

## Tarea 1A corte #2

### Ejercicios

- Resolver por Lagrang para  $q=2$  y  $\|u\|_2=1$ ,  $u \geq 0$  (combinación convexa)

\* Demostrar  $K_c = H K H$ ,  $H = I - \frac{11^T}{N}$

▲ Probar desigualdad de Jensen

### Solución

\*  $K_c = H K H$ ,  $H = I - \frac{11^T}{N}$

Diagrama de anotaciones:

- Arriba de  $I$ : matriz identidad  $N \times N$
- Arriba de  $11^T$ : vector de unos
- Debajo de  $K$ : matriz kernel
- Debajo de  $H$ : matriz centrada
- Debajo de  $N$ : # datos

$\therefore$

$$K_c = \left( I - \frac{1}{N} 11^T \right) K \left( I - \frac{1}{N} 11^T \right)$$

$$K_c = K - K \frac{11^T}{N} - \frac{11^T}{N} K + \frac{11^T K 11^T}{N^2}$$

en terminos de  $x_n$  y  $x_m$ :

$$k_c(x_n, x_m) = k(x_n, x_m) - \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N k(x_n, x_m) - \frac{1}{N} \sum_{m=1}^N k(x_n, x_m) \dots$$

$$+ \frac{1}{N^2} \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^N k(x_n, x_m)$$

teniendo en cuenta  $D_{cs}$

$$|E\{\bar{k}_x \bar{k}_y\}| \leq \sqrt{E\{\bar{k}_x^2\} E\{\bar{k}_y^2\}}$$

$$\hat{\rho}(k_x, k_y) \in [0, 1]$$

usando norma de Frobenius

$$\|k\|_F^2 = \text{tr}(k^H k)$$

$$= \text{tr}(k k^H)$$

▲ si  $\ell_p\{(k(x, x))^{1/2}\} < \infty$ , entonces  $u_p \in \mathcal{F}$   
 el operador lineal  $T_p f = \ell_p\{f(x)\}$ ;  $\forall f \in \mathcal{F}$   
 el acotado dado que:

$$\|T_p f\| = \|\ell_p\{f(x)\}\| \leq \ell_p\{|f(x)|\} = \ell_p\{|\langle f, u(x) \rangle|\}$$

desigualdad

$$\rightarrow \mathbb{E}_p \{ |\langle f, \varphi(x) \rangle_f| \} \leq \mathbb{E}_p \{ \|f\|_F \| \varphi(x) \|_F \}$$

$$\begin{aligned} &\rightarrow \mathbb{E}_p \{ \sqrt{K(x, x)} \|f\|_F \} \\ &\rightarrow |T_p F| \leq \mathbb{E}_p \{ \sqrt{K(x, x)} \|f\|_F \} \end{aligned}$$

$$\therefore \mu_p \in \mathcal{F} \text{ tal que } T_p \mathcal{F} = \langle f, \mu_p \rangle_{\mathcal{F}}$$

$$\begin{aligned} \text{si } f(x) = \mu(x) = K(x, 0); \mu_p(x) &= \langle \mu_p, K(x, 0) \rangle_{\mathcal{F}} \\ &= \mathbb{E}_p \{ K(x, x') \} \end{aligned}$$

$L_2$  de  $\mu_j$ 
multiplicador asociado a la restricción

$$\bullet \quad \mathcal{L}(\mu, \lambda) = \hat{\beta} \left( \sum_{j=1}^d \mu_j K(x_j, x_y) \right) + \lambda \left( 1 - \sum_{j=1}^d \mu_j^2 \right)$$

maximizar  
 teniendo en cuenta que:  
 $\|\mu\|_q \leq \xi$

se deriva respecto a  $\mu_j$  y  $\lambda$  para encontrar valores optimos

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \mu_j} = \frac{\partial \hat{\beta}}{\partial \mu_j} + \lambda(1 - 2\mu_j) = 0$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \lambda} = 1 - \sum_{j=1}^d \mu_j^2 = 0$$