

AI기술 자연어 처리 전문가 양성 과정 1기

Machine Learning Quiz

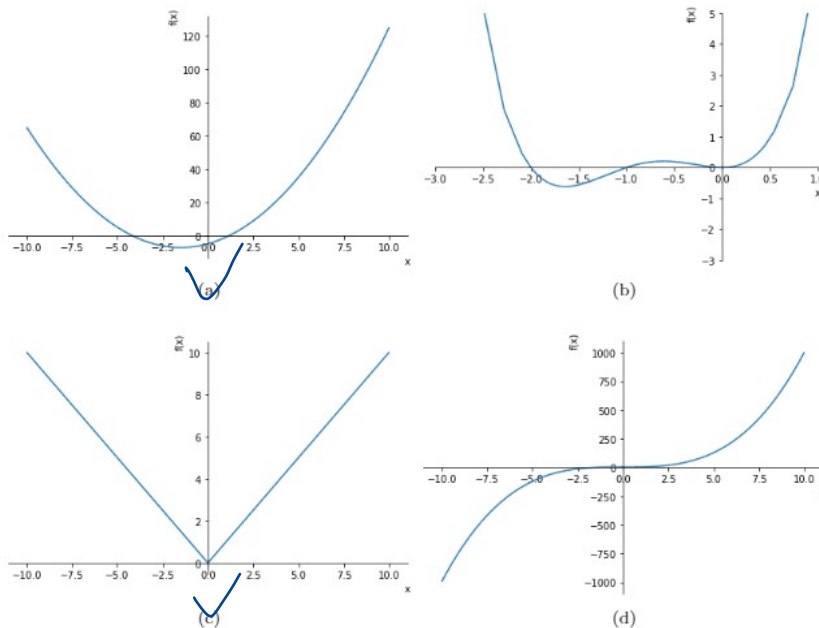
1. 다음 명제에 대해, True / False 를 판단하시오.

- (a) Linear regression 문제에서 input 변수가 많다면 linear regression으로 해결할 수 없다. (T)
- (b) Logistic regression의 output은 모든 실수 범위이다. (T)
- (c) Training data 에서의 accuracy가 가장 높은 model 이 가장 좋은 model이다. (F)
- (d) K fold cross validation은 총 K번 평가를 진행해야 한다. (T)
- (e) Principle component analysis 는 축소 이전과 축소 이후 거리를 최대한 보존하는 방식의 dimensionality reduction 방법이다. (T)
- (f) K-means clustering 알고리즘은 항상 optimal 하게 작동한다. (F)
- (g) x_i, y_i 가 각각 데이터이고, w_1, w_2, \dots, w_k 가 각각 linear layer일 때 $y_i = w_k(w_{k-1}(\dots w_2(w_1(x_i))\dots))$ 모델은 non-linear 한 관계도 표현할 수 있다. (T)

2. 다음 중 linear equation 이 아닌 것을 모두 고르시오.

- (a) $3x + 6 = y$
- (b) $\begin{bmatrix} a & b \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = c$
- (c) $a\sqrt{x} + b = y$
- ☒ (d) $ax_1 + bx_2 + cx_3 + dx_4 = e$
- ☒ (e) $ax^2 + bx^{10} + cx^4 = d$

3. 다음 중 gradient descent 로 항상 최솟값에 도달할 수 있는 그래프를 모두 고르시오.



4. Linear regression과 Logistic regression에서의 cost function을 적으시오. (하나만 적으시면 됩니다.)

$$-\frac{1}{1+e^{-z}}$$

Data의 수준 높이고
Val Acc가 상승하기 직전에
Train 종료 (early stopping)

Train을 더 진행 해야함.

- Logistic function 을 미분한 결과를 logistic function으로 나타내시오. $L = -y \log(a) + (1-y) \log(1-a)$
- Overfitting 과 underfitting 을 bias, variance 관점에서 서술하고, 각각을 방지하기 위한 방법을 서술 하시오. Overfitting ⇒ low bias high variance / underfitting ⇒ high bias low variance
- Dataset을 train, validation, test로 나누는 이유에 대해서 설명하시오. Train은 모델 훈련용, Val은 모델이 잘 학습하는지 테스트의 모델 파라미터에 확인하기 위한 모델이다.
- Supervised learning 과 unsupervised learning 의 차이에 대해서 서술하시오. 지도 학습(정답 데이터가 주어짐) vs 비지도 학습(정답 데이터 없이 입력 데이터로 학습)
- K-means clustering에서 k 값을 찾는 방법에 대해서 서술하시오. elbow method를 이용하여 cost function이 가장 가파르게 줄어드는 마지막 지점의 K를 선택
- Neural Network 에서 non-linear function 이 필요한 이유에 대해서 설명하시오. non-linear function이 없으면 XOR 같은 non-linear 한 문제를 풀지 못함.
- 다음 4가지 단어에 대해 설명하고, accuracy, precision, recall을 각각 그 값으로 나타내시오.

(a) True Positive (TP) : 긍정 예측을 성공	$accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$
(b) False Positive (FP) : 긍정 예측을 실패	$precision = \frac{TP}{TP + FP}$
(c) True Negative (TN) : 부정 예측을 성공	$recall = \frac{TP}{TP + FN}$
(d) False Negative (FN) : 부정 예측을 실패	
- 다음 코드를 보고 빈칸을 채우시오.

```
def logistic(x):
    """Logistic/sigmoid function.

    Arguments
    -----
    x : numpy.ndarray
        The input to the logistic function.

    Returns
    -----
    numpy.ndarray
        The output.

    Notes
    -----
    The function does not restrict the shape of the input array. The output
    has the same shape as the input.
    """
    out = 1 / (1 + numpy.exp(-x))

    return out
```

```
def logistic_model(x, params):
    """A logistic regression model.

    A a logistic regression is  $y = \text{sigmoid}(x * w + b)$ , where the operator *
    denotes a mat-vec multiplication.

    Arguments
    -----
    x : numpy.ndarray
        The input of the model. The shape should be (n_images, n_total_pixels).
    params : a tuple/list of two elements
        The first element is a 1D array with shape (n_total_pixels). The
        second element is a scalar (the intercept)

    Returns
    -----
    probabilities : numpy.ndarray
        The output is a 1D array with length n_samples.
    """
```

```
out = logistic(numpy.dot(x, params[0]) + params[1])
```

```
return out
```

```
def model_loss(x, true_labels, params, _lambda=1.0):
    """Calculate the predictions and the loss w.r.t. the true values.

    Arguments
    -----
    x : numpy.ndarray
        The input of the model. The shape should be (n_images, n_total_pixels).
    true_labels : numpy.ndarray
        The true labels of the input images. Should be 1D and have length of
        n_images.
    params : a tuple/list of two elements
        The first element is a 1D array with shape (n_total_pixels). The
        second element is a scalar.
    _lambda : float
        The weight of the regularization term. Default: 1.0

    Returns
    -----
    loss : a scalar
        The summed loss.
    """
    pred = logistic_model(x, params)
    loss = 
$$-\frac{(\text{numpy.dot}(\text{true\_labels}, \text{numpy.log}(\text{pred} + 1e-15)) + \text{numpy.dot}(1 - \text{true\_labels}, \text{numpy.log}(1 - \text{pred} + 1e-15)))}{\text{numpy.dot}(1 - \text{true\_labels}, \text{numpy.log}(1 - \text{pred} + 1e-15))}$$

    return loss
```

```
def MLP_model(x, params):
    """ A MLP model.

    A MLP is  $y = \text{sigmoid}(\max((x * w1 + b1), 0) * w2 + b2)$ , where the operator *
    denotes a mat-vec multiplication.

    Arguments
    -----
    x : numpy.ndarray
        The input of the model. The shape should be (n_images, n_total_pixels).
    params : a tuple/list of four elements
        The first element is a 1D array with shape (n_total_pixels). The
        second element is a scalar (the intercept)

    Returns
    -----
    probabilities : numpy.ndarray
        The output is a 1D array with length n_samples.
    """
    x = numpy.dot(x, params[0]) + params[1]
    x = numpy.maximum(x, 0)
    return logistic(numpy.dot(x, params[2]) + params[3])
```
