

→ Slide 4→ Debe ser constante:  $P(o) = \alpha$ 

$$P(o) d o = P(c) d c$$

$$d o = \frac{1}{\alpha} P(c) d c$$

Integrando,

$$0 = \frac{1}{\alpha} \int_{-1}^c P(c') d c'$$

$$\hookrightarrow \text{Por normalización } 1 = \int_0^{G_{\max}} P(o) d o = \frac{1}{\alpha} \cdot G_{\max}$$

$$\therefore \frac{1}{\alpha} = \frac{1}{G_{\max}}$$

$$0 = \frac{1}{G_{\max}} \int_{-1}^c P(c') d c'$$


---

→ Slide 16

Queremos ver cuanto vale  $H(o_1, \dots, o_e) - H(L_1, \dots, L_e)$ ; esto es, la diferencia en las entropías entre la entrada y la representación, BAJO UN MODELO/MAPEO LINEAL:

$$O_i = \sum_{j=1}^e k_{ij} L_j$$

→ Las probabilidades transforman según (pasando a vars. CONTINUAS)

$$f(o_1, \dots, o_e) \cdot d o_1 \dots d o_e = f(L_1, \dots, L_e) \cdot d L_1 \dots d L_e$$

$$f(o_1, \dots, o_e) \cdot \det \begin{vmatrix} \frac{\partial o_1}{\partial L_1} & \dots & \frac{\partial o_1}{\partial L_e} \\ \vdots & & \vdots \\ \frac{\partial o_e}{\partial L_1} & \dots & \frac{\partial o_e}{\partial L_e} \end{vmatrix} = f(L_1, \dots, L_e)$$

→ donde  $\frac{\partial o_i}{\partial L_j} = k_{ij}$

$$f(o_1, \dots, o_e) \cdot \det K = f(L_1, \dots, L_e)$$

$$f(o_1, \dots, o_e) = \frac{f(L_1, \dots, L_e)}{|\det K|}$$

→ Calculamos la entropía de salida  $H(O_1, \dots, O_e)$  en variable continua, que es lo que asumimos antes al considerar el mapeo como una transformación de coordenadas (diferenciable):

$$H(O_1, \dots, O_e) = - \int f(O_1, \dots, O_e) \cdot \log_2 f(O_1, \dots, O_e) \, dO_1 \dots dO_e$$

↗ densidad de probabilidad.

→ por conservación de probabilidades:

$$f(O_1, \dots, O_e) \cdot dO_1 \dots dO_e = f(L_1, \dots, L_e) \cdot dL_1 \dots dL_e$$

→ Además, la  $f$  que aparece en el logaritmo la reemplazamos por lo que hallamos anteriormente:

$$H(O_1, \dots, O_e) = - \int f(L_1, \dots, L_e) \cdot \log_2 \frac{f(L_1, \dots, L_e)}{|\det K|} \, dL_1 \dots dL_e$$

$$= - \int f(L_1, \dots, L_e) \cdot [\log_2 f(L_1, \dots, L_e) - \log_2 |\det K|] \, dL_1 \dots dL_e$$

$$= - \int f(L_1, \dots, L_e) \cdot \log_2 f(L_1, \dots, L_e) \, dL_1 \dots dL_e$$

$\underbrace{\hspace{10em}}_{H(L_1, \dots, L_e)}$

$$+ \int f(L_1, \dots, L_e) \cdot \log_2 |\det K| \, dL_1 \dots dL_e$$

↗ sale de la integral

$$H(O_1, \dots, O_e) = H(L_1, \dots, L_e) + \log_2 |\det K| \cdot \underbrace{\int f(L_1, \dots, L_e) \, dL_1 \dots dL_e}_{1 \text{ (normalización)}}$$

$$\rightarrow H(O_1, \dots, O_e) - H(L_1, \dots, L_e) = \log_2 |\det K|$$

↓  
que se puede escribir como

$$|\det K|^2 = \det(K^T \cdot K)$$

$$= \frac{1}{2} \log_2 \det(K^T \cdot K) \quad \checkmark$$

→ Slide 17

$O$  es Gaussiana (transformación lineal de una Gaussiana).

$$\begin{aligned} \hookrightarrow \text{Definida por: } \vec{O} &\rightarrow \langle \vec{O} \rangle = \langle K \cdot \vec{L} \rangle \\ &= K \langle \vec{L} \rangle = 0 \end{aligned}$$

: Matriz de covarianza:  $\langle O_i O_j \rangle$

$$\begin{aligned} \tilde{R} &= \langle \vec{O} \vec{O}^T \rangle = \langle K \vec{L} \vec{L}^T K^T \rangle \\ &= K \underbrace{\langle \vec{L} \vec{L}^T \rangle}_{R} K^T = K \cdot R \cdot K^T \quad \checkmark \end{aligned}$$

$\tilde{R}$  Matriz de covarianza en luminosidades

→ Slide 18 : Queremos ver cuanto vale  $H(O_i)$  : Entropía de un símbolo de salida.

Tenemos que  $O_i$  es Gaussiana,

$$P(O_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \tilde{R}_{ii}} \exp\left(-\frac{1}{2\tilde{R}_{ii}} O_i^2\right)$$

Entonces,

$$H(O_i) = - \int dO_i P(O_i) \log_2 P(O_i) = \int dO_i P(O_i) \left[ -\log_2 \left( \frac{1}{\sqrt{2\pi} \tilde{R}_{ii}} \exp\left(-\frac{1}{2\tilde{R}_{ii}} O_i^2\right) \right) \right]$$

$$= \int dO_i P(O_i) \left[ \log_2(\sqrt{2\pi} \tilde{R}_{ii}) - \frac{1}{\ln 2} \ln \left[ \exp\left(-\frac{1}{2\tilde{R}_{ii}} O_i^2\right) \right] \right]$$

$$= \log_2(\sqrt{2\pi} \tilde{R}_{ii}) \underbrace{\int dO_i P(O_i)}_1 - \frac{1}{\ln 2} \int dO_i P(O_i) \left[ -\frac{1}{2\tilde{R}_{ii}} O_i^2 \right]$$

$$= \log_2(\sqrt{2\pi} \tilde{R}_{ii}) + \frac{1}{\ln 2} \frac{1}{2\tilde{R}_{ii}} \underbrace{\int O_i^2 P(O_i) dO_i}_{\tilde{R}_{ii}}$$

$$= \log_2(\sqrt{2\pi} \tilde{R}_{ii}) + \frac{1}{\ln 2} \cdot \frac{1}{2\tilde{R}_{ii}} \tilde{R}_{ii} = \log_2(\tilde{R}_{ii}) + \log_2(\sqrt{2\pi}) + \frac{1}{2\ln 2}$$

$$H(O_i) = \log_2(\tilde{R}_{ii}) + \text{constantes.}$$

→ Slide 20:

$$\text{Tengo } E\{kk^T\} = \text{Tr}(K R K^T) - \rho \log_2 \det(K^T K)$$

Quiero ver qué queda pasando a Fourier.

\* Primer término:

Pasando al continuo

Sabemos que:

$$\text{Tr}(K R K^T) = \sum_i O_i^2 = \int O^2(x) dx$$

$$\rightarrow \text{Del teorema de Parseval: } \int_{-\infty}^{\infty} |f(t)|^2 dt = \int_{-\infty}^{\infty} |f(\omega)|^2 d\omega$$

Entonces,

$$\text{Tr}(K R K^T) = \int O(f) \cdot O^*(f) df = \int O(f) \cdot O(-f) df$$

transf. de señal real

Pero si:

$$O_i = K_{ij} L_j \quad \text{donde } K_{ij} = K(x_i - x_j)$$

CONVOLUTION

luego

$$O(f) = K(f) \cdot L(f)$$

Por tanto,

$$\text{Tr}(K R K^T) = \int K(f) \cdot L(f) \cdot K(-f) \cdot L(-f) df$$

$$= \int df \underbrace{K(f) \cdot K(-f)}_{|K(f)|^2} \cdot \underbrace{L(f) \cdot L(-f)}_{R(f)}$$

Esto es,

$$\text{Tr}(K R K^T) = \int df |K(f)|^2 R(f)$$

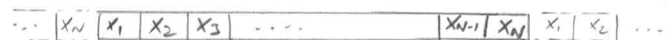
→ ver clase pasada  
"Espectro de potencia" es  
la transf. de  
Fourier de la  
correlación espacial  
 $R(x_1, x_2) = \langle L(x_1) L(x_2) \rangle$   
↓  
 $R(f) = L(f) L(-f)$

\* Segundo término:  $\log \det(K^T K) = ?$

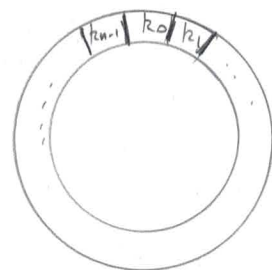
→  $K$  es una matriz cíclica:  $K_{ij} = K(x_i - x_j)$

$K(x_1 - x_1) = K(0)$   
 $K(x_2 - x_1) = K(1)$

$$K = \begin{pmatrix} k_0 & k_{n-1} & \dots & k_1 \\ k_1 & k_0 & \dots & k_2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ k_{n-1} & k_{n-2} & \dots & k_0 \end{pmatrix}$$



↳ Cada columna es una versión "rotada" de la primera columna



→ Estas matrices tienen propiedades MUY ESPECIALES.

En particular, la forma diagonal es:

$$\text{diag}(K) = \begin{pmatrix} K_0 & & \textcircled{1} \\ & K_1 & \\ \textcircled{1} & & \\ & & \ddots \\ & & & K_{n-1} \end{pmatrix}$$

donde los elementos diagonales corresponden a la transformada de Fourier de la primera columna de  $K$ .

$$K_m = \sum_{k=0}^{n-1} k_k \cdot e^{-\frac{2\pi i}{n} m k}$$

El determinante de  $K$  es, consecuentemente:

$$\det K = \prod_{m=1}^n K_m$$

Dado que nos interesa  $\log \det(K^T K)$ , tendremos:

$$\log \det(K^T K) = \log [\det(K^T) \cdot \det(K)] = \log [\det(K)]^2 = \log \left[ \prod_{m=1}^n K_m \right]^2$$

$$= \log \prod_{m=1}^n K_m^2 = \sum_{m=1}^n \log_2 K_m^2$$

↓ Pasando al continuo.

$$= \int df \log_2 |K(f)|^2 \quad \checkmark$$

Slide 20  $\rightarrow$  Solución.

Tenemos

$$E\{k\} = \int df |k(f)|^2 R(f) - \rho \int df \log_2 |k(f)|^2$$

Entonces

$$\frac{\delta E}{\delta k} = \frac{\partial E(\{k + \alpha k'\})}{\partial \alpha} \bigg|_{\alpha=0}$$

$$= \frac{\partial}{\partial \alpha} \left\{ \int df |k(f) + \alpha k'(f)|^2 R(f) - \rho \int df \log_2 |k(f) + \alpha k'(f)|^2 \right\} \bigg|_{\alpha=0}$$

$$= \left\{ \int df 2 |k(f) + \alpha k'(f)| \cdot k'(f) R(f) - \rho \int df \frac{2}{\ln 2} \frac{k'(f)}{k(f) + \alpha k'(f)} \right\} \bigg|_{\alpha=0}$$

$$= 2 \int df k(f) k'(f) R(f) - \frac{2\rho}{\ln 2} \int df \frac{k'(f)}{k(f)}$$

Pero  $k'(f)$  puede ser cualquier cosa  $\rightarrow$  función de prueba  $k'(f) = \delta(f - f_0)$

Así,

$$\frac{\delta E}{\delta k} = 2 k(f_0) R(f_0) - \frac{2\rho}{\ln 2} \frac{1}{k(f_0)} = 0.$$

$$\rightarrow |k(f_0)|^2 \propto \frac{1}{R(f_0)}$$

Pero  $f_0$  puede ser cualquier frecuencia!

$$\underline{\underline{|k(f)|^2 \propto \frac{1}{R(f)}}}$$