주제

1. 로지스틱 회귀를 어원을 통해 이해한다.

2. 시그모이드 함수란 무엇인가?

3. 어떻게 시그모이드 함수는 확률을 도출하는가?

로지스틱 회귀란?

Logistic

1. 산술의, 수치계산의

2. 논리의, 기호 논리학의

3. log(x)?

회귀

回 돌아올 회 돌아갈 귀 : 도로 돌아오거나 돌아감

교재에서의정의

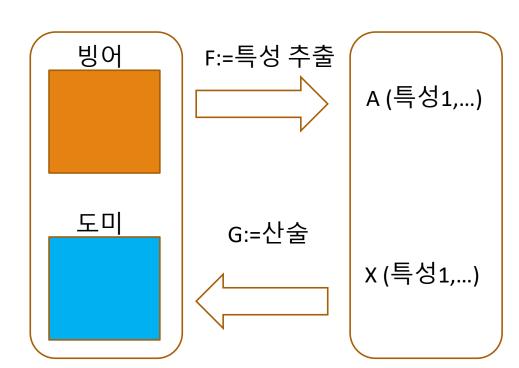
저자 : 회귀는 클래스 중 하나로 분류하는 것이 아니라 임의의 어떤 숫자를 예측하는 문제입니다. p115

저자: 로지스틱 회귀는 이름은 회귀이지만 분류 모델입니다. P183

(손쉬운 이해를 위해 개념을 간략화 한 듯함.)

프랜시스 골턴: 두 변수 사이의 상관관계를 분석하는 방법 p115

어원에 따른 이해



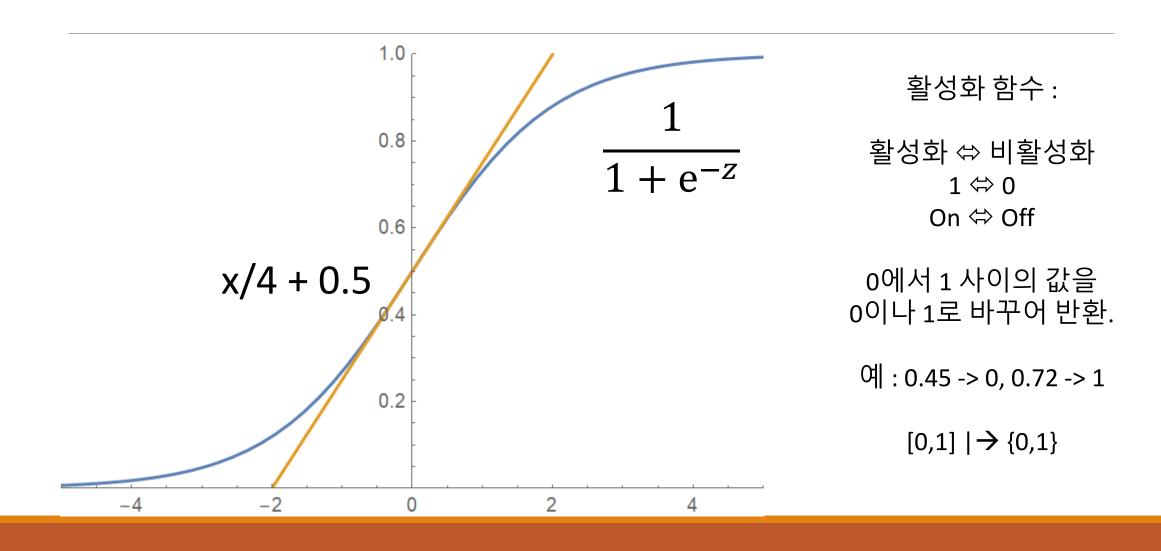
F := 특성 추출 : 물고기 -> 그 물고기의 특성

G := 산술 : 어떤 물고기의 특성 -> 물고기(종류)

물고기에서 물고기로, 회귀.

(범주론의 개념으로 더 명쾌하게 설명 가능)

시그모이드 함수의 그래프



시그모이드 함수와 확률의 연관성

우도 尤度 Likelihood

尤もらしい: 그럴 듯한, 이치에 맞아 보이는

x~Be(p):x가 1일 확률이 p,0일 확률이 1-p(이상적인 동전: Be(1/2))

x1, x2, x3, x4, x5 ~(iid) Be(p)

P(x1=1,x2=1,x3=1,x4=0,x5=0) = P(x1=1)P(x2=1)... = p^3(1-p)^2 =: 우도

MLE: Maximum likelihood estimation

추론: 우리에게 일어난 일은 단지, 일어날 확률이 높았기에 일어났다.

d (우도) / dp = 5 p^2 (p-3/5) (p-1), p = 3/5에서 최댓값.

우리에게 일어난 일의 확률(우도)이 가장 높은 P를 선택하는 것이 가장 합리적인 선택이다.

따라서 p = 3/5로 추정하는 것이 옳다.

유도과정 출처 : 다음 페이지

$$y^{(i)} = \theta^T x^{(i)} + \epsilon^{(i)}$$

$$p(\epsilon^{(i)}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(\epsilon^{(i)})^2}{2\sigma^2}\right)$$

$$P(C_0|X) = \frac{P(X|C_0)P(C_0)}{P(X|C_0)P(C_0) + P(X|C_1)P(C_1)}$$

$$\ell(\theta) = \log L(\theta)$$

$$= \log \prod_{i=1}^{m} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(y^{(i)} - \theta^{T}x^{(i)})^{2}}{2\sigma^{2}}\right)$$

$$= \sum_{i=1}^{m} \log \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(y^{(i)} - \theta^{T}x^{(i)})^{2}}{2\sigma^{2}}\right)$$

$$= m \log \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} - \frac{1}{\sigma^{2}} \cdot \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{m} (y^{(i)} - \theta^{T}x^{(i)})^{2}$$

로지스틱 회귀에서, 가장 효과적인 방법은 최소제곱오차임을 유도할 수 있음.

$$P(C_0|X) = \frac{1}{1 + \frac{P(X|C_1)P(C_1)}{P(X|C_0)P(C_0)}}$$

$$P(C_0|X) = \frac{1}{1 + exp(-z)}$$

로지스틱 회귀에서 시그모이드 함수를 사용하는 이유는, 표본이 정규분포를 따른다고 가정했을 때, 추정되는 확률을 나타내는 함수이기 때문이다. 자세한 유도과정 및 시그모이드 함수에 대한 정보

https://towardsdatascience.com/why-sigmoid-a-probabilistic-perspective-42751d82686