Rizqy Asyraff Athallah

1103210158

Week 14

Markov model dan Hidden Markov Model

1. Membaca dan Pra-Pemrosesan Dataset

```
data.columns = data.columns.str.strip()
data = data.select_dtypes(include=[np.number]).dropna()
scaler = StandardScaler()
data scaled = scaler.fit transform(data)
```

- **Menghapus kolom non-numerik**: Hanya kolom numerik yang digunakan untuk eksperimen.
- **Normalisasi**: StandardScaler digunakan untuk menyamakan skala fitur, yang penting untuk stabilitas pelatihan.

2. Membagi Dataset

```
X = data_scaled[:, :-1]
y = data_scaled[:, -1]
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2,
random state=42)
```

- X: Berisi fitur.
- y: Berisi target yang akan diprediksi.
- Test set 20%: Memastikan ada cukup data untuk evaluasi.

3. Membuat DataLoader

```
X_train_tensor = torch.tensor(X_train, dtype=torch.float32)
X_test_tensor = torch.tensor(X_test, dtype=torch.float32)
y_train_tensor = torch.tensor(y_train, dtype=torch.float32)
y_test_tensor = torch.tensor(y_test, dtype=torch.float32)

# Create TensorDataset
train_dataset = TensorDataset(X_train_tensor, y_train_tensor)
test_dataset = TensorDataset(X_test_tensor, y_test_tensor)

# Create DataLoader
train_loader = DataLoader(train_dataset, batch_size=32, shuffle=True)
test_loader = DataLoader(test_dataset, batch_size=32, shuffle=False)
```

- **Batching**: Membagi data ke dalam batch (ukuran 32).
- Shuffling: Melakukan pengacakan data pelatihan agar model tidak belajar dari urutan tertentu.

4. Markov Model

```
def train_markov(data):
    transition_counts = Counter((a, b) for a, b in zip(data[:-1],
    data[1:]))
    total_counts = Counter(data[:-1])
    transition_probs = {k: v / total_counts[k[0]] for k, v in
    transition_counts.items()}
    return transition probs
```

- Frekuensi Transisi: Menghitung berapa kali setiap transisi terjadi dalam data.
- **Probabilitas Transisi**: Menghitung peluang transisi dari status ke status.

5. Hidden Markov Model

```
# Hidden Markov Model (HMM)

def train_hmm(X, n_components=2):
    model = hmm.GaussianHMM(n_components=n_components,

covariance_type="diag", n_iter=100)
    model.fit(X)
    return model
```

- **n_components=2**: Model HMM dengan dua state tersembunyi.
- Covariance Diagonal: Asumsi bahwa setiap fitur bersifat independen.

6. Definisi RNN

```
# RNN Model
class RNNModel(nn.Module):
    def __init__(self, input_size, hidden_size, output_size,
pooling="max"):
        super(RNNModel, self).__init__()
        self.rnn = nn.RNN(input_size, hidden_size, batch_first=True)
        self.pooling = pooling
        self.fc = nn.Linear(hidden_size, output_size)

def forward(self, x):
        rnn_out, _ = self.rnn(x)
        if self.pooling == "max":
            x = torch.max(rnn_out, dim=1)[0]
        else:
            x = torch.mean(rnn_out, dim=1)
        return self.fc(x)
```

- **Pooling**: Menangkap informasi penting dari urutan output.
- Arsitektur Sederhana: Menggunakan satu layer RNN dan satu lapisan fully connected.

7. Experiment RNN

```
model = train_rnn(hidden_size, pooling, optimizer_name,
epochs)

model.eval()
with torch.no_grad():
    predictions = []
    for batch_X, _ in test_loader:
        pred = model(batch_X.unsqueeze(1))
        predictions.extend(pred.squeeze().tolist())

results.append({
        "hidden_size": hidden_size,
        "pooling": pooling,
        "optimizer": optimizer_name,
        "epochs": epochs,
        "mse_loss": nn.MSELoss()(torch.tensor(predictions),
y_test_tensor).item()
})
```

- Hidden Size: Mengontrol kapasitas jaringan.
- Pooling: Menentukan metode agregasi informasi.
- Optimizer: Mencoba SGD, RMSProp, dan Adam.
- **Epoch**: Menguji performa pada jumlah epoch berbeda.

8. Evaluasi dan Penyimpanan Hasil

```
results_df = pd.DataFrame(results)
results_df.to_csv("rnn_results.csv", index=False)
```

• CSV ini dapat digunakan untuk membuat laporan atau visualisasi performa model.