

Re-Imaginando el Mundo a través del Álgebra Lineal



Malena I. Espanol

Docente en Matemática Computacional

Victoria Uribe

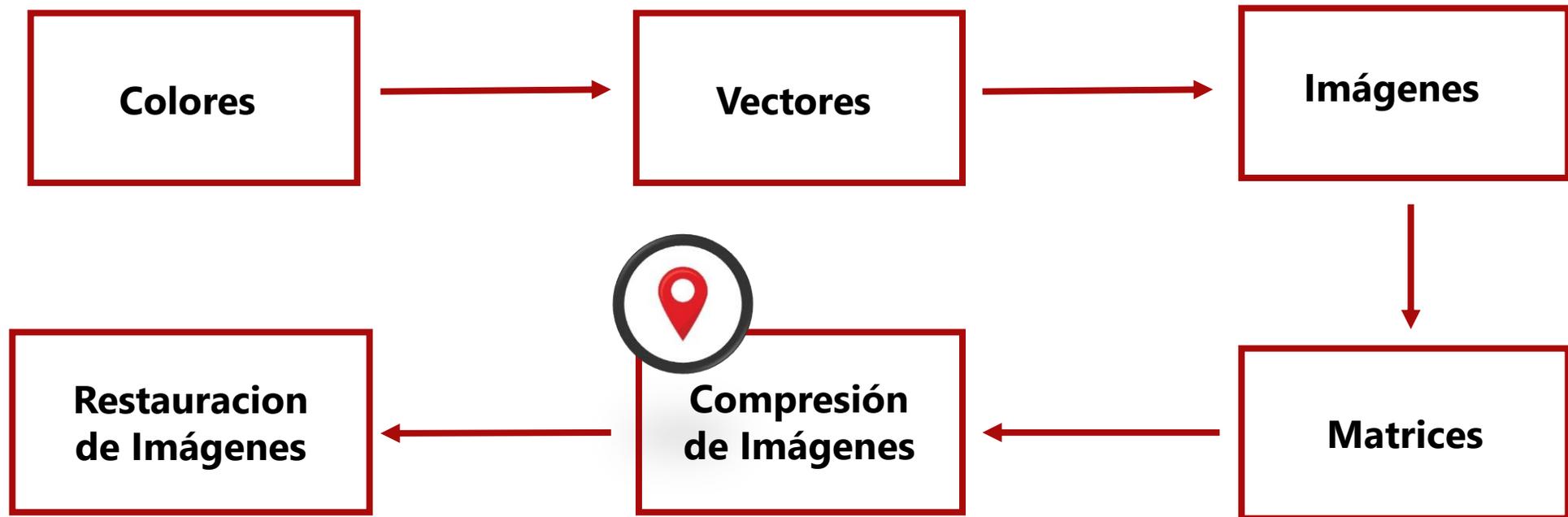
Estudiante Doctoral de Matemática Aplicada

Facultad de Ciencias Matemáticas y Estadísticas
Arizona State University
malena.espanol@asu.edu

Mathematics Sin Fronteras
March 10, 17, 24, 2021



El plan



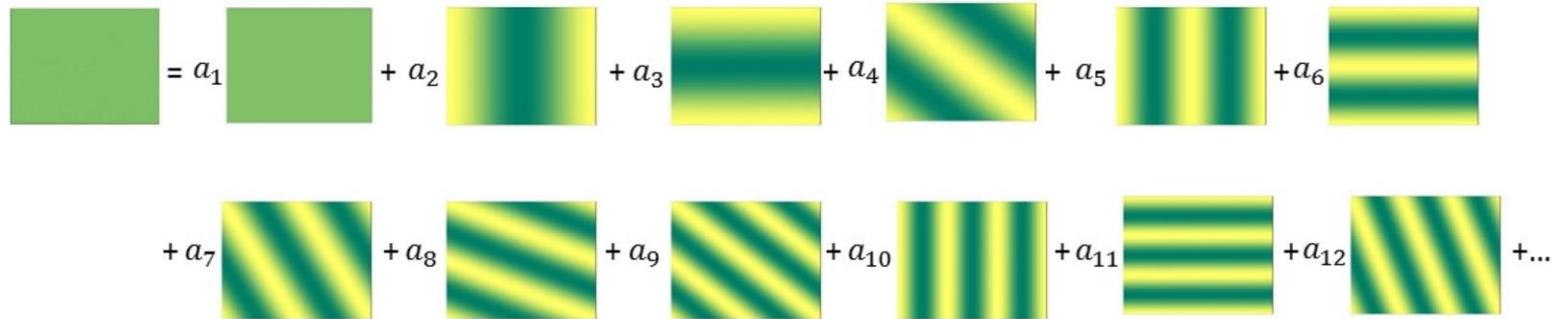
Descomposición en Valores Singulares (SVD)

Teorema: Sea $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$. Entonces, existen matrices $U \in \mathbb{R}^{n \times n}$, $V \in \mathbb{R}^{n \times n}$ y $\Sigma \in \mathbb{R}^{n \times n}$, con $U^T U = V^T V = I_n$, y $\Sigma = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_n)$, $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_n \geq 0$, tales que $A = U \Sigma V^T$. Las columnas de U se llaman los vectores singulares izquierdos, las columnas de V los vectores singulares derechos, y σ_i se llaman valores singulares.

$$\begin{aligned} A = U \Sigma V^T &= \begin{pmatrix} | & & | \\ u_1 & \cdots & u_n \\ | & & | \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \sigma_1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \sigma_n \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \text{---} & v_1^T & \text{---} \\ & \vdots & \\ \text{---} & v_n^T & \text{---} \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} | & & | \\ u_1 & \cdots & u_n \\ | & & | \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \text{---} & \sigma_1 v_1^T & \text{---} \\ & \vdots & \\ \text{---} & \sigma_n v_n^T & \text{---} \end{pmatrix} = \sum_{i=1}^n \sigma_i u_i v_i^T \end{aligned}$$

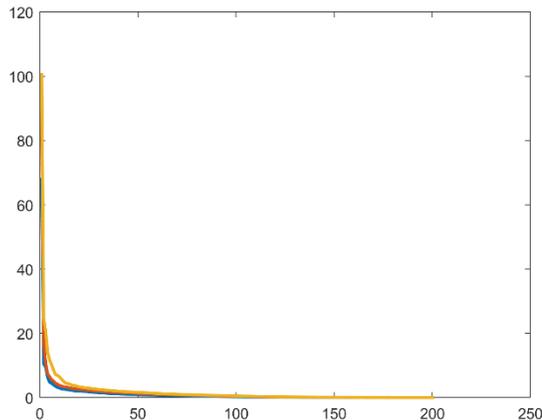
El SVD and TSVD de una Imagen

$$A = U\Sigma V^T = \sum_{i=1}^n \sigma_i u_i v_i^T = \sigma_1 u_1 v_1^T + \sigma_2 u_2 v_2^T + \sigma_3 u_3 v_3^T + \dots + \sigma_n u_n v_n^T$$



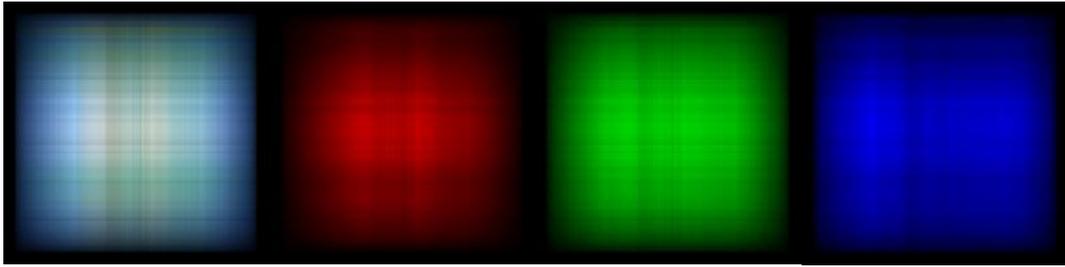
$$A_k = U_k \Sigma_k V_k^T = \sum_{i=1}^k \sigma_i u_i v_i^T$$

¿Cuál es el costo de almacenar estas matrices?
¿Cuál es el costo de calcular la matriz A_k ?

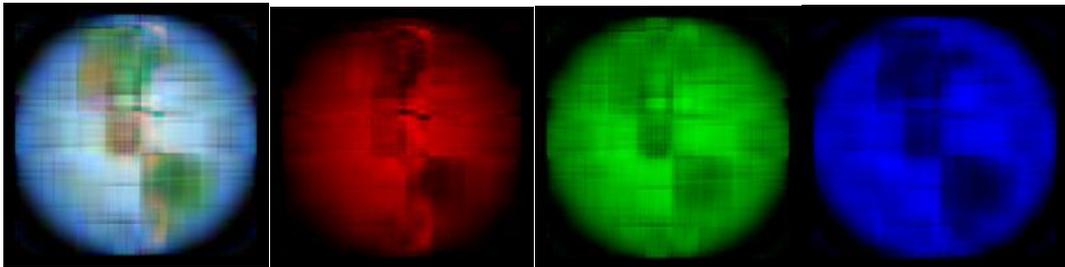


Compresión de Imágenes Mediante SVD

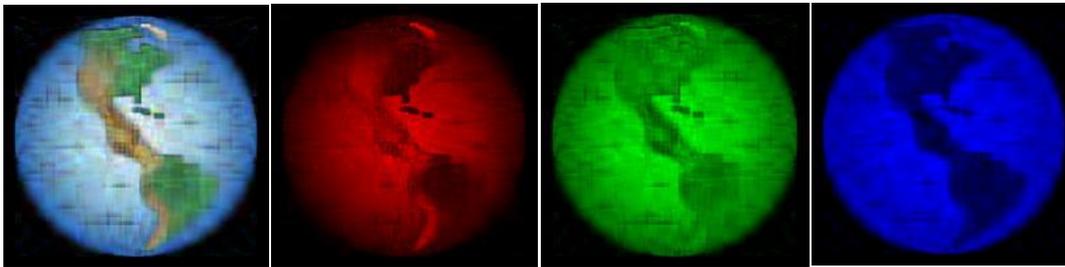
k=1



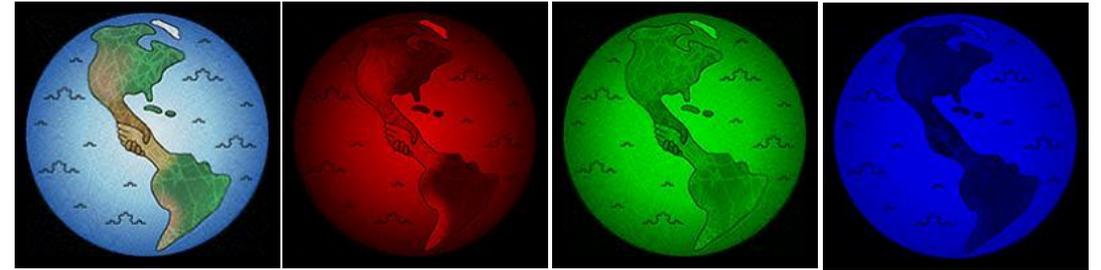
k=5



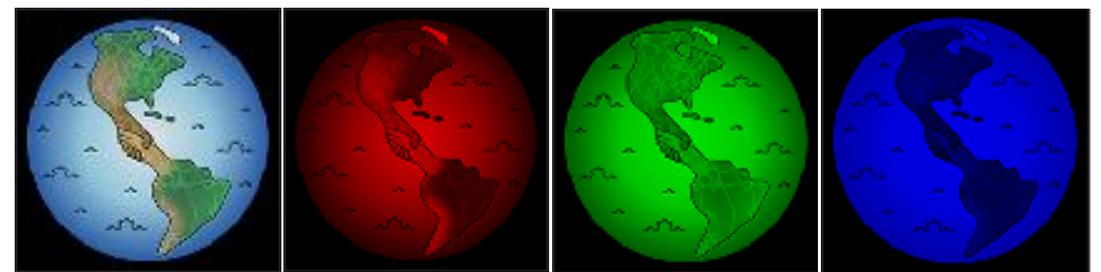
k=10



k=50



k=100



k=256



Normas de Matrices and Distancias

Definición: La *norma Frobenius* de una matriz A está definida por

$$\|A\|_F = \sqrt{a_{11}^2 + a_{12}^2 + \cdots + a_{mn}^2}$$

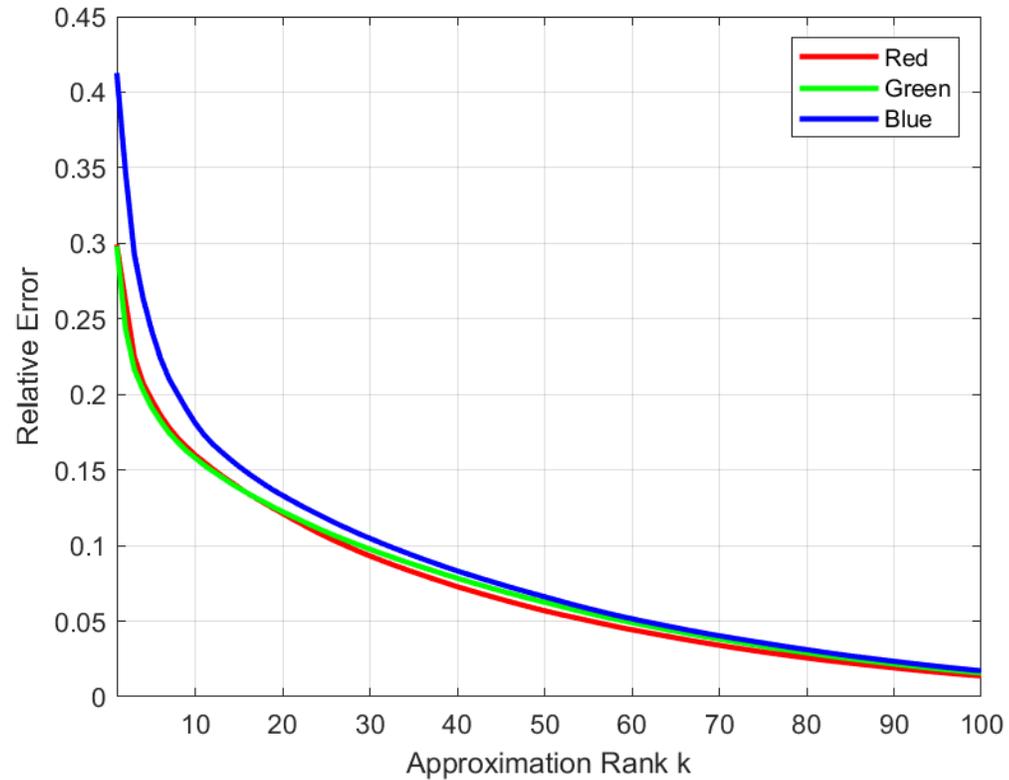
Ejemplos: $\left\| \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \end{pmatrix} \right\|_F = \sqrt{30}$ y $\left\| \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \right\|_F = \sqrt{2}$

Definición: La *distancia de Frobenius* entre dos matrices A y B está definida por

$$d(A, B) = \|A - B\|_F = \sqrt{(a_{11} - b_{11})^2 + (a_{12} - b_{12})^2 + \cdots + (a_{mn} - b_{mn})^2}$$

Ejemplo: $d\left(\begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}\right) = \left\| \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \right\|_F = \left\| \begin{pmatrix} 0 & 2 \\ 3 & 3 \end{pmatrix} \right\|_F = \sqrt{22}$

Compresión de Imágenes : Error Relativo



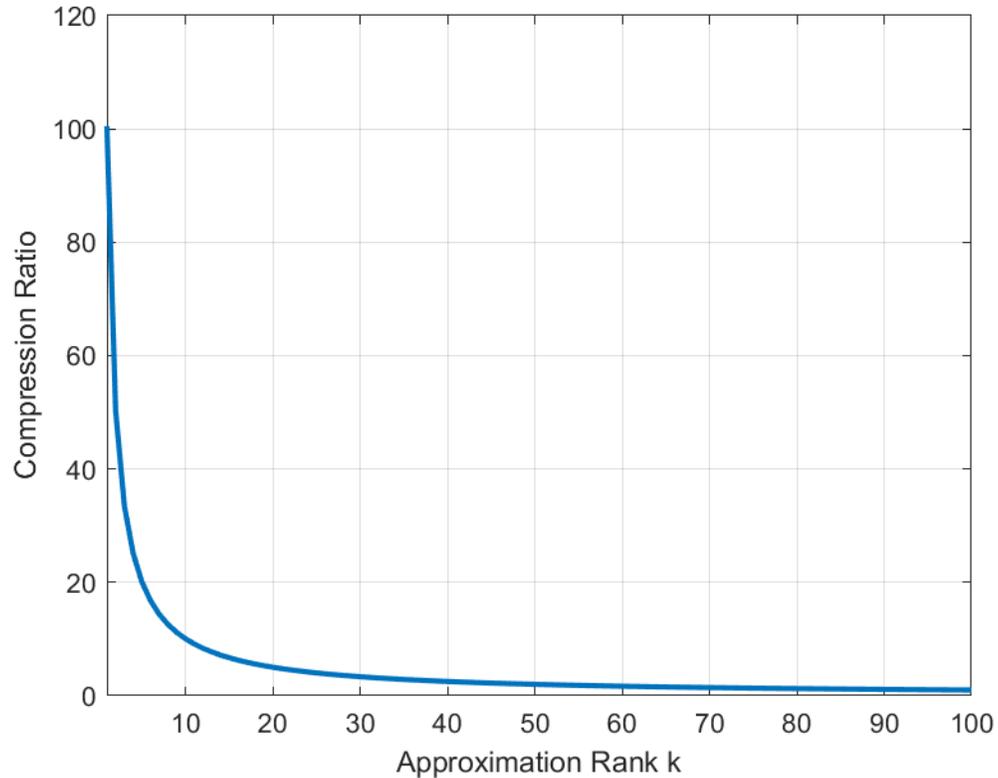
Error Relativo:

$$\frac{\|A - A_k\|_F}{\|A\|_F}$$

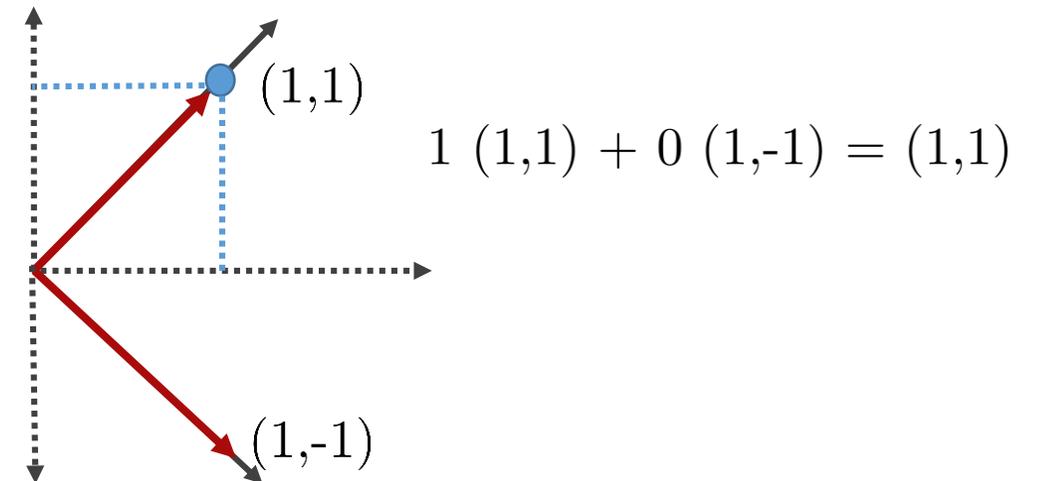
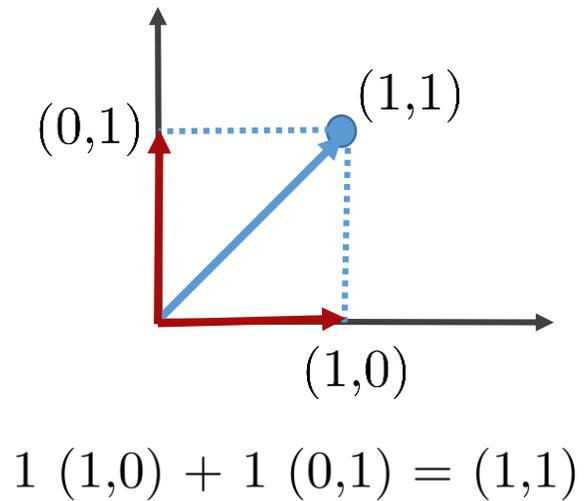
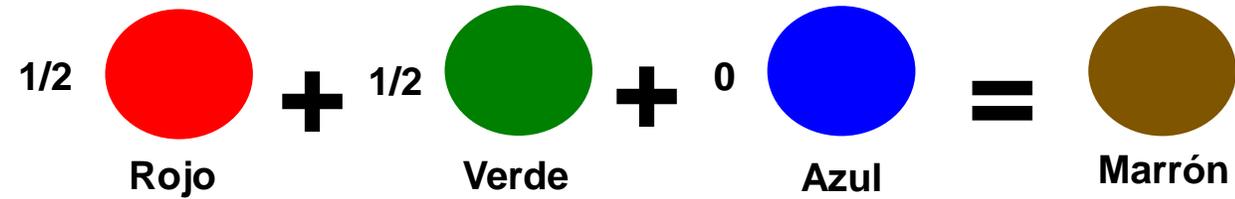
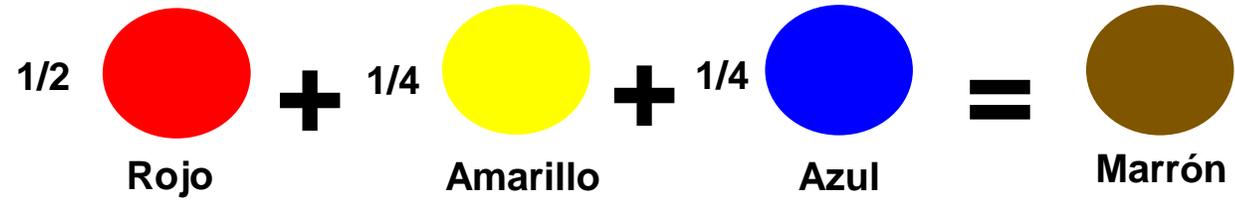
Compresión de imágenes: Taza de Compresión

Taza de Compresión:

$$\frac{mn}{k(m+n+1)}$$



Sistema de Coordenadas

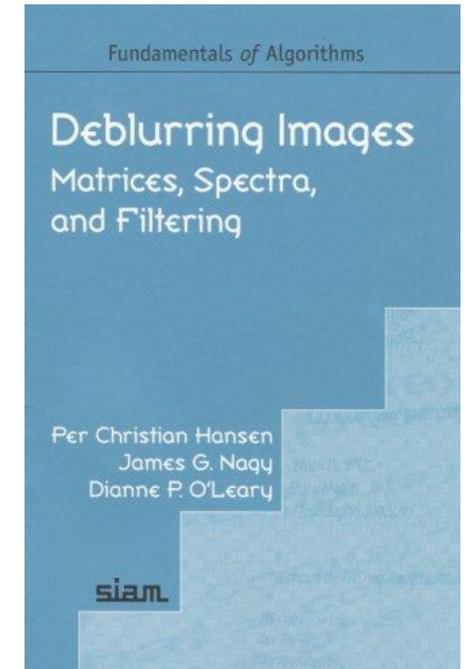
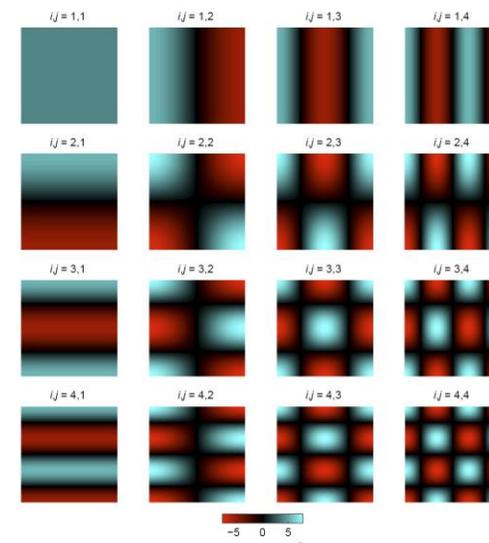
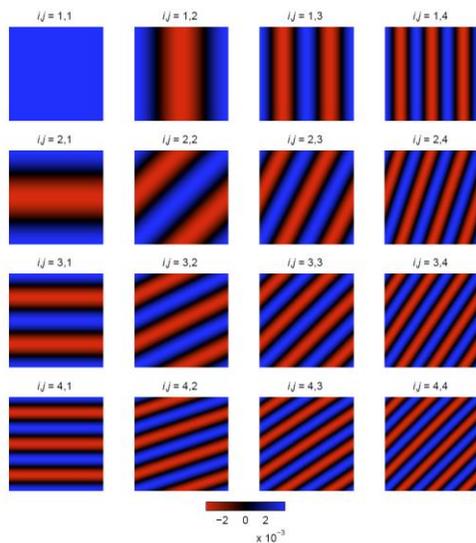
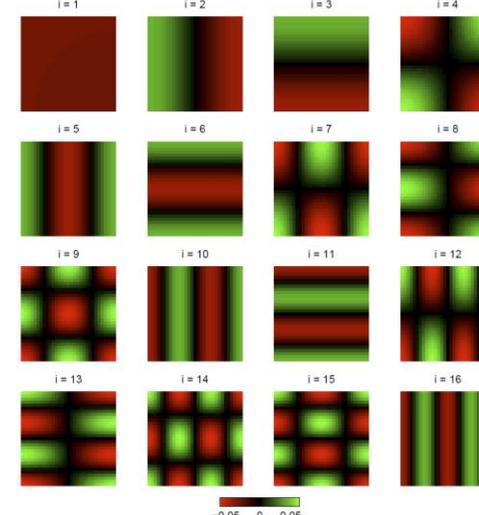
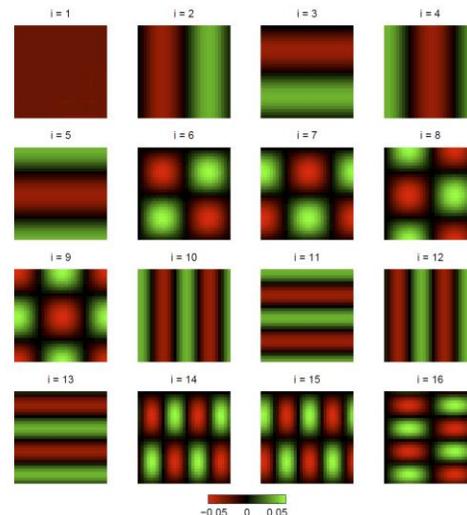
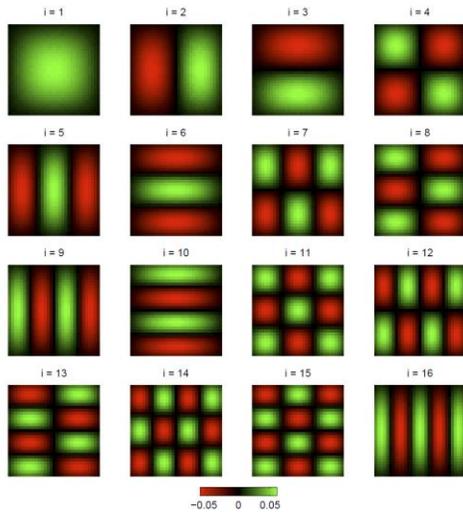


“Sistema de Coordenadas” para Matrizes

$$\begin{pmatrix} 5 & 5 \\ 3 & 5 \end{pmatrix} = 5 \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} + 5 \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} + 3 \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} + 5 \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix} 5 & 5 \\ 3 & 5 \end{pmatrix} = 3 \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{pmatrix} + 0 \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 1 \end{pmatrix} + 2 \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} + 0 \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$$

“Sistema de Coordenadas” para Imágenes



Ingrid Daubechies



Desarrolló "sistemas de coordenadas" muy especiales que se llaman Daubechies Wavelets. Este sistema de coordenadas nos permite comprimir imágenes, videos y música.



“Deblurring” de una Imagen

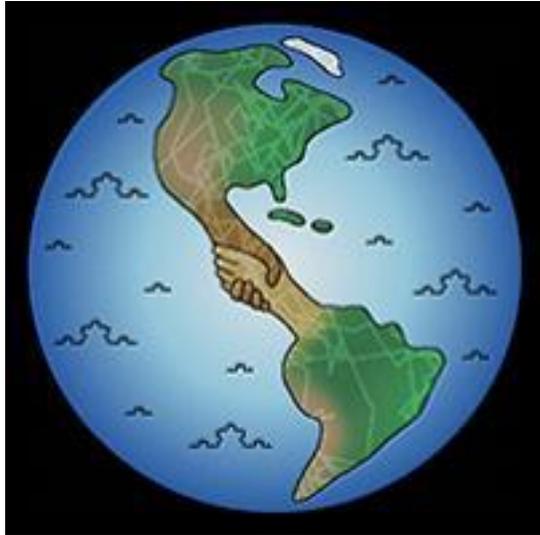


Imagen
Verdadera

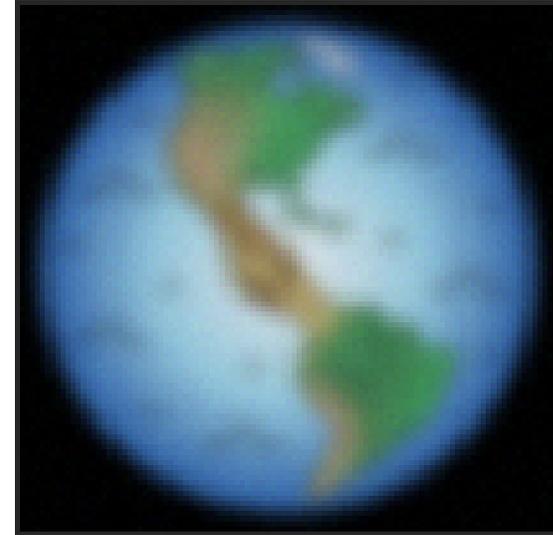


Imagen borrosa y ruidosa

Problema de deblurring de imagen: Intenta reconstruir la imagen verdadera a partir de una borrosa y ruidosa.

Sistema de Ecuaciones

Si a, c, d, e, b_1 y b_2 son conocidos, tenemos un sistema de ecuaciones

$$ax_1 + cx_2 = b_1$$

$$dx_1 + ex_2 = b_2$$

Ejemplo :

$$3x_1 + 6x_2 = 12$$

$$5x_1 + 10x_2 = 24$$

Sistema de Ecuaciones Mal Condicionado

Comparar

$$\begin{array}{r} x_1 + \quad \quad x_2 = 1 \\ 2x_1 + 2.0001x_2 = 2 \end{array}$$

Solucion exacta : $x_1 = 1, x_2 = 0,$

con un sistema muy parecido

$$\begin{array}{r} x_1 + \quad \quad x_2 = .99 \\ 2x_1 + 2.0001x_2 = 1.89 \end{array}$$

Solucion exacta (redondeada) : $x_1 = 900, x_2 = -899.$

Métodos Regularizantes

Sistema original

$$\begin{aligned}x_1 + x_2 &= .99 \\ 2x_1 + 2.0001x_2 &= 1.89\end{aligned}$$

Solucion exacta (redondeada): $x_1 = 900, x_2 = -899,$

Solucion deseada : $x_1 = 1, x_2 = 0,$

Sistema regularizado

$$\begin{aligned}(1 + 0.05)x_1 + x_2 &= .99 \\ 2x_1 + (2.0001 + 0.05)x_2 &= 1.89\end{aligned}$$

Solucion exacta (redondeada): $x_1 = .91, x_2 = .03.$

... la solucion del sistema regularizado esta mas cerca de la solucion deseada.

Sistema de Ecuaciones en Forma Matricial

Podemos escribir el sistema

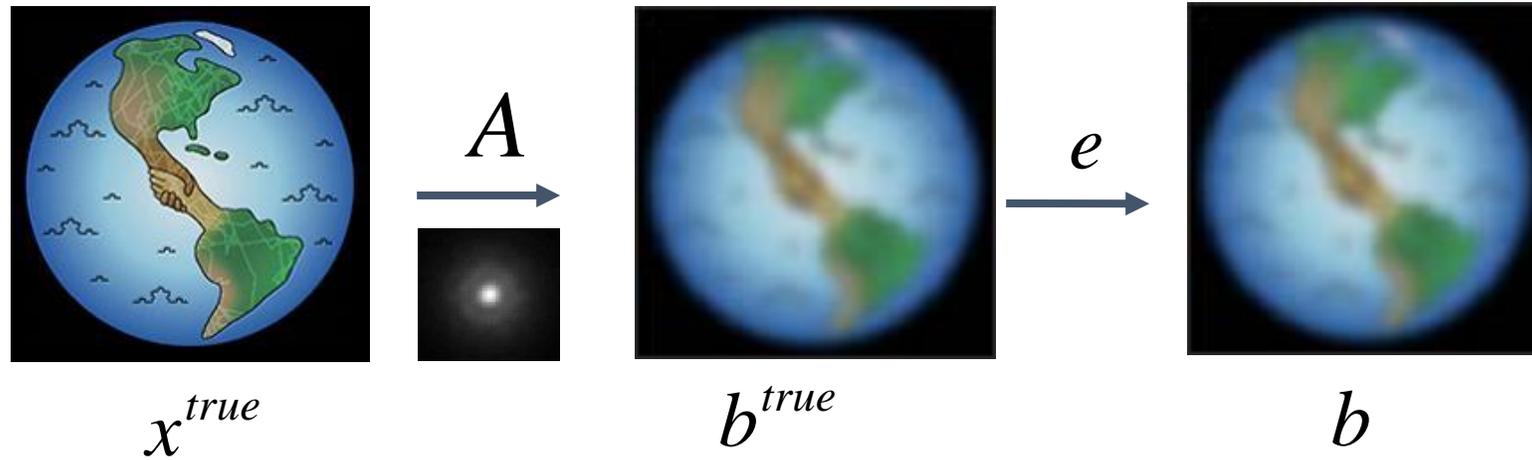
$$\begin{aligned}x_1 + x_2 &= .99 \\ 2x_1 + 2.0001x_2 &= 1.89\end{aligned}$$

como

$$\underbrace{\begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 2 & 2.0001 \end{bmatrix}}_A \underbrace{\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix}}_x = \underbrace{\begin{bmatrix} .99 \\ 1.89 \end{bmatrix}}_b$$

Matriz

“Deblurring” de una Imagen: Modelo Matematico



$$Ax = b^{true} + e = b$$

Problema de deblurring de imagen: Intenta reconstruir la imagen verdadera a partir de una borrosa y ruidosa.

La Solucion Naïve



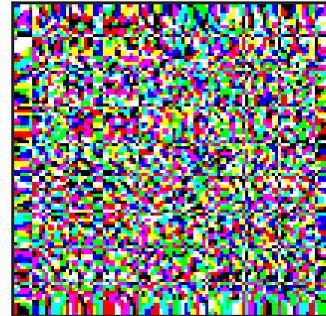
$x^{true} ?$

A^{-1}

A horizontal dashed arrow pointing from the blurred image on the right towards the sharp image on the left, indicating the inverse operation.

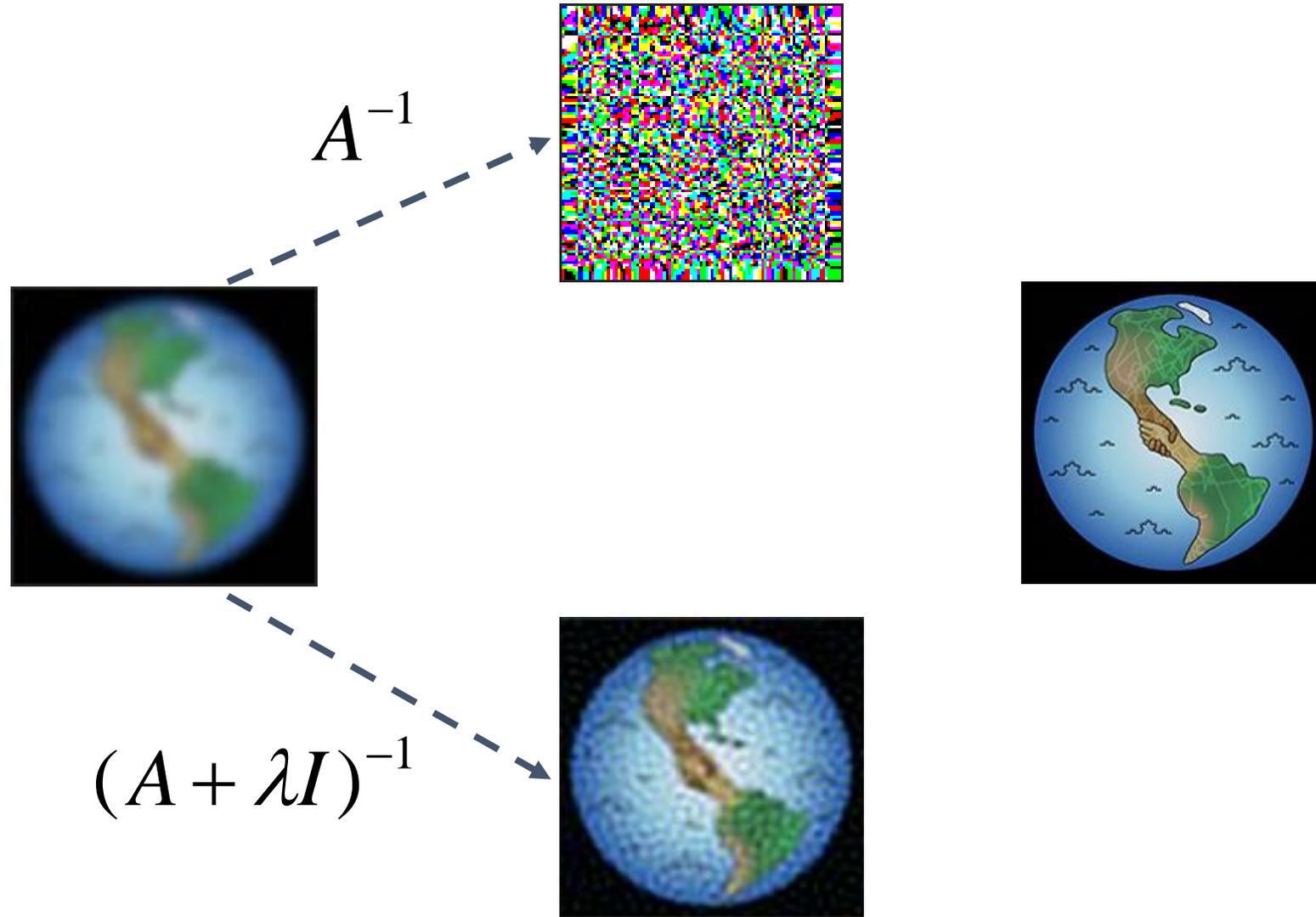
b

...pero $x = A^{-1}b =$

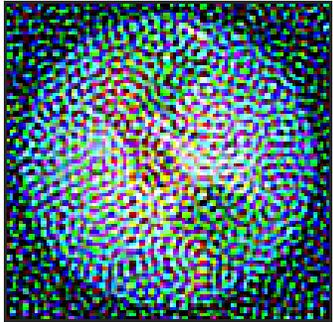


El deblurring de imágenes es un problema inverso mal condicionado: pequeñas perturbaciones en los datos pueden dar lugar a grandes errores en la solución.

Solucion Regularizada



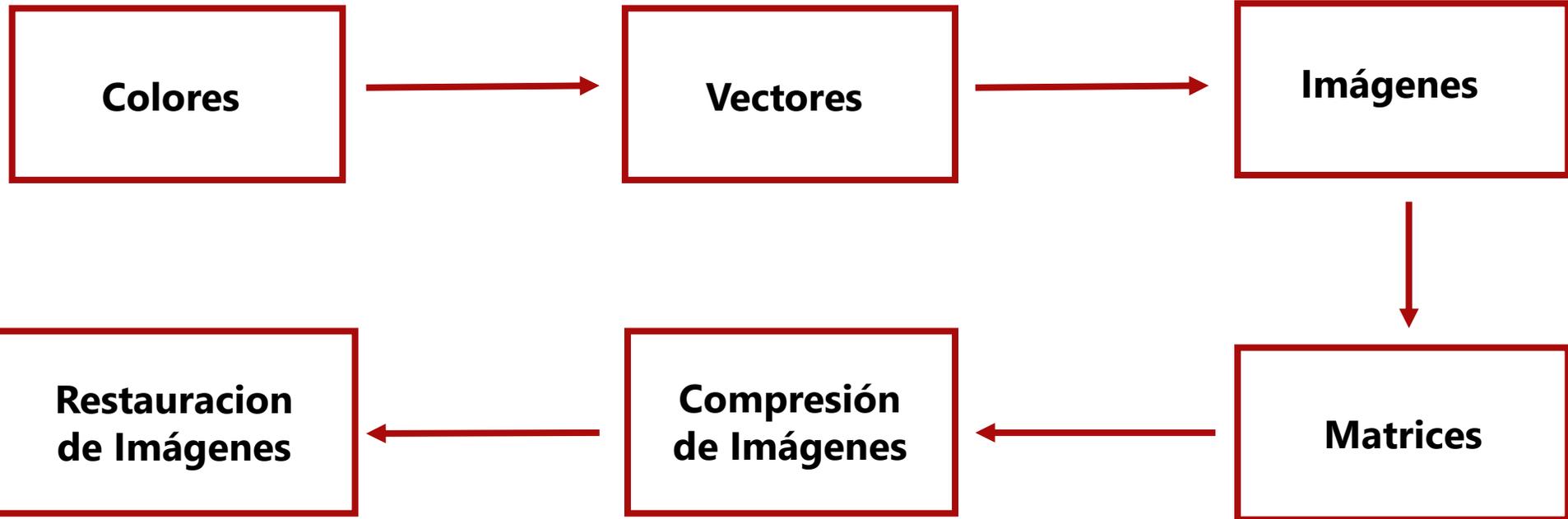
¿Qué tan importante es λ ?



Elegir λ bien es muy importante!

Existe toda una área de investigación sólo para desarrollar formas de encontrar valores óptimos de λ .

El plan



Llegamos!