model 1

```python
# Xây dựng mô hình ANN cơ bản
class ANN1(nn.Module):
    def __init__(self):
        super(ANN1, self).__init__()
        self.layer1 = nn.Linear(2,8)  # Đầu vào 2, ẩn 4
        self.relu = nn.ReLU()  # Công tắc ReLU
        self.layer2 = nn.Linear(8,1) # Ẩn 4, đầu ra 1
        self.sigmoid = nn.Sigmoid() # Xác suất 0-1

    def forward(self, x):
        x = self.layer1(x)
        x = self.relu(x)
        x = self.layer2(x)
        x = self.sigmoid(x)
        return x

# Khởi tạo mô hình
model1 = ANN1()

# Định nghĩa mất mát và tối ưu hóa
criterion = nn.BCELoss()
optimizer = optim.Adam(model1.parameters(), lr=0.01)

# Huấn luyện
epochs = 100
for epoch in range(epochs):
    model1.train()
    # Xóa gradient cũ
    optimizer.zero_grad()
    # Dự đoán
    y_pred = model1(X_train)
    # Tính sai lầm
    loss = criterion(y_pred, y_train)
    # Lan truyền ngược
    loss.backward()
    optimizer.step()
    if (epoch + 1) % 20 == 0:
        print(f"Epoch [{epoch+1}/{epochs}], loss: {loss.item():.4f}")
```

```
Epoch [20/100], loss: 0.5349
Epoch [40/100], loss: 0.4027
Epoch [60/100], loss: 0.2889
Epoch [80/100], loss: 0.2052
Epoch [100/100], loss: 0.1452
```

```python
# Kiểm tra
model1.eval()
with torch.no_grad():
    y_pred = model1(X_test)
    y_pred = (y_pred >= 0.5).float()# Chuyển thành 0 hoặc 1
    accuracy = (y_pred == y_test).float().mean()
    print(f"Độ chính xác: {accuracy*100:.2f}%")
```

Pyth

```
Độ chính xác: 98.33%
```

model 2

```python
# Xây dựng mô hình ANN cơ bản
class ANN12(nn.Module):
    def __init__(self):
        super(ANN12, self).__init__()
        self.layer1 = nn.Linear(2,8)  # Đầu vào 2, ẩn 4
        self.relu = nn.ReLU()  # Công tắc ReLU
        self.layer2 = nn.Linear(8,6) # Ẩn 4, đầu ra 1
        self.relu = nn.ReLU()  # Công tắc ReLU
        self.layer3 = nn.Linear(6,1) # Ẩn 4, đầu ra 1
        self.sigmoid = nn.Sigmoid() # Xác suất 0-1

    def forward(self, x):
        x = self.layer1(x)
        x = self.relu(x)
        x = self.layer2(x)
        x = self.relu(x)
        x = self.layer3(x)
        x = self.sigmoid(x)
        return x

# Khởi tạo mô hình
model12 = ANN12()

# Định nghĩa mất mát và tối ưu hóa
criterion = nn.BCELoss()
optimizer = optim.Adam(model12.parameters(), lr=0.01)

# Huấn luyện
epochs = 100
for epoch in range(epochs):
    model12.train()
    # Xóa gradient cũ
    optimizer.zero_grad()
    # Dự đoán
    y_pred = model12(X_train)
    # Tính sai lầm
    loss = criterion(y_pred, y_train)
    # Lan truyền ngược
    loss.backward()
    optimizer.step()
    if (epoch + 1) % 20 == 0:
        print(f"Epoch [{epoch+1}/{epochs}], loss: {loss.item():.4f}")
```

```
Epoch [20/100], loss: 0.5997
Epoch [40/100], loss: 0.4960
Epoch [60/100], loss: 0.4460
Epoch [80/100], loss: 0.3944
Epoch [100/100], loss: 0.3126
```

```python
# Kiểm tra
model12.eval()
with torch.no_grad():
    y_pred = model12(X_test)
    y_pred = (y_pred >= 0.5).float()# Chuyển thành 0 hoặc 1
    accuracy = (y_pred == y_test).float().mean()
    print(f"Độ chính xác: {accuracy*100:.2f}%")
```

```
Độ chính xác: 86.67%
```

Nhận xét:

Loss càng giảm dần

- Độ chính xác tăng dần từ 66% => 100%

Độ chính xác:

- Mô hình 4 và 8 nút đều có cùng độ chính xác (98,33%).
- Mô hình 8+6 nút có độ chính xác thấp hơn có thể do overfitting.

loss càng giảm dần độ chính xác tăng dần từ 66% => 100%

Phần 2: Thử nghiệm với hàm mất mát và tối ưu hóa

Yêu cầu

1. **Dùng BCEWithLogitsLoss thay cho BCELoss**:
   - Thay `nn.BCELoss()` bằng `nn.BCEWithLogitsLoss()`.
   - Xóa hàm Sigmoid khỏi lớp đầu ra của mô hình (vì `BCEWithLogitsLoss` tự xử lý).
   - Huấn luyện lại mô hình với cấu trúc ban đầu (2-4-1, 100 epochs).
   - Ghi lại mất mát cuối cùng và độ chính xác.
2. **Thay Adam bằng SGD**:
   - Dùng lại cấu trúc ban đầu (2-4-1) với `nn.BCELoss()`.
   - Thay `optim.Adam` bằng `optim.SGD` với `lr=0.01`.
   - Huấn luyện lại (100 epochs).
   - Ghi lại mất mát cuối cùng và độ chính xác.
3. **Câu hỏi**:
   - So sánh kết quả:
     - `BCEWithLogitsLoss` có khác gì so với `BCELoss` về mất mát và độ chính xác? Tại sao?
     - `SGD` so với `Adam`: Mất mát giảm nhanh hơn hay chậm hơn? Độ chính xác thay đổi ra sao?
   - Viết câu trả lời trong ô Markdown.

###1

###1

```
# Xây dựng mô hình ANN cơ bản
class ANN21(nn.Module):
    def __init__(self):
        super(ANN21, self).__init__()
        self.layer1 = nn.Linear(2,4)  # Đầu vào 2, ẩn 4
        self.relu = nn.ReLU()  # Công tắc ReLU
        self.layer2 = nn.Linear(4,1) # Ẩn 4, đầu ra 1


    def forward(self, x):
        x = self.layer1(x)
        x = self.relu(x)
        x = self.layer2(x)
        return x

# Khởi tạo mô hình
model21 = ANN21()

# Định nghĩa mất mát và tối ưu hóa
criterion = nn.BCEWithLogitsLoss()
optimizer = optim.Adam(model21.parameters(), lr=0.01)

# Huấn luyện
epochs = 100
for epoch in range(epochs):
    model21.train()
    # Xóa gradient cũ
    optimizer.zero_grad()
    # Dự đoán
    y_pred = model21(X_train)
    # Tính sai lầm
    loss = criterion(y_pred, y_train)
    # Lan truyền ngược
    loss.backward()
    optimizer.step()
    if (epoch + 1) % 20 == 0:
        print(f"Epoch [{epoch+1}/{epochs}], loss: {loss.item():.4f}")
```

```
Epoch [20/100], loss: 0.6166
Epoch [40/100], loss: 0.5268
Epoch [60/100], loss: 0.4080
Epoch [80/100], loss: 0.3019
Epoch [100/100], loss: 0.2231
```

```python
# Kiểm tra
model21.eval()
with torch.no_grad():
    y_pred = model21(X_test)
    y_pred = (y_pred >= 0.5).float()# Chuyển thành 0 hoặc 1
    accuracy = (y_pred == y_test).float().mean()
    print(f"Độ chính xác: {accuracy*100:.2f}%")
```

```
Độ chính xác: 95.00%
```

###2

```python
# Xây dựng mô hình ANN cơ bản
class ANN22(nn.Module):
    def __init__(self):
        super(ANN22, self).__init__()
        self.layer1 = nn.Linear(2,4)  # Đầu vào 2, ẩn 4
        self.relu = nn.ReLU()  # Công tắc ReLU
        self.layer2 = nn.Linear(4,1) # Ẩn 4, đầu ra 1
        self.sigmoid = nn.Sigmoid() # Xác suất 0-1

    def forward(self, x):
        x = self.layer1(x)
        x = self.relu(x)
        x = self.layer2(x)
        x = self.sigmoid(x)
        return x

# Khởi tạo mô hình
model22 = ANN22()

# Định nghĩa mất mát và tối ưu hóa
criterion = nn.BCELoss()
optimizer = optim.SGD(model22.parameters(), lr=0.01)

# Huấn luyện
epochs = 100
for epoch in range(epochs):
    model22.train()
    # Xóa gradient cũ
    optimizer.zero_grad()
    # Dự đoán
    y_pred = model22(X_train)
    # Tính sai lầm
    loss = criterion(y_pred, y_train)
    # Lan truyền ngược
    loss.backward()
    optimizer.step()
    if (epoch + 1) % 20 == 0:
        print(f"Epoch [{epoch+1}/{epochs}], loss: {loss.item():.4f}")
```

```
Epoch [20/100], loss: 0.6763
Epoch [40/100], loss: 0.6654
Epoch [60/100], loss: 0.6558
Epoch [80/100], loss: 0.6473
Epoch [100/100], loss: 0.6397
```

```python
# Kiểm tra
model22.eval()
with torch.no_grad():
    y_pred = model22(X_test)
    y_pred = (y_pred >= 0.5).float()# Chuyển thành 0 hoặc 1
    accuracy = (y_pred == y_test).float().mean()
    print(f"Độ chính xác: {accuracy*100:.2f}%")
```

```
Độ chính xác: 63.33%
```

Yêu cầu 3:

Nhận xét:

1. **BCEWithLogitsLoss có khác gì so với BCELoss về mất mát và độ chính xác? Tại sao?**

- **BCEWithLogitsLoss: Đã được tích hợp Sigmoid bên trong, ổn định do có tính toán số mũ trực tiếp.**
- **BCELoss: Cần Sigmoid trước khi tính mất mát, nếu quên Sigmoid thì dễ bị lỗi giá trị số học.**

  -> Khi dùng BCEWithLogitsLoss mô hình có thể học ổn định hơn còn dùng BCELoss nếu quên Sigmoid thì mất mát có thể cao hơn.

2. **SGD so với Adam: Mất mát giảm nhanh hơn hay chậm hơn? Độ chính xác thay đổi ra sao?**

- **Adam giảm mất mát nhanh hơn và cho độ chính xác cao hơn so với SGD nhờ cơ chế tự điều chỉnh learning rate.**
- **SGD cập nhất trọng số đơn giản hơn, có thể giảm chậm và dao động nhiều quanh cực tiểu.**

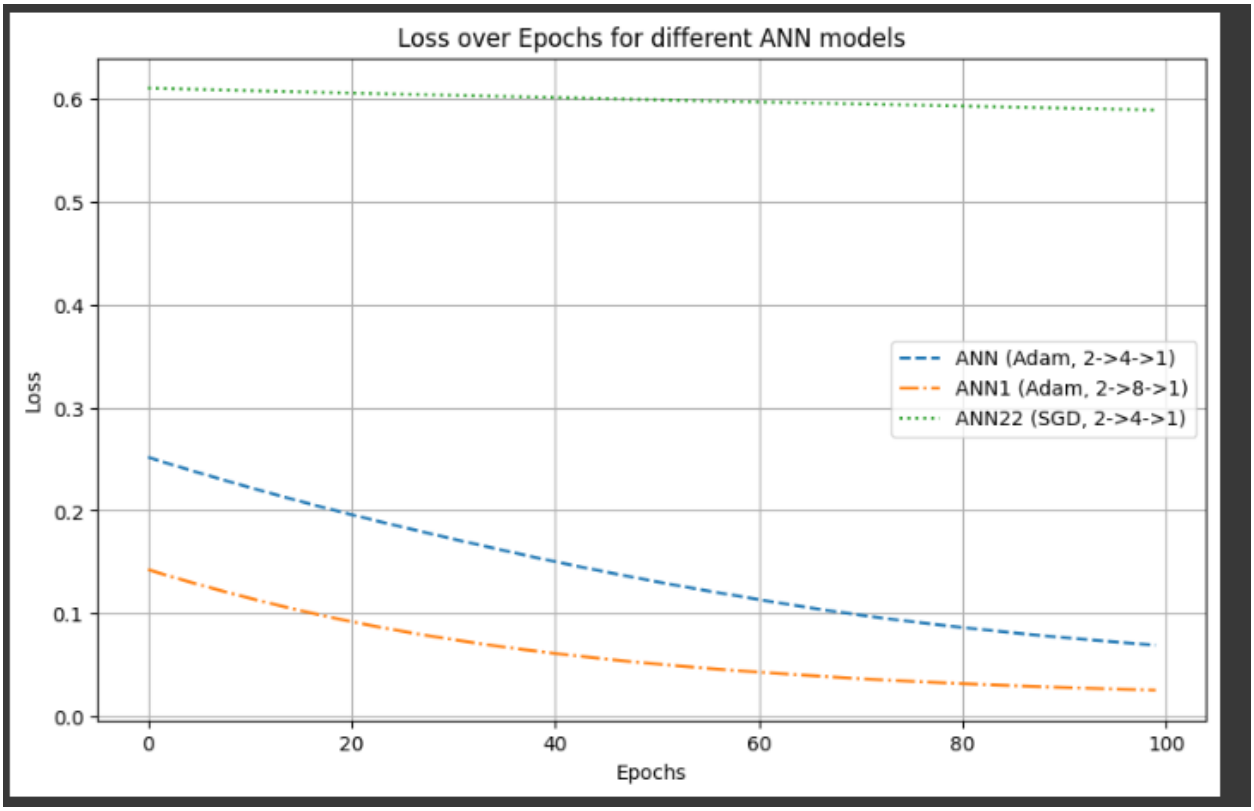
Phần 3: Phân tích kết quả

Yêu cầu

1. **Vẽ đồ thị mất mát**:
   - Sửa code huấn luyện để lưu giá trị mất mát (`loss`) sau mỗi epoch vào một danh sách.
   - Vẽ đồ thị mất mát theo epoch cho 3 trường hợp:
     - Cấu trúc ban đầu (2-4-1, Adam, BCELoss).
     - Cấu trúc 2-8-1 (Adam, BCELoss).
     - Cấu trúc 2-4-1 (SGD, BCELoss).
   - Dùng `matplotlib` để vẽ 3 đường trên cùng một đồ thị, thêm chú thích (`legend`).
2. **Câu hỏi**:
   - Quan sát đồ thị:
     - Mất mát giảm nhanh nhất ở trường hợp nào? Chậm nhất ở đâu?
     - Có trường hợp nào mất mát không giảm đều không (dao động)? Giải thích tại sao.
   - Viết câu trả lời trong ô Markdown.

2 4 1

```
import matplotlib.pyplot as plt

# Danh sách để lưu loss
losses_ANN = []
losses_ANN1 = []
losses_ANN22 = []

# Huấn luyện mô hình ANN
epochs = 100
for epoch in range(epochs):
    model.train()
    optimizer.zero_grad()
    y_pred = model(X_train)
    loss = criterion(y_pred, y_train)
    loss.backward()
    optimizer.step()
    losses_ANN.append(loss.item())

# Huấn luyện mô hình ANN1
for epoch in range(epochs):
    model1.train()
    optimizer.zero_grad()
    y_pred = model1(X_train)
    loss = criterion(y_pred, y_train)
    loss.backward()
    optimizer.step()
    losses_ANN1.append(loss.item())

# Huấn luyện mô hình ANN22
for epoch in range(epochs):
    model22.train()
    optimizer.zero_grad()
    y_pred = model22(X_train)
    loss = criterion(y_pred, y_train)
    loss.backward()
    optimizer.step()
    losses_ANN22.append(loss.item())

# Vẽ biểu đồ loss
plt.figure(figsize=(10, 6))
plt.plot(losses_ANN, label="ANN (Adam, 2->4->1)", linestyle="--")
plt.plot(losses_ANN1, label="ANN1 (Adam, 2->8->1)", linestyle="-.")
plt.plot(losses_ANN22, label="ANN22 (SGD, 2->4->1)", linestyle=":")

plt.xlabel("Epochs")
plt.ylabel("Loss")
plt.title("Loss over Epochs for different ANN models")
plt.legend()
plt.grid()
plt.show()
```



Yêu cầu 2:

Nhận xét:

1. Mất mát giảm nhanh nhất ở trường hợp nào? Chậm nhất ở đâu?

- Mô hình ANN (2-4-1, Adam) và ANN1 (2-8-1, Adam)có xu hướng giảm mất mát nhanh hơn.
- Tốc độ giảm mất mát của mô hình ANN (2-4-1, SGD) chậm hơn so với các mô hình sử dụng Adam

2. Có trường hợp nào mất mát không giảm đều không (dao động)? Giải thích tại sao.

- Mô hình sửa dụng SGD (ANN22) có dao động nhiều hơn.
- Vì SGD cập nhật theo patch nhỏ nên khi cập nhật tăng hoặc giảm mất mát sẽ không đều gây ra dao động.