

SOLUCIONES DEL EXAMEN PARCIAL – IOP224 Primer semestre 2025

Profesor: Jorge Chávez Asistente de docencia: Marcelo Gallardo

**Pregunta 1**

1. Ciertamente es un subespacio vectorial. Las matrices que forman una base son

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \text{ y } \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}.$$

Estas matrices son l.i y generan el subespacio. Por ende, la dimensión es 3. De manera general, es fácil ver que

$$\dim(\mathcal{S}) = \frac{n(n+1)}{2}.$$

2. Sea  $A = \begin{bmatrix} 1 & 2 \\ 4 & 1 \end{bmatrix}$ . Calculamos autovalores con el polinomio característico:

$$\det(A - \lambda I) = \lambda^2 - 2\lambda - 7 = 0 \Rightarrow \lambda = 1 \pm 2\sqrt{2}.$$

Luego

$$A = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & -\frac{1}{\sqrt{2}} \\ 1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 + 2\sqrt{2} & 0 \\ 0 & 1 - 2\sqrt{2} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{2} \\ -\frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{2} \end{pmatrix}.$$

Así,

$$A^{100} = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & -\frac{1}{\sqrt{2}} \\ 1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} (1 + 2\sqrt{2})^{100} & 0 \\ 0 & (1 - 2\sqrt{2})^{100} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{2} \\ -\frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{2} \end{pmatrix}.$$

3.  $Q(x) > 0$  si y solo si su matriz asociada

$$M = \begin{bmatrix} a_1 & a_3 \\ a_3 & a_2 \end{bmatrix}$$

es definida positiva, es decir:

$$a_1 > 0, \quad \det(M) = a_1 a_2 - a_3^2 > 0.$$

4. Es fácil notar que

$$\left( \sum_{i=1}^n x_i^2 \right) \leq \left( \sum_{i=1}^n |x_i| \right)^2.$$

Por ende, si  $\mathbf{x} \in \mathcal{B}_{\|\cdot\|_1}(\mathbf{a}, r)$

$$\left( \sum_{i=1}^n (x_i - a_i)^2 \right)^{1/2} \leq \left( \sum_{i=1}^n |x_i - a_i| \right) \leq r$$

se sigue que  $\mathbf{x} \in \mathcal{B}_{\|\cdot\|_2}(\mathbf{a}, r)$ . Finalmente, si  $\mathbf{x} \in \mathcal{B}_{\|\cdot\|_2}(\mathbf{a}, r)$ ,

$$\left( \sum_{i=1}^n (x_i - a_i)^2 \right)^{1/2} \leq r.$$

Como  $\|\mathbf{x} - \mathbf{a}\|_\infty = |x_{i_0} - a_{i_0}| = \sqrt{(x_{i_0} - a_{i_0})^2}$  para cierto  $i_0$ , entonces  $\mathbf{x} \in \mathcal{B}_{\|\cdot\|_\infty}(\mathbf{a}, r)$ .

5.  $\{(x, y) : y \leq \ln x : x \in [1, 5]\}$  define un conjunto convexo ya que  $\ln$  es cóncava:

$$\begin{aligned} y_1 &\leq \ln x_1 \\ y_2 &\leq \ln x_2 \\ \lambda y_1 + (1 - \lambda)y_2 &\leq \lambda \ln x_1 + (1 - \lambda) \ln x_2 \\ &\leq \ln(\lambda x_1 + (1 - \lambda)x_2). \end{aligned}$$

La intersección con el conjunto convexo  $C = [1, 3] \times [0, 1]$  (un rectángulo) preserva la convexidad.

6. Los conjuntos  $A$  y  $B$  no pueden ser separados estrictamente, ya que su clausura se interseca en el eje  $x = 0$  (ver ejemplo del curso). Sin embargo, sí pueden ser separados (no estrictamente) por el hiperplano  $x = 0$  (la vertical).

7. El conjunto  $X$  es equivalente (el mismo conjunto) a  $\{\sum_{i=1}^n \alpha_i \ln x_i > 0\}$ , el cual es claramente convexo.

8. Notar que:

$$\min_i \left\{ \frac{tx_i + (1-t)y_i}{a_i} \right\} = \frac{tx_{i_0} + (1-t)y_{i_0}}{a_{i_0}} \geq t \min_i \frac{x_i}{a_i} + (1-t) \min_j \frac{y_j}{a_j}.$$

Aplicando esto a cada entrada se concluye.

9. La definición de tecnología se encuentra en la Sección 5.3 del libro así como la de cono convexo (**se deja como lectura**). La vuelta del enunciado es por definición: un cono convexo  $C$  es un conjunto aditivo tal que  $\alpha \mathbf{y} \in C$  para todo  $\alpha \geq 0$  e  $\mathbf{y} \in C$ . Para la ida, sean  $\mathbf{y}, \mathbf{y}' \in Y$  y  $\alpha, \beta \in \mathbb{R}_+$ . Basta probar que  $\alpha \mathbf{y} + \beta \mathbf{y}' \in Y$ . Sea  $k$  un entero tal que  $k > \max\{\alpha, \beta\}$ . Por la aditividad,  $k\mathbf{y}, k\mathbf{y}' \in Y$ . Como  $\alpha/k, \beta/k < 1$ , entonces, por los rendimientos a escala decrecientes,  $(\alpha/k)(k\mathbf{y}), (\beta/k)(k\mathbf{y}') \in Y$ . Finalmente, usando nuevamente que  $Y$  es aditiva, concluimos que

$$(\alpha/k)(k\mathbf{y}) + (\beta/k)(k\mathbf{y}') = \alpha \mathbf{y} + \beta \mathbf{y}' \in Y.$$

10. Dado  $\mathbf{y} \in Y$  y  $\mathbf{y}' \leq \mathbf{y}$ , podemos siempre escribir  $\mathbf{y}' = \mathbf{y} + \mathbf{v}$  con  $\mathbf{v} \in -\mathbb{R}_+^L$ . Bastará probar entonces que para todo  $\mathbf{v} \in -\mathbb{R}_+^L$ ,  $\mathbf{y} + \mathbf{v} \in Y$ . Sea  $\mathbf{v} \in -\mathbb{R}_+^L$ . Ciertamente para todo  $n \in \mathbb{N}$ ,  $n\mathbf{v} \in -\mathbb{R}_+^L \subset Y$ . Luego, como  $Y$  es convexa,

$$\underbrace{\left(1 - \frac{1}{n}\right) \mathbf{y} + \frac{1}{n} n\mathbf{v}}_{\mathbf{x}_n} \in Y.$$

Finalmente, usando el hecho que  $Y$  es cerrado,  $\lim_n \mathbf{x}_n = \mathbf{y} + \mathbf{v} \in Y$ .

11. Sea  $0 \leq a \leq \frac{1}{2}$ . Entonces, la recta  $y = ax + b$  separa a los dos conjuntos si se cumple que  $b > 1$  y  $2a + b < 2$ . Sea  $a \leq 0$ . En este caso, hay separación si se cumple que  $a + b > 1$  y  $2a + b < 2$ . Sea finalmente  $a \geq 2$ . En este caso, hay separación si se cumple que  $a + b < 0$  y  $a + 2b > 2$ .

12. Sean  $x_1, x_2 \in A$ ,  $\lambda \in [0, 1]$ , entonces  $T(\lambda x_1 + (1 - \lambda)x_2) = \lambda T(x_1) + (1 - \lambda)T(x_2) \in T(A)$ .

## Pregunta 2

1. Queremos probar que  $F \neq \emptyset$  si y solo si  $G = \emptyset$ .

- ( $\Rightarrow$ ) Si existe  $\mathbf{x} \geq \mathbf{0}$  tal que  $A\mathbf{x} = \mathbf{b}$ , entonces para todo  $\mathbf{y}$  tal que  $\mathbf{y}A \geq \mathbf{0}$ , se tiene:

$$\mathbf{y}^T \mathbf{b} = \mathbf{y}^T A\mathbf{x} \geq \mathbf{0}. \Rightarrow \mathbf{y}^T \mathbf{b} < 0 \Rightarrow \mathbf{y} \notin G.$$

- ( $\Leftarrow$ ) Si  $F = \emptyset$ , entonces por el Teorema de Separación Estricta aplicado a los conjuntos disjuntos convexos  $\{\mathbf{b}\}$  y  $\{A\mathbf{x} : \mathbf{x} \geq \mathbf{0}\}$ , existe un hiperplano separador  $\mathcal{H}(\mathbf{y}, \alpha = 0)$  tal que:

$$\mathbf{y}^T \mathbf{b} < \alpha = 0 \leq \mathbf{y}^T A\mathbf{x}, \quad \forall \mathbf{x} \geq \mathbf{0}.$$

Como  $A\mathbf{x} = \sum_{i=1}^n x_i \mathbf{v}_i$ , donde  $\mathbf{v}_i$  es la  $i$ -ésima columna de  $A$ , se tiene:

$$\mathbf{y}^T A\mathbf{x} = \sum_{i=1}^n x_i \mathbf{y}^T \mathbf{v}_i.$$

Para que esta suma sea mayor o igual a  $\alpha$  para todo  $\mathbf{x} \geq \mathbf{0}$ , es necesario que:

$$\mathbf{y}^T \mathbf{v}_i \geq 0 \quad \text{para todo } i = 1, \dots, n \implies \mathbf{y}^T A \geq \mathbf{0}.$$

Por tanto,  $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^m$  cumple:

$$\mathbf{y}^T A \geq \mathbf{0} \quad \text{y} \quad \mathbf{y}^T \mathbf{b} < 0,$$

es decir,  $\mathbf{y} \in G$ . Esto prueba que si  $F = \emptyset$ , entonces  $G \neq \emptyset$ .

2. Sea  $C = \{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n : \|\mathbf{x}\| \leq 1\}$  la bola unitaria. Queremos demostrar que la proyección de un punto  $\mathbf{v} \in \mathbb{R}^n$  sobre  $C$  está dada por:

$$\text{Proy}_C(\mathbf{v}) = \frac{\mathbf{v}}{\max\{1, \|\mathbf{v}\|\}}.$$

Si  $\|\mathbf{v}\| \leq 1$ , entonces claramente  $\mathbf{v} \in C$ , y por definición:

$$\text{Proy}_C(\mathbf{v}) = \mathbf{v}.$$

Supongamos ahora que  $\|\mathbf{v}\| > 1$ . Queremos mostrar que para todo  $\mathbf{a} \in C$  se cumple:

$$\|\mathbf{v} - \mathbf{a}\|^2 \geq \left\| \left\| \mathbf{v} - \frac{\mathbf{v}}{\max\{1, \|\mathbf{v}\|\}} \right\|^2 = \left\| \left\| \mathbf{v} - \frac{\mathbf{v}}{\|\mathbf{v}\|} \right\|^2.\right.$$

Observe que el lado derecho se puede reescribir como:

$$\left\| \left\| \mathbf{v} - \frac{\mathbf{v}}{\|\mathbf{v}\|} \right\|^2 = (\|\mathbf{v}\| - 1)^2.$$

Expandamos el lado izquierdo:

$$\|\mathbf{v} - \mathbf{a}\|^2 = \|\mathbf{v}\|^2 - 2\langle \mathbf{v}, \mathbf{a} \rangle + \|\mathbf{a}\|^2.$$

Queremos entonces probar que:

$$\|\mathbf{v}\|^2 - 2\langle \mathbf{v}, \mathbf{a} \rangle + \|\mathbf{a}\|^2 \geq \|\mathbf{v}\|^2 - 2\|\mathbf{v}\| + 1.$$

Restando  $\|\mathbf{v}\|^2$  de ambos lados:

$$-2\langle \mathbf{v}, \mathbf{a} \rangle + \|\mathbf{a}\|^2 \geq -2\|\mathbf{v}\| + 1,$$

lo cual equivale a:

$$\|\mathbf{a}\|^2 - 2\langle \mathbf{v}, \mathbf{a} \rangle + 2\|\mathbf{v}\| - 1 \geq 0.$$

Usamos la desigualdad de Cauchy-Schwarz:  $\langle \mathbf{v}, \mathbf{a} \rangle \leq \|\mathbf{v}\|\|\mathbf{a}\|$ , y como  $\|\mathbf{a}\| \leq 1$ , se sigue que:

$$\|\mathbf{a}\|^2 - 2\langle \mathbf{v}, \mathbf{a} \rangle + 2\|\mathbf{v}\| - 1 \geq \|\mathbf{a}\|^2 - 2\|\mathbf{v}\|\|\mathbf{a}\| + 2\|\mathbf{v}\| - 1.$$

Agrupando:

$$= \|\mathbf{a}\|^2 + 2\|\mathbf{v}\|(1 - \|\mathbf{a}\|) - 1.$$

Finalmente, como  $0 \leq \|\mathbf{a}\| \leq 1$ , se tiene:

$$\|\mathbf{a}\|^2 + 2(1 - \|\mathbf{a}\|) - 1 = (\|\mathbf{a}\| - 1)^2 \geq 0.$$

Por tanto, se cumple:

$$\|\mathbf{v} - \mathbf{a}\|^2 \geq (\|\mathbf{v}\| - 1)^2 = \left\| \left\| \mathbf{v} - \frac{\mathbf{v}}{\|\mathbf{v}\|} \right\|^2,$$

y concluimos que el punto más cercano de  $C$  a  $\mathbf{v}$  es  $\mathbf{v}/\|\mathbf{v}\|$ . Es decir,

$$\text{Proy}_C(\mathbf{v}) = \frac{\mathbf{v}}{\|\mathbf{v}\|} = \frac{\mathbf{v}}{\max\{1, \|\mathbf{v}\|\}}.$$