

---

Álgebra II (Curso 23)  
Primer cuatrimestre, 2021  
NOTAS EN LA EMERGENCIA SANITARIA:  
BORRADORES PARA LA CLASE DEL 7 DE JULIO  
Sebastian GRYNBERG

---



*El único héroe válido es el héroe “en grupo”,  
nunca el héroe individual, el héroe solo.*

---

H. G. OESTERHELD

ÍNDICE

1. Propiedades de las matrices simétricas	2
1.1. Subespacios fundamentales	2
1.2. Espectro	2
1.3. Autoespacios	2
1.4. Teorema espectral	2
1.5. Courant-Fisher	3
2. Para un estudio de $A^T A$	4
2.1. Subespacios fundamentales	4
2.2. Espectro	5
2.3. Diagonalización ortogonal	5
2.4. Estructura geométrica de $A$	5

## 1. PROPIEDADES DE LAS MATRICES SIMÉTRICAS

## 1.1. Subespacios fundamentales.

**Lema 1.1.** Si  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  es una matriz simétrica, el subespacio nulo de  $A$  es ortogonal al subespacio columna de  $A$ . En otras palabras,

$$\text{nul}(A) \perp \text{col}(A).$$

*Demostración.* Inmediata:  $\text{nul}(A) \perp \text{col}(A^T) = \text{col}(A)$ . □

## 1.2. Espectro.

**Lema 1.2.** Todas las raíces del polinomio característico de una matriz simétrica  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  son números reales.

*Demostración.* Si  $\lambda \in \sigma_{\mathbb{C}}(A)$  y  $z \in \text{nul}(A - \lambda I) \setminus \{0\}$ , entonces

$$\begin{aligned} \lambda \|z\|^2 &= \lambda \langle z, z \rangle = \langle \lambda z, z \rangle = \langle Az, z \rangle = \langle z, A^* z \rangle \\ &= \langle z, Az \rangle = \langle z, \lambda z \rangle = \bar{\lambda} \langle z, z \rangle = \bar{\lambda} \|z\|^2. \end{aligned}$$

Como  $\|z\|^2 \neq 0$ , resulta que  $\lambda = \bar{\lambda}$ . Por lo tanto,  $\lambda \in \mathbb{R}$ . □

## 1.3. Autoespacios.

**Lema 1.3.** Si  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  es una matriz simétrica, autovectores correspondientes a distintos autovalores son ortogonales entre sí. En otras palabras,

$$\text{nul}(A - \lambda_i I) \perp \text{nul}(A - \lambda_j I) \text{ para } \lambda_i \neq \lambda_j.$$

*Demostración.* Sean  $x \in \text{nul}(A - \lambda_i I)$  e  $y \in \text{nul}(A - \lambda_j I)$ , vale que

$$\lambda_i \langle x, y \rangle = \langle \lambda_i x, y \rangle = \langle Ax, y \rangle = \langle x, Ay \rangle = \langle x, \lambda_j y \rangle = \lambda_j \langle x, y \rangle.$$

Como  $\lambda_i \neq \lambda_j$ , resulta que  $\langle x, y \rangle = 0$ . Por lo tanto,  $x \perp y$ . □

## 1.4. Teorema espectral.

**Teorema 1.4.** Una matriz  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  con espectro  $\sigma(A) = \{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m\}$  es simétrica si y sólo si existen matrices  $\{P_1, P_2, \dots, P_m\}$  tales que

$$(1) \quad A = \lambda_1 P_1 + \lambda_2 P_2 + \dots + \lambda_m P_m,$$

donde las  $P_i$  tienen las siguientes propiedades

- a)  $P_i$  es la proyección ortogonal sobre  $\text{nul}(A - \lambda_i I)$ .
- b)  $P_i P_j = 0$  para  $i \neq j$ .
- c)  $P_1 + P_2 + \dots + P_m = I$ .

**Nota Bene.** Nótese que si  $\{u_1, \dots, u_r\}$  es un sistema ortonormal de vectores de  $\mathbb{R}^n$  y  $U_r = [u_1 \ \dots \ u_r] \in \mathbb{R}^{n \times r}$ , entonces

$$P = U_r U_r^T$$

es la matriz de la proyección ortogonal sobre el subespacio  $\text{gen}\{u_1, \dots, u_r\}$ . En efecto,

$$Px = U_r U_r^T x = \left( \sum_{j=1}^r u_j u_j^T \right) x = \sum_{j=1}^r (u_j^T x) u_j = \sum_{j=1}^r \langle x, u_j \rangle u_j.$$

### 1.5. Courant-Fisher.

Como los autovalores de una matriz simétrica  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  son números reales, se los puede organizar en forma decreciente:  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n$ . Además, existe una matriz ortogonal  $U \in \mathbb{R}^{n \times n}$  tal que  $U^T A U = \Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n)$ , o, lo que es lo mismo  $A = U \Lambda U^T$ . Definiendo  $y = U^T x$  podemos escribir

$$(2) \quad x^T A x = x^T U \Lambda U^T x = y^T \Lambda y = \sum_{j=1}^n \lambda_j y_j^2.$$

Como  $\|y\| = \|U^T x\| = \|x\|$ , las relaciones

$$\begin{aligned} \sum_{j=1}^n \lambda_j y_j^2 &\leq \lambda_1 \sum_{j=1}^n y_j^2 = \lambda_1 \|y\|^2, \\ \sum_{j=1}^n \lambda_j y_j^2 &= \lambda_1 \text{ para } y = e_1, \end{aligned}$$

junto a las identidades (2), implican que

$$\lambda_1 = \max_{\|x\|=1} x^T A x.$$

Del mismo modo, las relaciones

$$\begin{aligned} \sum_{j=1}^n \lambda_j y_j^2 &\geq \lambda_n \sum_{j=1}^n y_j^2 = \lambda_n \|y\|^2, \\ \sum_{j=1}^n \lambda_j y_j^2 &= \lambda_n \text{ para } y = e_n, \end{aligned}$$

implican que

$$\lambda_n = \min_{\|x\|=1} x^T A x.$$

Con un poco más de trabajo se puede demostrar el siguiente resultado

**Teorema 1.5** (Courant-Fischer). *Los autovalores  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n$  de una matriz simétrica  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  son*

$$\lambda_i = \min_{\dim(\mathbb{S})=n-i+1} \max_{x \in \mathbb{S}: \|x\|=1} x^T A x$$

*Demostración.* Usando una diagonalización ortogonal de  $A$  el problema se reduce a demostrar que

$$\lambda_i = \min_{\dim(\mathbb{S})=n-i+1} \max_{y \in \mathbb{S}: \|y\|=1} y^T \Lambda y$$

Sea  $\mathbb{T} = \text{gen}\{e_1, \dots, e_i\} \neq \{0\}$ . Si  $\mathbb{S}$  tiene dimensión  $n+i-1$ , entonces  $\mathbb{S} \cap \mathbb{T} \neq \{0\}$ . Si se supone lo contrario se obtiene una contradicción. Consideramos

$$\Sigma_{\mathbb{S}} = \{y \in \mathbb{S} : \|y\| = 1\}.$$

Como  $\mathbb{S} \cap \mathbb{T} \neq \{0\}$ ,  $\Sigma_{\mathbb{S}} \cap \mathbb{T} \neq \emptyset$ . Para cada  $y \in \Sigma_{\mathbb{S}} \cap \mathbb{T}$  vale que

$$y^T \Lambda y = \sum_{j=1}^i \lambda_j y_j^2 \geq \lambda_i \sum_{j=1}^i y_j^2 = \lambda_i$$

Como  $\Sigma_{\mathbb{S}} \cap \mathbb{T} \subseteq \Sigma_{\mathbb{S}}$ , tenemos

$$\max_{y \in \Sigma_{\mathbb{S}}} y^T \Lambda y \geq \max_{y \in \Sigma_{\mathbb{S}} \cap \mathbb{T}} y^T \Lambda y = \lambda_i,$$

y en consecuencia,

$$\min_{\dim(\mathbb{S})=n-i+1} \max_{y \in \Sigma_{\mathbb{S}}} y^T \Lambda y \geq \lambda_i.$$

Si  $\mathbb{S}^* = \{e_1, \dots, e_{i-1}\}$

$$y^T \Lambda y = \sum_{j=1}^n \lambda_j y_j^2 \leq \lambda_i \sum_{j=i}^n y_j^2 = \lambda_i \quad \text{para todo } y \in \Sigma_{\mathbb{S}^*}.$$

En consecuencia,

$$\min_{\dim(\mathbb{S})=n-i+1} \max_{y \in \Sigma_{\mathbb{S}}} y^T \Lambda y \leq \max_{y \in \Sigma_{\mathbb{S}^*}} y^T \Lambda y \leq \lambda_i,$$

y por lo tanto,

$$\lambda_i = \min_{\dim(\mathbb{S})=n-i+1} \max_{y \in \mathbb{S}: \|y\|=1} y^T \Lambda y.$$

□

## 2. PARA UN ESTUDIO DE $A^T A$

**Nota Bene.** Nótese que si  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ , entonces  $A^T A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  es una matriz simétrica.

### 2.1. Subespacios fundamentales.

**Lema 2.1.** Sea  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ . Vale que

$$\begin{aligned} \text{nul}(A^T A) &= \text{nul}(A) \\ \text{col}(A^T A) &= \text{col}(A^T) \end{aligned}$$

*Demostración.* Ejercicio.

□

## 2.2. Espectro.

**Lema 2.2.** Sea  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ . Vale que  $\sigma(A^T A) \subset \mathbb{R}^+$ .

*Demostración.* Si  $\lambda \in \sigma(A^T A)$  y  $x \in \text{nul}(A^T A - \lambda I) \setminus \{0\}$ , entonces

$$\lambda \|x\|^2 = \lambda \langle x, x \rangle = \langle \lambda x, x \rangle = \langle A^T A x, x \rangle = \langle A x, A x \rangle = \|A x\|^2.$$

Como  $\|x\|^2 > 0$  y  $\|A x\|^2 \geq 0$ , resulta que  $\lambda \geq 0$ . Por lo tanto,  $\sigma(A^T A) \subset \mathbb{R}^+$ .  $\square$

## 2.3. Diagonalización ortogonal.

Sea  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$  una matriz de rango  $r$ . Como  $\text{rango}(A^T) = \text{rango}(A)$  y  $\text{col}(A^T A) = \text{col}(A^T)$  tenemos que  $\text{rango}(A^T A) = r$ . Ordenando los autovalores no nulos de  $A^T A$  de manera decreciente podemos escribir  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_r > 0$ . Como  $A^T A$  es simétrica, existe una matriz ortogonal  $V \in \mathbb{R}^{n \times n}$  tal que

$$A^T A = V \Lambda V^T,$$

donde  $\Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_r, 0, \dots, 0)$ .

**Nota Bene.** Nótese que si  $V = [v_1 \ \dots \ v_n]$ , entonces

$$A^T A v_i = \lambda_i v_i.$$

## 2.4. Estructura geométrica de $A$ .

**Lema 2.3.** Sea  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$  una matriz de rango  $r$ . Si  $\{v_1, v_2, \dots, v_r\}$  es una base ortonormal de  $\text{col}(A^T)$  compuesta por autovectores de  $A^T A$  correspondientes a los autovalores  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_r > 0$ , entonces los vectores de  $\mathbb{R}^m$  definidos por

$$(3) \quad u_i := \frac{1}{\sqrt{\lambda_i}} A v_i, \quad i \in \mathbb{I}_r,$$

constituyen una base ortonormal del espacio columna de  $A$  y además vale que

$$(4) \quad A v_i = \sqrt{\lambda_i} u_i.$$

*Demostración.* Una cuenta:

$$\begin{aligned} \langle u_i, u_j \rangle &= \frac{1}{\sqrt{\lambda_i} \sqrt{\lambda_j}} \langle A v_i, A v_j \rangle = \frac{1}{\sqrt{\lambda_i} \sqrt{\lambda_j}} \langle v_i, A^T A v_j \rangle \\ &= \frac{1}{\sqrt{\lambda_i} \sqrt{\lambda_j}} \langle v_i, \lambda_j v_j \rangle = \frac{\sqrt{\lambda_j}}{\sqrt{\lambda_i}} \langle v_i, v_j \rangle = 0. \end{aligned}$$

$\square$

**Nota Bene.** Nótese que las igualdades (4) significan que

$$(5) \quad A [v_1 \ v_2 \ \dots \ v_r] = [u_1 \ u_2 \ \dots \ u_r] \begin{bmatrix} \sqrt{\lambda_1} & & & \\ & \sqrt{\lambda_2} & & \\ & & \ddots & \\ & & & \sqrt{\lambda_r} \end{bmatrix}.$$

Definiendo

$$\blacksquare \quad \sigma_i := \sqrt{\lambda_i} \text{ para cada } i \in \mathbb{I}_r,$$

$$\begin{aligned}
\blacksquare \Sigma_r &:= \begin{bmatrix} \sigma_1 & & & \\ & \sigma_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \sigma_r \end{bmatrix}, \\
\blacksquare V_r &:= \begin{bmatrix} v_1 & v_2 & \cdots & v_r \end{bmatrix}, \\
\blacksquare U_r &:= \begin{bmatrix} u_1 & u_2 & \cdots & u_r \end{bmatrix},
\end{aligned}$$

tenemos que

$$(6) \quad AV_r = U_r \Sigma_r.$$

Podemos completar la base ortonormal de  $\text{col}(A^T)$ ,  $\{v_1, \dots, v_r\}$ , a una base ortonormal de  $\mathbb{R}^n$ ,  $\{v_1, \dots, v_r, v_{r+1}, \dots, v_n\}$  y la base ortonormal de  $\text{col}(A)$ , a una base ortonormal de  $\mathbb{R}^m$ ,  $\{u_1, \dots, u_r, u_{r+1}, \dots, u_m\}$ . Definiendo

$$V_{n-r} = \begin{bmatrix} v_{r+1} & \cdots & v_n \end{bmatrix} \text{ y } U_{m-r} = \begin{bmatrix} u_{r+1} & \cdots & u_m \end{bmatrix},$$

tenemos que

$$(7) \quad A \underbrace{\begin{bmatrix} V_r & V_{n-r} \end{bmatrix}}_{V \in \mathbb{R}^{n \times n}} = \begin{bmatrix} AV_r & AV_{n-r} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} U_r \Sigma_r & 0 \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} U_r & U_{m-r} \end{bmatrix}}_{U \in \mathbb{R}^{m \times m}} \underbrace{\begin{bmatrix} \Sigma_r & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}}_{\Sigma \in \mathbb{R}^{m \times n}}.$$

**Teorema 2.4** (Descomposición en valores singulares). *Sea  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$  una matriz de rango  $r$ . Existe una factorización de la forma*

$$A = U \Sigma V^T,$$

donde  $U \in \mathbb{R}^{m \times m}$  y  $V \in \mathbb{R}^{n \times n}$  son matrices ortogonales y  $\Sigma \in \mathbb{R}^{m \times n}$  es una matriz de la forma

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \Sigma_r & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix},$$

con  $\Sigma_r = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r) \in \mathbb{R}^{r \times r}$ , donde  $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_r > 0$ .