

TRATAMIENTO DIGITAL DE SEÑALES
TEORÍA

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

T1 - En el algoritmo LMS se puede introducir un mecanismo de regularización denominado de “inyección de ruido en las muestras de entrada”, de modo que, en vez de utilizar los pares (\mathbf{x}_k, d_k) para entrenamiento, se usan los pares (\mathbf{z}_k, d_k) , donde $\mathbf{z}_k = \mathbf{x}_k + \mathbf{n}_k$. Los elementos del vector \mathbf{n}_k son muestras independientes e idénticamente distribuidas según una Gauss de media cero y varianza v , y están además incorrelacionados con las muestras \mathbf{x}_k .

Indique cómo serían las ecuaciones de este algoritmo LMS con inyección de ruido, y discuta razonadamente qué ventajas e inconvenientes tendría este método frente al LMS habitual.

(20 min; 1 p)

T2 – Discuta las diferencias entre la estimación de densidades de probabilidad mediante ventanas de Parzen frente al método de los k-vecinos más próximos.

Considere un problema de estimación de densidades en el que los datos tienden a formar nubes de población similar (en términos de número de muestras), pero diferentes grados de dispersión. Discuta cuál de ambos métodos podría resultar ventajoso.

(20 min; 1 p)

T3 – a) Considere la función de coste de error cuadrático:

$$C(e) = e^2 = (s - \hat{s})^2$$

Pruebe que el estimador que minimiza este coste está dado por

$$\hat{s}_{ms} = E\{s|x\}$$

b) Considere ahora la familia de funciones de coste dada por

$$C(e) = e^p = |s - \hat{s}|^p$$

Determine para qué valores de p se satisface el principio de invariancia. Suponga $p > 0$.

(20 min; 1 p)

TRATAMIENTO DIGITAL DE SEÑALES
PROBLEMAS

(Tiempo: 120 minutos. Puntos: 5/8)

P1 – Cierta variable aleatoria x , con $0 < x < 1$, sigue una distribución

$$p(x|t) = 1 + t - 2tx$$

siendo t , con $0 < t < 1$, a su vez una variable aleatoria dada por

$$p(t|s) = 1 + s - 2st$$

(observe que s debe estar comprendido entre -1 y 1 para que $p(t|s)$ pueda ser una densidad de probabilidad). Suponiendo que, dado t , x y s son independientes,

- Determine el estimador de máxima verosimilitud de s basado en la observación de x .
- Para un mismo valor de s se han obtenido 3 realizaciones independientes de t y x dadas por $(t^{(1)}, x^{(1)})$, $(t^{(2)}, x^{(2)})$, $(t^{(3)}, x^{(3)})$. Desafortunadamente, el valor de $t^{(3)}$ se ha perdido. Determine el estimador ML de s basado en la información disponible.
- Discuta qué información adicional se precisaría para diseñar el estimador MAP. Asimismo, indique qué condiciones han de cumplirse, en tal caso, para que los estimadores MAP y ML coincidan.

(60 min; 2.5 p)

P2 – Considere un problema de decisión binaria dado por:

$$H_0 : x = as + r$$

$$H_1 : x = -as + r$$

donde x es la observación. Diseñe el decisor ML cuando:

- a) r es un v.a. gaussiana dada por $G(m_r, v_r)$
 $s = 1$
- b) r es una v.a. gaussiana dada por $G(m_r, v_r)$
 s es una v.a. gaussiana dada por $G(m_s, v_s)$