Algorithm

수학의 집합체!

Algorithm

수학의 집합체!

Ex) Machine Learning - Linear Regression

선형 회귀는 주어진 데이터 집합 $\{y_i,\ x_{i1},\dots,x_{ip}\}_{i=1}^n$ 에 대해, 종속 변수 y와 p개의 설명 변수 x_i 사이의 선형 관계를 모델링한다. 모델은 다음과 같은 형태를 갖는다.

$$y_i = eta_1 x_{i1} + \dots + eta_p x_{ip} + arepsilon_i = \mathbf{x}_i^{\mathrm{T}} oldsymbol{eta} + arepsilon_i, \qquad i = 1, \dots, n,$$

주어진 식에서 eta_i 는 각 독립변수의 계수이며, p는 선형 회귀로 추정되는 모수의 개수이다. $^{\mathsf{T}}$ 는 전치를 의미하고, $\mathbf{x}_i^{\mathsf{T}}\mathbf{\beta}$ 는 \mathbf{x}_i 와 $\mathbf{\beta}$ 의 내적을 의미한다. ε_i 는 $\mathbf{2}$ 차항, $\mathbf{2}$ 차 변수로, 관찰되지 않은 확률 변수이며, 종속 변수와 독립 변수 사이에 오차를 의미한다.

이것이 선형 회귀라 불리는 것은, 종속변수가 독립변수에 대해 선형 함수(1차 함수)의 관계에 있을 것이라 가정하기 때문이다. 그러나 $y_i = \mathbf{x}_i^\mathrm{T} \boldsymbol{\beta} + \varepsilon_i$ 의 그래프가 직선이고 y_i 가 x_i 의 선형 함수일 것이라고 생각하는 것은 잘못이다. 예를 들어 다음과 같은 "선형 회귀"도 있기 때문이다. $\mathbf{y} = \beta_1 + \beta_2 x + \beta_3 x^2 + \varepsilon$ 는 x와 x^2 에 관해 선형이기 때문에, x축과 y축을 가진 그래프가 직선상에 있지 않더라도 선형회귀라고 할 수 있다.

이 식은 벡터 형식으로 표현하면 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon},$$

이 식에서 각 항의 의미는 다음과 같다.

$$\mathbf{y} = egin{pmatrix} y_1 \ y_2 \ dots \ y_n \end{pmatrix}, \quad \mathbf{X} = egin{pmatrix} \mathbf{x}_1^{\mathrm{T}} \ \mathbf{x}_2^{\mathrm{T}} \ dots \ \mathbf{x}_n^{\mathrm{T}} \end{pmatrix} = egin{pmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1p} \ x_{21} & \cdots & x_{2p} \ dots \ x_{n1} & \cdots & dots \ x_{np} \end{pmatrix}, \quad oldsymbol{eta} = egin{pmatrix} eta_1 \ eta_2 \ dots \ eta_p \end{pmatrix}, \quad oldsymbol{arepsilon} & oldsymbol{arepsilon} = egin{pmatrix} arepsilon_1 \ dots \ dots \ dots \ dots \ \ddots & dots \ dots \ dots \ \end{pmatrix}, \quad oldsymbol{arepsilon} & oldsymbol{arepsilon} = egin{pmatrix} arepsilon_1 \ dots \ dots \ dots \ dots \ \end{matrix}, \quad oldsymbol{arepsilon} & oldsymbol{arepsilon} = egin{pmatrix} arepsilon_1 \ dots \ dots \ \end{matrix}, \quad oldsymbol{arepsilon} & oldsymbol{arepsilon} & oldsymbol{arepsilon} = egin{pmatrix} arepsilon_1 \ dots \ dots \ \end{matrix}, \quad oldsymbol{arepsilon} & o$$

몇 가지 중요한 용어를 확인하고 넘어가자.

- y_i 는 응답 변수, 종속 변수라 불린다 (독립 변수와 종속 변수 읽어보기.) 어떤 변수가 종속 변수가 되고, 어떤 변수가 독립 변수가 되는지는, 어떤 변수가 무엇에 직간접적으로 영향을 주느냐에 대한 가정을 따른다. 한편, 목적에 따라서는 의존 관계에 대한 뚜렷한 이유없이 한 변수가 다른 변수에 종속하는 것으로 가정하고 선형 회귀 분석을 하기도 한다.
- $x_{i1}, x_{i2}, \ldots, x_{ip}$ 는 입력 변수, 예측 변수, 독립 변수라 불린다 (독립 변수와 종속 변수 읽어보기. 독립 변수는 독립 확률 변수와는 다른 것이다.) 행렬 \mathbf{X} 는 설계 행렬이라 불리기도 한다.
 - 일반적으로 입력 변수에 상수가 포함된다. 예를 들어, x_{il} 를 상수로 택한다 (= 1 i = 1, ..., n) x_{il} 앞에 붙는 상수 β 를 절편이라 부른다. 많은 선형 통계 모델에서 절편이 필요하며, 실질적으로 절편이 0인 경우에도 이를 포함해 모델링한다.
 - 때로 독립 변수는 다른 독립 변수 또는 데이터에 대해 비선형 함수이기도 하다. 이러한 경우에도 이 독립 변수가 파라미터 벡터 β 에 대해서만 선형이기만 하면 여전히 선형 모델이라 부른다.
 - 독립 변수 x_{ij} 는 확률 변수로 생각할 수도 있고, 또는 고정된 값으로 생각할 수도 있다. 경우에 따라 두 가지 중에 적합한 것을 선택해야 하지만, 두 가지 모두 같은 추정 과정을 거친다. 하지만 각각의 경우에서 해석은 다르다.
- $oldsymbol{eta}$ 는 p차원 파라미터 벡터이다. 이것의 각 원소는 회귀 계수라고 불리기도 한다. 파라미터 벡터의 원소는 종속 변수에 대한 편미분으로 해석할 수도 있다.
- ε_i는 오차항, 노이즈이다. 이 변수는 종속 변수 y_i에 대한 모든 오차 요인을 포함한다.