

TP3 - Reconocimiento de Patrones

Elio Campitelli

0.1 SVM con separación lineal

Voy a implementar SVM usando soft-margin para datos sintéticos generados a partir de dos distribuciones normales bivariadas con $\Sigma^2 = I$ y distintos grados de separación ($\delta \in \{1, 2, 4, 6\}$) en dirección x . La recta de separación óptima es una recta vertical centrada en cero.

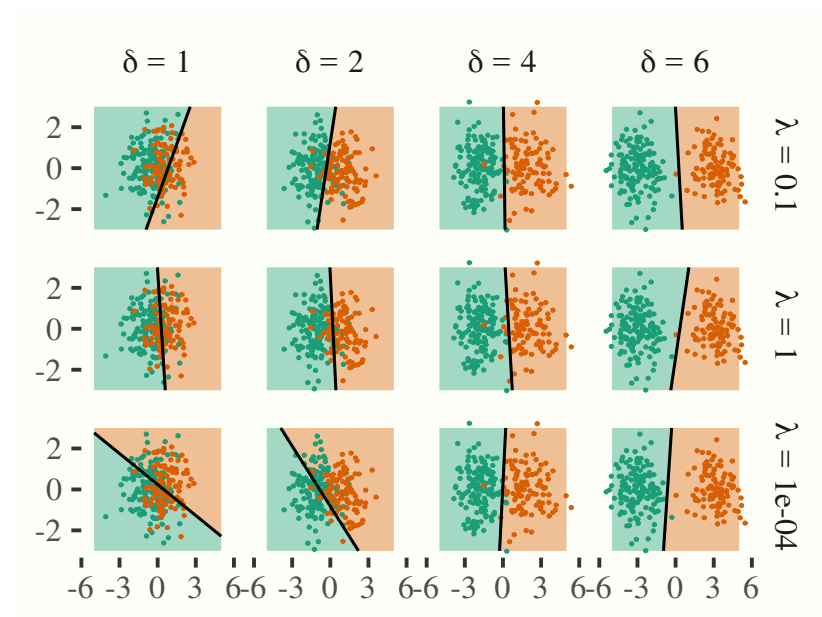


Figure 1: Límites de decisión para datos sintéticos con distintos grados de separación (columnas) y distinto nivel de tolerancia para datos mal clasificados (filas).

En la Figura 1 se muestra el límite de decisión para los cuatro set de datos (columnas) y los grados de soft-margin donde un λ pequeño equivale a poca tolerancia mientras que un λ grande equivale a mucha tolerancia.

Se ve que para datos muy separados el clasificador es poco sensible a la elección de hiperparámetro λ . Para datos poco separables la elección de λ tiene gran impacto en el resultado.

0.2 SVM con kernel gaussiano

Luego, extendiendo el algoritmo PEGASOS para poder usar un kernel arbitrario. En la Figura 2 se muestran los resultados de aplicar SVM con kernel gaussiano con distintos valores de γ y λ y un $\delta = 2$.

Estos datos sintéticos son un poco aburridos. Voy a usar los datos que se muestran en la Figura 7.2 del Bishop (Figura 3 derecha). Dig-

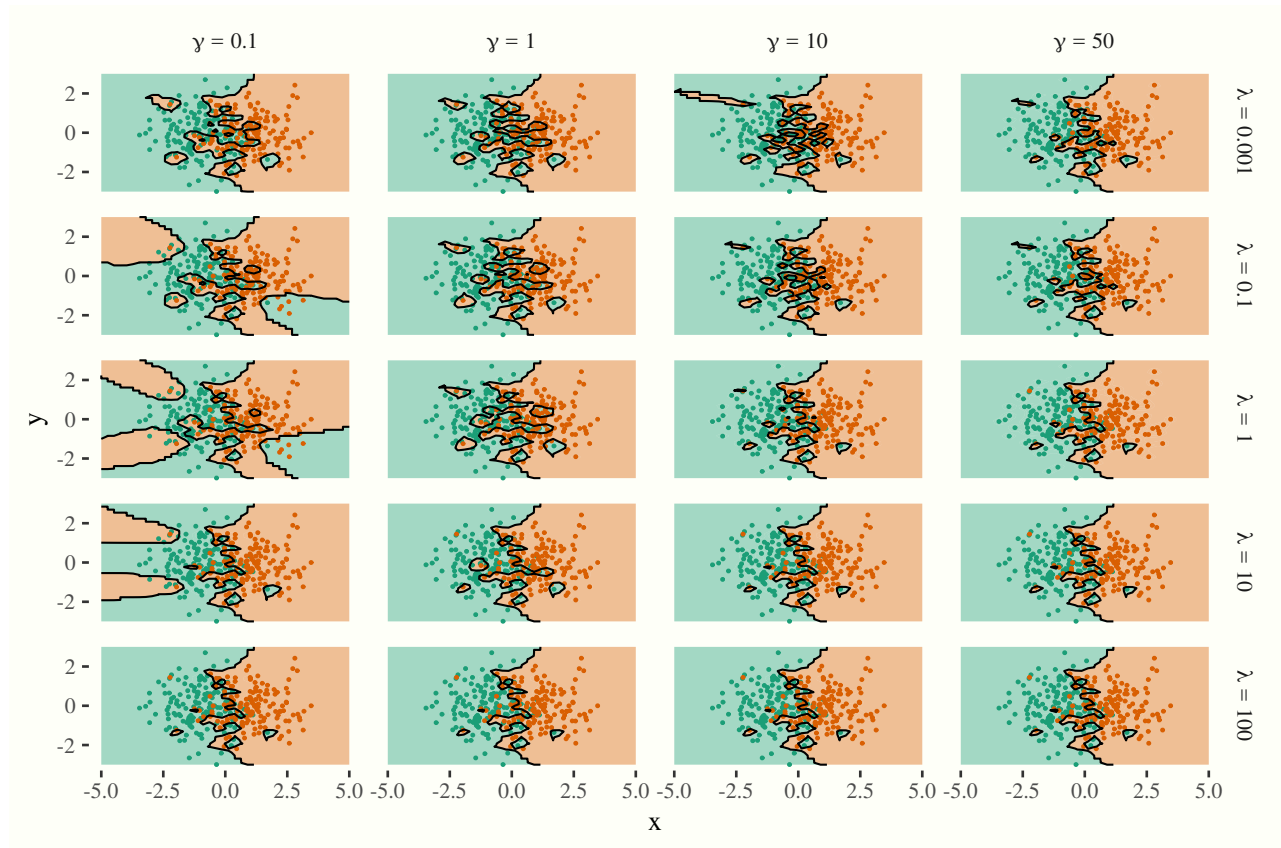


Figure 2: SVM con kernel gaussiano para distintos valores de γ y λ . La separación entre los datos es $\delta = 2$.

italicé los datos y los usé para entrenar una SVM con kernel gaussiano con $\gamma = 0.5$ y $\lambda = 0.1$. El resultado se muestra en la Figura 3 izquierda, que es muy similar.

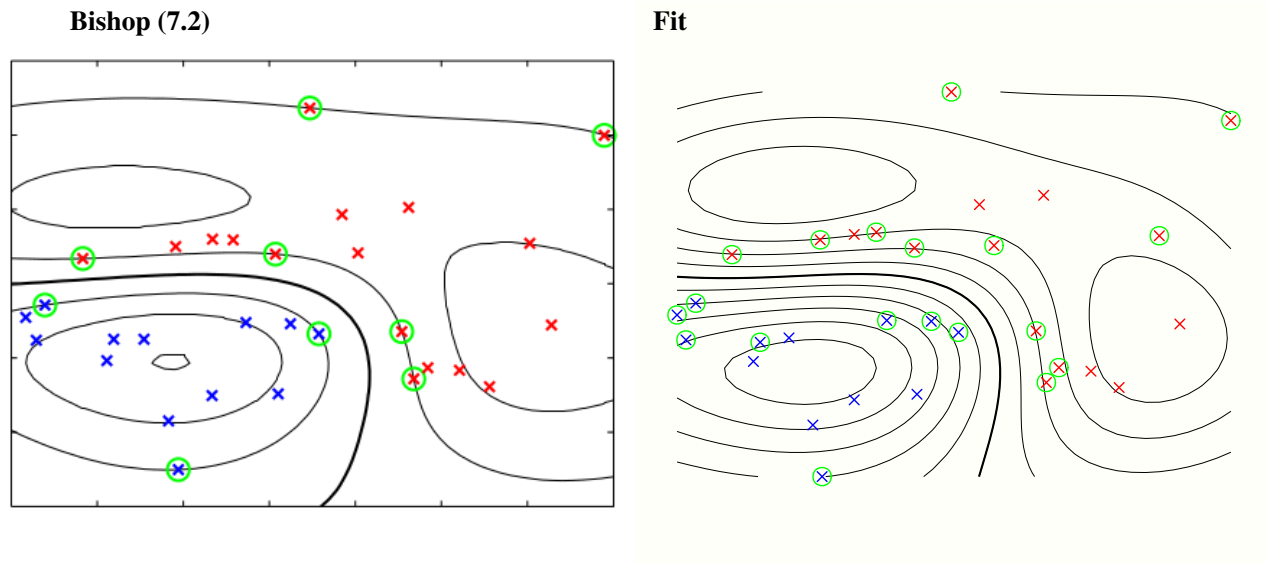


Figure 3: SVM con kernel gaussiano para los datos de la Figura 7.2 del Bishop. $y(x)$ en líneas de contorno, $y(x) = 0$ en línea gruesa. A la derecha, la figura original, a la izquierda, el clasificador entrenado en este ejercicio