## Sessió 2

En aquesta segona sessió aplicarem l'algorisme perceptró a algunes tasques de classificació. El quadern d'iris descriu una implementació senzilla de perceptró i la seua aplicació. L'objectiu principal d'aquesta sessió és estendre l'exemple donat a altres tasques, tractant de minimitzar l'error de test.

## Perceptró aplicat a iris

Lectura del corpus: comprovem també que les matrius de dades i etiquetes tenes les files i columnes que toca

Partició del corpus: Creem un split d'iris amb un 20% de dades per a test i la resta per a entrenament (training), barallant prèviament les dades d'acord amb una llavor donada per a la generació de nombres aleatoris. Ací, com en tot codi que incloga aleatorietat (que requerisca generar nombres aleatoris), convé fixar la dita llavor per a poder reproduir experiments amb exactitud.

```
In [2]: from sklearn.model_selection import train_test_split
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, shuffle=True, random_state=23)
print(X_train.shape, X_test.shape)
(120, 4) (30, 4)
```

Implementació de Perceptró: torna pesos en notació homogènia,  $\mathbf{W} \in \mathbb{R}^{(1+D) \times C}$ ; també el nombre d'errors i iteracions executades

```
In [3]: def perceptro(X, y, b=0.1, a=1.0, K=200):
            N, D = X.shape; Y = np.unique(y); C = Y.size; W = np.zeros((1+D, C))
            for k in range(1, K+1):
                 E = 0
                 for n in range(N):
                    xn = np.array([1, *X[n, :]])
                     cn = np.squeeze(np.where(Y==y[n]))
                     gn = W[:,cn].T @ xn; err = False
                     for c in np.arange(C):
                         if c != cn \text{ and } W[:,c].T @ xn + b >= gn:
                             W[:, c] = W[:, c] - a*xn; err = True
                     if err:
                         W[:, cn] = W[:, cn] + a*xn; E = E + 1
                 if E == 0:
                     break:
             return W, E, k
```

**Aprenentatge d'un classificador (lineal) amb Perceptró:** Perceptró minimitza el nombre d'errors d'entrenament (amb marge)

$$\mathbf{W}^* = \mathop{\mathrm{argmin}}\limits_{\mathbf{W} = (oldsymbol{w}_1, \ldots, oldsymbol{w}_C)} \sum_n \; \mathbb{I}igg( \max_{c 
eq y_n} \; oldsymbol{w}_c^t oldsymbol{x}_n + b \; > \; oldsymbol{w}_{y_n}^t oldsymbol{x}_n igg)$$

## Càlcul de la taxa d'error en test:

```
In [5]: X_testh = np.hstack([np.ones((len(X_test), 1)), X_test])
    y_test_pred = np.argmax(X_testh @ W, axis=1).reshape(-1, 1)
    err_test = np.count_nonzero(y_test_pred != y_test) / len(X_test)
    print(f"Taxa d'error en test: {err_test:.1%}")
Taxa d'error en test: 16.7%
```

Ajust del marge: experiment per a aprendre un valor de b

```
In [6]: for b in (.0, .01, .1, 10, 100):
    W, E, k = perceptro(X_train, y_train, b=b, K=1000)
    print(b, E, k)

0.0 3 1000
0.01 5 1000
0.1 3 1000
10 6 1000
100 6 1000
```

Interpretació de resultats: les dades d'entrenament no semblen linealment separables; no està clar que un marge major que zero puga millorar resultats, sobretot perquè sols tenim 30 mostres de test; amb marge nul ja hem vist que s'obté un error (en test) del 16.7%