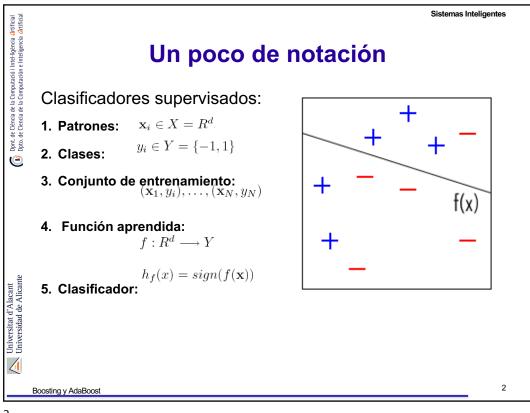
Tema 6: Boosting y Adaboost

Tema 6: Boosting y Adaboost

Tema 6: Boosting y Adaboost

1



Sistemas Inteligentes Dpnt. de Ciència de la Computació i Intel·ligència **d**rtificial Dpto. de Ciencia de la Computación e Inteligencia **d**rtificial Combinar clasificadores "débiles" Clasificadores débiles: Moderadamente precisos (simples y que funcionen al menos mejor que una clasificación aleatoria). El ٥ resultado es una hipótesis conjunta (ensemble hypothesis) -A—SVM -B—AdaBoostSVM Combinación: Se puede probar que es posible encontrar un clasificador más preciso combinando muchos clasificadores "débiles". ¿Cómo combinarlos? - Bagging Boosting :500 100:500 80:500 60:500 30:500 Number of postive samples : Number of negtive samples Boosting y AdaBoost

3

Jpnt. de Ciència de la Computació i Intel·ligència *d*rtificial Dpto. de Ciencia de la Computación e Inteligencia *d*rtificial Sistemas Inteligentes

### Bagging. Bootstrap aggregating

**Bagging**.[Breiman,94] Repeat for t = 1, ..., T:

- Select, at random with replacement, N training examples.
- lacktriangleright Train learner on selected samples to generate  $h_t$

Final hypothesis is simple vote:

$$H(x) = MAJ(h_1(\mathbf{x}), \dots, h_T(\mathbf{x}))$$

Características:

Universitat d'Alaca Universidad de Alic

Ayuda a mejorar clasificadores inestables, como redes neuronales o árboles de decisión (pequeños cambios en el conjunto de entrenamiento llevan a diferentes clasificadores y grandes cambios en el porcentaje de aciertos).

Boosting y AdaBoost

2

Dpnt. de Ciència de la Computació i Intel·ligència  $\alpha$ rtificial Dpto. de Ciencia de la Computación e Inteligencia  $\alpha$ rtificial

٥

Sistemas Inteligentes

## **Boosting vs Bagging**

Muestreo ponderado (ejemplos):

- En lugar de hacer un muestreo aleatorio de los datos de entrenamiento, se ponderan las muestras para concentrar el aprendizaje en los ejemplos más difíciles.
- Intuitivamente, los ejemplos más cercanos a la frontera de decisión son más difíciles de clasificar, y recibirán pesos más altos.

Votos ponderados (clasificadores):

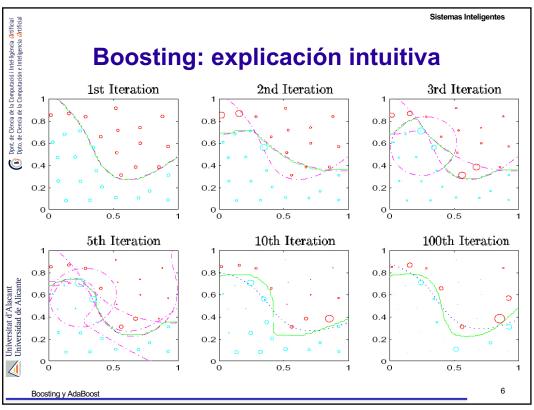
- En lugar de combinar los clasificadores con el mismo peso en el voto, se usa un **voto ponderado**.
- Esta es la regla de combinación para el conjunto de clasificadores débiles.
- En conjunción con la estrategia de muestreo anterior, esto produce un clasificador más fuerte.

Boosting y AdaBoost

5

\_

4



Dpnt. de Ciència de la Computació i Intel·ligència drtificia Dpto. de Ciencia de la Computación e Inteligencia drtifici

Sistemas Inteligentes

#### **Adaboost**

AdaBoost. Adaptive Boosting [Freund, Schapire, 96]

- Initialize distribution over training set  $D_1(i) = 1/N$ .
- $\blacksquare$  For  $t=1,\ldots,T$
- 1. Train weak learner using distribution  $D_t$  and obtain  $h_t$ .
- 2. Choose a weight (confidence value)  $\alpha_t \in R$ .
- 3. Update distribution over training set:

$$D_{t+1}(i) = \frac{D_t(i)e^{-\alpha_t y_i h_t(x_i)}}{Z_t}$$

• Set  $H(x) = sign(f(x)) = sign\left(\sum_{i=1}^{T} \alpha_t h_t(x)\right)$ 

ซูNotación:

- 1. i indexa ejemplos, mientras que t indexa clasificadores (débiles)
- **2.**  $D_t$  depende de la complejidad de los ejemplos. ¿Cómo usarla?  $\square \alpha_t$  depende del error  $\epsilon_t$  asociado a la  $h_t$
- 4. Z<sub>t</sub> es una constante de normalización.

Boosting y AdaBoost

/

Sistemas Inteligentes

7

4

Adaboost

```
Algorithm 1 Adaboost

1: procedure ADABOOST(X,Y)

2: D_{i}(i) = 1/N Notice in the second second
```

2:  $D_1(i) = 1/N$   $\triangleright$  Indica como de difcil es de clasificar cada punto i3: **for**  $t = 1 \rightarrow T$  **do**  $\triangleright$  T es el nmero de clasificadores dbiles a usar 4: Entrenar  $h_t$  teniendo en cuenta  $D_t$ 

5: Start
6: for k = 17:  $F_p = gen$ 

for  $k = 1 \to A$  do  $\Rightarrow$  A = num. de pruebas aleatorias  $F_p$ = generaClasificadorDébilAlAzar()  $\epsilon_t = P_{D_t}(h_t(x_i) \neq y_i) \to \epsilon_{t,k} = \sum_{i=1}^N D_t(i) \cdot (F_k(x) \neq y(x))$ 

 $\mathbf{return} < \hat{F}_p | \min(\epsilon_{t,k}) >$   $\mathbf{End}$   $\mathbf{Del} \ h_t \ ext{anterior obtener su ve}$ 

9:

10: 11:

12:

16:

Del  $h_t$  anterior obtener su valor de confianza  $\alpha_t \in \mathbb{R}$ 

 $egin{aligned} \mathbf{Start} \ lpha_t = 1/2\log_2\left(rac{1-\epsilon_t}{\epsilon_t}
ight) \end{aligned}$ 

13: End 14: Actualizar  $D_{t+1}$ 15: Start

 $\begin{aligned} \textbf{Start} & D_{t+1} = \frac{D_t(i) \cdot e^{-\alpha_t \cdot y_i h_t(x_i)}}{Z_t} \\ & Z_t = \sum_i D_t(i) \end{aligned}$ 

17:  $Z_t = \sum_i D_t(i)$ 18: End  $\operatorname{return} H(x) = sign(\sum_t \alpha_t \cdot h_t(x))$ 

Boosting y AdaBoost

8

Dpnt. de Ciència de la Computació i Intel·ligència *C*rtificial Dpto. de Ciencia de la Computación e Inteligencia *C*rtificial

٥

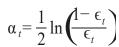
Sistemas Inteligentes

### Construyendo y usando Dt

- 1. Entrenar un clasificador débil usando D<sub>t</sub> y obtener h<sub>t</sub>
- Normalmente se muestrean los ejemplos de entrenamiento usando  $\mathbf{D}_t$  (muestreo por importancia)
  - Inicialmente, cuando **T**=1 todos los ejemplos son igualmente probables.
  - En las siguientes iteraciones, es más probable seleccionar los ejemplos más difíciles (los que hacen fallar al clasificador).
- 2. Escoger un valor de confianza  $a_t$
- . Sea ε, el error asociado a ht

 $\epsilon_t = Pr_{D_t}[h_t(\mathbf{x}_i) \neq y_i]$ 

• El valor de  $\alpha_{\star}$  surge de intentar optimizar dicho error y es:



Boosting y AdaBoost

9

Dpnt. de Ciència de la Computació i Intel·ligència *d*rtificial Dpto. de Ciencia de la Computación e Inteligencia *d*rtificia Sistemas Inteligentes

# Construyendo y usando Dt

- 3. Actualizar la distribución D:
  - Inicialmente, cuando T=1 todos los ejemplos son igualmente probables.
  - En las siguientes iteraciones, es más probable seleccionar los ejemplos más difíciles (los que hacen fallar al clasificador).

$$D_{t+1}(i) = \frac{D_t(i)}{Z_t} \cdot A$$



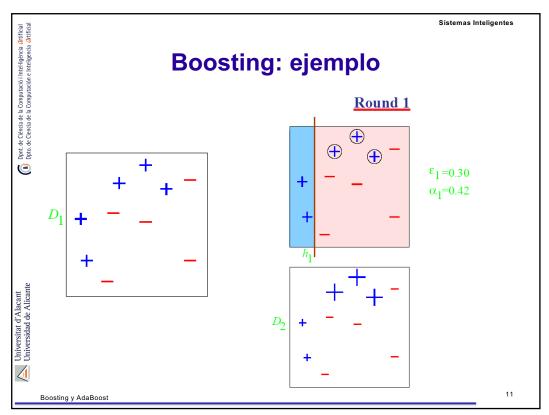
 $if \quad h_t(\mathbf{x}_i) = y_i \Longrightarrow A = e^{-\alpha_t}$ 

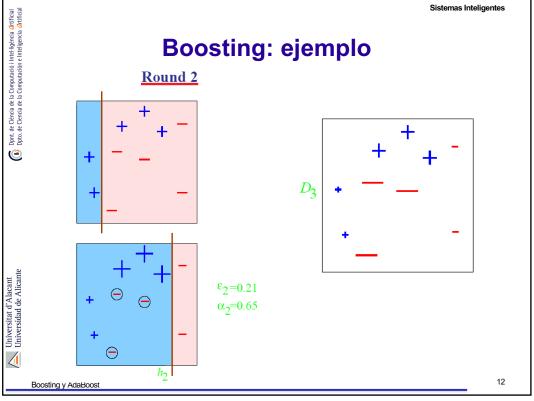
$$if h_t(\mathbf{x}_i) \neq y_i \Longrightarrow A = e^{\alpha_t}$$

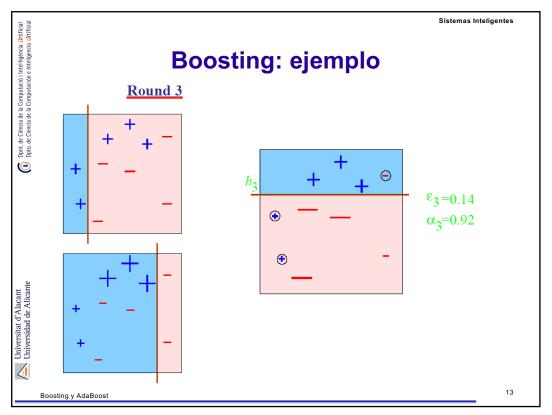
Boosting y AdaBoost

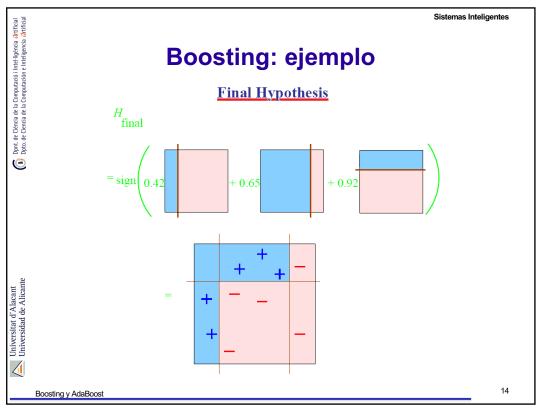
10

4









Ciència de la Computació i Intel·ligència **d**rtificial Ciencia de la Computación e Inteligencia **d**rtificial Sistemas Inteligentes

# **Bibliografía**

 Duda, Hart & Stork. Pattern Classification. Wiley 2001.Chapter 9.

- Hastie, Tibshirani, Friedman, The Elements of Machine Learning. Springer Series in Statistics. 2001. Chapter 10.
- www.boosting.org

Universitat d'Alacan Universidad de Alica

Boosting y AdaBoost

15