

**TRATAMIENTO DIGITAL DE SEÑALES**  
**TEORÍA**

(Tiempo: 60 minutos. Puntos: 3/8)

**T1.-** Se desea estimar el valor de la v.a.  $s$  a partir de observaciones de las vv.aa.  $x_1$  y  $x_2$  y posiblemente  $x_3$ . Minimizando el error cuadrático medio, se obtienen los estimadores lineales:

$$\begin{aligned}\hat{s}_A &= w_1 x_1 + w_2 x_2 + w_3 x_3 && \text{(empleando } x_3) \\ \hat{s}_B &= w'_1 x_1 + w'_2 x_2 && \text{(prescindiendo de } x_3)\end{aligned}$$

Sean  $E_A = E[(s - \hat{s}_A)^2]$  y  $E_B = E[(s - \hat{s}_B)^2]$ . Con la información disponible, indique en cuáles de los supuestos siguientes puede afirmarse que se cumple  $E_A = E_B$ :

- a)  $x_3 = x_1 + 2x_2$
- b)  $x_3$  es independiente de  $s$
- c)  $x_3 = x_1 + r$ , siendo  $r$  una v.a tal que  $p(x_1, x_2, r, s) = p(x_1, x_2, s)p(r)$
- d)  $x_3 = x_1 x_2$

---

(20 min; 1p)

**T2.-** Discútase la validez del siguiente argumento:

“El estimador absolutamente eficiente  $\hat{s}$  de un parámetro determinista  $s$  siempre existe, ya que de la condición

$$\frac{\partial \ln p(x|s)}{\partial s} = k(s)(\hat{s} - s)$$

se puede despejar

$$\hat{s} = s + \frac{1}{k(s)} \frac{\partial \ln p(x|s)}{\partial s}$$

---

(20 min; 1p)

**T3.-**

- a) El algoritmo LMS en su forma original no puede ser utilizado en el entrenamiento de MLPs con más de una capa. Explique por qué e indique qué regla es utilizada para adaptar los algoritmos de gradiente a los MLPs, generando el algoritmo de retropropagación.
- b) Los MLPs son considerados aproximadores globales de funciones, mientras las RBFs son consideradas aproximadores locales. Explique el sentido de “local” en este contexto.
- c) Después de diseñar una RBF, se llega a la conclusión de que su generalización no es adecuada ¿Qué se debería intentar para mejorarlo en relación con
  - c.1 las covarianzas de los centroides?
  - c.2 el número de centroides?

---

(20 min; 1 p)

**TRATAMIENTO DIGITAL DE SEÑALES**  
**PROBLEMAS**

(Tiempo: 135 minutos. Puntos: 5/8)

**P1.-** Considérense las hipótesis binarias

$$H_0 : x = x_0$$

$$H_1 : x = x_1$$

donde  $x_0$  y  $x_1$  son dos vv.aa. de las que se conoce su ddp conjunta  $p(x_0, x_1)$ , dada por

$$p(x_0, x_1) = \begin{cases} \alpha^2 x_0 x_1 \exp(-x_0 - \alpha x_1) ; & x_0 > 0 \text{ y } x_1 > 0 \\ 0 & ; \text{ resto} \end{cases}$$

siendo  $\alpha > 1$ .

- Calcúlense las verosimilitudes de cada una de las hipótesis,  $p(x|H_0)$  y  $p(x|H_1)$ .
- Diséñese el decisor ML, y analícese su comportamiento para los casos en que  $\alpha$  es próximo a 1 y  $\alpha \gg 1$ .
- Se desea obtener el estimador de máxima verosimilitud del parámetro  $\alpha$ ,  $\alpha_{ML}$ . Para ello se realizan K observaciones independientes de los pares de puntos  $(x_0, x_1)$ ; obteniendo como media muestral el par  $(2,1)$ . Calcúlese el valor de  $\alpha_{ML}$ .
- Considérese un valor de  $\alpha = 2$ , independientemente del valor obtenido en el apartado anterior, y calcúlese la probabilidad de error del decisor diseñado en b).

---

(60 min; 2.5 p)

**P2.-** Las vv.aa.  $s$  y  $x$  tienen una ddp conjunta

$$p(s, x) = \begin{cases} a_f, & 0 < s < f(x) \text{ y } 0 < x < 1 \\ 0, & \text{en otro caso} \end{cases}$$

siendo  $a_f$  una constante.

Se desea estimar  $s$  a la vista de  $x$  mediante estimadores lineales de la forma

$$\hat{s}_i = w_i x, \quad i=1,2$$

empleando funciones de coste  $C_i(s, \hat{s}_i)$  que cumplen

$$\frac{\partial C_1(s, \hat{s}_1)}{\partial \hat{s}_1} = -(s - \hat{s}_1)$$
$$\frac{\partial C_2(s, \hat{s}_2)}{\partial \hat{s}_2} = -\hat{s}_2 (s - \hat{s}_2)$$

a) Sea  $f(x) = f_1(x) = x$

a1. Determinése  $a_{f1}$

a2. Determinése los valores de los coeficientes  $\{w_i\}_{i=1,2}$ , que minimizan los costes medios correspondientes a las funciones de coste indicadas.

b) Sea  $f(x) = f_2(x) = x^2$

b1. Determinése  $a_{f2}$

b2. Determinése los valores de los coeficientes  $\{w_i\}_{i=1,2}$ , que minimizan los costes medios correspondientes a las funciones de coste indicadas.

b3. Discútase en qué se diferencia esta situación de la que se produce en el apartado a).

---

(75 min; 2.5 p)