





# Curso 1: Teoría de inversión y programación en Python

H. Sánchez-Reyes

ISTerre, Université de Grenoble Alpes, France IRD - UGA-ISTerre BQR Project



¡Gracias por la bienvenida!

7-18 de Agosto de 2023 Lima. Perú Recordando algebra lineal



Vectores:

$$v = [2, 4, 5]$$
 or,  $n = \begin{bmatrix} 1 \\ 5 \\ 7 \end{bmatrix}$ 



Vectores:

$$v = [2, 4, 5]$$
 or,  $n = \begin{bmatrix} 1 \\ 5 \\ 7 \end{bmatrix}$ 

¿Cuál es la dimensión de estos vectores?



Vectores:

$$v = [2, 4, 5]$$
 or,  $n = \begin{bmatrix} 1 \\ 5 \\ 7 \end{bmatrix}$ 

¿Cuál es la dimensión de estos vectores?

$$v = [2, 4, 5]_{1 \times 3}$$
 or,  $n = \begin{bmatrix} 1 \\ 5 \\ 7 \end{bmatrix}_{3 \times 1}$ 



Vectores:

$$v = [2, 4, 5]$$
 or,  $n = \begin{bmatrix} 1 \\ 5 \\ 7 \end{bmatrix}$ 

¿Cuál es la dimensión de estos vectores?

$$v = [2, 4, 5]_{1 \times 3}$$
 or,  $n = \begin{bmatrix} 1 \\ 5 \\ 7 \end{bmatrix}_{3 \times 1}$ 

También definimos los transpuestos:



Vectores:

$$v = [2, 4, 5]$$
 or,  $n = \begin{bmatrix} 1 \\ 5 \\ 7 \end{bmatrix}$ 

¿Cuál es la dimensión de estos vectores?

$$v = [2, 4, 5]_{1 \times 3}$$
 or,  $n = \begin{bmatrix} 1 \\ 5 \\ 7 \end{bmatrix}_{3 \times 1}$ 

También definimos los transpuestos:

$$v^{T} = \begin{bmatrix} 2 \\ 4 \\ 5 \end{bmatrix}_{3 \times 1}$$
 or,  $n^{T} = [1, 5, 7]_{1 \times 3}$ 



Matrix:

$$\begin{bmatrix} 4 & 1 & 0 \\ 2 & 7 & 2 \\ 5 & 3 & 8 \end{bmatrix}_{3 \times 3}$$



Matrix:

$$\begin{bmatrix} 4 & 1 & 0 \\ 2 & 7 & 2 \\ 5 & 3 & 8 \end{bmatrix}_{3 \times 3}$$

Matrices con definiciones importantes

Identidad:



Matrix:

$$\begin{bmatrix} 4 & 1 & 0 \\ 2 & 7 & 2 \\ 5 & 3 & 8 \end{bmatrix}_{3 \times 3}$$

Matrices con definiciones importantes

Identidad: 
$$I = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$



Matrix:

$$\begin{bmatrix} 4 & 1 & 0 \\ 2 & 7 & 2 \\ 5 & 3 & 8 \end{bmatrix}_{3 \times 3}$$

Matrices con definiciones importantes

Identidad: 
$$I = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$
 Simétricas:



Matrix:

$$\begin{bmatrix} 4 & 1 & 0 \\ 2 & 7 & 2 \\ 5 & 3 & 8 \end{bmatrix}_{3 \times 3}$$

Matrices con definiciones importantes

Identidad: 
$$I = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$
 Simétricas:  $X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & x_{13} \\ x_{21} & x_{22} & x_{23} \\ x_{31} & x_{32} & x_{33} \end{bmatrix}$  si,  $x_{ij} = x_{ji}$ 



Matrix:

$$\begin{bmatrix} 4 & 1 & 0 \\ 2 & 7 & 2 \\ 5 & 3 & 8 \end{bmatrix}_{3 \times 3}$$

Matrices con definiciones importantes

Identidad: 
$$I = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$
 Simétricas:  $X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & x_{13} \\ x_{21} & x_{22} & x_{23} \\ x_{31} & x_{32} & x_{33} \end{bmatrix}$  si,  $x_{ij} = x_{ji}$ 

Invertible:



Matrix:

$$\begin{bmatrix} 4 & 1 & 0 \\ 2 & 7 & 2 \\ 5 & 3 & 8 \end{bmatrix}_{3 \times 3}$$

Matrices con definiciones importantes

Identidad: 
$$I = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$
 Simétricas:  $X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & x_{13} \\ x_{21} & x_{22} & x_{23} \\ x_{31} & x_{32} & x_{33} \end{bmatrix}$  si,  $x_{ij} = x_{ji}$ 

Invertible: si, det(M) > 0 entonces,  $M^{-1}$  existe, tal que

$$M^{-1}M = I = MM^{-1}$$



Matrix:

$$\begin{bmatrix} 4 & 1 & 0 \\ 2 & 7 & 2 \\ 5 & 3 & 8 \end{bmatrix}_{3 \times 3}$$

Matrices con definiciones importantes

Identidad: 
$$I = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$
 Simétricas:  $X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & x_{13} \\ x_{21} & x_{22} & x_{23} \\ x_{31} & x_{32} & x_{33} \end{bmatrix}$  si,  $x_{ij} = x_{ji}$ 

Invertible: si, det(M) > 0 entonces,  $M^{-1}$  existe, tal que

$$M^{-1}M = I = MM^{-1}$$
 $M^{-1}M = I = M$ 
 $M^{-1}$ 
 $M^{-1}$ 
 $M = I = M$ 
 $M^{-1}$ 
 $M$ 



Sumas (y restas):

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 2 \\ 0 & 1 & 0 \\ 2 & 0 & 1 \end{bmatrix} \text{ and } \mathbf{N} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 0 & 2 & 0 \\ 1 & 0 & 3 \end{bmatrix} \text{ then }$$

$$\mathbf{S} = \mathbf{M} + \mathbf{N} = \begin{bmatrix} 1+1 & 0+0 & 2-1 \\ 0+0 & 1+2 & 0+0 \\ 2-1 & 0+0 & 1+3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 & 0 & 1 \\ 0 & 3 & 0 \\ 1 & 0 & 4 \end{bmatrix}$$



Sumas (y restas):

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 2 \\ 0 & 1 & 0 \\ 2 & 0 & 1 \end{bmatrix} \text{ and } \mathbf{N} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 0 & 2 & 0 \\ 1 & 0 & 3 \end{bmatrix} \text{ then }$$

$$\mathbf{S} = \mathbf{M} + \mathbf{N} = \begin{bmatrix} 1+1 & 0+0 & 2-1 \\ 0+0 & 1+2 & 0+0 \\ 2-1 & 0+0 & 1+3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 & 0 & 1 \\ 0 & 3 & 0 \\ 1 & 0 & 4 \end{bmatrix}$$

es decir, 
$$S_{ij} = M_{ij} + N_{ij}$$
 y  $D_{ij} = M_{ij} - N_{ij}$ 



Sumas (y restas):

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 2 \\ 0 & 1 & 0 \\ 2 & 0 & 1 \end{bmatrix} \text{ and } \mathbf{N} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 0 & 2 & 0 \\ 1 & 0 & 3 \end{bmatrix} \text{ then}$$

$$\mathbf{S} = \mathbf{M} + \mathbf{N} = \begin{bmatrix} 1+1 & 0+0 & 2-1 \\ 0+0 & 1+2 & 0+0 \\ 2-1 & 0+0 & 1+3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 & 0 & 1 \\ 0 & 3 & 0 \\ 1 & 0 & 4 \end{bmatrix}$$

es decir, 
$$S_{ij} = M_{ij} + N_{ij}$$
 y  $D_{ij} = M_{ij} - N_{ij}$ 

Multiplicaciones:



$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 2 \\ 0 & 1 & 0 \\ 2 & 0 & 1 \end{bmatrix} \text{ and } \mathbf{N} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 0 & 2 & 0 \\ 1 & 0 & 3 \end{bmatrix} \text{ then }$$

$$\mathbf{S} = \mathbf{M} + \mathbf{N} = \begin{bmatrix} 1+1 & 0+0 & 2-1 \\ 0+0 & 1+2 & 0+0 \\ 2-1 & 0+0 & 1+3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 & 0 & 1 \\ 0 & 3 & 0 \\ 1 & 0 & 4 \end{bmatrix}$$

es decir, 
$$S_{ij} = M_{ij} + N_{ij}$$
 y  $D_{ij} = M_{ij} - N_{ij}$ 

#### Multiplicaciones:

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 2 & 2 \\ 2 & 2 & 3 & 3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 2 \\ 2 & 1 \\ 1 & 2 \\ 2 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \times 1 + 1 \times 2 + 2 \times 1 + 2 \times 2 & 1 \times 2 + 1 \times 1 + 2 \times 2 + 2 \times 1 \\ 2 \times 1 + 2 \times 2 + 3 \times 1 + 3 \times 2 & 2 \times 2 + 2 \times 1 + 3 \times 2 + 3 \times 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 9 & 9 \\ 15 & 15 \end{bmatrix}$$



$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 2 \\ 0 & 1 & 0 \\ 2 & 0 & 1 \end{bmatrix} \text{ and } \mathbf{N} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 0 & 2 & 0 \\ 1 & 0 & 3 \end{bmatrix} \text{ then }$$

$$\mathbf{S} = \mathbf{M} + \mathbf{N} = \begin{bmatrix} 1+1 & 0+0 & 2-1 \\ 0+0 & 1+2 & 0+0 \\ 2-1 & 0+0 & 1+3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 & 0 & 1 \\ 0 & 3 & 0 \\ 1 & 0 & 4 \end{bmatrix}$$

es decir, 
$$S_{ij} = M_{ij} + N_{ij}$$
 y  $D_{ij} = M_{ij} - N_{ij}$ 

#### Multiplicaciones:

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 2 & 2 \\ 2 & 2 & 3 & 3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 2 \\ 2 & 1 \\ 1 & 2 \\ 2 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \times 1 + 1 \times 2 + 2 \times 1 + 2 \times 2 & 1 \times 2 + 1 \times 1 + 2 \times 2 + 2 \times 1 \\ 2 \times 1 + 2 \times 2 + 3 \times 1 + 3 \times 2 & 2 \times 2 + 2 \times 1 + 3 \times 2 + 3 \times 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 9 & 9 \\ 15 & 15 \end{bmatrix}$$

$$\text{es decir},$$

$$P_{ij} = \sum_{k=1}^{K} M_{ik} N_{kj}$$



Determinante:



Determinante:

$$\sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{N} \sum_{k=1}^{N} \cdots \sum_{q=1}^{N} e^{ijk...q} M_{1i} M_{2j} M_{3k} \dots M_{Nq}$$

siendo  $e^{ijk\dots q}+1$  cuando (i, j, k, ... , q) son permutations pares de (1, 2, 3, ... , N), y -1 cuando son permutaciones impares, y cero en otro caso.



Determinante:

$$\sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{N} \sum_{k=1}^{N} \cdots \sum_{q=1}^{N} e^{ijk...q} M_{1i} M_{2j} M_{3k} \dots M_{Nq}$$

siendo  $e^{ijk\dots q}+1$  cuando (i, j, k, ..., q) son permutations pares de (1, 2, 3, ..., N), y -1 cuando son permutaciones impares, y cero en otro caso.

$$\det \begin{bmatrix} a & b \\ c & d \end{bmatrix} = ad - bc$$



Más in Menke (2018)

I. Problema directo / Forward problem

II. Problema inverso / Inverse problem

III. Problema lineal / Linear problem

IV. Problema no-lineal / Non-linear problem

Podemos encuentrar  $m^{est}$  que minimice  $L=m^Tm=\sum m_i^2$ , sujeto a la condición límite de mínimo error e=d-Gm=0. Este problema se puede fácilmente resolver con el método de los multiplicadores de Lagrange. Sólo se requiere minimar la función:

$$\phi(m) = L + \sum_{i=1}^{N} \lambda_i e_i = \sum_{i=1}^{M} m_i^2 + \sum_{i=1}^{N} \lambda_i \left[ d_i - \sum_{j=1}^{M} G_{ij} m_j \right]$$
(1)

Para solucionar este problema de minimización, derivamos la ecuación e igualamos a cero,

$$\frac{\partial \phi}{\partial m_q} = \sum_{i=1}^{M} 2 \frac{\partial m_i}{\partial m_q} m_i - \sum_{i=1}^{N} \lambda_i \sum_{j=1}^{M} G_{ij} \frac{\partial m_j}{\partial m_q} = 2m_q - \sum_{i=1}^{N} \lambda_i G_{iq}$$
 (2)

e igualando a cero,

$$2m = G^{\mathsf{T}}\lambda \tag{3}$$

Dicha ecuación,  $2m = G^T \lambda$ , debe ser resulta junto con la ecuación que conocemos Gm = d. Sustituyendo la primera ecuación en la segunda, obtenemos que

$$m^{est} = G^{T}(GG^{T})^{-1}d \tag{4}$$

Idealmente, otra posibilidad sería que nos gustaría clasificar los parámetros del modelo desconocidos en dos grupos: aquellos que están sobredeterminados y aquellos que están indeterminados. Para lograr esto, necesitamos formar un nuevo conjunto de parámetros del modelo que sean combinaciones lineales de los anteriores.

Por ejemplo, querríamos realizar esta partición a partir de una ecuación arbitraria  $Gm = d \rightarrow G'm' = d'$ , donde m' se divide en una parte superior  $m'^o$  que está sobredeterminada y una parte inferior  $m'^u$  que está indeterminada:

$$\begin{bmatrix} G'^{o} & 0 \\ 0 & G'^{u} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} m'^{o} \\ m'^{u} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} d'^{o} \\ d'^{u} \end{bmatrix}$$
 (5)

En lugar de dividir m en partes, supongamos que determinamos una solución que minimiza alguna combinación  $\phi$  del error de predicción y la longitud de la solución para los parámetros del modelo no divididos:

$$\phi(m) = E + \epsilon^2 L = e^T e + \epsilon^2 m^T m \tag{6}$$

donde el factor de ponderación  $\epsilon^2$  determina la importancia relativa que se le da al error de predicción y la longitud de la solución. Si  $\epsilon$  se hace lo suficientemente grande. este procedimiento claramente minimizará la parte indeterminada de la solución. Desafortunadamente, también tiende a minimizar la parte sobredeterminada de la solución. Como resultado, la solución no minimizará el error de predicción y no se obtendrá una muy buena estimación de los verdaderos parámetros del modelo que se busca. Si  $\epsilon$  es igual a cero, se minimizará el error de predicción, pero no se proporcionará información previa para distinguir los parámetros del modelo indeterminados

Sin embargo, puede ser posible encontrar algún valor de compromiso para  $\epsilon$  que minimice aproximadamente E y al mismo tiempo minimice aproximadamente la longitud de la parte indeterminada de la solución. No existe un método simple para determinar qué valor de  $\epsilon$  debe ser (sin resolver el problema dividido); este debe ser determinado mediante prueba y error. Al minimizar  $\phi(m)$  con respecto a los parámetros del modelo de una manera exactamente análoga a la derivación de mínimos cuadrados, obtenemos:

$$[G^TG + \epsilon^2 I]m^{est} = G^Td \tag{7}$$

lo cuál nos lleva a que

$$m^{\text{est}} = [G^T G + \epsilon^2 I]^{-1} G^T d. \tag{8}$$

# Normas de medición del ajuste



Norma L<sub>1</sub>:

$$||\mathbf{e}||_1 = \left[\sum_i |e_i|^1
ight]$$

Norma L<sub>2</sub>:

$$||\mathbf{e}||_2 = \left[\sum_i |e_i|^2\right]^{\frac{1}{2}}$$

Norma  $L_n$ :

$$||\mathbf{e}||_n = \left[\sum_i |e_i|^n\right]^{\frac{1}{n}}$$

#### References

Menke, W. (2018). Geophysical data analysis: Discrete inverse theory. Academic press.