

7장. 머신러닝



Contents

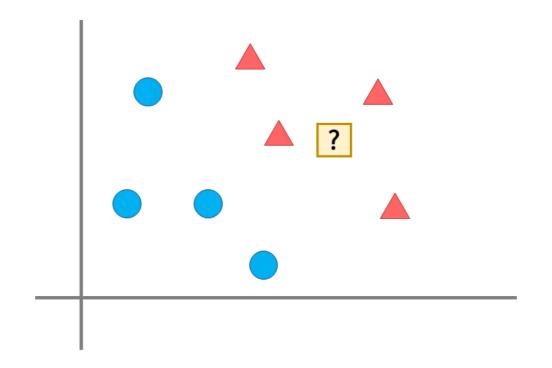
- I. 머신러닝의 유형
- II. 머신러닝의 과정
- III. 최근접 이웃 분류기 (The Nearest

Neighbor Classifier)

IV. 회귀(Regression)

최근접 이웃법 (1/5)

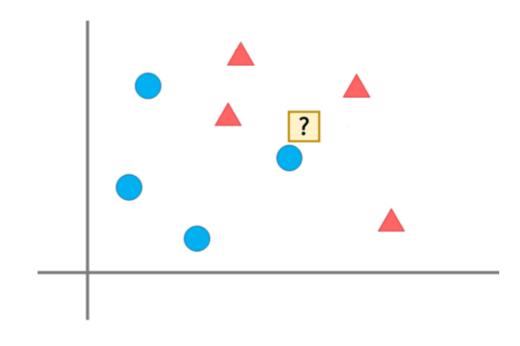
새로운 데이터를 입력 받았을 때 가장 가까이 있는 것이 무엇이냐를 중심으로 새로운 데이터를 분류

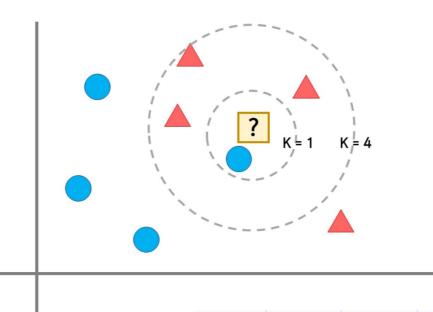


물음표 부분에 들어갈 것은 ? 세모

최근접 이웃법 (2/5)

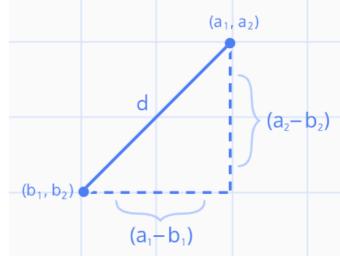
● "가장 가까이"라는 기준 ?





● 유클리드 거리(Euclidean distance)

$$d = \sqrt{(a_1 - b_1)^2 + (a_2 - b_2)^2}$$

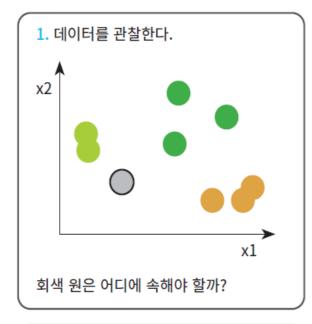


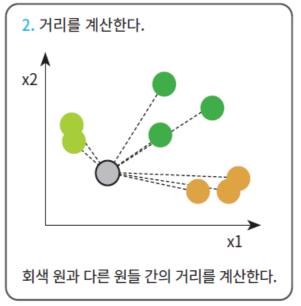
최근접 이웃법 (3/5)

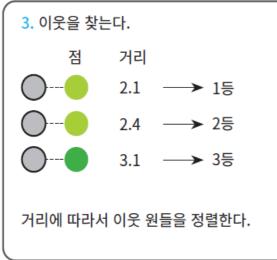
- kNN(k-Nearest Neighbor)
 - 주변에 몇 개의 것들을 같이 봐서 가까운 것을 골라내는 방식
 - 1950년대에 개발된 지도 학습 모델의 분류 기법
 - 간단한 분류 기법으로 최근접 이웃 분류라고 불림
 - 가장 가까운 것들과의 거리 계산으로 클래스를 분류
 - 새로운 입력 데이터와 가장 가까운 k개의 이웃 데이터 선택
 - 이웃 데이터들의 클래스 중 다수결로 데이터의 클래스 결정
 - 다수결에서 결과가 나오기 위해 k는 반드시 홀수여야 함

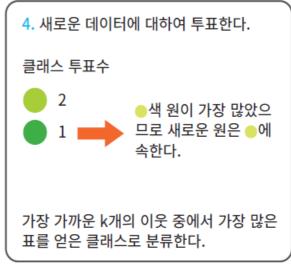
최근접 이웃법 (4/5)

● kNN(k-Nearest Neighbor) 절차







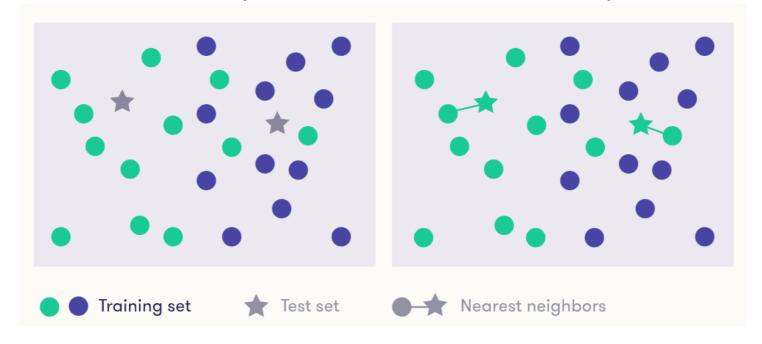


최근접 이웃법 (5/5)

- k값은 얼마가 좋을까?
- ▶ 특징 공간에 있는 모든 데이터에 대한 정보가 필요 : 가장 가까운 이웃을 찾기 위해 새로운 데이터에서 모든 기존 데이터까지의 거리를 확인해야 함 ⇒ 많은 메모리 공간과 계산시간이 필요함
- kNN의 활용 분야
 - 영화나 음악 추천에 대한 개인별 선호 예측
 - 수표에 적힌 광학 숫자와 글자인식
 - 얼굴인식과 같은 컴퓨터 비전
 - 유방암 등 질병의 진단과 유전자 데이터 인식
 - 재정적인 위험성의 파악과 관리, 주식 시장 예측

최근접 이웃법 (5/5)

- "가까움(nearness)"의 척도(Metric)
 - 유클리드 거리(Euclidean distance)



 MNIST digit recognition에서는 픽셀 별 일치 수(count of pixel-by-pixel matches) ⇒ 이미지를 이동하거나 크기를 조정하는데 매우 민감

최근접 이웃법의 활용 – 사용자 행동 예측

- 사용자 행동 예측의 기본 아이디어
 - 유사한 과거 행동을 가진 사용자는 유사한 미래 행동을 하는 경향이 있음
 - 음악 추천 시스템은 청취 행동에 대한 데이터를 수집
 - 수집된 데이터에 없는 신곡은 어떻게 되나요?
 - 협업 필터링: 다른 사용자의 데이터를 사용하여 선호도를 예측

연습문제

온라인 쇼핑을 위한 추천시스템

사용자의 구매 내역이 기록되어 다음에 구매할 가능성이 있는 제품을 예측하는데 사용

User	Shopping Histor	y			Purchase
Sanni	boxing gloves	Moby Dick (novel)	headphones	sunglasses	coffee beans
Jouni	t-shirt	coffee beans	coffee maker	coffee beans	coffee beans
Janina	sunglasses	sneakers	t-shirt	sneakers	ragg wool socks
Henrik	2001: A Space Odyssey (dvd)	headphones	t-shirt	boxing gloves	flip flops
Ville	t-shirt	flip flops	sunglasses	Moby Dick (novel)	sunscreen
Teemu	Moby Dick (novel)	coffee beans	2001: A Space Odyssey (dvd)	headphones	coffee beans

User	Shopping Histo	ory			Purchase
Travis	green tea	t-shirt	sunglasses	flip flops	?

유사성 (가까움)

=

두 사용자가 모두 구매한 항목의 개수

Travis의 다음 구매를 예측하기

연습문제

온라인 쇼핑을 위한 추천시스템

User	Shopping History	J			Purchase
Sanni	boxing gloves	Moby Dick (novel)	headphones	sunglasses	coffee beans
Jouni	t-shirt	coffee beans	coffee maker	coffee beans	coffee beans
Janina	sunglasses	sneakers	t-shirt	sneakers	ragg wool socks
Henrik	2001: A Space Odyssey (dvd)	headphones	t-shirt	boxing gloves	flip flops
Ville	t-shirt	flip flops	sunglasses	Moby Dick (novel)	sunscreen
Teemu	Moby Dick (novel)	coffee beans	2001: A Space Odyssey (dvd)	headphones	coffee beans

User	Shopping Histo	ory			Purchase
Travis	green tea	t-shirt	sunglasses	flip flops	?

가장 유사성이 높은 고객은 ? Ville : 유사도 3

Ville의 최근 구매가 sunscreen 이므로, 추천 시스템은 Travis에게도 sunscreen 추천

Contents

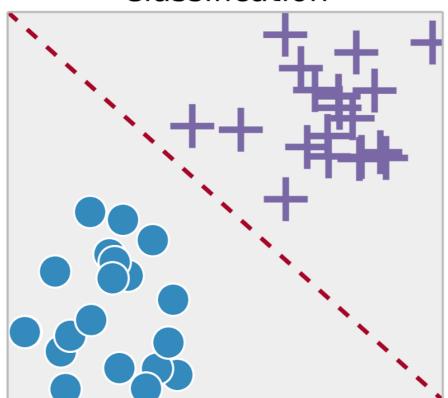
- I. 머신러닝의 유형
- Ⅱ. 머신러닝의 절차
- III. 최근접 이웃 분류기 (The Nearest

Neighbor Classifier)

IV. 회귀(Regression)

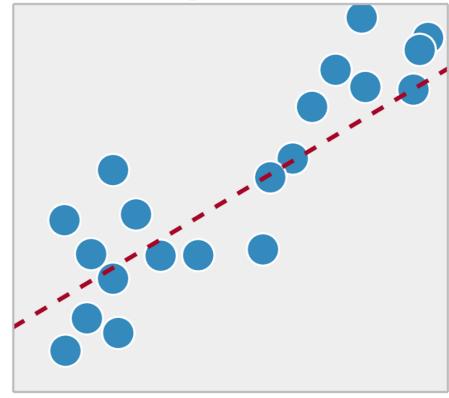
분류와 회귀

Classification



- ◎ 스팸/햄 메일
- 0, 1, 2, ..., 9

Regression



- 제품의 가격
- ◎ 장애물의 거리
- 다음 스타워즈 영화의 흥행 수익

연습문제

기대수명 예측하기

non-smoking human who don't eat vegetables	life expectancy
women	80 years
men	75 years

	weight
cigarette smoking 1/day	- 0.5 year
vegetable consumption handful/day	+1 year

Gender	Smoking (cigarettes per day)	Vegetables (handfuls per day)	Life expectancy (years)
male	8	2	73
male	0	6	A
female	16	1	В
female	0	4	С

연습문제

기대수명 예측하기

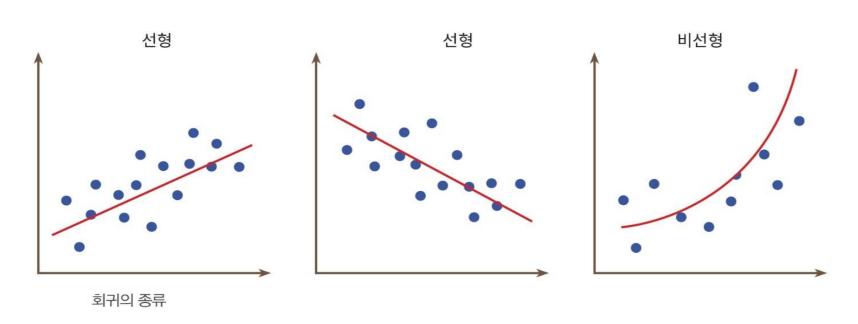
non-smoking human who don't eat vegetables	life expectancy
women	80 years
men	75 years

	weight
cigarette smoking 1/day	- 0.5 year
vegetable consumption handful/day	+1 year

Gender	Smoking (cigarettes per day)	Vegetables (handfuls per day)	Life expectancy (years)
male	8	2	73
male	0	6	81
female	16	1	73
female	0	4	84

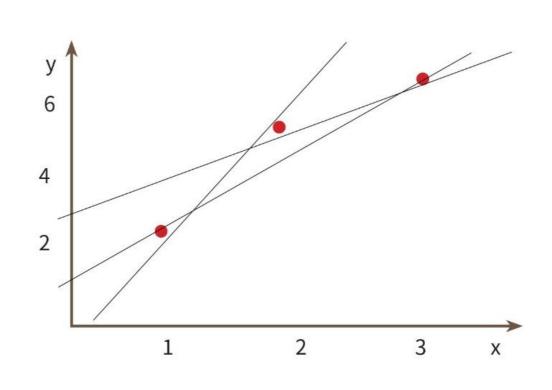
선형회귀 (1/5)

- 선형회귀(Linear Regression)
 - 데이터들을 가장 잘 설명하는 직선을 찾는 문제
 - 정수로 제한되지 않는 수치 예측
 - 각 특징변수의 효과를 더하여 예측 값을 생성 ⇒ 선형조합 (Linear combination)



선형회귀 (2/5)

- 직선의 방정식 : f(x) = mx + b
- 선형회귀는 입력 데이터를 가장 잘 설명하는 기울기와 절편값을 찾는 문제
- 선형회귀의 기본식 f(x) = wx + b
 - 기울기 ⇒ 가중치
 - 절편 ⇒ 바이어스



선형회귀 (3/5)

● 선형회귀 예제



선형회귀 (4/5)

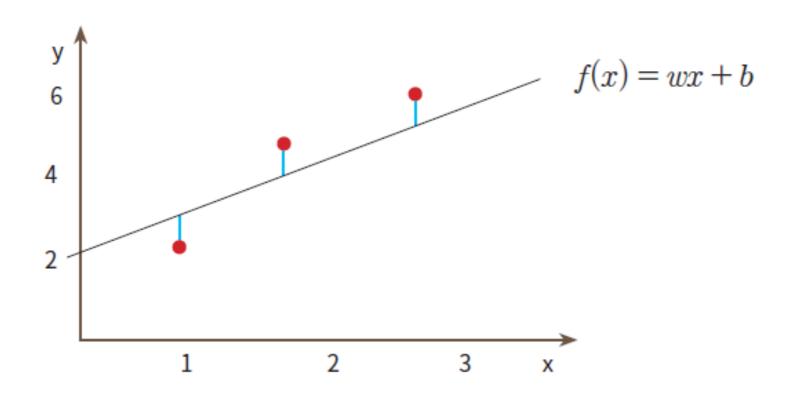
- 선형회귀의 종류
 - 단순선형회귀: 독립 변수(x)가 하나인 선형 회귀

$$f(x) = wx + b$$

- w, b : 정확한 예측을 생성하기 위해 알고리즘이 '학습'하려고 시도하는 매개 변수
- x, y는 학습 데이터, f(x)는 우리의 예측
- 다중선형회귀 $f(x) = w_0 + w_1 x + w_2 y + w_3 z$

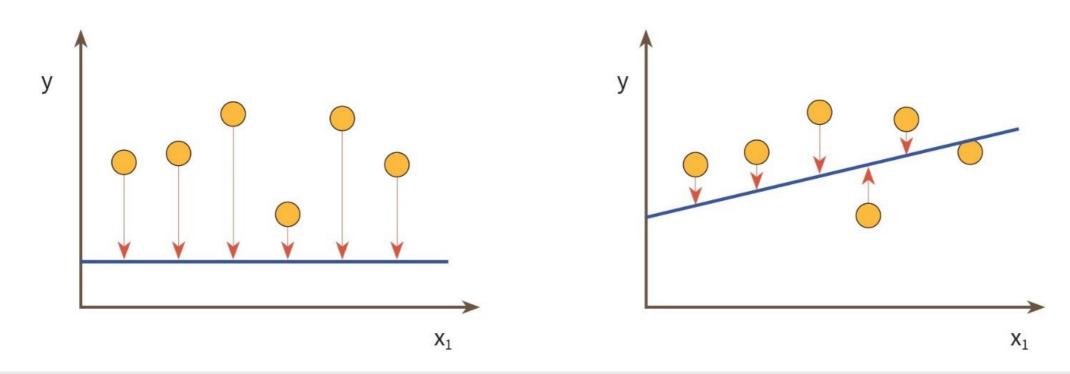
선형회귀 (5/5)

문제는 어떤 직선이 우리가 제공한 데이터와 가장 잘 맞느냐



손실함수 (1/2)

- 손실 함수(loss function) 또는 비용 함수(cost function)
 - 예측값과 실제값(레이블)의 차이를 구하는 기준
 - 학습 중에 알고리즘이 잘못 예측하는 정도를 확인하기 위한 함수로써 최적화를 위해 최소화하는 것이 목적
 - 머신러닝 모델의 학습에서 필수적



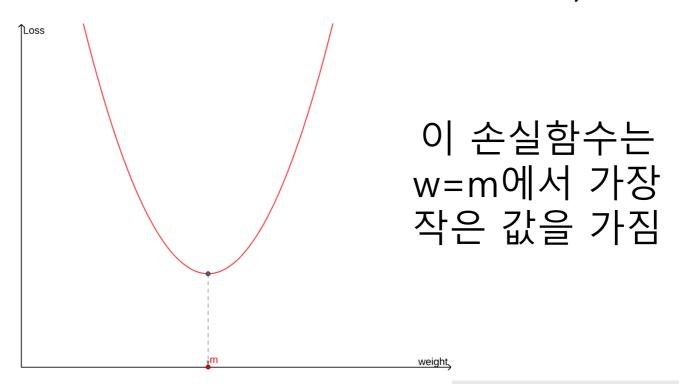
손실함수 (2/2)

- 최소자승법(Least Squares Method)
 - 손실함수 최소화 방법
 - 직선과 데이터 사이의 간격을 제곱하여 합한 값이 최소가 되도록 해를 구하는 방법
 - f(x) = wx + b 일 경우, 다음 값이 최소화되도록 w, b를 결정

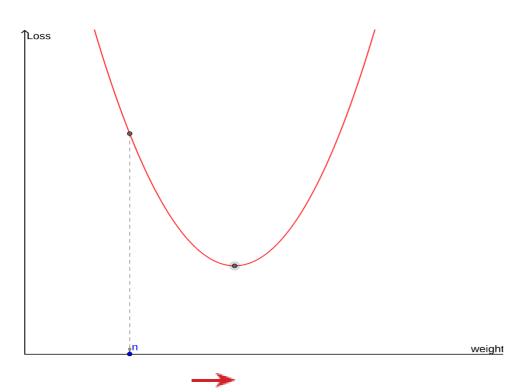
$$\sum_{i=1}^{n} (y_i - w \cdot x_i - b)^2$$

경사하강법 (1/3)

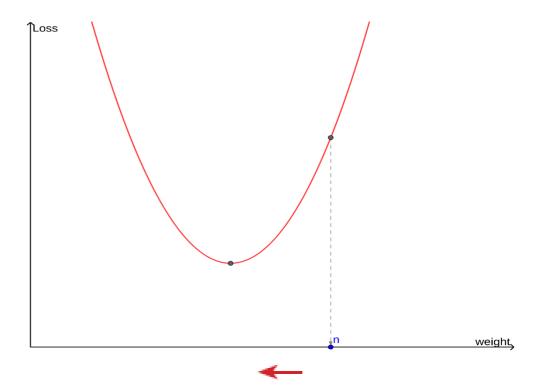
- 경사하강법(Gradient Descent)
 - 머신러닝 모델의 옵티마이저의 한 종류
 - 기울기(경사)를 이용하여 손실함수의 값을 최소화 하는 방법
 - 조정하고자 하는 값은 가중치(w)와 바이어스(b) ⇒ 손실함수를 w와 b에 관한 함수로 생각한다면,



경사하강법 (2/3)



이동 방향은 +가 된다.



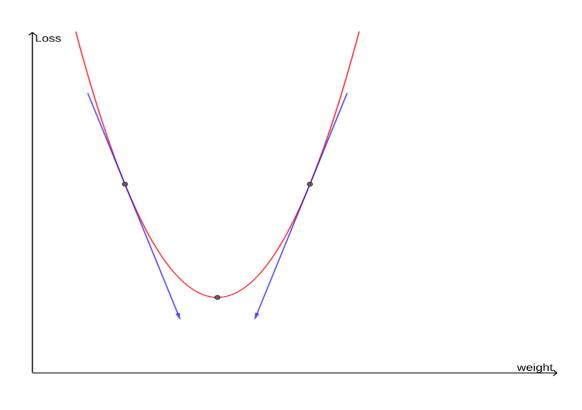
이동 방향은 -가 된다.

경사하강법 (3/3)

- 경사하강법은 기울기를 이용하는 방법으로
 - w 값에서 손실함수의 미분계수가 음수이면, w를 양의 방향으로, 양수이면 w를 음의 방향으로 이동
 - w를 얼만큼 이동시키는지가 관건
 - ➤ 경사하강법에서 w의 조정 식

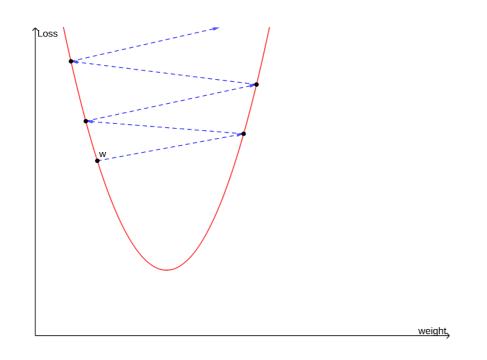
$$w = w - \alpha imes rac{\partial L}{\partial w}$$
 (α 는 학습율)

➤ 손실함수가 최소값을 갖도록 w값을 반복적으로 조정

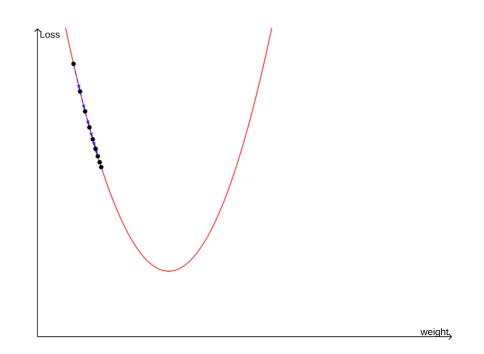


학습율

● 학습률(learning rate)은 한 번에 매개 변수를 변경하는 비율



학습율이 너무 큼



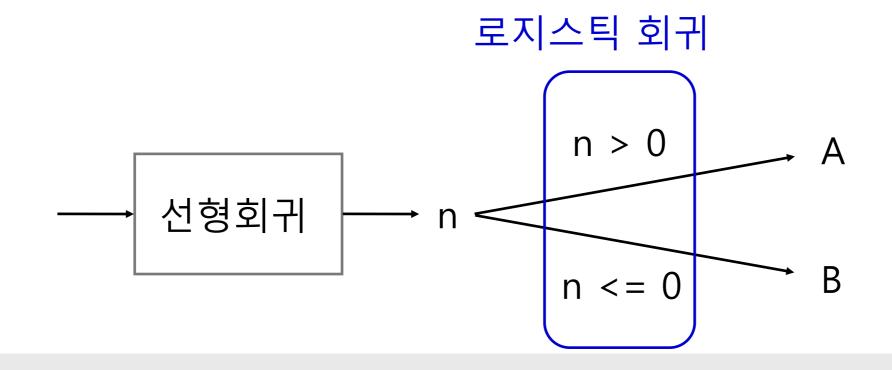
학습율이 너무 작음

선형회귀의 응용

- 온라인 광고의 클릭률 예측
- 제품에 대한 소매 수요 예측
- 헐리우드 영화 흥행 수익 예측
- 소프트웨어 비용 예측
- 보험 비용 예측
- 범죄율 예측
- 부동산 가격 예측

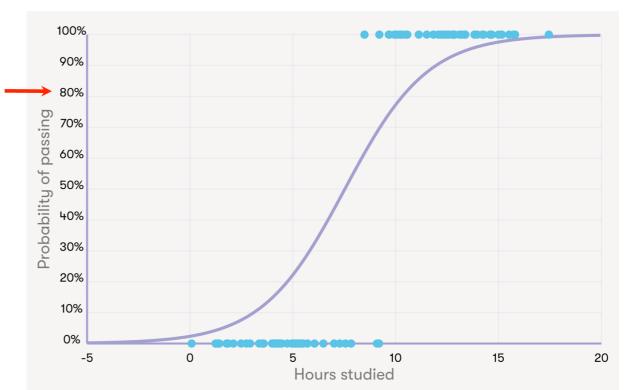
회귀를 이용한 레이블 예측?

- 로지스틱 회귀(Logistic regression)
 - 선형회귀의 출력을 레이블에 대한 예측으로 바꾸는 방법
 - 선형회귀를 사용하여 데이터가 어떤 범주에 속할 확률을 0~1 사이의 값으로 예측하고 그 확률에 따라 가능성이 더 높은 범주에 속하는 것으로 분류해주는 지도학습 알고리즘



연습문제 : 로지스틱 회귀

Student ID	Hours studied	Pass/fail	
24	15	Pass	•
41	9.5	Pass	
58	2	Fail	
101	5	Fail	
103	6.5	Fail	
215	6	Pass	



대학시험에 합격할 확률을 80%로 하고 싶다면 대략 몇 시간 정도 공부해야 할까?

6 ~ 7 시간

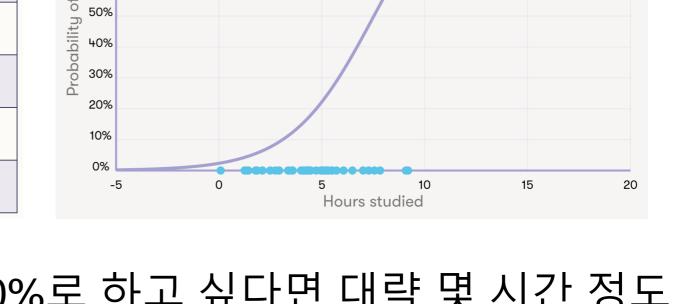
7 ~ 8 시간

8 ~ 9 시간

| 10 ~ 11 시간

연습문제 : 로지스틱 회귀

Student ID	Hours studied	Pass/fail
24	15	Pass
41	9.5	Pass
58	2	Fail
101	5	Fail
103	6.5	Fail
215	6	Pass



대학시험에 합격할 확률을 80%로 하고 싶다면 대략 몇 시간 정도 공부해야 할까?

6~7시간 7~8시간

8 ~ 9 시간

10 ~ 11 시간

머신러닝의 한계

- 머신 러닝은 AI 애플리케이션을 구축하기 위한 매우 강력한 도구지만 매우 어려운 문제
- ▶ 항상 올바른 레이블을 생성하는 완벽한 방법은 없음

 ML 기술(최근접 이웃 방법, 선형 회귀, 로지스틱 회귀 등 수백 가지)이 완벽하지는 않지만, 좋은 예측이 없는 것보다 낫다

예측 오류(Prediction Errors)

- 예측 품질 측정(Measuring the quality of prediction)
 - 분류 오류율
 - 예상 주택 가격과 최종 판매 가격의 차이
 - 치명적 오류!: 차 앞 보행자 감지 실패예측

➤ 정확도의 목표는 사례별로 달라짐 (The goal of how accurate the prediction should be is different case-by-case)