平成 28 年度 3 回生後期実験 (エージェント)
課題 2 SVM の評価

村田 叡

2016/10/21

1　プログラム概要

前回の課題では 1 と -1 の 2 クラスのサンプル点集合を分類する識別器を生成した。この課題ではそれの交差検定を行った。ガウスカーネル または 多項式カーネルの最良パラメータを推定できるようになった。以下にその詳細を述べる。

2　外部仕様

2.1　svm.py

今回のコードは 前回のコードの svm.py にて追加で実装した。このコードは、引数としてサンプル点集合のファイル名、カーネル名、及びオプションをとる。サンプル点集合の形式については、実験のページに書かれてあるものに従った。カーネル名は、gauss, polynomial, sigmoid, linear のいずれかをとる。デフォルトのカーネル名は gauss である。–cross オプションを使うことで、交差検定ができる。それのオプションに数字を指定することで、交差検定のデータの分割数を指定できる。この交差検定は、ガウスカーネルまたは多項式カーネルについて適応できる。指定しなかった場合は分割数は 10 である。–plot オプションを使うと結果をプロットしたものを images フォルダに保存していく。

2.2　実行例と実行結果

```
# 必要なライブラリの導入
$pip3 install -r requirements.txt
# サンプル点集合 sample_circle.dat のガウスカーネルの SVM の交差検定をデータ分割数 5 で行う。
$python3 svm.py sample_circle.dat -m gauss -c 5
>> 2 ** -13.0000 : 67.0%
>> 2 ** -11.6000 : 67.0%
...
...
>> 2 ** -1.5060 : 96.0%
```

```
>> p : 0.34868591658760156 | 96.0%
```

上記のように、徐々に範囲を狭めて適切な値を探索する。最後の出力には適切なパラメータとその精度を表示する。

3 内部仕様

以下では svm.py で、交差検定のために新たに実装した関数について述べる。

3.1 cross_validation(x,y,kernel,div)

この関数では交差検定を行う。引数は、サンプル点ベクトル集合 x, クラス集合 y, カーネル関数 kernel, 分割数 div である。

3.2 search_parameter(x, y, kernel, param_ranges, div, do_plot=False, eps=0.001)

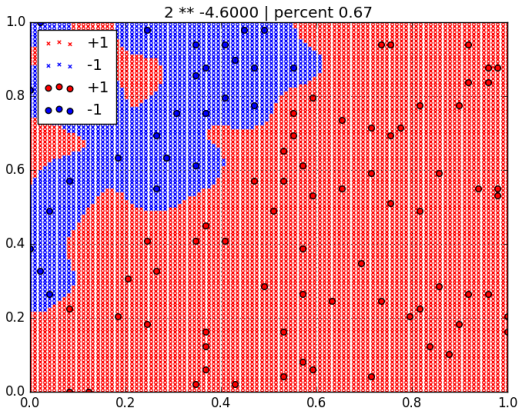
この関数で、交差検定を用いることでパラメータを推定する。引数は、サンプル点ベクトル集合 x, クラス集合 y, カーネル関数 kernel, 探索するパラメータの範囲 param_ranges, 分割数 div, プロットするか否かの do_plot, 探索を更に続けるかの eps をとる。探索するパラメータの範囲は、 $i, offset$ の 2 つのパラメータからなり、$2^{i-offset}$ から $2^{i+offset}$ の範囲を探す。探索範囲をしぼめていって精度を上げていく。eps を上げるほど、細部を探索しなくなる。

4 考察

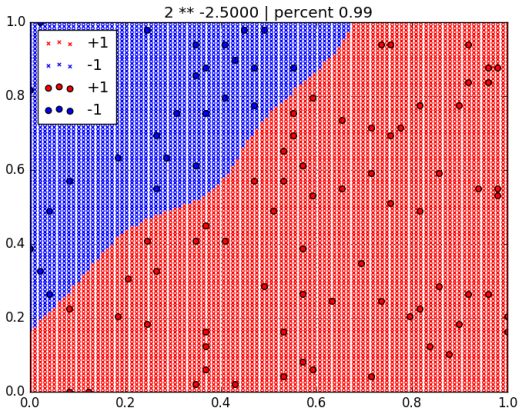
以下では実際に上記のプログラムを用いて、分割数 10 の交差検定を行った予測精度の違いを述べる。データは線形分離可能なデータと線形分離不可能なデータの 2 つについて、カーネルはガウスカーネルと多項式カーネルの 2 つについてをそれぞれ述べる。線形不可能なデータについては、やや湾曲した図形の自作のデータを用いた。(画像を二値化して、実験データと同様のフォーマットのサンプルデータに変換するプログラム image2scatter.py を書いてデータを作成した。(注: これの実行には pillow が必要である))

4.1　ガウスカーネル

ガウスカーネルは、パラメータ σ に依存して、$K(x_k, x_l) = exp(-||x_k - x_l||^2/2\sigma^2)$ と書ける。下図のように、σ の値に応じて、教師の点の周りにのみ分類されやすくなるかどうかが変わる。そういうカーネルなので、線形分離が可能な集合に対しては、本質的に弱点があるように思われる。

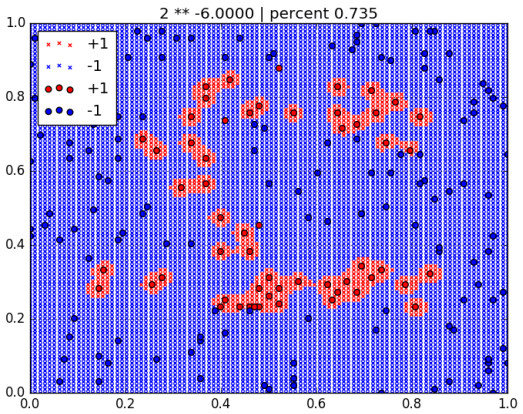


(a) 精度 67% , $\sigma = 2^{-4.6}$

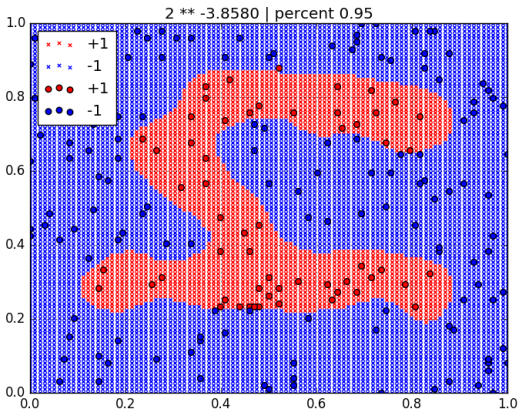


(b) 精度 99% , $\sigma = 2^{-2.5}$

図 1: 線形分離可能習合のガウスカーネルの識別器



(a) 精度 73.5% , $\sigma = 2^{-6}$

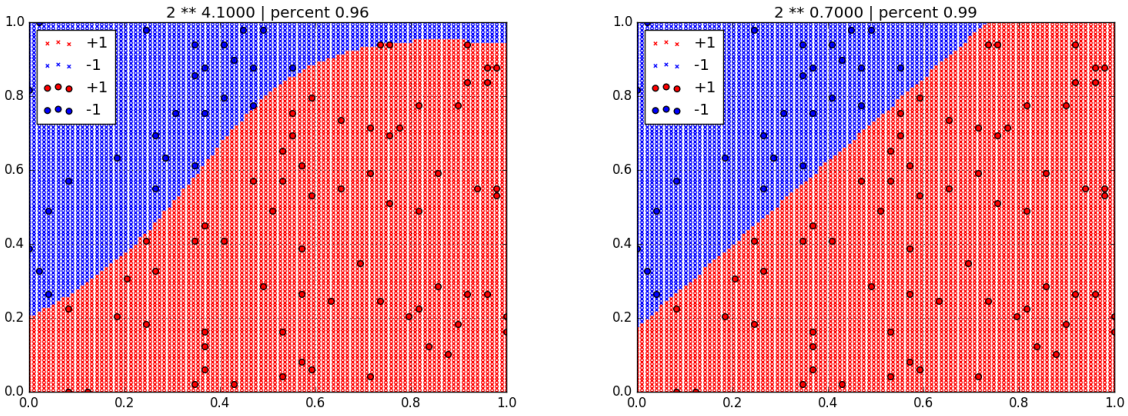


(b) 精度 95% , $\sigma = 2^{-3.858}$

図 2: 線形分離不可能習合のガウスカーネルの識別器

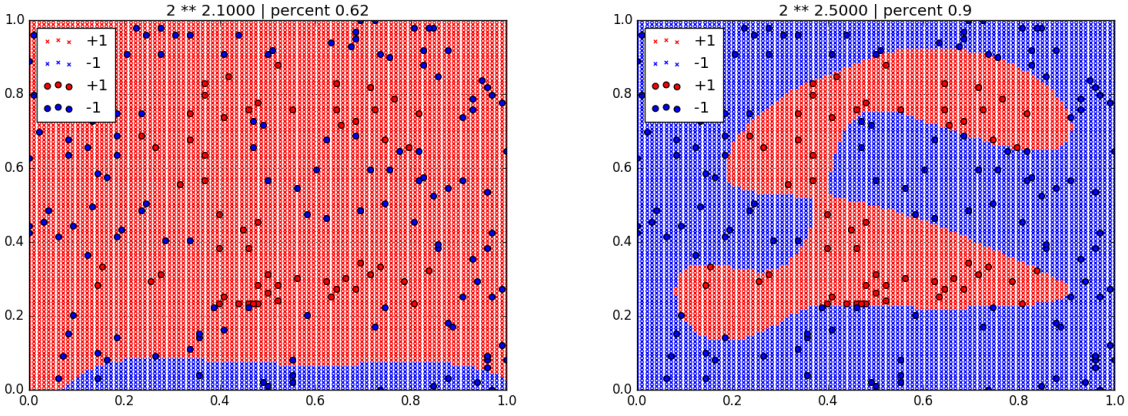
4.2　多項式カーネル

多項式カーネルは、パラメータ d に依存して、$K(x_k, x_l) = (1 + (x_k, x_l))^d$ と書ける。ガウスカーネルと違って、教師の周りのサンプルをとるというよりは、境界をなめらかに近似するように決定するように見える。そういうカーネルなので、線形分離についてはサポートベクターも少なくて済み、得意に見える。



(a) 精度 96% , $d = 2^{4.1}$　　**(b)** 精度 99% , $d = 2^{0.7}$

図 3: 線形分離可能習合の多項式カーネルの識別器



(a) 精度 62% , $d = 2^{2.1}$　　**(b)** 精度 90% , $d = 2^{2.5}$

図 4: 線形分離不可能習合の多項式カーネルの識別器