

# パターン認識

## —部分空間法と類似度法—

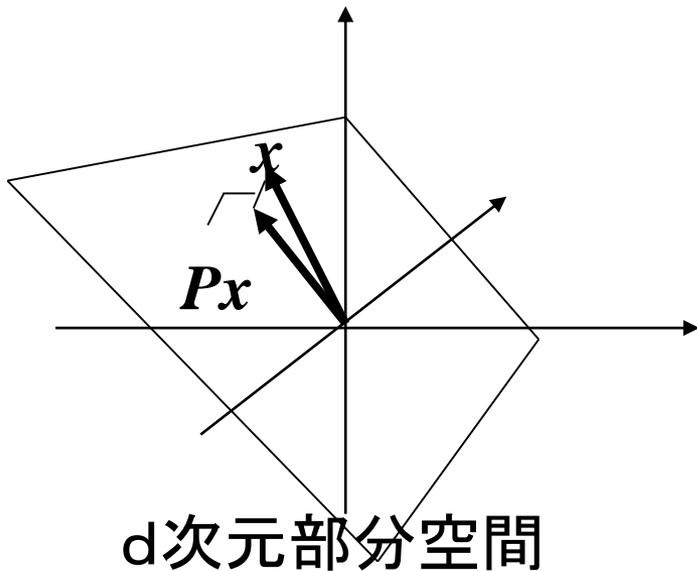
担当: 和田 俊和

部屋 A513

Email [twada@ieee.org](mailto:twada@ieee.org)

講義資料は<http://wada1.sys.wakayama-u.ac.jp/PRA/>

# パターンの部分空間への射影



一般に同一クラスに属するパターンは低次元の部分空間内に偏在するケースが多い。

$$P = UU^T$$

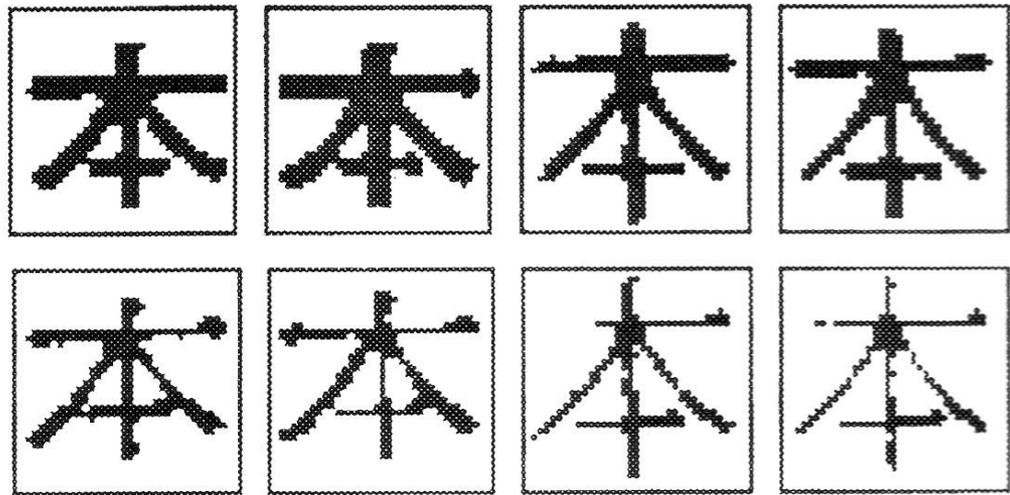
$$U = [\mathbf{u}_1 \quad \cdots \quad \mathbf{u}_d]$$

d次元正規直交基底  
(K-L展開によって求める)

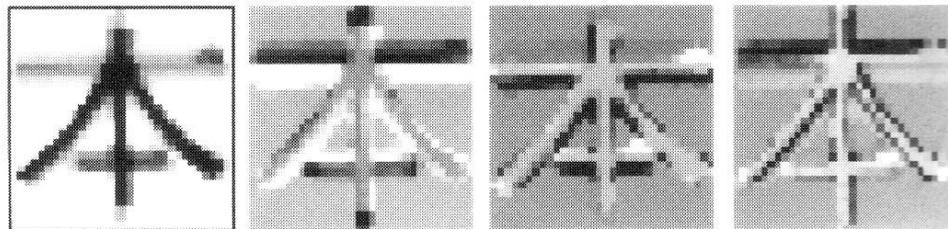
$Px$  部分空間への射影成分

# 部分空間の構築

$R = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n \mathbf{x}_i \mathbf{x}_i^T$  の固有値問題を解くことによって  $\mathbf{u}_i$  が得られる。



トレーニングパターン



$u_1$

$u_2$

$u_3$

$u_4$

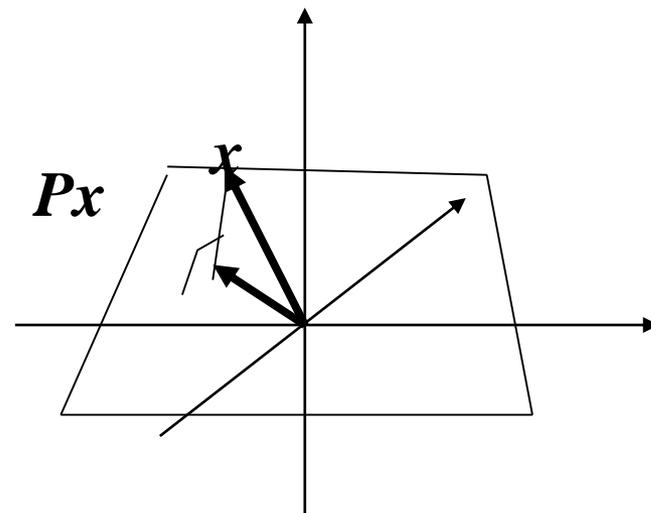
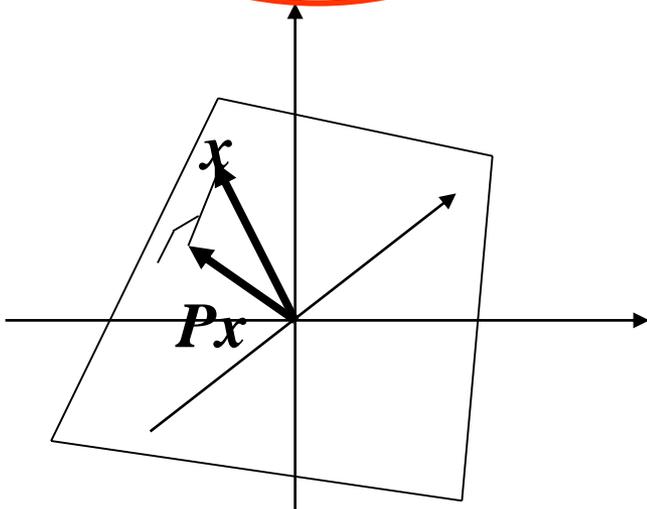
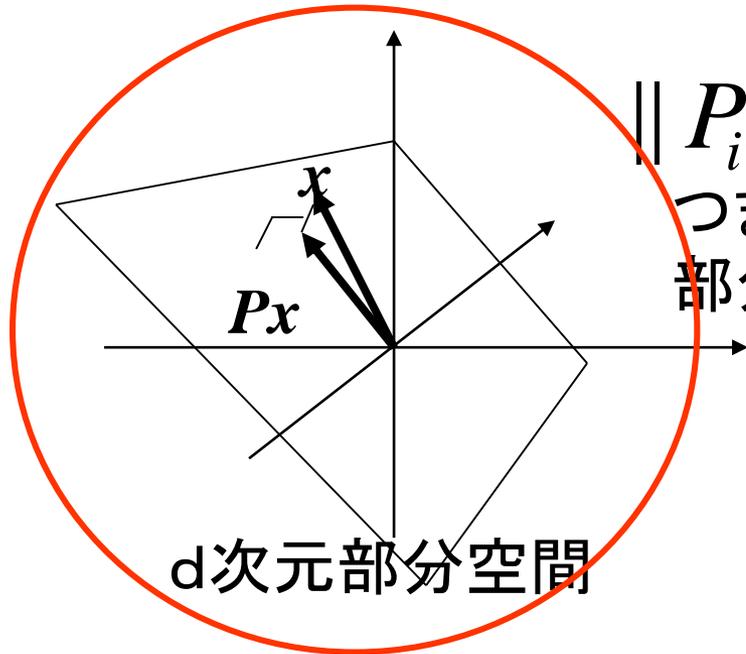
固有ベクトル

# 部分空間法 (subspace method)

$\|P_i \mathbf{x}\|^2$  を最大化するクラスに分類する。  
つまり、入力との角度差が最も小さい  
部分空間に属すると判定する方法。

$$U_i = [\mathbf{u}_{i1} \quad \cdots \quad \mathbf{u}_{id_i}]$$

$$P_i = U_i U_i^T$$



# 部分空間法 (評価尺度)

$P_i P_i = P_i$  および  $P_i^T = P_i$  が成り立つ。

このことから、

$$\|P_i \mathbf{x}\|^2 = \mathbf{x}^T P_i^T P_i \mathbf{x} = \mathbf{x}^T P_i P_i \mathbf{x} = \mathbf{x}^T P_i \mathbf{x}$$

が成り立つ。さらに、効率の良い計算方法を求めると

$$\|P_i \mathbf{x}\|^2 = \mathbf{x}^T P_i \mathbf{x} = \mathbf{x}^T U_i U_i^T \mathbf{x} = \sum_{j=1}^{d_i} (\mathbf{u}_{ij}^T \mathbf{x})^2$$

となり、この値の大小によって識別が行われる。つまり、パターン  $\mathbf{x}$  がクラス  $\omega_i$  に属すると考えた場合の類似度  $S_i(\mathbf{x})$  は、次式で表される。

$$S_i(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^{d_i} (\mathbf{u}_{ij}^T \mathbf{x})^2$$

# 部分空間法（部分空間の次元数の決定）

## 部分空間の次元数の決定

- 次元数を低くし過ぎるとパターンの近似精度が落ちる。
- 次元数を上げすぎると各クラス間の重なりが大きくなり、識別性能が落ちる。

累積寄与率  $a(d_i)$

$$a(d_i) = \frac{\sum_{j=1}^{d_i} \lambda_{ij}}{\sum_{j=1}^d \lambda_{ij}}$$

各クラスについて定数  $K$  を定めて、

$$a(d_i) \leq K \leq a(d_i + 1)$$

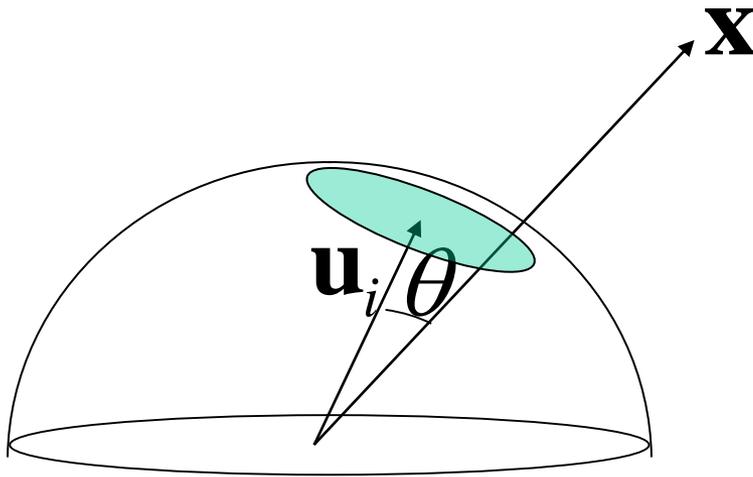
を満足する次元数  $d_i$  を求める。

# 類似度法(単純類似度法)

$$S_i(\mathbf{x}) = \frac{\mathbf{x}^T \mathbf{u}_i}{\|\mathbf{x}\|}$$

$$= \cos \theta$$

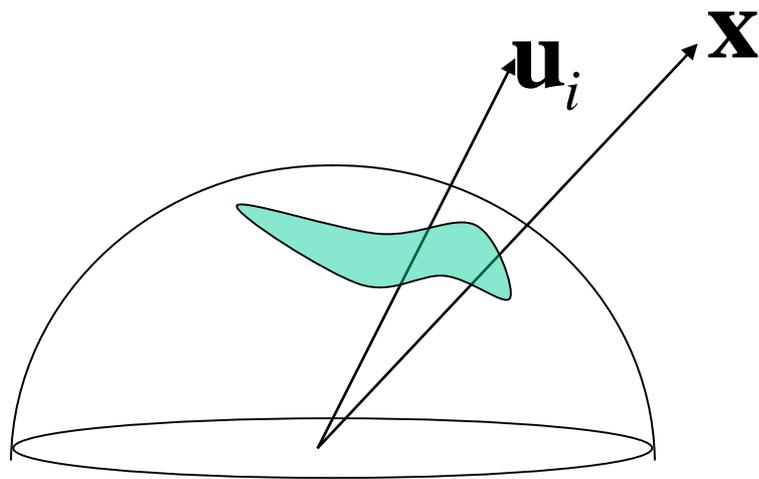
$\mathbf{u}_i$  はクラス  $\omega_i$  の代表  
パターン(単位ベクトル)



パターンの振幅変化に対しては影響を受けない。  
ある種の不変特徴抽出を行っていることと等価。

# 類似度法（複合類似度法）

$$S_i(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^d \frac{\lambda_{ij} (\mathbf{x}^T \mathbf{u}_{ij})^2}{\lambda_{i1} \mathbf{x}^T \mathbf{x}}$$



複合類似度法は部分空間法の一つ

$\mathbf{x}^T \mathbf{x}$ は正規化のために導入されたものであり実際には無視できる。これを無視すると、

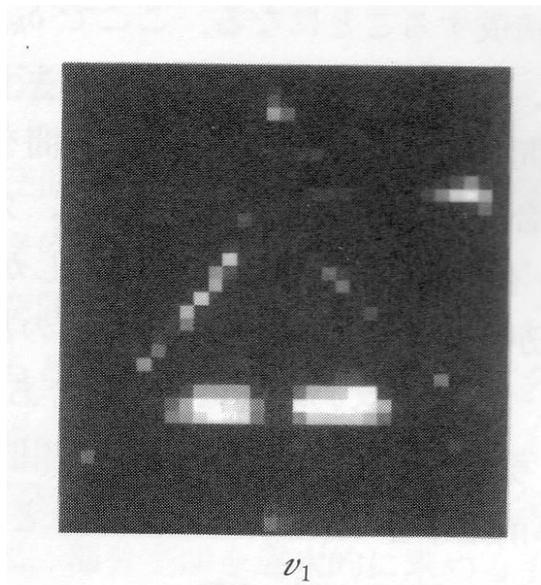
$$\sum_{j=1}^d \frac{\lambda_{ij} (\mathbf{x}^T \mathbf{u}_{ij})^2}{\lambda_{i1}}$$

となり、部分空間法によって求まる類似度と酷似した形式が得られる。異なる点は、個々の内積に対して重み  $\lambda_{ij} / \lambda_{i1}$  が掛けられていることである。

# 類似度法 (混合類似度法)

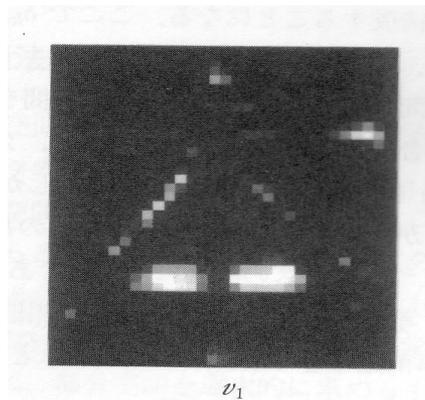
$$S_i(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^d \frac{\lambda_{ij} (\mathbf{x}^T \mathbf{u}_{ij})^2 - \alpha (\mathbf{x}^T \mathbf{v}_k)^2}{\lambda_{i1} \mathbf{x}^T \mathbf{x}}$$

違いの部分にパターンがあるか否かを強調する。  
例「本」か「木」か



本の木に対する残差

# 混合類似度

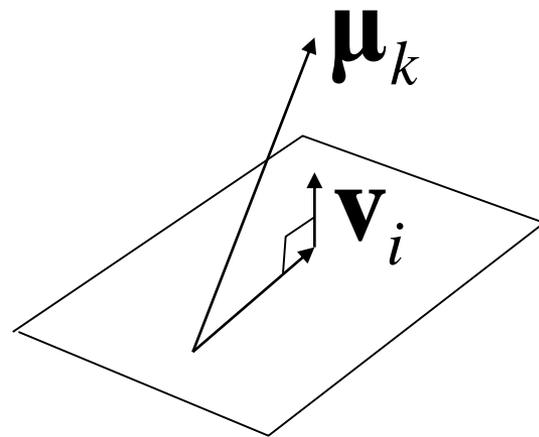


本の木に対する残差

$\mathbf{V}_i$  は、類似クラスのアverageパターン  $\boldsymbol{\mu}_k$  を  $\omega_i$  の部分空間に射影した際の残差ベクトルを長さ1に正規化したベクトル。

$$\mathbf{v}_i' = \boldsymbol{\mu}_k - \sum_{j=1}^d \boldsymbol{\mu}_k^T \mathbf{u}_{ij} \mathbf{u}_{ij}$$

$$\mathbf{v}_i = \frac{\mathbf{v}_i'}{\|\mathbf{v}_i'\|}$$



# レポート, 時間内に提出

- 部分空間法において, 次の二つは等しいことを示せ.
  - 射影成分の大きさ  $\|P_i \mathbf{x}\|^2$  を最大化するクラスに分類する問題
  - 残差  $\|\mathbf{x} - P_i \mathbf{x}\|^2$  を最小化するクラスに分類する問題