Bài tập số 6: CNN cho MNIST

1. Chuẩn bị dữ liệu:

```
num classes = 10
input shape = (28, 28, 1)
# Load the data and split it between train and test sets
(x train, y train), (x test, y test) = keras.datasets.mnist.load data()
# Scale images to the [0, 1] range
x_train = x_train.astype("float32") / 255
x_test = x_test.astype("float32") / 255
# Make sure images have shape (28, 28, 1)
x_train = np.expand_dims(x_train, -1)
x test = np.expand dims(x test, -1)
print("x_train shape:", x_train.shape)
print(x_train.shape[0], "train samples")
print(x_test.shape[0], "test samples")
# convert class vectors to binary class matrices
y train = keras.utils.to categorical(y train, num classes)
y test = keras.utils.to categorical(y test, num classes)
```

- Bộ dữ liệu MNIST được tải lên và được chuẩn hóa về khoảng [0, 1] bằng cách chia cho 255.
- Dữ liệu ảnh được reshape để thêm kênh chiều cuối cùng (kích thước đầu vào là 28x28x1).
- Nhãn được chuyển thành ma trận nhị phân (one-hot encoding) bằng hàm to_categorical.
- 2. Xây dựng mô hình:

- Đầu vào: Dữ liệu có kích thước 28x28 với 1 kênh (ảnh đen trắng).
- Hai lớp tích chập (Convolutional layers): Mỗi lớp sử dụng bộ lọc có kích thước 3x3 và hàm kích hoạt ReLU để tạo ra các đặc trưng quan trọng từ ảnh.
- Hai lớp pooling (MaxPooling layers): Giảm kích thước của dữ liệu đầu ra từ lớp tích chập, giúp giảm số lượng tham số và tăng hiệu suất tính toán.
- **Lớp Dropout**: Giảm thiểu hiện tượng quá khớp (overfitting) bằng cách ngẫu nhiên loại bỏ các nơ-ron trong quá trình huấn luyện.
- **Lớp Dense với Softmax**: Dùng để phân loại ảnh thành 10 lớp (các chữ số từ 0 đến 9)
- 3. Huấn luyện mô hình:

```
batch_size = 128
epochs = 15

model.compile(loss="categorical_crossentropy", optimizer="adam", metrics=["accuracy"])

model.fit(x_train, y_train, batch_size=batch_size, epochs=epochs, validation_split=0.1)
```

- Sử dụng adam làm tối ưu hóa và categorical_crossentropy làm hàm mất mát, cùng với các chỉ số đô chính xác.
- Mô hình sẽ được huấn luyện trong 15 epochs với kích thước batch là 128, và 10% dữ liệu huấn luyện sẽ được sử dụng làm tập xác thực.
- 4. Đánh giá:

```
score = model.evaluate(x_test, y_test, verbose=0)
print("Test loss:", score[0])
print("Test accuracy:", score[1])
```

• Sau khi huấn luyện, mô hình được đánh giá trên tập kiểm tra, và hiển thị giá trị mất mát và độ chính xác cuối cùng.

Test loss: 0.025680875405669212 Test accuracy: 0.991100013256073