

# はじめてのパターン認識

## 第8章 サポートベクトルマシン

大内克之

# サポートベクトルマシン

サポートベクトルマシン(SVM)とは、2クラス線形識別関数の学習法のこと。

SVMでは標準座標系を用いて考える。クラスラベル付き学習データの集合を $DL = \{t_i, x_i\} (i = 1, \dots, N)$ とする。 $t_i$ は教師データ、マージンを $K$ とすれば、

$$|\omega^T x_i + b| \geq K$$

が成り立つ。係数ベクトルとバイアス項を $K$ で正規化すると、

$$t_i = +1 \quad \text{の場合} \quad \omega^T x_i + b \geq +1$$

$$t_i = -1 \quad \text{の場合} \quad \omega^T x_i + b \leq -1$$

となる。この場合分けは、

$$t_i(\omega^T x_i + b) \geq 1$$

のようにまとめられる。

# サポートベクトルマシン

クラス間マージンは、各クラスのデータを $\omega$ の方向へ射影した長さの最小値

$$\rho(\omega, b) = 1 - b / \|\omega\| - (-1 - b) / \|\omega\| = 2 / \|\omega\|$$

で与えられる。最適な超平面の四季を $\omega_0^T x + b_0 = 0$ とすれば、この超平面は最大クラス間マージン

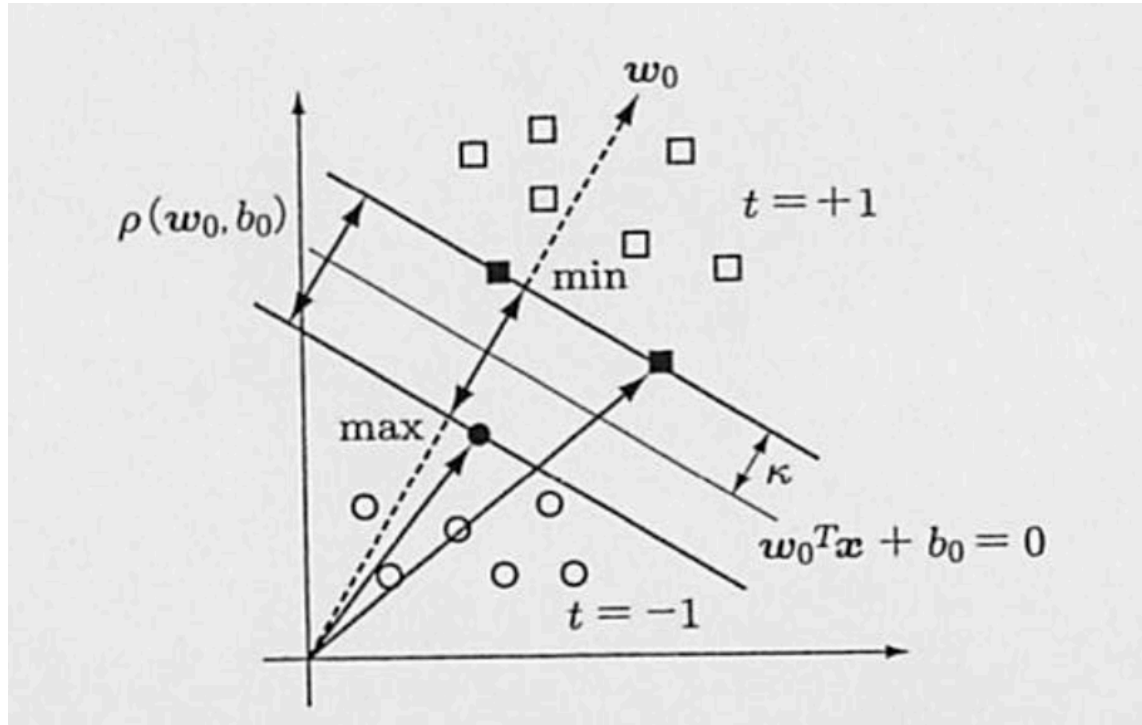
$$\rho(\omega_0, b_0) \max \rho(\omega, b)$$

を与える。最大マージン $D_{\max}$ は最大クラス間マージンの1/2で与えられる。したがって、最適識別超平面は、 $\omega$ のノルムを最小にする解

$$\omega_0 = \min \|\omega\|$$

として求めることが出来る。

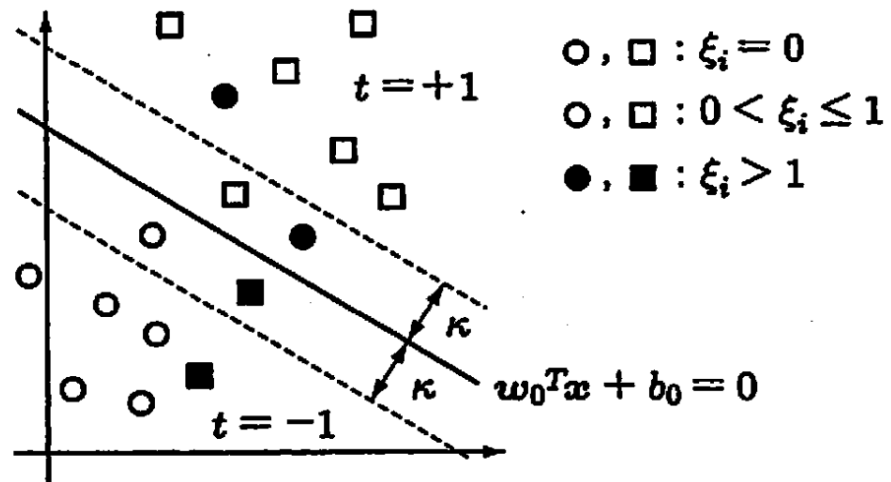
# マージン最大化の原理



$t_i \in \{-1, +1\}$ は教師データ、 $\kappa$ がマージンとなる。

# ソフトマージン識別器

線形識別が不可能な場合、 $\xi_i$ を導入する。



このような手法を、ソフトマージン識別器という。

また、これに誤識別数に対するペナルティの強さ $C$ を導入したものをC-SVMという。

# v-サポートベクトルマシン

誤識別数は、学習データ数が変わると変わってしまう。これを、誤識別率にすることで、一般性を持たせることができる。

そこで、マージン誤りである $v$ を導入したv-サポートベクトルマシン(v-SVM)が考案された。

# 1クラスサポートベクトルマシン

SVMを1クラスのみでの学習に用いる方法を1クラスサポートベクトルマシンという。

1クラスサポートベクトルマシンには、以下の二つがある。

- ・1クラスv-SVM

v-SVMを用いた方法。

- ・サポートベクトル領域記述法

正例を超球で包み、その半径を最適化する方法。