
シグマ (和)

$\backslash [\sum_{i=1}^{100} i \backslash]$

$$\sum_{i=1}^{100} i$$

パイ (積)

$\backslash [\prod_{i=1}^{100} i \backslash]$

$$\prod_{i=1}^{100} i$$

平均

$\backslash [\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \backslash]$

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$$

平均

$\backslash [\bar{x} = \frac{1}{100} \sum_{i=1}^{100} x_i \backslash]$

$$\bar{x} = \frac{1}{100} \sum_{i=1}^{100} x_i$$

分散

$\backslash [s^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \backslash]$

$$s^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$$

標準偏差

$\backslash [SD(X) = \sqrt{\text{Var}(X)} \backslash]$

$$SD(X) = \sqrt{\text{Var}(X)}$$

分散

$\backslash [s = \sqrt{s^2}] \backslash$

$$s = \sqrt{s^2}$$

変動係数

$\backslash [CV = \frac{s}{\bar{x}}] \backslash$

$$CV = \frac{s}{\bar{x}}$$

共分散

$\backslash [s_{xy} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})] \backslash$

$$s_{xy} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})$$

相関係数

$\backslash [r_{xy} = \frac{s_{xy}}{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}] \backslash$

$$r_{xy} = \frac{s_{xy}}{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}$$

$$P(\{1\}) = \frac{1}{6}$$

X

$P(X)$

$\backslash [(\frac{A}{B})] \backslash$

$$\left(\frac{A}{B} \right)$$

$\backslash [\left(\frac{A}{B} \right)] \backslash$

$$\left(\frac{A}{B} \right)$$

α

α

β

β

`\lambda`

λ

`\mu`

μ

`\sigma`

σ

`\pi`

π

`\pm`

\pm

`\times`

\times

`\div`

\div

`*`

$*$

`\cap`

\cap

`\cup`

\cup

`\neq`

\neq

`\sum`

\sum

`\prod`

\prod

`\usepackage{amsmath, amssymb}`、で読み込みが必要

`\xrightarrow{xyz}`

\xrightarrow{xyz}

`\xrightarrow[abc]{xyz}`

$\xrightarrow[abc]{xyz}$

`\text`：数式中にテキストをはさむときは

`\[\text{foo.txt} \xrightarrow{\text{latex}} \text{foo.dvi} \xrightarrow{\text{いくらでも伸びる矢印}} \text{foo.pdf} \]`

$\text{foo.txt} \xrightarrow{\text{latex}} \text{foo.dvi} \xrightarrow{\text{いくらでも伸びる矢印}} \text{foo.pdf}$

期待値 $\mu = x_1p_1 + x_2p_2 + \dots + x_np_n$

P60 左寄せがしたい

$$P(A|B) = \frac{P(B|A) P(A)}{P(B)}$$

$$P(a | x, y) = \frac{P(x, y | a) P(a)}{P(x, y)}$$

A=「原因」や「仮定」(Hypothesis) B=「結果」や「データ」(Data)、とすると

$$P(H|D) = \frac{P(D|H) P(H)}{P(D)}$$

$$P(D|H)$$

$$P(H|D)$$

$$P(H)$$

$$I = -\log_2 P(x)$$

偏差と分散

偏差 = データ値 - 平均値

偏差平方和 = 偏差 1^2 + 偏差 2^2 + ...

分散 = 偏差平方和 ÷ データ数

x_i の偏差 = $x_i - \bar{x}$

偏差平方和 $Q = (x_1 - \bar{x})^2 + (x_2 - \bar{x})^2 + \dots + (x_N - \bar{x})^2$

分散 $s^2 = \frac{Q}{N} = \frac{1}{N} \{ (x_1 - \bar{x})^2 + (x_2 - \bar{x})^2 + \dots + (x_N - \bar{x})^2 \}$

かっこの種類 (mathtools パッケージが必要)

丸かっこ : () or \lparen \rparen

`\[\lparen aaa \rparen \]`

(aaa)

波かっこ : { } or \lbrace \rbrace

`\[\lbrace aaa \rbrace \]`

$\{aaa\}$

または

`\[\{ aaa \} \]`

$\{aaa\}$

かっこの大きさ (自動調整、\left, \right で囲む)

`\[\left(a \right) \]`

(a)

`\[\left(\frac{a}{b} \right) \]`

$\left(\frac{a}{b}\right)$

`\[\left\lbrace \frac{a}{b} \right\rbrace \]`

$\left\{\frac{a}{b}\right\}$

`\[\left\{ \frac{a}{b} \right\} \]`

$\left\{\frac{a}{b}\right\}$

マージン外で正しく識別できる場合 : $\xi_i = 0$

マージン境界を超えるが正しい場合 : $0 < \xi_i < 1$

識別境界を超えて誤識別される場合 : $\xi_i > 1$

表組み

枠線なし

列の区切り : &、行の区切り : \\ (最下行には不要) 各列で左寄せ : l、右寄せ : r (二行目から)

品名	単価 (円)	個数
りんご	100	5
みかん	50	10

`\usepackage{array}`、が必要←不要か

横罫線

品名	単価 (円)	個数
りんご	100	5
みかん	50	10

縦罫線を入れる (`\lrr` に `|` を挿入)

品名	単価 (円)	個数
りんご	100	5
みかん	50	10

ジニ係数

`\[I = 1 - \sum_{i=1}^c {p_i}^2 \]`

$$I = 1 - \sum_{i=1}^c p_i^2$$

• 数式のフォントを変更 (P98) `\mathbf{aaa}` など

• 数式中の空白 (P112) `\mspace{*mu}`

クロスエントロピー

`\[I = 1 - \sum_{i=1}^c {p_i} \mspace{2mu} \mathbf{ln} \mspace{2mu} {p_i} \]`

$$I = 1 - \sum_{i=1}^c p_i \ln p_i$$

c : クラス数 p_i : クラス i の割合 \ln : 自然対数

別行仕立てだと、`\Large` などが効かない??

1. `aaa {\LARGE aaa}`

aaa aaaa

2. `\[aaa {\LARGE aaa} \]`

aaaaaa

3. `$aaa {\LARGE aaa}$`

aaaaaa

情報利得 (IG)

$$\nabla \left[IG(t) = I(t) - \left(\frac{N_{tL}}{N_t} I(t_L) + \frac{N_{tR}}{N_t} I(t_R) \right) \right]$$

$$IG(t) = I(t) - \left(\frac{N_{tL}}{N_t} I(t_L) + \frac{N_{tR}}{N_t} I(t_R) \right)$$

$$IG(t) = \underset{\text{親ノードの不純度}}{I(t)} - \left(\frac{N_{tL}}{N_t} I(t_L) + \frac{N_{tR}}{N_t} I(t_R) \right) \underset{\text{子ノードの不純度}}$$

誤差に対するパラメータ θ の微分 (勾配)

$$\nabla \left[\nabla_{\theta} \left(\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m L \left(f(x^{(i)}; \theta), y^{(i)} \right) \right) \right]$$

$$\nabla_{\theta} \left(\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m L \left(f(x^{(i)}; \theta), y^{(i)} \right) \right)$$

$$\nabla \left[\nabla_{\theta} \left(\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \underline{\underline{L \left(f(x^{(i)}; \theta), y^{(i)} \right)}} \right) \right]$$

$$\nabla_{\theta} \left(\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \underline{\underline{L \left(f(x^{(i)}; \theta), y^{(i)} \right)}} \right)$$

$$\nabla \left[\nabla_{\theta} \left(\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \underline{\underline{\underline{\underline{L \left(f(x^{(i)}; \theta), y^{(i)} \right)}}}}} \right) \right]$$

$$\nabla_{\theta} \left(\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \underline{\underline{\underline{\underline{L \left(f(x^{(i)}; \theta), y^{(i)} \right)}}}}} \right)$$

$$\underline{\underline{\underline{\underline{\nabla_{\theta}}}}}} \left(\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \underline{\underline{\underline{\underline{L \left(f(x^{(i)}; \theta), y^{(i)} \right)}}}}} \right)$$

ミニバッチ確率的勾配降下法

```

\[\ \underset{\text{新パラメータ}\theta}{\theta} \sim \leftarrow \underset{\text{前パラメータ}\theta}{\theta} \sim - \sim \underset{\text{学習率}\epsilon \times \text{勾配}}{\epsilon \nabla_{\theta} \left( \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m L \left( f(x^{(i)}; \theta), y^{(i)} \right) \right)} \]

```

$$\theta \leftarrow \theta - \frac{\epsilon \nabla_{\theta} \left(\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m L \left(f(x^{(i)}; \theta), y^{(i)} \right) \right)}{\text{学習率}\epsilon \times \text{勾配}}$$

$x^{(i)}$: ミニバッチ内の i 番目の入力データ

$y^{(i)}$: $x^{(i)}$ に対する正解ラベル

$f(x^{(i)}; \theta)$: パラメータ θ を持つ NN に $x^{(i)}$ を入力した際の出力結果

$L(f(x^{(i)}; \theta), y^{(i)})$: 出力と正解ラベルとの誤差

∇_{θ} : 誤差に対する θ の微分

m : バッチサイズ

ϵ : 学習率

モーメンタム

$$\nu \leftarrow \alpha \nu - \frac{\epsilon \nabla_{\theta} \left(\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m L \left(f(x^{(i)}; \theta), y^{(i)} \right) \right)}{\text{学習率}\epsilon \times \text{勾配}}$$

$$\theta \leftarrow \theta + \nu$$

ネステロフのモーメンタム

$$\nu \leftarrow \alpha \nu - \epsilon \nabla_{\theta} \left(\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m L \left(f(x^{(i)}; \theta \pm \alpha \nu), y^{(i)} \right) \right)$$

$$\theta \leftarrow \theta + \nu$$

オードット



AdaGradd の勾配情報を蓄積する部分

$$r \leftarrow r + g \odot g \quad (\odot: \text{odot, 要素同士の積})$$

RMSProp の勾配情報を蓄積する部分

$$r \leftarrow \alpha r + (1 - \alpha) g \odot g \quad (\alpha: \text{減衰率})$$

単純パーセプトロンの数式

$$y = f(x_1 w_1 + x_2 w_2 + x_3 w_3 + b)$$

→ w : 重み、 b : バイアス

空白 (数式) P86

$$\sqrt{2}x$$

$$\sqrt{2}x$$

$$\sqrt{2}x$$

回帰直線

$$y = \alpha + \beta x$$

線形単回帰モデル

$$y = \alpha + \beta x + \epsilon$$

線形重回帰モデル

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p + \epsilon$$

平均 0、標準偏差 1 にする変換

$$Z = \frac{x - \bar{x}}{\sigma} \quad (\sigma: \text{分散})$$

最小 0、最大 1 にする変換

$$x_{\min\max} = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}$$

対数をとる変換

$$x_{\log} = \log(x)$$

残差平方和

$$S = \sum_{i=1}^n (y_i - \underset{\text{予測}}{\underline{\hat{y}_i}})^2$$

$$S = \sum_{i=1}^n (y_i - \underset{\text{予測}}{\hat{y}_i})^2$$

ロジスティック回帰

$$p = \frac{1}{1 + e^{-(a_1 x_1 + a_2 x_2 + \dots + a_n x_n + b)}} \quad \llbracket -7\text{mm} \rrbracket$$

$$p = \frac{1}{1 + e^{-(a_1x_1 + a_2x_2 + \dots + a_nx_n + b)}}$$

p : $y=1$ を取る確率、 x_1, x_2, \dots, x_n : 説明変数

p : $y=1$ を取る確率、 x_1, x_2, \dots, x_n : 説明変数

a_1, a_2, \dots, a_n, b

a_1, a_2, \dots, a_n, b

END