# SOM のアルゴリズム

# 2019年8月5日

## 表 1 変数記号表

記号	
X	SOM のデータ集合 ( $\mathbf{X} = (x_{nd}) \in \mathbb{R}^{N \times D}$ )
	$\boldsymbol{x}_n = (x_{n1}, \dots, x_{nD})$
N	データ数
D	データの次元数
Y	SOM の参照ベクトル集合 ( $\mathbf{Y} = (y_{kd}) \in \mathbb{R}^{K \times D}$ )
	$\boldsymbol{y}_k = (y_{k1}, \dots, k_{kD})$
$\mathbf{Z}$	潜在変数集合( $\mathbf{Z} = (z_{nl}) \in \mathbb{R}^{N \times L}$ )
	$\boldsymbol{z}_n = (z_{n1}, \dots, z_{nL})$
L	潜在空間の次元数
K	潜在空間のノード数
$k_n^*$	$n$ 個目のデータ $x_n$ の勝者ノード
$\zeta_k$	k 番目のノードの潜在空間における座標
$h_{kn}$	K 個のノードと N 個の勝者ノードの組み合わせに対する学習率
T	総学習回数
au	時定数 $(T > \tau)$
$\sigma_{max}$	近傍半径の最大値
$\sigma_{min}$	近傍半径の最小値
$\sigma(t)$	時刻 $t$ における近傍半径 $\sigma(t) = max(\sigma_{max} - (\sigma_{max} - \sigma_{min}) \frac{t}{\tau}, \sigma_{min})$
	max() 演算子は入力集合の最大値を出力として返す.

# 1 SOM のアルゴリズム

# 1.1 人工データの作成

X, N, D の決定

## 1.2 ハイパーパラメータの設定

1.2.1 近傍半径のスケジューリングの設計上記関数を用意.

#### 1.2.2 離散化した潜在空間の設定

- ζの範囲 ([-1,1]を推奨).
- ノード数 *K* の指定.
- 離散空間の次元数の決定

## 1.3 SOM の学習

以下を学習回数 T 回繰り返す.

#### ■潜在変数の推定

$$k_n^* = \arg\min_{k} ||x_n - y_k||^2 \tag{1}$$

$$z_n := \zeta_{k_n^*} \tag{2}$$

#### ■参照ベクトルの推定

$$h_{kn} = \exp\left(-\frac{1}{2\sigma(t)^2} \|\zeta_{k_n^*} - \zeta_k\|^2\right)$$
 (3)

$$g_k = \sum_n h_{kn} \tag{4}$$

$$y_k = \frac{1}{g_k} \sum_n h_{kn} x_n \tag{5}$$

#### 1.4 ペアプログラミング

同級生 or 先輩 (放物双曲面: 宮崎, 曲線:瀬野浦) と潜在変数・参照ベクトルの数値を np.allclose で比較

#### 1.5 描画

結果を matplotlib で描画. (funcanimation 推奨)