

1. まえがき

サポートベクターマシン (SVM) は、現在最も優秀な学習マシンの一つである。しかしながら、SVM における最も重要な入力空間から特徴空間への埋め込み写像は、特殊なものを使っているため、効率が悪い場合が多く、最適なものは知られていない。

本論文では、SVM の汎化性能を向上させるために、カーネルトリックを用いずに、一般的な学習ネットワークを特徴写像として用いて、表現力を高めると同時に VC 次元を減少させるような最適な特徴写像を学習により求めるという方式を提案する。

2. 新しい評価関数の定式化

入力 x に対して、埋め込み写像は $y = (1, \phi^T(x))^T = (y_i)^T$ とする。ここで y_j のパラメータベクトルを θ_j とし、 w を重み係数、 $s(x)$ をステップ関数とする。学習データ $x_i, i = 1, \dots, N$ に対して、 x と θ を学習するための評価関数としては以下のものを用いる。

$$J_k(w, \{\theta_j\}) = \frac{1}{2} w^T w + C \sum_{i, d_i w^T y_i < 1} s(1 - d_i w^T y_i)^k$$

3. 学習アルゴリズム

w と $\{\theta_j\}$ に関する勾配：

$$\frac{\partial}{\partial w} J_k(w, \{\theta_j\}) = w^T - kC \sum_{i, d_i w^T y_i < 1} d_i (1 - d_i w^T y_i)^{k-1} y_i^T$$

$$\frac{\partial J_2}{\partial \theta_j} = \begin{cases} -C d_i w_j (1 - d_i w^T y_i)^{k-1} \frac{\partial y_j(x_i)}{\partial \theta_j} & (d_i w^T y_i < 1) \\ 0 & (d_i w^T y_i \geq 1) \end{cases}$$

評価関数に対して勾配法により、 w と θ_j を学習させる。

4. 学習ネットワークを特徴写像として用いた SVM

特徴写像学習ネットワーク + SVM の二段構成を提案

- 4.1 RBF を特徴写像とする SVM
- 4.2 MLP を特徴写像として用いた SVM
- 4.3 Pyramid network を特徴写像として用いた SVM
- 4.4 CNN ネットワークを特徴写像として用いた SVM

8. Simulation (1) Australian credit card problem (2) Spam mail problem (3) 顔認識に適用。Receiver-operator curve (ROC) による評価

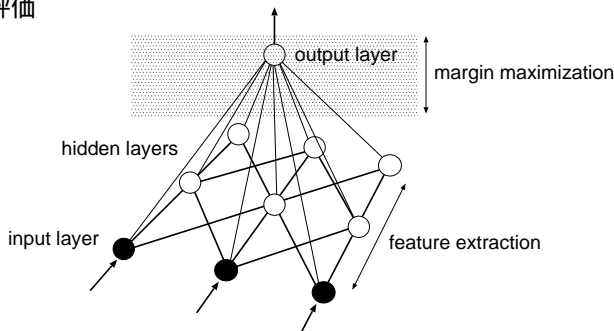


図 1: Topology of a pyramid network

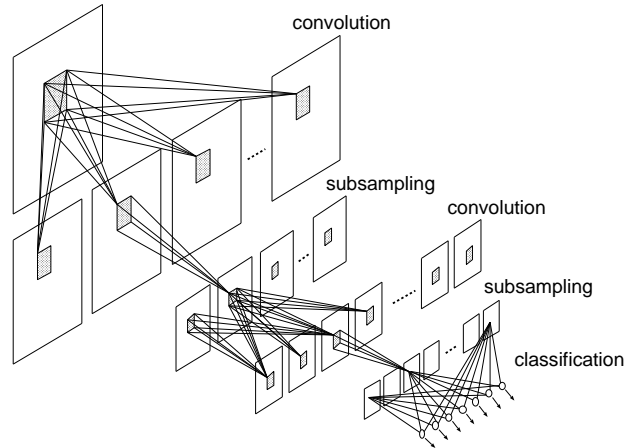


図 2: Architecture of the Convolutional Neural Network

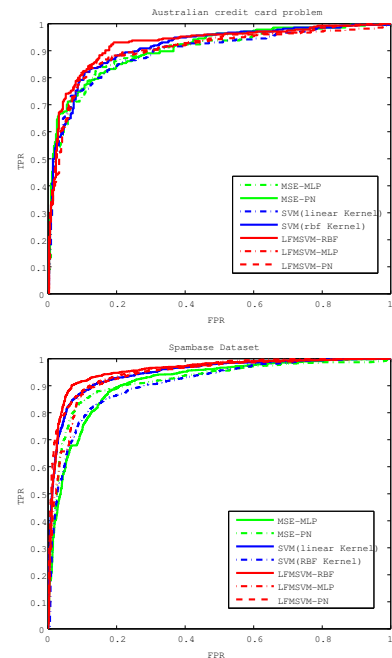


図 3: ROC for the credit card and Spam email problems



図 4: Examples of face and non-face images

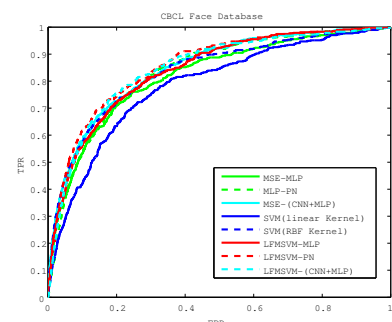


図 5: ROC analysis for the face recognition problem