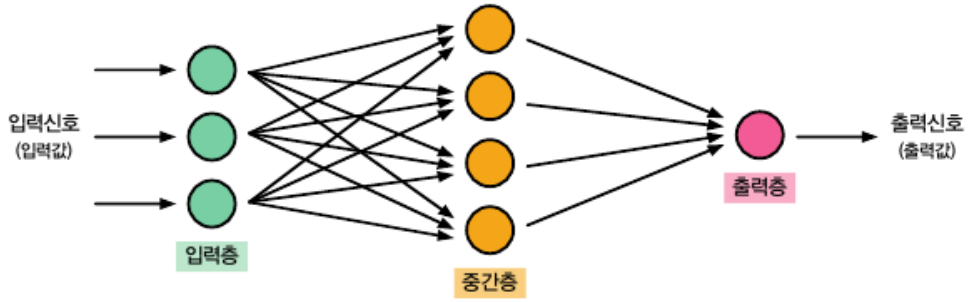
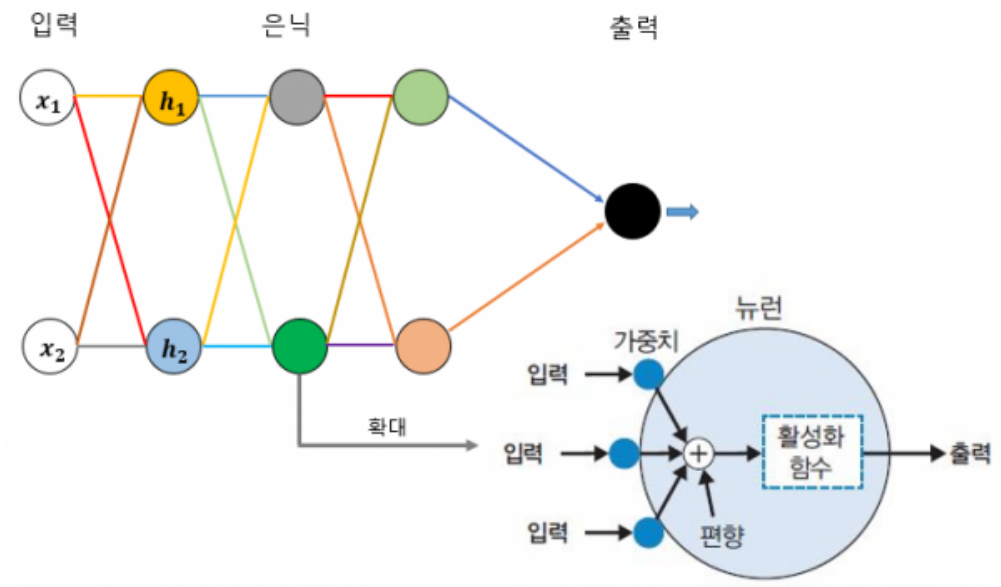
3.3 신경망 모델 구현하기

3.3.1 인공 신경망(ANN)



- **인공 신경망(ANN, Artificial Neural Network)**
  - 인공 신경망은 두뇌의 신경세포, 즉 뉴런이 연결된 형태를 모방한 모델
  - 인공 신경망에서 자극을 입력받는 감각기관에 해당하는 부분을 *입력층(input layer)*
  - 입력층을 거친 자극은 *은닉층(hidden layer)* 또는 *중간층* 을 지나 *출력층(output layer)* 으로 전달
  - 각 층에 존재하는 한 단위의 인공뉴런을 *노드(node)* 라고 함



- **가중치(Weight)**
  - 입력 신호가 출력에 주는 영향을 계산하는 매개변수
  - 데이터를 각기 다른 비중으로 다음 은닉층으로 전달 시키기 위해 가중치를 다르게 함
  - ex) 4~9월 모의고사 점수를 통해 수능 점수를 예측할 때, 4~6월 점수보다 7~9월의 점수에 가중치를 둠

- **편향(Bias)**
  - 하나의 뉴런에서 활성화 함수(Activation Function)를 거쳐 최종적으로 출력되는 값을 조절하는 역할
  - ex) 파티를 좋아하는 A와 그렇지 않은 B가 있을 때, 돈이라는 가중치가 같아도 돈이 없어도 가려는 A와 돈이 있어도 가지 않는 B의 편향 값을 다르게 해야 함

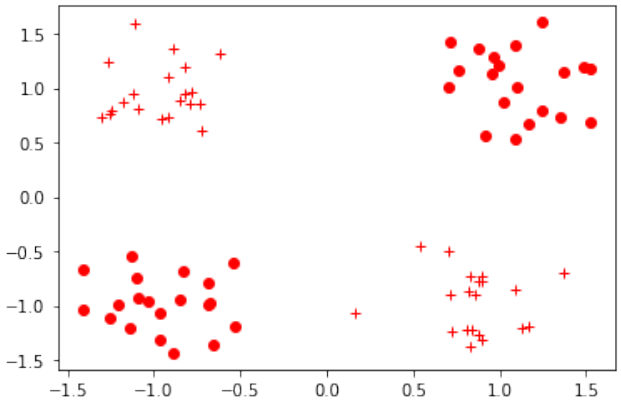
- **활성화 함수(Activation Function)**
  - 입력에 적절한 처리를 해서 출력 신호로 변환하는 함수
  - 입력 신호의 합이 활성화를 일으키는지 아닌지를 정하는 역할

3.3.2 간단한 분류 모델 구현하기

- 지도학습의 분류(Classification)를 하는 인공 신경망 구현
- 0과 1로 된 정답을 가진 데이터셋을 생성하여, 신경망 모델에 학습
- 입력된 데이터를 0과 1 중 알맞은 카테고리 분류

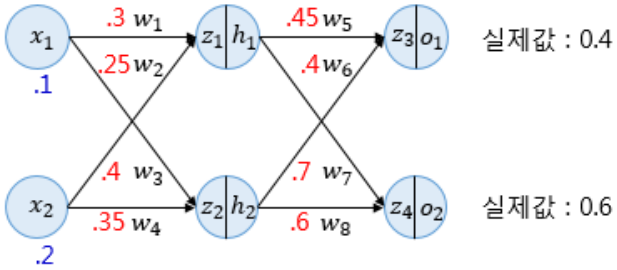
```
import torch
import numpy
from sklearn.datasets import make_blobs
import matplotlib.pyplot as plt

# 신경망의 학습과 평가에 사용할 데이터셋 생성
# make_blobs() : 예제용 데이터셋을 만들어주는 함수이며, 실행마다 랜덤하게 생성
# n_samples : 표본 데이터 수
# n_features : 독립 변수 수
# centers : 클러스터 수 혹은 중심
# cluster_std: 클러스터 표준 편차
# shuffle : True는 숫자를 랜덤으로 섞어주는 역할
# x : [n_samples, n_features] 크기의 배열
# y : [n_samples] 크기의 배열
n_dim = 2    # 차원 설정
x_train, y_train = make_blobs(n_samples=80, n_features=n_dim,
                              centers=[[1,1], [-1,-1], [1,-1], [-1,1]],
                              shuffle=True, cluster_std=0.3)
x_test, y_test = make_blobs(n_samples=20, n_features=n_dim,
                            centers=[[1,1], [-1,-1], [1,-1], [-1,1]],
                            shuffle=True, cluster_std=0.3)

# 학습 및 평가 데이터 shape 확인
print(x_train.shape)
print(y_train.shape)
print(x_test.shape)
print(y_test.shape)

(80, 2)
(80,)
(20, 2)
(20,)

# 학습 및 평가 데이터 확인
print('x_train :', x_train[:5])
print('y_train :', y_train[:5])
print('x_test :', x_test[:5])
print('y_test :', y_test[:5])

x_train : [[-1.09051827  0.80708982]
 [ 0.71446535  1.42423152]
 [-1.10828486  1.58670855]
 [ 0.8288491  -0.73147436]
 [ 0.72468221 -1.24097582]]
y_train : [3 0 3 2 2]
x_test : [[-0.82262609 -1.11272455]
 [ 0.7614999  -0.86760186]
 [ 0.7272895  -0.42991903]
 [ 1.2269822  -1.2380466 ]
 [ 0.92739403  0.91145454]]
y_test : [1 2 2 2 0]

# label_map()이라는 함수를 구현해 0,1,2,3인 4개의 레이블을 2개로 합치기
def label_map(y_, from_, to_):
    y = numpy.copy(y_)
    for f in from_:
        y[y_ == f] = to_
    return y

# 0, 1 : 0
# 2, 3 : 1
y_train = label_map(y_train, [0, 1], 0)
y_train = label_map(y_train, [2, 3], 1)
y_test = label_map(y_test, [0, 1], 0)
y_test = label_map(y_test, [2, 3], 1)

# 라벨링 된 데이터를 시각화하여 확인
```

```
def vis_data(x,y = None, c = 'r'):
    if y is None:
        y = [None] * len(x)
    for x_, y_ in zip(x,y):
        if y_ is None:
            plt.plot(x_[0], x_[1], '*', markerfacecolor='none',
                                    markeredgecolor=c)
        else:
            plt.plot(x_[0], x_[1], c+'o' if y_ == 0 else c+'+')

plt.figure()
vis_data(x_train, y_train, c='r')
plt.show()
```



```
# 넘파이 벡터 형식 데이터를 텐서로 변환
x_train = torch.FloatTensor(x_train)
x_test = torch.FloatTensor(x_test)
y_train = torch.FloatTensor(y_train)
y_test = torch.FloatTensor(y_test)

class NeuralNetwork(torch.nn.Module):
# 신경망 모듈(torch.nn.Module)을 상속 받는 파이썬 클래스 정의
    def __init__(self, input_size, hidden_size):
# self, input_size, hidden_size를 입력 받도록 함
        super(NeuralNetwork, self).__init__()
        self.input_size = input_size
# 신경망에 입력되는 데이터의 차원
        self.hidden_size = hidden_size
        self.linear_1 = torch.nn.Linear(self.input_size, self.hidden_size)
# wx + b 연산을 지원하는 객체를 반환
        self.relu = torch.nn.ReLU()
                                                                    # 활성화 함수
        self.linear_2 = torch.nn.Linear(self.hidden_size, 1)
        self.sigmoid = torch.nn.Sigmoid()
# 활성화 함수

    def forward(self, input_tensor):
# init() 함수에서 정의한 동작들을 차례대로 실행하는 foward() 함수 정의
        linear1 = self.linear_1(input_tensor)
# 입력 데이터에 input_size, hidden_size 크기의 가중치를 행렬곱하고 편향을 더해 [1,hidden_size] 텐서 반환
        relu = self.relu(linear1)
# linear1에 ReLU 활성화 함수 적용(입력값이 0보다 작으면 0, 0보다 크면 입력값 그대로 출력)
        linear2 = self.linear_2(relu)
# ReLU 함수를 통과한 텐서를 다시 행렬곱을 거쳐 [1,1] 반환
        output = self.sigmoid(linear2)
# 결과 값에 0과 1 사이의 값을 반환하기 위해 linear2를 Sigmoid 활성화 함수에 입력
        return output
```

- **순전파(Forward Propagation)**



$z_1 = w_1x_1 + w_2x_2 = 0.3\times0.1 + 0.25\times0.2 = 0.08$

$z_2 = w_3x_1 + w_4x_2 = 0.4\times0.1 + 0.35\times0.2 = 0.11$

- 각 입력은 입력층에서 은닉층 방향으로 향하면서 가중치와 곱해지고, 가중합으로 계산되어 은닉층 뉴런의 활성화 함수에 입력

$h_1 = sigmoid(z_1) = 0.51998934$

$h_2 = sigmoid(z_2) = 0.52747230$

- 계산된 가중합은 활성화 함수에 입력되어 은닉층 뉴런의 최종 출력값이 됨

$z_3 = w_5h_1 + w_6h_2 = 0.45\times h_1 + 0.4\times h_2 = 0.44498412$

$z_4 = w_7h_1 + w_8h_2 = 0.7\times h_1 + 0.6\times h_2 = 0.68047592$

- h1과 h2 두 값은 다시 출력층 뉴런에서 다시 각각 가중합으로 계산되어 출력층 뉴런의 활성화 함수의 입력값이 됨

$o_1 = sigmoid(z_3) = 0.60944600$

$o_2 = sigmoid(z_4) = 0.66384491$

- 활성화 함수를 지난 값은 인공 신경망이 최종적으로 계산한 출력값(output)이며, 예측하기 위한 값으로서 예측값이라고도 함

출처 : https://wikidocs.net/37406

```
# 모델 생성 및 알고리즘 정의
model = NeuralNetwork(2, 5)
# input_size = 2, hidden_size = 5 설정
learning_rate = 0.03
                                                                                                    # 학습률 설정
criterion = torch.nn.BCELoss()
# 오차함수 : BCELoss(이진 교차 엔트로피(Binary Cross Entropy)
epochs = 2000

# 전체 학습 데이터를 모델에 2000번 입력
optimizer = torch.optim.SGD(model.parameters(), lr = learning_rate)
# 최적화 알고리즘(확률적 경사하강법, SGD)

# 신경망 학습 전, 모델의 성능 테스트
model.eval()
test_loss_before = criterion(model(x_test).squeeze(), y_test)
# x_test의 차원을 squeeze() 함수로 줄여서 y_test 차원에 맞추기
print('Before Training, test loss is {}'.format(test_loss_before.item()))

Before Training, test loss is 0.7075004577636719

# 신경망 학습하기
for epoch in range(epochs):
    model.train()
    optimizer.zero_grad()
    train_output = model(x_train)
    train_loss = criterion(train_output.squeeze(), y_train)
    if epoch % 100 == 0:
        print('Train loss at {} is {}'.format(epoch, train_loss.item()))
    train_loss.backward()
    optimizer.step()

Train loss at 0 is 0.7151814699172974
Train loss at 100 is 0.6695715188980103
Train loss at 200 is 0.6269829869270325
Train loss at 300 is 0.5829985737800598
```

```
Train loss at 400 is 0.533379852771759
Train loss at 500 is 0.47655361890792847
Train loss at 600 is 0.41204434633255005
Train loss at 700 is 0.3451598882675171
Train loss at 800 is 0.28053900599479675
Train loss at 900 is 0.22896599769592285
Train loss at 1000 is 0.19003881514072418
Train loss at 1100 is 0.16025087237358093
Train loss at 1200 is 0.13688817620277405
Train loss at 1300 is 0.11879192292690277
Train loss at 1400 is 0.10461090505123138
Train loss at 1500 is 0.09306430071592331
Train loss at 1600 is 0.08359453082084656
Train loss at 1700 is 0.07595431804656982
Train loss at 1800 is 0.06949790567159653
Train loss at 1900 is 0.06401842832565308

# 신경망 학습 후, 모델의 성능 테스트
model.eval()
test_loss = criterion(torch.squeeze(model(x_test)), y_test)
print('After Training, test loss is {}'.format(test_loss.item()))

After Training, test loss is 0.07282355427742004

# sate_dict() 함수를 통해 모델 내 가중치들을 딕셔너리 형태로 표현
# 모델 내 가중치들을 model.pt로 저장
torch.save(model.state_dict(), './model.pt')
print('sate_dict format of the model: {}'.format(model.state_dict()))

sate_dict format of the model: OrderedDict([('linear_1.weight', tensor([[ 1.4635, -2.2178],
                [ 0.0618, -0.6271],
                [-0.6381, -0.8241],
                [-1.3143, -1.5543],
                [-1.8235,  0.8696]])), ('linear_1.bias', tensor([-0.4066, -0.1211, -0.2990, -0.0568,
0.4092])), ('linear_2.weight', tensor([[ 2.5902,  0.0112, -0.7250, -1.8866,  1.9190]])), ('linear_2.bias',
tensor([-1.9104]))])

# 저장한 model.pt를 불러 가중치를 새로운 모델에 곧바로 적용
new_model = NeuralNetwork(2, 5)
new_model.load_state_dict(torch.load('./model.pt'))
new_model.eval()
print('벡터 [-1,1]이 레이블 1을 가질 확률은 {}'.format(new_model(torch.FloatTensor([-1,1])).item()))

벡터 [-1,1]이 레이블 1을 가질 확률은 0.9827616810798645
```

파일

clipboard-202204060938-c67ay.png	19.1 KB	2022-04-06	신재영
clipboard-202204061002-rvvuw.png	149 KB	2022-04-06	신재영
clipboard-202204061527-rdu2k.png	6.18 KB	2022-04-06	신재영
clipboard-202204071354-u1xah.png	10.6 KB	2022-04-07	신재영
clipboard-202204071400-xtabq.png	7.81 KB	2022-04-07	신재영
clipboard-202204071401-idae7.png	5.21 KB	2022-04-07	신재영
clipboard-202204071401-m4zz8.png	8.87 KB	2022-04-07	신재영
clipboard-202204071401-h7d2e.png	6.9 KB	2022-04-07	신재영