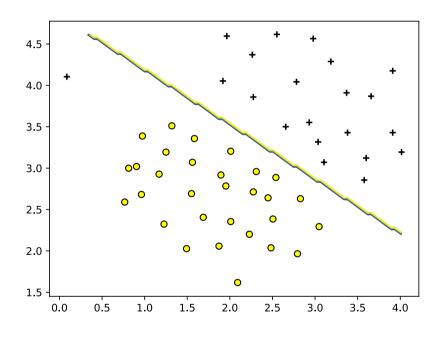
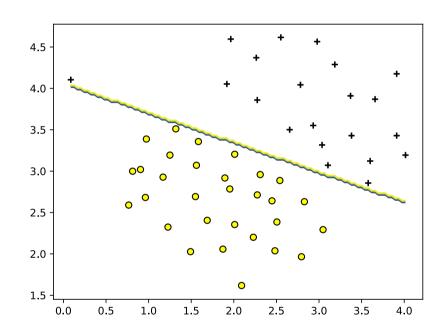
Comentarios sobre la práctica de support vector machines

Kernel lineal: selección de C





C = 1

C = 100

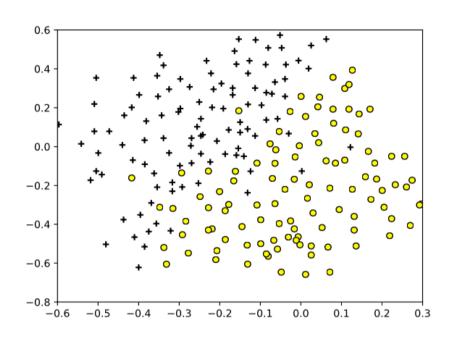
```
def visualize_boundary(X, y, svm, file_name):
    x1 = np.linspace(X[:, 0].min(), X[:, 0].max(), 100)
    x2 = np.linspace(X[:, 1].min(), X[:, 1].max(), 100)
    x1, x2 = np.mesharid(x1, x2)
    yp = svm.predict(np.array([x1.ravel(), x2.ravel()]).T).reshape(x1.shape)
    pos = (v == 1).ravel()
    neg = (y == 0).ravel()
    plt.figure()
    plt.scatter(X[pos, 0], X[pos, 1], color='black', marker='+')
    plt.scatter(
       X[neg, 0], X[neg, 1], color='yellow', edgecolors='black', marker='o')
    plt.contour(x1, x2, yp)
    plt.savefig(file_name)
    plt.close()
```

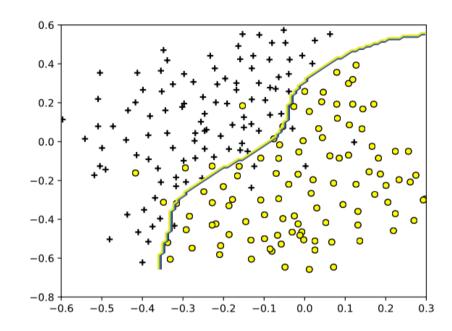
Kernel Gaussiano (RBF)

$$K_{gauss}(x^{(i)}, x^{(j)}) = \exp\left(-\frac{\|x^{(i)} - x^{(j)}\|^2}{2\sigma^2}\right) = \exp\left(-\gamma \|x^{(i)} - x^{(j)}\|^2\right)$$

svm = SVC(kernel='rbf', C=C, gamma=1 / (2 * sigma**2))

Kernel Gaussiano: selección de C y σ





```
C_vec = [0.01, 0.03, 0.1, 0.3, 1, 3, 10, 30]
sigma_vec = [0.01, 0.03, 0.1, 0.3, 1, 3, 10, 30]
scores = np.zeros((len(C_vec), len(sigma_vec)))
```

hyperparameter tuning on Xval

Model selection

1.
$$h_{\theta}(x) = \theta_{0} + \theta_{1}x$$
 $\theta^{(1)} \to J_{cv}(\theta^{(1)})$
2. $h_{\theta}(x) = \theta_{0} + \theta_{1}x + \theta_{2}x^{2}$ $\theta^{(2)} \to J_{cv}(\theta^{(2)})$
3. $h_{\theta}(x) = \theta_{0} + \theta_{1}x + \dots + \theta_{3}x^{3}$ \vdots \vdots
10. $h_{\theta}(x) = \theta_{0} + \theta_{1}x + \dots + \theta_{10}x^{10}$ $\theta^{(10)} \to J_{cv}(\theta^{(10)})$

Pick the model with minimum cross validation error

$$\theta_0 + \theta_1 x_1 + \cdots + \theta_4 x^4$$

Estimate generalization error for test set $J_{test}(\theta^{(4)})$

Choosing the regularization parameter λ

$$\begin{array}{lll} \text{Model:} & h_{\theta}(x) = \theta_{0} + \theta_{1}x + \theta_{2}x^{2} + \theta_{3}x^{3} + \theta_{4}x^{4} \\ & J(\theta) = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^{m} (h_{\theta}(x^{(i)}) - y^{(i)})^{2} + \frac{\lambda}{2m} \sum_{j=1}^{m} \theta_{j}^{2} \\ \text{1.} & \text{Try } \lambda = 0 \\ \text{2.} & \text{Try } \lambda = 0.01 \\ \text{3.} & \text{Try } \lambda = 0.02 \\ \text{4.} & \text{Try } \lambda = 0.04 \\ \text{5.} & \text{Try } \lambda = 0.08 \\ & \vdots \\ \text{12.} & \text{Try } \lambda = 10 \\ & \theta^{(12)} \rightarrow J_{cv}(\theta^{(12)}) \end{array}$$

Pick (say) $\theta^{(5)}$. Test error: $J_{test}(\theta^{(5)})$

Detección de spam

Detección de spam

• Corpus:

spam.zip: 500 mensajes

– easy_ham.zip: 2551 mensajes

hard_ham.zip: 250 mensajes

Objetivo:

Evaluar distintas configuraciones del sistema de aprendizaje, incluyendo qué mensajes se usan para entrenamiento y cuáles para evaluación

• Representación de los mensajes:

mensaje y vocabulario \rightarrow mensaje procesado \rightarrow vector de 0s y 1s

 $x^{(i)}$ es un vector de 1899 (palabras del vocabulario) componentes de 0s y 1s, ¿de dónde sacamos $y^{(i)}$?

Procesamiento de los mensajes

Lectura de mensaje (el nombre de fichero se puede generar con format)

Procesamiento del mensaje

CENTER></CENTER></CENTER></BODY></HTML>

```
tokens = email2TokenList(email_contents)

['save', 'up', 'to', 'number', 'on', 'life', 'insur', 'whi', 'spend', 'more', 'than',
   'you', 'have', 'to', 'life', 'quot', 'save',
   'pleas', 'disregard', 'thi', 'email']
```

Procesamiento de corpus

Corpus:

- spam.zip: 500 mensajes
- easy_ham.zip: 2551 mensajes
- hard_ham.zip: 250 mensajes

Objetivo:

Evaluar distintas configuraciones del sistema de aprendizaje, incluyendo qué mensajes se usan para entrenamiento y cuáles para evaluación

Construcción de array por filas