

<b>Instituto Tecnológico de Costa Rica</b> <b>Escuela de Computación</b>  Maestria en Ciencias de la Computacion <b>Curso: Aprendizaje automático</b>  Profesor: Ph. D. Saúl Calderón Ramírez	<b>QUIZ 0</b> Entrega: 5 de Junio 2022, a través del TEC digital Debe subir un <i>pdf</i> con la respuesta.  Valor: 100 pts. Puntos Obtenidos: _____  Nota: _____
Nombre del (la) estudiante: <b>Andrey Arguedas Espinoza</b>  Carné: <b>2020426569</b>	

1. **(100 pts)** Para un modelo de regresion polinomial con pesado local, con funcion de error:

$$E(\vec{w}) = \frac{1}{2} \left\| \vec{\theta}^T (X \vec{w} - \vec{t}) \right\|^2$$

Donde el arreglo de pesos  $X \in \mathbb{R}^{n \times d}$  es el conjunto de datos de entrenamiento con  $n$  observaciones y  $d$  dimensiones,  $\vec{t} \in \mathbb{R}^n$  es el arreglo de  $n$  etiquetas,  $\vec{w} \in \mathbb{R}^d$  el conjunto de parametros del modelo, y  $\vec{\theta} \in \mathbb{R}^n$  el conjunto de pesos por cada observacion, el cual da un peso mayor a los vecinos mas inmediatos de la observacion  $x_i$  usada como entrada para realizar la prediccion del modelo. Por ejemplo, si se usa una ventana Gaussiana, entonces:

$$\theta_i = \frac{1}{\sqrt{2\pi\tau^2}} e^{-\left(\frac{x_i - x}{\tau}\right)^2}$$

- (a) Calcule, usando minimos cuadrados, la ecuacion de  $\vec{w}$  optimo.

$$E(\vec{w}) = \frac{1}{2} \left[ \vec{\theta}^T (X \vec{w} - \vec{t}) * \vec{\theta}^T (X \vec{w} - \vec{t}) \right]$$

$$E(\vec{w}) = \frac{1}{2} \left[ \left( \vec{\theta} X \vec{w} - \vec{\theta} \vec{t} \right) * \left( \vec{\theta} X \vec{w} - \vec{\theta} \vec{t} \right) \right]$$

$$E(\vec{w}) = \frac{1}{2} \left[ \vec{\theta} X \vec{w} * \vec{\theta} X \vec{w} - \vec{\theta} X \vec{w} * \vec{\theta} \vec{t} - \vec{\theta} \vec{t} * \vec{\theta} X \vec{w} + \vec{\theta} \vec{t} * \vec{\theta} \vec{t} \right]$$

$$E(\vec{w}) = \frac{1}{2} \left[ (\vec{\theta} X \vec{w})^2 - (\vec{\theta} \vec{t})^2 \right]$$

$$E(\vec{w}) = \frac{1}{2} \left[ \left( \frac{1}{\sqrt{2\pi\tau^2}} e^{-\left(\frac{x_i - x}{\tau}\right)^2} * X \vec{w} \right)^2 - \left( \frac{1}{\sqrt{2\pi\tau^2}} e^{-\left(\frac{x_i - x}{\tau}\right)^2} * \vec{t} \right)^2 \right]$$

$$E\left(\vec{w}\right)=\frac{1}{2}\left[\left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\tau^2}}e^{-\left(\frac{x_i-x}{\tau}\right)^2}\ast X\vec{w}\right)^2-\left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\tau^2}}e^{-\left(\frac{x_i-x}{\tau}\right)^2}\ast \vec{t}\right)^2\right]$$

$$E\left(\vec{w}\right)=2\ast\frac{Xe^{-\left(\frac{x_i-x}{\tau}\right)^2}}{\sqrt{2\pi\tau}}\ast\frac{d}{dw}[w]+\frac{d}{dw}[w]\ast2\left(-\frac{\vec{t}e^{-\left(\frac{x_i-x}{\tau^2}\right)^2}}{\sqrt{2\pi\tau}}\right)$$

$$E\left(\vec{w}\right)=2\ast\frac{Xe^{-\left(\frac{x_i-x}{\tau^2}\right)^2}}{\sqrt{2\pi\tau}}$$