

識別・生成のハイブリッドモデルと半教師あり学習への応用

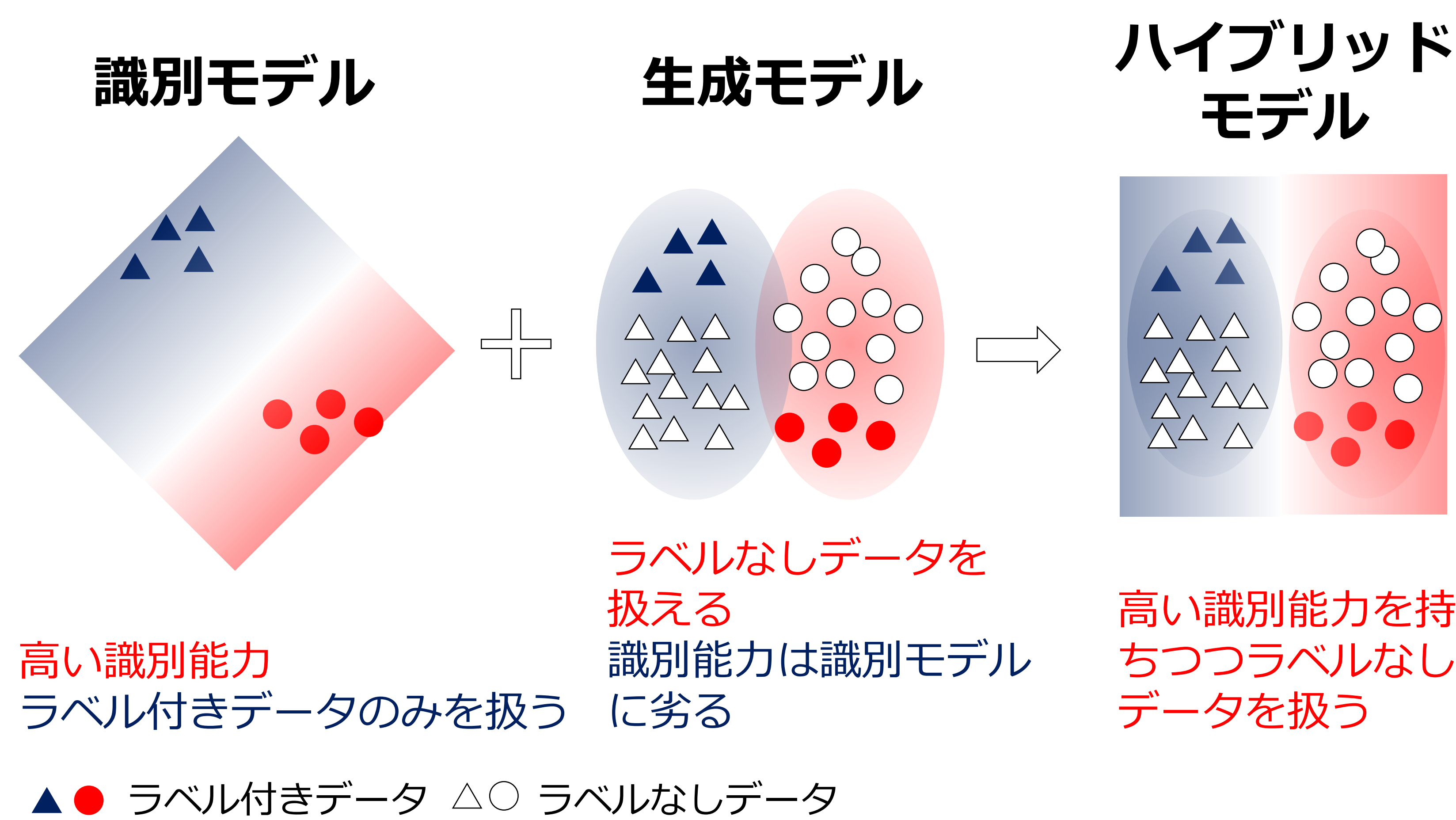
早志 英朗, 内田 誠一 (九州大学)



概要

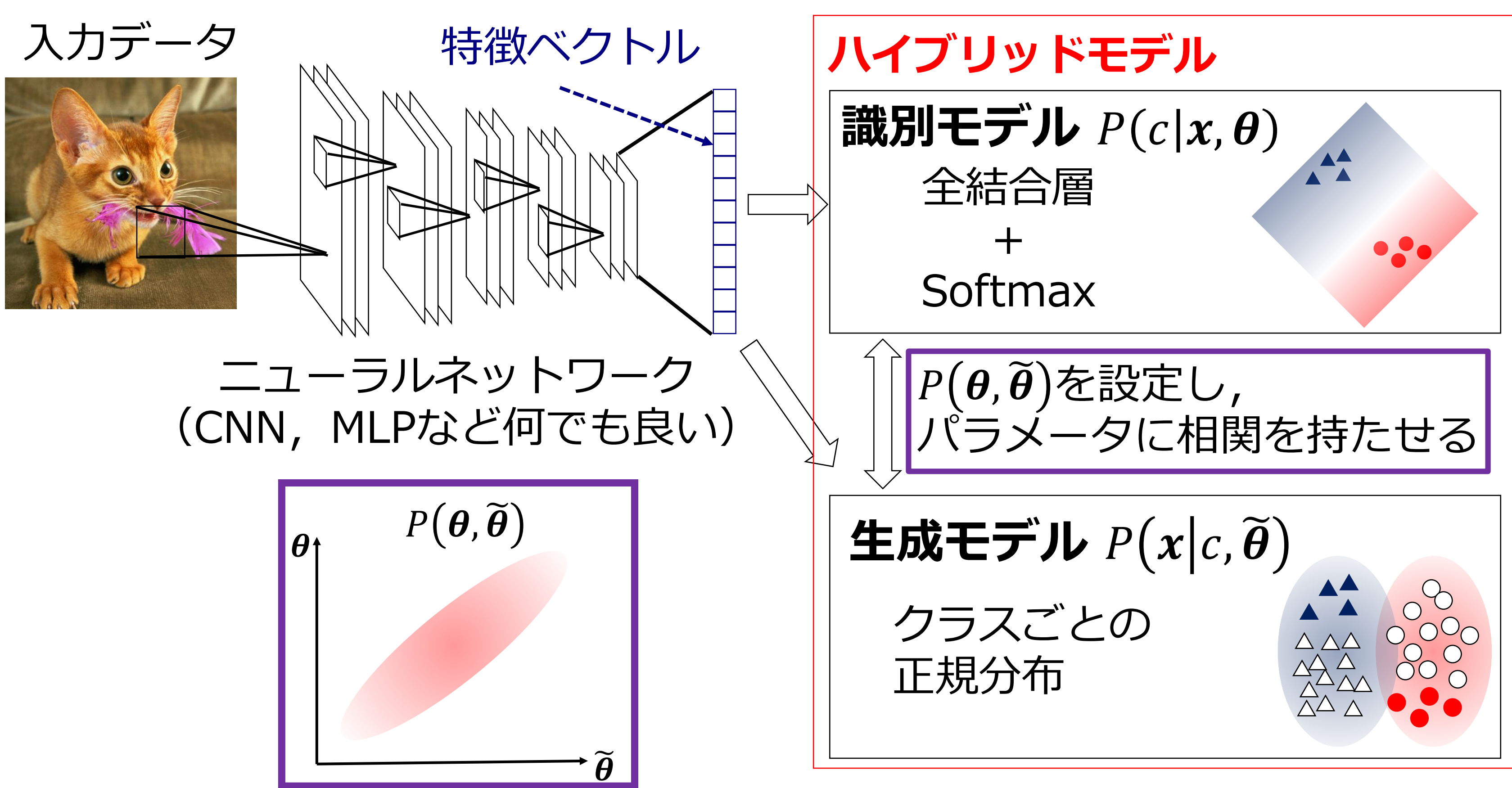
- 識別モデルと生成モデルのハイブリッドモデルを提案
- Softmax層（全結合層 + softmax関数）と正規分布を協調して学習
- 半教師あり学習に応用，ラベルが偏っている場合に有効

目的 | 両者の強みを持つハイブリッドの提案



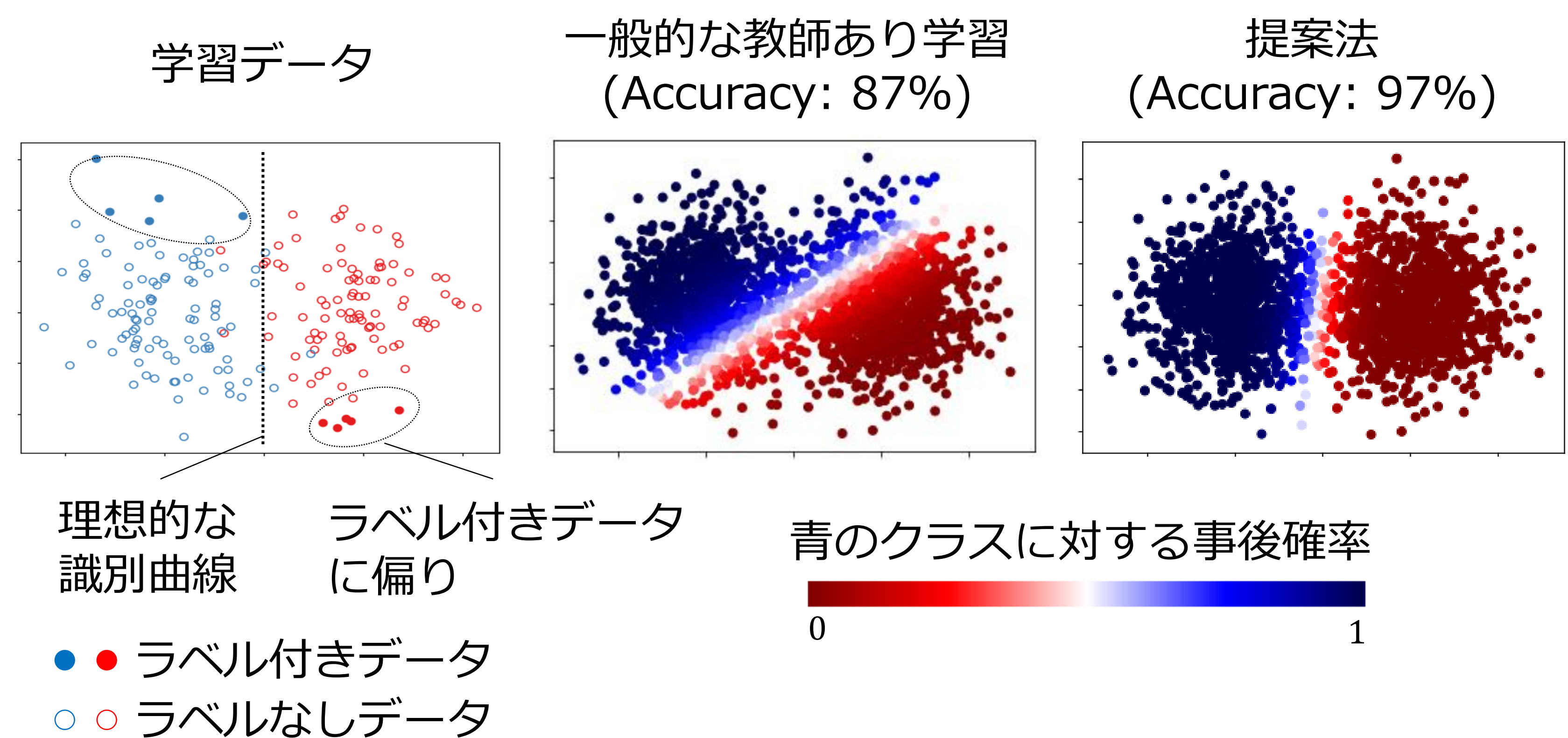
提案手法 | Softmax層と正規分布を協調して学習

ニューラルネットワークの最終層として利用



実験 | 半教師あり学習への応用

ラベル付きデータが偏っている場合において有効



今後の課題

- 既存手法との比較
ベンチマークを用いた既存手法との比較は未実施
- 外れ値検出への応用
 $P(c|x)$ で識別， $P(x|c)$ で外れ値検出を同時に実施可能

ハイブリッドで何が嬉しい？

- 既存モデルを再利用可能：識別器の構造はそのまま生成モデルの能力を持たせられる
- 汎用性が高い：半教師あり学習，データ生成，confidence calibration，外れ値検出へ応用可能

背景 | 識別モデルと生成モデル

識別モデル

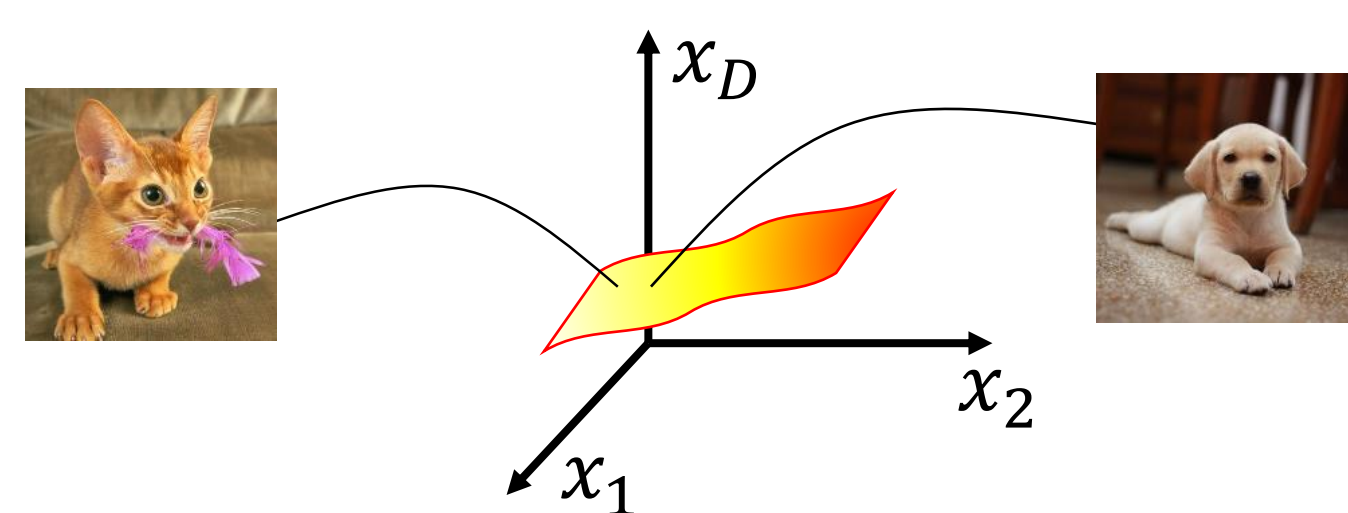
x : 入力データ c : クラス

- クラス事後確率 $P(c|x)$ を推定
- 例：ロジスティック回帰，識別用CNN, etc.



生成モデル

- データ分布 $P(x|c)$ (or $P(x)$) を推定
- 例：GAN, VAE, Flow, etc.



キーアイデア

正規分布とsoftmax層の関係性を利用

- Softmax層（全結合層 + softmax関数）

$$P(c|x) = \frac{\exp(\mathbf{w}_c^T \mathbf{x} + b_c)}{\sum_{c'=1}^C \exp(\mathbf{w}_{c'}^T \mathbf{x} + b_{c'})}$$

同じ関数形

- 正規分布を用いた事後確率推定

$$P(c|x) = \frac{\pi_c \mathcal{N}(\mathbf{x} | \boldsymbol{\mu}_c, \boldsymbol{\Sigma})}{\sum_{c'=1}^C \pi_{c'} \mathcal{N}(\mathbf{x} | \boldsymbol{\mu}_{c'}, \boldsymbol{\Sigma})}$$
$$= \frac{\exp(\boldsymbol{\mu}_c^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{x} + \ln \pi_c - \frac{1}{2} \boldsymbol{\mu}_c^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \boldsymbol{\mu}_c)}{\sum_{c'=1}^C \exp(\boldsymbol{\mu}_{c'}^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{x} + \ln \pi_{c'} - \frac{1}{2} \boldsymbol{\mu}_{c'}^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \boldsymbol{\mu}_{c'})}$$

\mathbf{w}_c : 重み, b_c : バイアス, π_c : 事前確率, $\boldsymbol{\mu}_c$: 平均, $\boldsymbol{\Sigma}$: 共分散行列

さらなる応用

※CIFAR-10を学習，
BaselineはWideResNet

データ生成

- $P(x|c)$ が求まるので，データのサンプリングが可能



Confidence calibration

- 出力事後確率（尤度）と正解率の一致度が改善

