

画像認識のための正規化プロセスを含んだ統計モデル

玉森 聡 モデリング研究系 特任研究員

研究背景

画像認識

- 画像に含まれる何らかの意味がある認識対象を識別
⇒ 生体認証, OCR, 動画画像認識などの技術
- セキュリティ, 工業用検査, エンターテイメントなどの
様々な分野で需要が増加

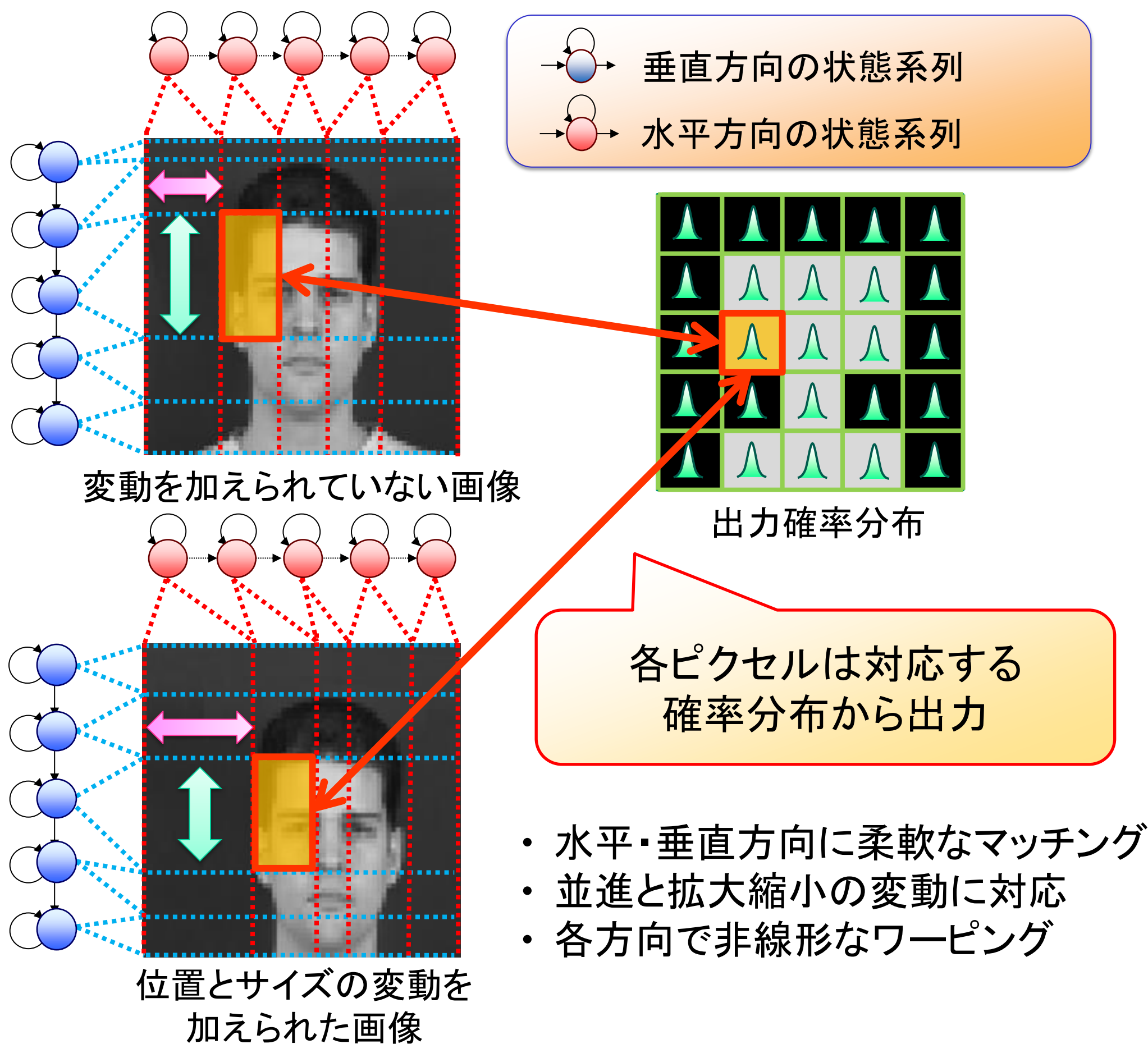
統計的機械学習に基づく画像認識

- デジタル機器の普及により多種多様で膨大な画像
が存在
- 計算機の発展により画像を高速に処理可能
⇒ **統計的機械学習に基づく画像認識手法が注目**
- PCA, ニューラルネットワーク, SVMなどの手法
 - 正規化された固定長の多次元ベクトルを仮定
⇒ 事前に幾何学的変動に対する正規化処理が必要
- 画像固有の特性を考慮していない場合が多い

画像固有の特性を考慮した汎用的な
画像認識手法が必要

分離型格子2次元HMM (SL2D-HMM)

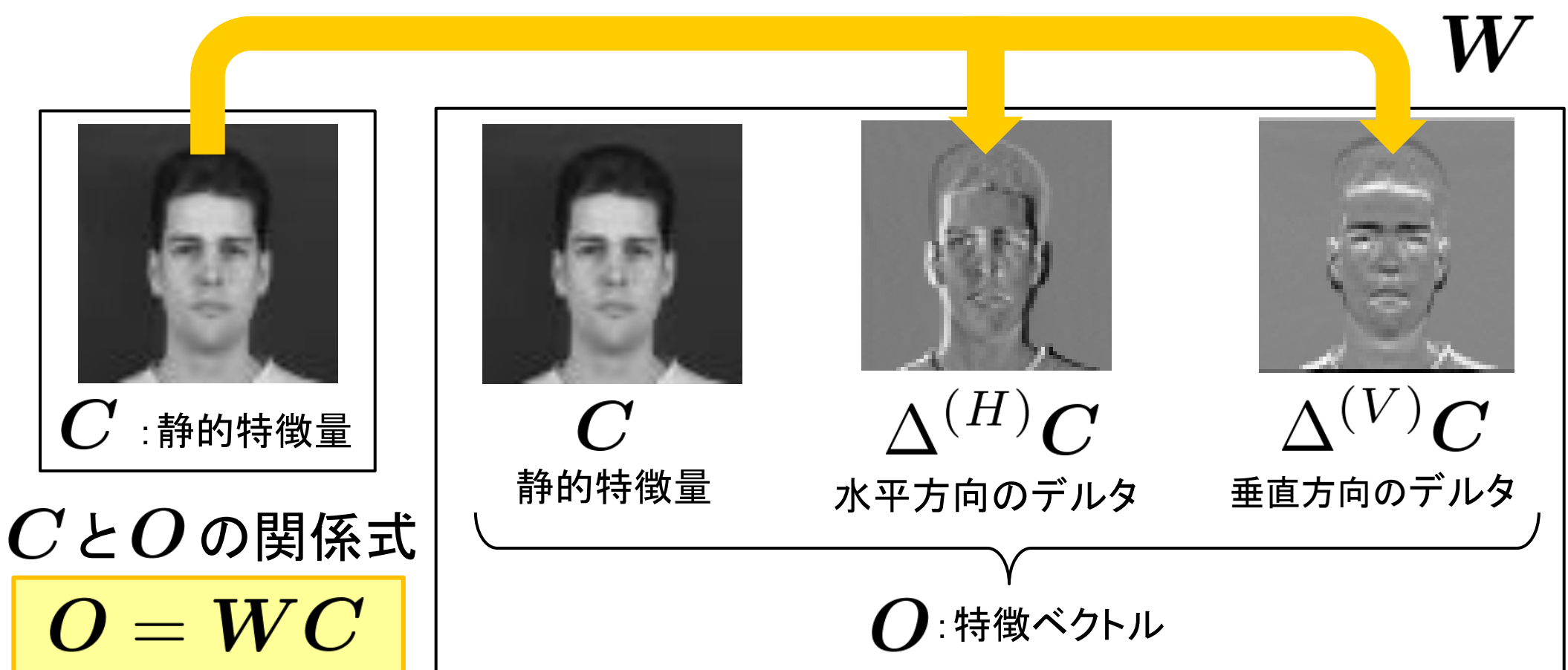
2次元に拡張したHMMに構造的な制約条件
⇒ 水平方向と垂直方向の状態遷移は独立



- 幾何学的変動(並進・拡大縮小)のモデル化 } 長所
- 画像の正規化とモデルパラメタの同時最適化 } 長所
- 各状態の統計量は状態内で一定 } 短所
- 観測の出力確率は隣接する状態・観測に非依存 } 短所

窓行列 W による微分特徴量の付加

- 隣接観測間の依存関係のモデル化に有効



- 微分特徴量は静的特徴量間の回帰係数から計算
⇒ 静的特徴量と微分特徴量の間は**確定的**
- SL2D-HMMではこれらは**独立な確率変数として扱われる**ため, 上記の関係は**無視**される
⇒ 静的特徴量と微分特徴量の扱いに**矛盾**
- 真の観測は O でなく $C \Rightarrow C$ の関数として定義すべき

提案モデル

SL2D-HMMの出力関数を C の関数として再正規化

$$P(C | S, \Lambda) = \frac{1}{Z_S} \mathcal{N}(WC | \mu_S, \Sigma_S) = \mathcal{N}(C | \bar{C}_S, P_S)$$

SL2D-HMMの出力関数 提案モデルの出力関数

S : 状態系列 Λ : モデルパラメタ $\bar{C}_S = P_S W^T \Sigma_S^{-1} \mu_S$

Z_S : 正規化定数 $P_S = (W^T \Sigma_S^{-1} W)^{-1}$

- **SL2D-HMM**の上記の問題点を解消
- 平均ベクトルは同一状態内でも**値が滑らかに変化**
- 共分散行列は**全共分散**(SL2D-HMMは**対角型**)
⇒ 隣接する観測間の相関を捉えることが可能

実験結果

