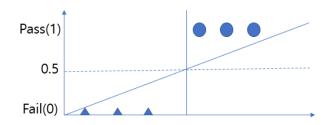
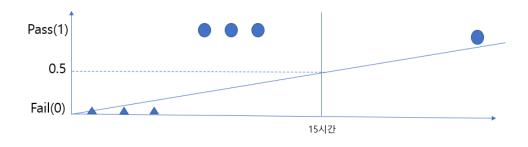
Logistic Regression : 이진 분류 문제일 때 사용

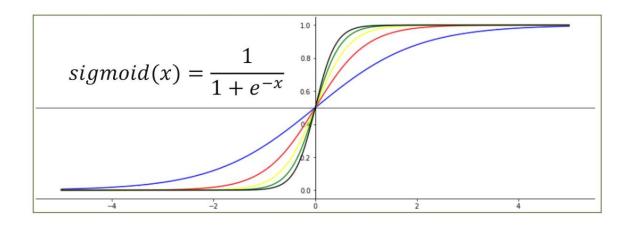
- sigmoid 함수, 새로운 cost 함수
- < 선형 회귀로 분류 문제를 해결할 때의 문제점 >
 - 예) 5시간 공부한 학생 Pass (1)
 - 7시간 공부한 학생 Pass (1)
 - 8시간 공부한 학생 Pass (1)
 - 1시간 공부한 학생 Fail (0)
 - 2시간 공부한 학생 Fail (0)
 - 4시간 공부한 학생 Fail (0)



만약, 50 시간 공부한 학생이 있으면 ?



- 1) binary classification 의 결과는 0과 1이 필요한데,
- H(x) = Wx + b 는 1보다 훨씬 큰 수가 나타날 수 있음. H(x) 를 0~1 사이의 값으로 변경해주는 함수. -> sigmoid

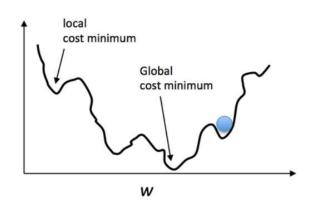


그래서, H(x)를 sigmoid 함수로 한번 더 계산. (H(x)를 0~1 사이의 값으로 변경)

$$\frac{1}{1 + e^{-H(x)}}$$

sigmoid 함수의 특징은, X값이 아무리 크거나 작더라도 그 결과값은 최대가 1, 최소가 0이 됩니다.

2) sigmoid 함수를 통과한 값의 Cost 는 다음과 같이 구불구불한 모습으로 경사 하강법으로 최소 Cost 값을 찾을 때 문제가 발생할 수 있습니다. gradient descent algorithm 을 적용해도 우리가 필요로 하는 최종 값인 Global cost minimum 을 구하지 않고, local cost minimum 까지만 구할 수 있습니다.



이것을 해결하기 위해서 cost 함수를 아래와 같이 바꾸어야 합니다. 새로운 cost 함수

$$c(H(x),y) = \begin{cases} -log(H(x)) & : y = 1 \\ -log(1 - H(x)) & : y = 0 \end{cases}$$

chapter 03 분류 성능 평가

회귀 분석과 달리 모수에 대한 t-검정, 신뢰 구간(confidence interval) 추정 등이 쉽지 않기 때문에 이를 보완하기 위해 다양한 성능 평가 기준이 필요하다

	Positive라고 예측	Negative라고 예측
실제 Positive	True Positive	False Negative
실제 Negative	False Positi <i>v</i> e	True Negati <i>v</i> e

참고) DS(Fraud Detection System)의 예

FDS(Fraud Detection System)는 금융 거래, 회계 장부 등에서 잘못된 거래, 사기 거래를 찾아내는 시스템을 말한다. FDS의 예측 결과가 Positive 이면 사기 거래라고 예측한 것이고 Negative 이면 정상 거래라고 예측한 것이다. 이 결과가 사실과 일치하는지 틀리는 지에 따라 다음과 같이 말한다.

True Positive: 사기를 사기라고 정확하게 예측 True Negative: 정상을 정상이라고 정확하게 예측

False Positive: 정상을 사기라고 잘못 예측 False Negative: 사기를 정상이라고 잘못 예측

Precision 정밀도

<u>클래스에 속한다고 출력한 샘플 중 실제로 클래스에 속하는</u> 샘플 수의 비율 FDS의 경우, 사기 거래라고 판단한 거래 중 실제 사기 거래의 비율. 유죄율 precision = TP/ (TP+FP)

Recall 재현율

TPR: true positive rate

실제 클래스에 속한 샘플 중에 클래스에 속한다고 출력한 샘플의 수 FDS의 경우, 실제 사기 거래 중에서 실제 사기 거래라고 예측한 거래의 비율. 검거율

recall = TP/(TP+FN)

F Score 정밀도(Precision)과 재현율(Recall)의 가중 조화 평균 F Score = 2 x precision x recall/(precision + recall)

Accuracy 정확도: accuracy = (TP+TN)/(TP+TN+FP+FN)