광주 인공지능 사관학교



PART 2 다층 퍼셉트론(MLP)

1장. 다층 퍼셉트론의 기본 구조



딥러닝 & 강화학습 담당 이재화 강사



이 장에서 다를 내용

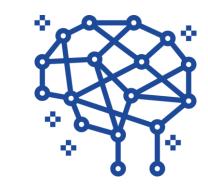
- 1. 다층 퍼셉트론 신경망 구조와 은닉 계층
- 2. 비선형 활성화 함수와 ReLU함수
- 3. 민스키의 XOR 문제와 비선형 활성화 함수의 필요성
- 4. 다층 퍼셉트론 신경망을 지원하는 함수 구현
- 5. Part 1에서 다뤘던 세 문제를 다층 퍼셉트론으로 풀어보기



4.1 다층 퍼셉트론을 위한 재정의 함수 탐색

```
1. 파라미터 초기화 함수
  def init model():
      global weight, bias, input cnt, output cnt
      weight = np.random.normal(RND MEAN, RND STD,[input cnt, output cnt])
      bias = np.zeros([output cnt])
2. 신경망 연산 함수
  def forward neuralnet(x):
      global weight, bias
      output = np.matmul(x, weight) + bias
      return output, x
3.역전파 연산 함수
  def backprop neuralnet(G output, x):
      global weight, bias
      g output w = x.transpose()
      G w = np.matmul(g output_w, G_output)
      G b = np.sum(G output, axis=0)
      weight -= LEARNING RATE * G w
      bias -= LEARNING RATE * G b
```

"단층 퍼셉트론에서 다층 퍼셉트론으로!"



```
4.2 은닉 계층을 위한 파라미터 생성 함수 정의
def init model hidden1():
   global pm output, pm hidden, input cnt, output cnt, hidden cnt
   pm hidden = alloc param pair([input cnt, hidden cnt])
   pm output = alloc param pair([hidden cnt, output cnt])
```

```
def alloc_param_pair(shape):
   weight = np.random.normal(RND MEAN, RND STD, shape)
   bias = np.zeros(shape[-1])
    return {'w':weight, 'b':bias}
```

4.3 은닉 계층을 위한 신경망 연산 함수 정의

```
def forward neuralnet hidden1(x):
    global pm_output, pm_hidden
    hidden = relu(np.matmul(x, pm_hidden['w']) + pm_hidden['b'])
    output = np.matmul(hidden, pm output['w']) + pm output['b']
    return output, [x, hidden]
def relu(x):
    return np.maximum(x, 0)
```

4.4 은닉 계층을 위한 역전파 함수 정미(1/3)

```
def backprop neuralnet hidden1(G output, aux):
    global pm output, pm hidden
    x, hidden = aux
    g output w out = hidden.transpose()
   G w out = np.matmul(g output w out, G output)
    G b out = np.sum(G output, axis=0)
    g output hidden = pm output['w'].transpose()
    G hidden = np.matmul(G output, g output hidden)
    pm output['w'] -= LEARNING_RATE * G_w_out
   pm output['b'] -= LEARNING RATE * G b out
    G hidden = G hidden * relu derv(hidden)
    g hidden w hid = x.transpose()
   G w hid = np.matmul(g hidden w hid, G hidden)
    G b hid = np.sum(G hidden, axis=0)
    pm hidden['w'] -= LEARNING RATE * G w hid
 pm hidden['b'] -= LEARNING RATE * G b hid
```



4.4 은닉 계층을 위한 역전파 함수 정의(2/3)

```
def backprop neuralnet hidden1(G output, aux):
    global pm output, pm hidden
   x, hidden = aux
   g output w out = hidden.transpose()
   G w out = np.matmul(g output w out, G output)
    G b out = np.sum(G output, axis=0)
    g output hidden = pm output['w'].transpose()
    G hidden = np.matmul(G output, g output hidden)
    pm output['w'] -= LEARNING RATE * G w out
    pm output['b'] -= LEARNING_RATE * G_b_out
    G hidden = G hidden * relu derv(hidden)
    g hidden w hid = x.transpose()
    G_w_hid = np.matmul(g_hidden_w_hid, G_hidden)
    G b hid = np.sum(G hidden, axis=0)
   pm hidden['w'] -= LEARNING RATE * G w hid
   pm hidden['b'] -= LEARNING RATE * G b hid
```



4.4 은닉 계층을 위한 역전파 함수 정미(3/3)

```
def relu_derv(y):
    return np.sign(y)
```





4.5 가변적 은닉 계층을 위한 파라미터 생성 함수 정의

```
def init model hiddens():
    global pm output, pm hiddens, input cnt, output cnt, hidden config
   pm hiddens = []
   prev cnt = input cnt
    for hidden cnt in hidden config:
        pm_hiddens.append(alloc_param_pair([prev_cnt, hidden_cnt]))
        prev cnt = hidden cnt
```

```
pm_output = alloc_param_pair([prev_cnt, output_cnt])
```

4.6 가변적 은닉 계층을 위한 신경망 연산 함수 정의

```
def forward neuralnet hiddens(x):
    global pm_output, pm_hiddens
   hidden = x
   hiddens = [x]
    for pm hidden in pm hiddens:
        hidden = relu(np.matmul(hidden, pm hidden['w']) + pm hidden['b'])
        hiddens.append(hidden)
```

```
output = np.matmul(hidden, pm_output['w']) + pm_output['b']
```

4.7 가변적 은닉 계층을 위한 역전파 함수 정미(1/2)

```
def backprop neuralnet hiddens(G output, aux):
    global pm output, pm hiddens
   hiddens = aux
   g output w out = hiddens[-1].transpose()
   G w out = np.matmul(g output w out, G output)
   G b out = np.sum(G output, axis=0)
   g output hidden = pm output['w'].transpose()
   G hidden = np.matmul(G output, g output hidden)
   pm output['w'] -= LEARNING RATE * G w out
   pm output['b'] -= LEARNING RATE * G b out
    for n in reversed(range(len(pm hiddens))):
```



4.7 가변적 은닉 계층을 위한 역전파 함수 정미(1/2)

```
def backprop_neuralnet_hiddens(G_output, aux):
   for n in reversed(range(len(pm hiddens))):
           G hidden = G hidden * relu derv(hiddens[n+1])
           g hidden w hid = hiddens[n].transpose()
           G w hid = np.matmul(g hidden w hid, G hidden)
           G b hid = np.sum(G hidden, axis=0)
           g_hidden_hidden = pm_hiddens[n]['w'].transpose()
           G hidden = np.matmul(G hidden, g hidden hidden)
           pm hiddens[n]['w'] -= LEARNING RATE * G w hid
           pm hiddens[n]['b'] -= LEARNING RATE * G b hid
```



4.8 실행 보조 함수 정민_1

```
global hidden config
```



```
def init model():
    if hidden_config is not None:
       print('은닉 계층 {}개를 갖는 다층 퍼셉트론이 작동되었습니다.'. \
             format(len(hidden_config)))
       init model hiddens()
def forward neuralnet(x):
    if hidden_config is not None:
       return forward_neuralnet_hiddens(x)
def backprop_neuralnet(G_output, hiddens):
   if hidden_config is not None:
       backprop_neuralnet_hiddens(G_output, hiddens)
```

4.9 실행 보조 함수 정미_2

```
def set hidden(info):
    global hidden_cnt, hidden_config
    if isinstance(info, int):
        hidden_cnt = info
        hidden_config = None
    else:
        hidden_config = info
```



5.1 Part 1에서 다뤘던 세 문제를 다층 퍼셉트론으로 풀어보기

```
%run ../AI CODE/AI abalone.ipynb
%run ../AI CODE/mlp.ipynb
set hidden([10,6,2])
abalone exec()
%run ../AI_CODE/AI_pulsar.ipynb
%run ../AI CODE/mlp.ipynb
set hidden([24,12])
pulsar exec()
%run ../AI CODE/AI steel.ipynb
%run ../AI CODE/mlp.ipynb
set hidden([36,12,6])
steel exec()
```