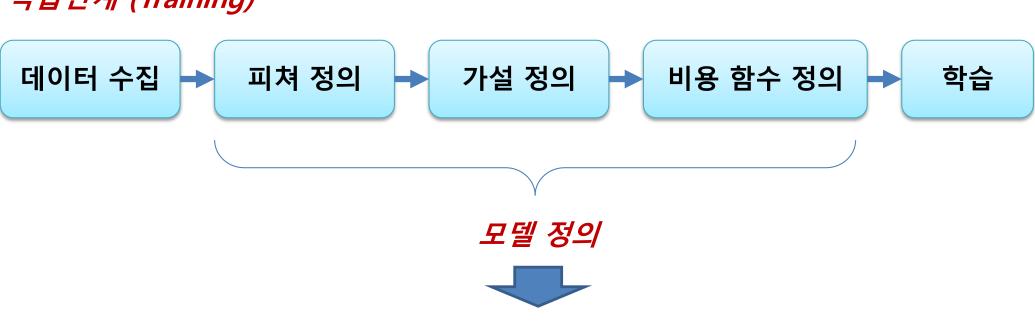


ANN Code Preparation

학습단계 (Training)



검증 (Evaluation)



예측단계 (Prediction)

학습 알고리즘 구현

- 전제
 - 신경망에는 가중치와 편향이 있음
 - 가중치와 편향을 훈련 데이터에 적응하는 과정 **→ 약습**
- 1단계 미니배치
 - 훈련 데이터 중 일부를 무작위로 가져와서 사용

- 미니배치의 손실 함수 값을 줄이는 것이 목표



확률적 경사 하강법

(Stochastic Gradient Descent)

- 2단계 기울기 산출
 - 미니배치의 손실 함수 값을 줄이기 위해 각 가중치 매개변수의 기울기를 구함
 - 기울기는 손실 함수의 값을 가장 작게 하는 방향 제시
- 3단계 매개변수 갱신
 - 가중치 매개변수를 기울기 방향으로 아주 조금 갱신
- 4단계 반복
 - 1~3 단계 반복

- 초기화 : 입력, 은닉, 출력 노드의 수 결정
- 학습: 학습 데이터들을 통해 학습하고 이에 따라 가중치 업데이트
- 테스트 : 입력을 받아 연산한 후 출력 노드에서 답을 전달

```
import numpy
import scipy.special
import matplotlib.pyplot as plt
class NerualNetwork:
   # 신경망 초기화
   def __init__(self, inputnodes, hiddennodes, outputdones, learnrate):
        pass
   # 신경망 학습
   def train(self, inputs list, targets list):
        pass
   # 신경망 테스트(질의)
   def query(self, inputs_list):
        pass
```

Neural_1.py

• 신경망 초기화

```
# 신경망 초기화

def __init__(self, inputnodes, hiddennodes, outputdones, learnrate):
    self.inodes = inputnodes
    self.hnodes = hiddennodes
    self.onodes = outputdones

self.lr = learnrate

pass
```

```
input_nodes = 3
hidden_nodes = 3
output_nodes = 3
learning_rate = 0.3

n = NerualNetwork(input_nodes, hidden_nodes, output_nodes, learning_rate)
```

Neural_2.py

- 가중치
 - forward : 전달 신호
 - backward : 오차 계산
- (은닉 노드 x 입력 노드)의 크기를 가지는 입력 계층과 은닉 계층 사이의 가중치 행렬 → W_{input_hidden}
- (출력 노드 x 은닉 노드)의 크기를 가지는 은닉 계층과 출력 계층 사이의 가중치 행렬 → W_{hidden output}

• 정교한 가중치

```
# 가중치 행렬 wih, who
self.wih = numpy.random.normal(0.0, pow(self.hnodes, -0.5), (self.hnodes, self.inodes))
self.who = numpy.random.normal(0.0, pow(self.onodes, -0.5), (self.onodes, self.hnodes))
```

노드로 들어오는 연결 노드의 개수 루트를 씌우고 역수를 취한 표준편차

- training
 - 입력 계층과 은닉 계층 사이의 가중치 행렬 계산
 - X_{hidden} = W_{input_hidden} I

```
# 은닉계층으로 들어오는 값 계산
hidden_inputs = numpy.dot(self.wih, inputs)
```

- $O_{hidden} = sigmoid(X_{hidden})$

training

```
# 신경망 학습
def train(self, inputs_list, targets_list):
    # 입력 리스트를 2차원으로 행렬로 변환
    inputs = numpy.array(inputs_list, ndmin=2).T
    targets = numpy.array(targets list, ndmin=2).T
    # 은닉계층으로 들어오는 값 계산
    hidden_inputs = numpy.dot(self.wih, inputs)
    # 은닉계층으로 나가는 값 계산
    hidden_outputs = self.activation_function(hidden_inputs)
    # 최종계층으로 들어오는 값 계산
    final_inputs = numpy.dot(self.who, hidden_outputs)
    # 최종계층으로 나가는 값 계산
    final outputs = self.activation function(final inputs)
    pass
```

Neural_3.py

• 오차

```
# 오차는 (실제 값 - 계산 값)
output_errors = targets - final_outputs

# 은닉계층의 오차는 가중치에 의해 나뉜 출력 계층의 오차들의 재조합
hidden_errors = numpy.dot(self.who.T, output_errors)
```

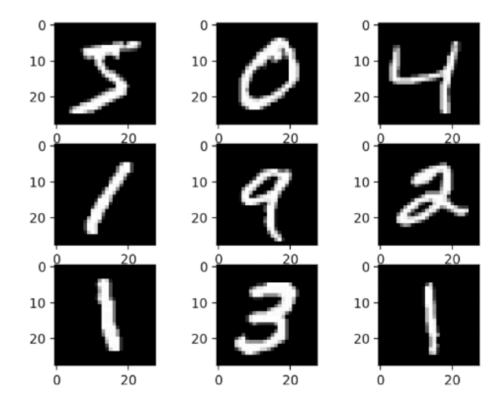
- error_{hidden} = W^T_{input_hidden} error_{output}

- Yann LeCun 교수 (http://yann.lecun.com/exdb/mnist)
- 학습 데이터 http://www.pjreddie.com/media/files/mnist_train.csv
- 테스트 데이터 http://www.pjreddie.com/media/files/mnist_test.csv



- 100개 레코드를 가지는 MNIST 학습 데이터 모음: https://git.io/vySZ1
- 10개 레코드를 가지는 MNIST 테스트 데이터 모음: https://git.io/vySZP

- 모든 숫자는 28 * 28 = 784 pixels (grayscale)
- x_train.shape, x_test.shape = N * 28 * 28
- y_train.shape, y_test.shape = N



- 1) 0~255 사이의 입력 색상 값들의 범위를 0.01~1.0 사이의 숫자로 조정
 - 데이터를 특정 범위로 변환하는 처리 → 정규화 (Normalization)
 - 신경망의 입력 데이터에 특정 변화를 가하는 것을 → 전처리 (Pre-processing)
- 2) 모든 값을 255로 나누고 0.99를 곱하기 → 0.01 ~ 1.00

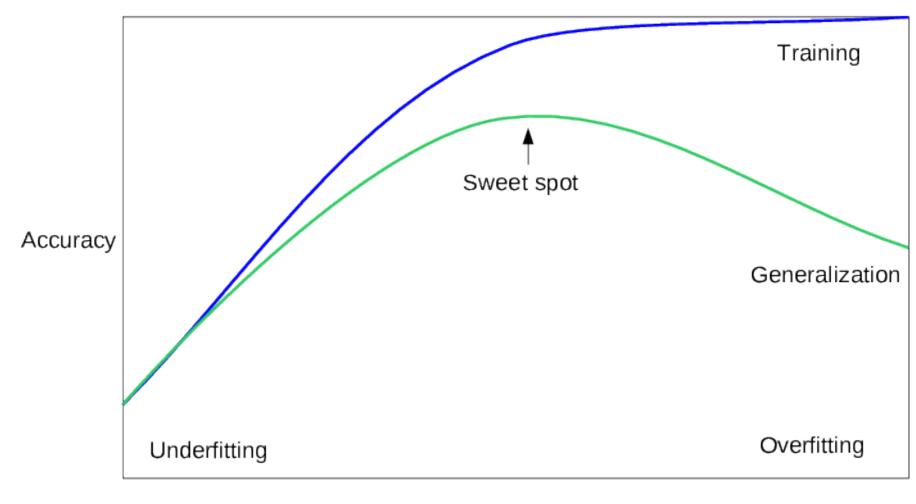
출력계층	레이블	5	0	9
0	0	0.00	0.95	0.02
1	1	0.00	0.00	0.00
2	2	0.01	0.01	0.01
3	3	0.00	0.01	0.01
4	4	0.01	0.02	0.40
5	5	0.99	0.00	0.01
6	6	0.00	0.00	0.01
7	7	0.00	0.00	0.00
8	8	0.02	0.00	0.01
9	9	0.01	0.02	0.86

[0, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0]

[0.01, 0.01, 0.01, 0.01, 0.09, 0.01, 0.01, 0.01, 0.01]

- 전체 데이터를 이용한 학습 및 테스트
 - mnist_train_100.csv → mnist_train.csv
 - mnist_test_10.csv → mnist_test.csv
- ex) 평균 0.94xxx
- 학습률 변경 → 0.1
- ex) 평균 0.9523
- http://yann.lecun.com/exdb/mnist

• 학습률과 성능



Model complexity

• 수행 주기 변경 (epoch)

