dense(61))

# Compile the model
cnn_model.compile(optimizer='adam', loss='mse', metrics=['mae'])
```

Định nghĩa mô hình rnn

```
[5]: # RNN Model
rnn_model = models.Sequential()

# Reshape input to match LSTM format
rnn_model.add(layers.Reshape((13, 1), input_shape=(train_data.shape[1],)))

# Add LSTM Layer
rnn_model.add(layers.LSTM(64, return_sequences=False))
rnn_model.add(layers.Dense(64, activation='relu'))
rnn_model.add(layers.Dense(64, activation='relu'))
# Compile the model
rnn_model.compile(optimizer='adam', loss='mse', metrics=['mae'])
```

Train mô hình

```
[6]: # Train CNN Model
     cnn_history = cnn_model.fit(train_data, train_targets, epochs=100, batch_size=32, validation_split=0.2, verbose=1)
     # Train RNN Model.
     rnn_history = rnn_model.fit(train_data, train_targets, epochs=100, batch_size=32, validation_split=0.2, verbose=1)
                                - 7s 77ms/step - loss: 548.4911 - mae: 21.7602 - val_loss: 582.1924 - val_mae: 22.3482
     11/11 -
                                                                                                                                                                  Epoch 2/100
     11/11 -
                                — 0s 21ms/step - loss: 499.7446 - mae: 20.3022 - val loss: 428.5109 - val mae: 18.6490
      Epoch 3/100
                                - 0s 20ms/step - loss: 305.9208 - mae: 15.1592 - val loss: 178.6423 - val mae: 10.9764
      11/11 -
     Epoch 4/100
11/11 ----
                                - 0s 19ms/step - loss: 108.7055 - mae: 8.4561 - val_loss: 128.0366 - val_mae: 8.9006
     Epoch 5/100
11/11 ----
                                - 0s 20ms/step - loss: 121.0082 - mae: 8.8847 - val_loss: 108.9003 - val_mae: 7.8800
     Epoch 6/100
11/11 ----
                                - Os 26ms/step - loss: 92.7146 - mae: 7.6333 - val_loss: 102.2351 - val_mae: 7.5168
     Epoch 7/100
11/11
                                - 0s 20ms/step - loss: 90.5328 - mae: 7.5044 - val_loss: 88.3071 - val_mae: 7.1019
      Epoch 8/100
11/11 ----
                                - Os 23ms/step - loss: 75.0370 - mae: 6.7190 - val_loss: 88.6684 - val_mae: 6.8500
      Epoch 9/100
                                - 0s 24ms/step - loss: 68.3553 - mae: 6.2615 - val_loss: 78.2135 - val_mae: 6.5549
```

Tính toán các tham số mae, mse

Vẽ biểu đồ thể hiện sự tương quan

```
[9]: # Plotting the metrics
metrics = ['MAE', 'MSE']
cnn_values = [cnn_mae, cnn_mse, cnn_rmse]
rnn_values = [rnn_mae, rnn_mse, rnn_rmse]

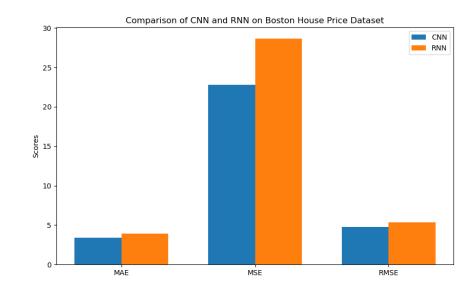
plt.figure(figsize=(10, 6))
x = np.arange(len(metrics))
width = 0.35

plt.bar(x - width/2, cnn_values, width, label='CNN')
plt.bar(x + width/2, rnn_values, width, label='RNN')

plt.ylabel('Scores')
plt.title('Comparison of CNN and RNN on Boston House Price Dataset')

plt.xticks(x, metrics)
plt.legend()

plt.show()
```



IV. Giải thích một số khái niệm

1. Epoch:

Khái niệm: Epoch là một lần huấn luyện toàn bộ dữ liệu qua mô hình. Mỗi epoch có nghĩa là mô hình được xem qua toàn bộ tập dữ liệu một lần.

Trong câu lệnh: epochs=10 nghĩa là mô hình sẽ được huấn luyện trên toàn bộ tập dữ liệu 10 lần, mỗi lần được gọi là một "epoch". Nếu tập dữ liệu của bạn có 10,000 mẫu, mô hình sẽ nhìn thấy mỗi mẫu 10 lần khi quá trình huấn luyện hoàn tất.

2. Batch:

Khái niệm: Batch là một nhóm dữ liệu nhỏ mà mô hình sẽ sử dụng để cập nhật trọng số (weights). Thay vì huấn luyện trên toàn bộ dữ liệu cùng lúc (gọi là "batch gradient descent"), mô hình chia nhỏ dữ liệu thành các phần và thực hiện việc cập nhật trọng số sau khi chạy qua mỗi batch (gọi là "mini-batch gradient descent").

Trong câu lệnh: batch_size=64 nghĩa là thay vì huấn luyện trên toàn bộ tập dữ liệu cùng lúc, mô hình sẽ chia tập dữ liệu thành các nhóm có 64 mẫu để huấn luyện từng nhóm một. Sau mỗi batch, mô hình sẽ cập nhật trọng số dựa trên lỗi tính toán từ batch đó.

3. Training Data (Dữ liệu huấn luyện):

Khái niệm: Đây là tập dữ liệu được sử dụng để huấn luyện mô hình, nghĩa là mô hình sử dụng tập dữ liệu này để học cách dự đoán chính xác dựa trên các đặc trưng đầu vào và nhãn kết quả.

Trong câu lệnh: x_train và y_train là các biến lưu trữ dữ liệu huấn luyện. Mô hình sẽ học từ tập dữ liệu này trong mỗi epoch.

4. Validation Data (Dữ liệu kiểm định):

Khái niệm: Validation data được sử dụng để đánh giá hiệu suất của mô hình trong quá trình huấn luyện. Đây là tập dữ liệu mà mô hình chưa được huấn luyện trực tiếp, nhằm kiểm tra xem mô hình có "overfitting" hay không (mô hình học quá kỹ trên dữ liệu huấn luyện mà không tổng quát hóa tốt cho dữ liệu mới).

Trong câu lệnh: validation_split=0.2 nghĩa là 20% của tập dữ liệu huấn luyện sẽ được tách ra làm dữ liệu kiểm định (validation data). Mô hình sẽ không sử dụng phần này để học, mà chỉ dùng để đánh giá hiệu suất sau mỗi epoch.

5. Test Data (Dữ liệu kiểm tra):

Khái niệm: Test data là tập dữ liệu độc lập với dữ liệu huấn luyện và kiểm định, được sử dụng sau khi quá trình huấn luyện hoàn tất để đánh giá xem mô hình hoạt động tốt như thế nào trên dữ liệu chưa từng gặp.

Lưu ý: Test data không xuất hiện trong đoạn lệnh trên, nhưng bạn có thể dùng nó sau khi huấn luyện để đánh giá mô hình trên dữ liệu thực tế.

6. Validation:

Khái niệm: Validation là quá trình kiểm tra hiệu suất của mô hình trên tập dữ liệu validation. Kết quả từ validation giúp bạn điều chỉnh các siêu tham số (hyperparameters) của mô hình và kiểm tra xem mô hình có học quá sâu vào dữ liệu huấn luyện (overfitting) hay không.

Trong câu lệnh: Với validation_split=0.2, validation sẽ được thực hiện sau mỗi epoch bằng cách sử dụng 20% dữ liệu huấn luyện đã được tách riêng làm validation set. Mô hình sẽ báo cáo hiệu suất (ví dụ như độ chính xác và hàm mất mát) trên cả tập huấn luyện và tập kiểm định.