

Geometría Proyectiva y Alineación

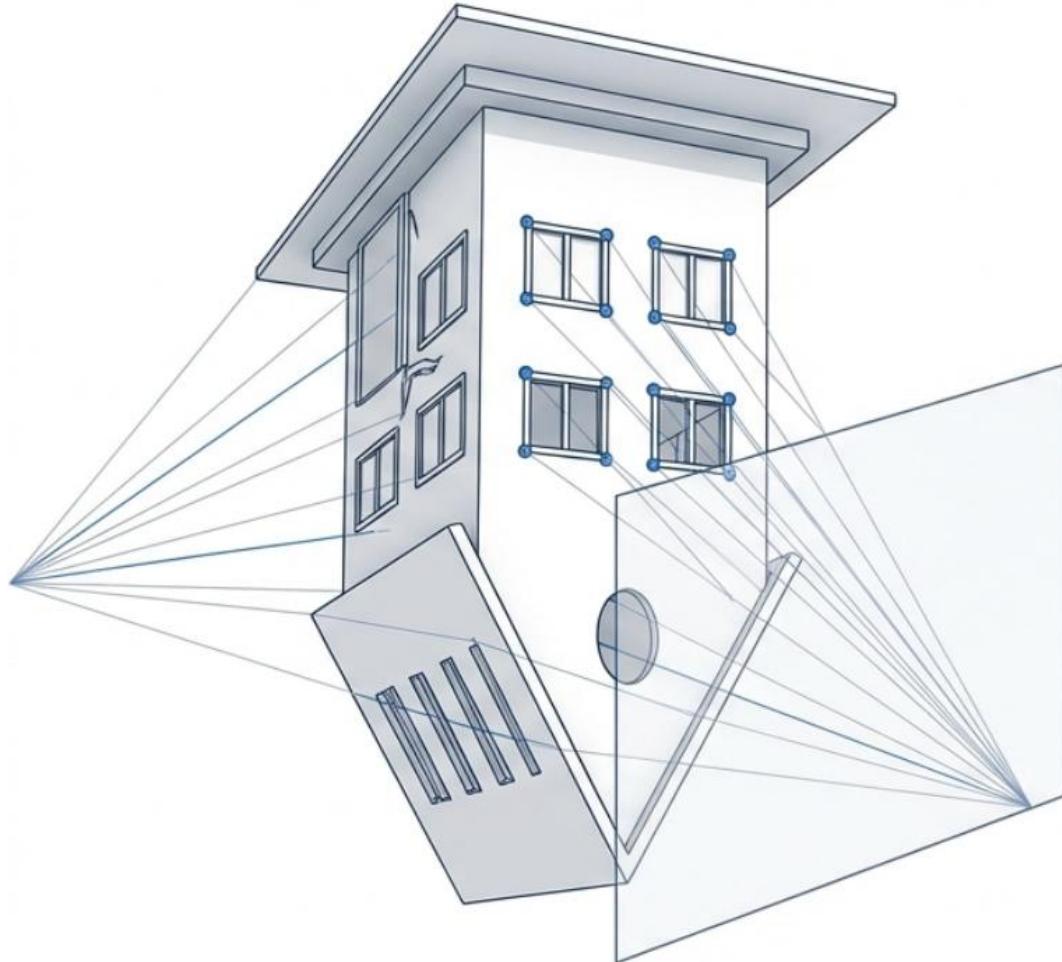
Visión Por Computadora
2026



Introducción

- **Meta:** Mapear el mundo 3D a 2D.
- **Problema:** La geometría euclíadiana es insuficiente.
- **Herramienta:** Coordenadas Homogéneas y Matrices.
- **Modelo:** Cámara Pinhole (Intrínsecos/Extrínsecos).
- **Transformación:** Homografías y DLT.
- **Algoritmo:** Estimación robusta con RANSAC.
- **Aplicación:** Panoramas, SLAM, Realidad Aumentada.

El Desafío la Perspectiva



$$x' = Hx$$

El mundo es tridimensional, pero nuestros sensores son planos 2D. Para reconstruir la estructura o unir imágenes, necesitamos mapear puntos de un plano a otro matemáticamente.

El Problema Proyectivo

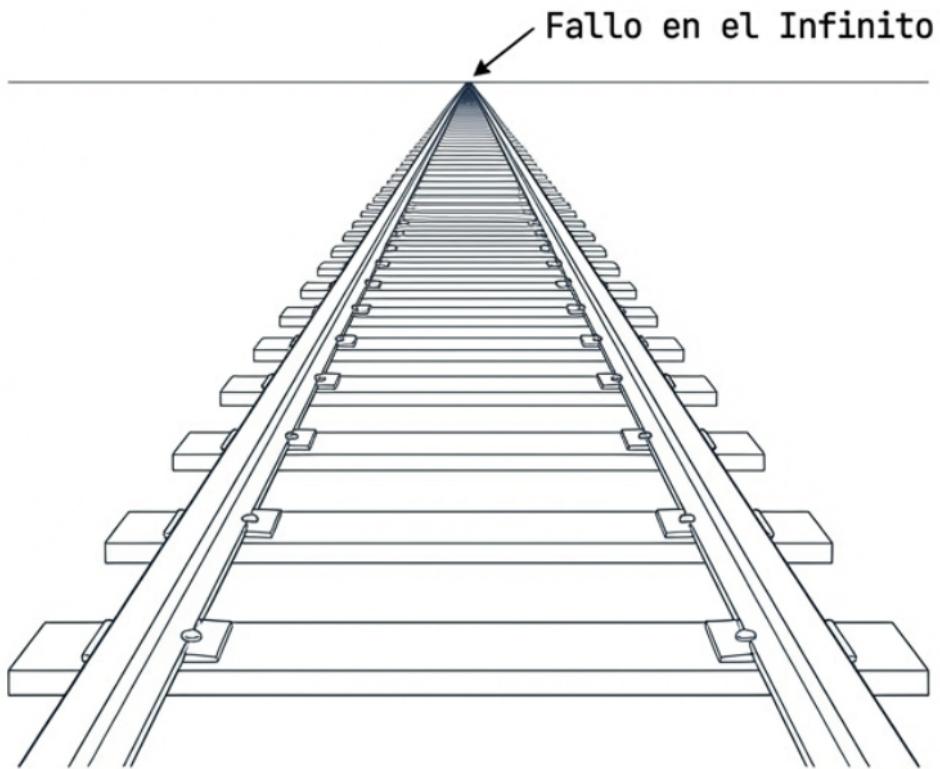
- La geometría euclíadiana conserva longitudes y ángulos.
- Las cámaras **no** conservan estas propiedades.
- Las líneas paralelas convergen en puntos de fuga.
- Los objetos se hacen más pequeños a medida que se alejan.
- Necesitamos un nuevo marco matemático.
- La geometría proyectiva modela el proceso de obtención de imágenes.
- Maneja puntos en el infinito de forma natural.

El Espacio Proyectivo \mathbb{P}^{**2}

- Punto Euclídeo $(x, y) \in \mathbb{R}^2$.
- Punto Homogéneo $\mathbf{x} = [1, x, y, w]^T \in \mathbb{P}^2$.
- Conversión: Dividir por $w \rightarrow \left(1, \frac{x}{w}, y/w\right)$.
- Invariancia de Escala: $\mathbf{x} \sim k\mathbf{x}$ para $k \neq 0$.
- Puntos al Infinito: Ocurren cuando $w = 0$.
- Permite representar transformaciones como matrices lineales.
- Simplifica: Proyección se vuelve multiplicación matricial.

El Lenguaje: Coordenadas Homogéneas

Euclidiano



Homogéneo

$$(x, y) \rightarrow \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix}$$

- Añadimos una dimensión extra (factor de escala)
- $(x, y) \Rightarrow (x, y, 1)$
- Convierte divisiones en multiplicaciones de matrices
- Invarianza de escala:
 $k(x, y, w) \sim (x, y, w)$

Euclidianas vs Homogéneas

Euclidean

$$x' = x + t$$

Non-Linear (Addition)

Homogeneous

$$(x, y) \rightarrow (x, y, 1)$$

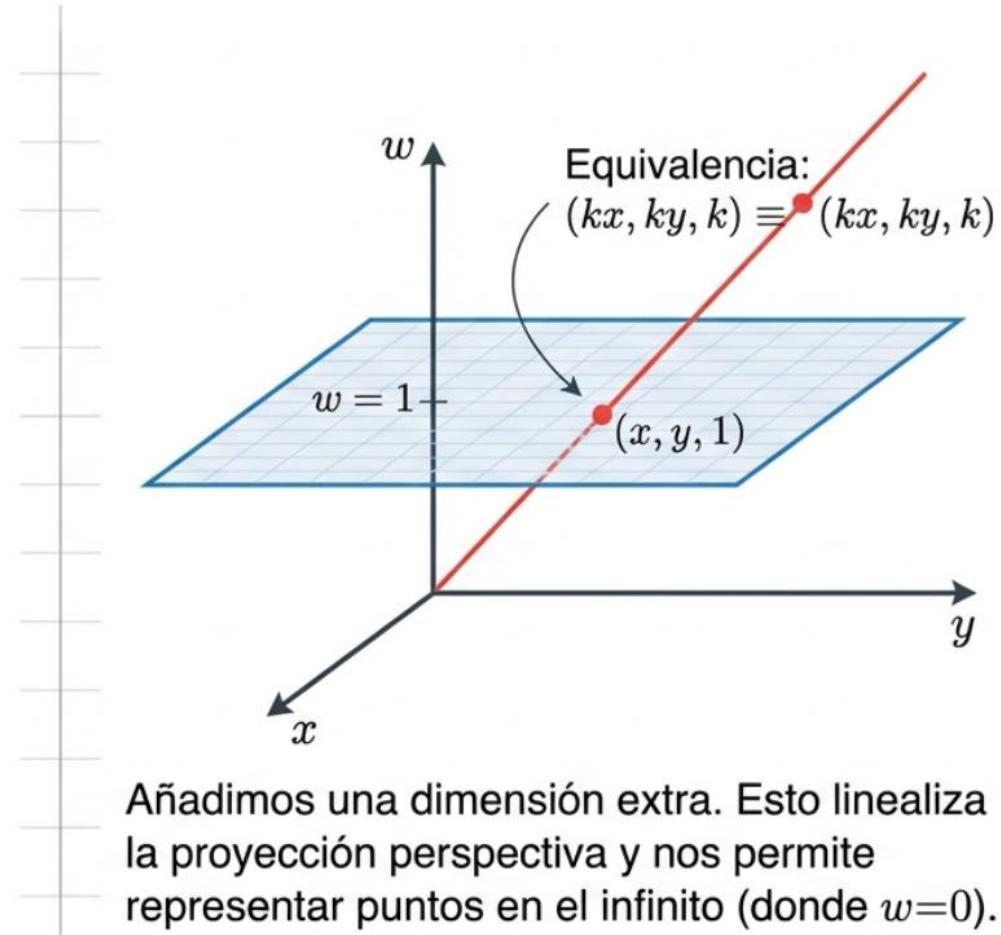
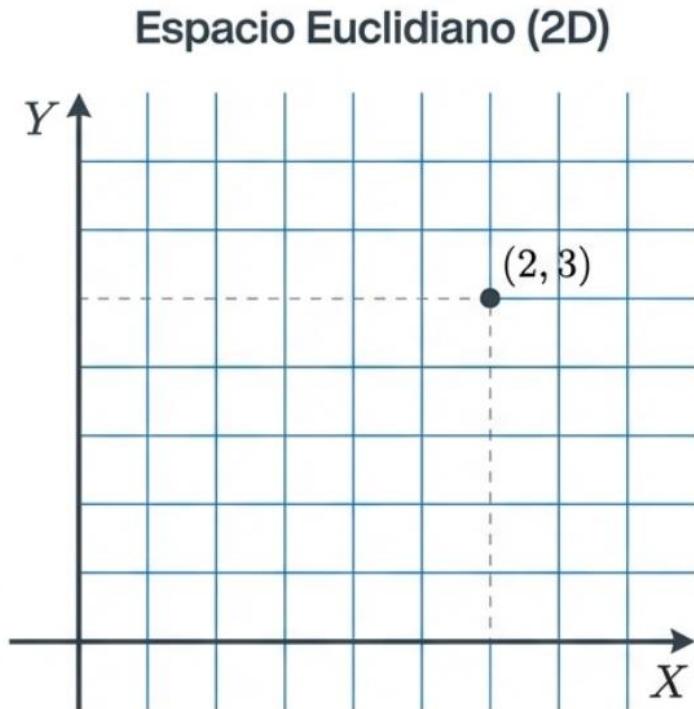
$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & t_x \\ 0 & 1 & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix}$$

La Solución: Aumentar una dimensión unifica rotación y traslación en una sola operación: **Multiplicación de Matrices.**

Coordenadas Homogeneas

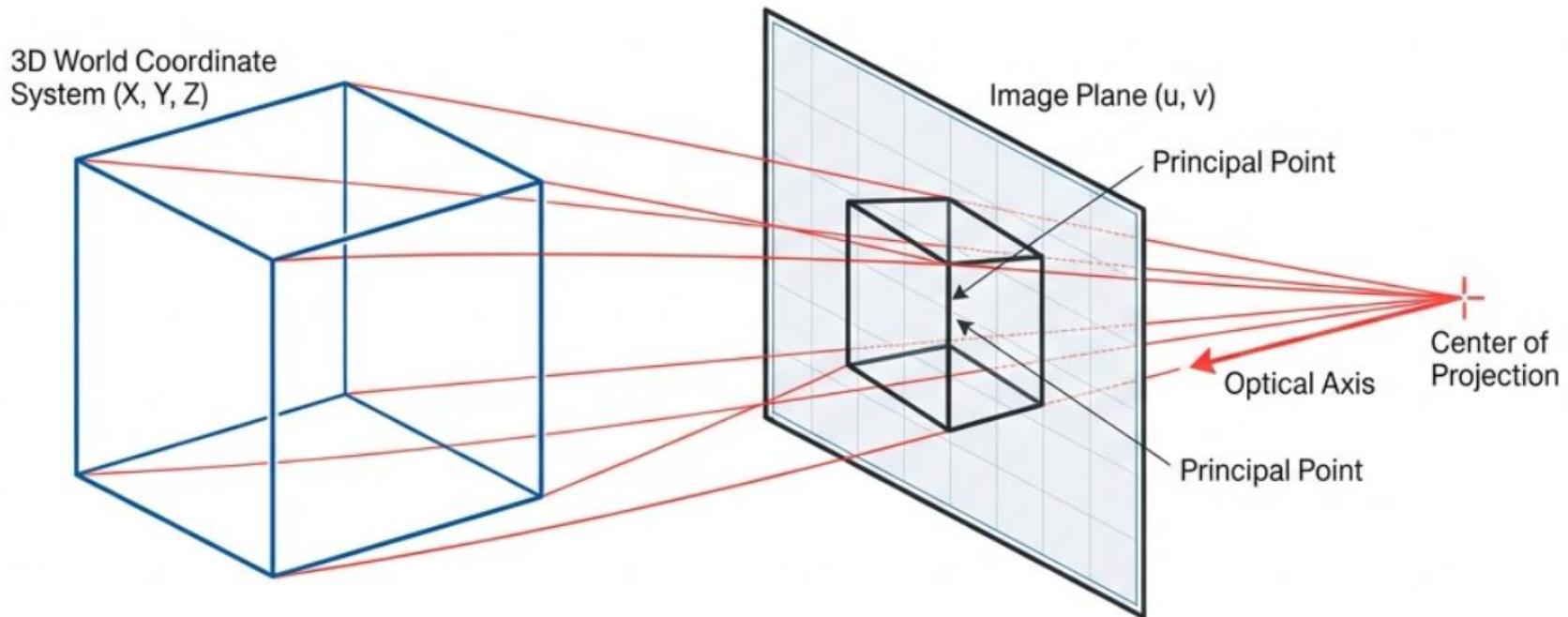
- Las coordenadas estándar 2D son (x, y) .
- Las escalas homogenas agregan escala: (x, y, w) .
- Se convierte al dividir: $(\frac{x}{w}, \frac{y}{w})$.
- Permite representar matrices de traslados
- Los puntos en el infinito tienen $w = 0$.
- Forma estándar: $\tilde{x} = [0, x, y, 1]^T$.
- Invariante de escala: $k[x, y, w] \equiv [x, y, w]$

Coordenadas Homogéneas: La clave Proyectiva



Añadimos una dimensión extra. Esto linealiza la proyección perspectiva y nos permite representar puntos en el infinito (donde $w=0$).

De la Geometría 3D a la Imagen Digital



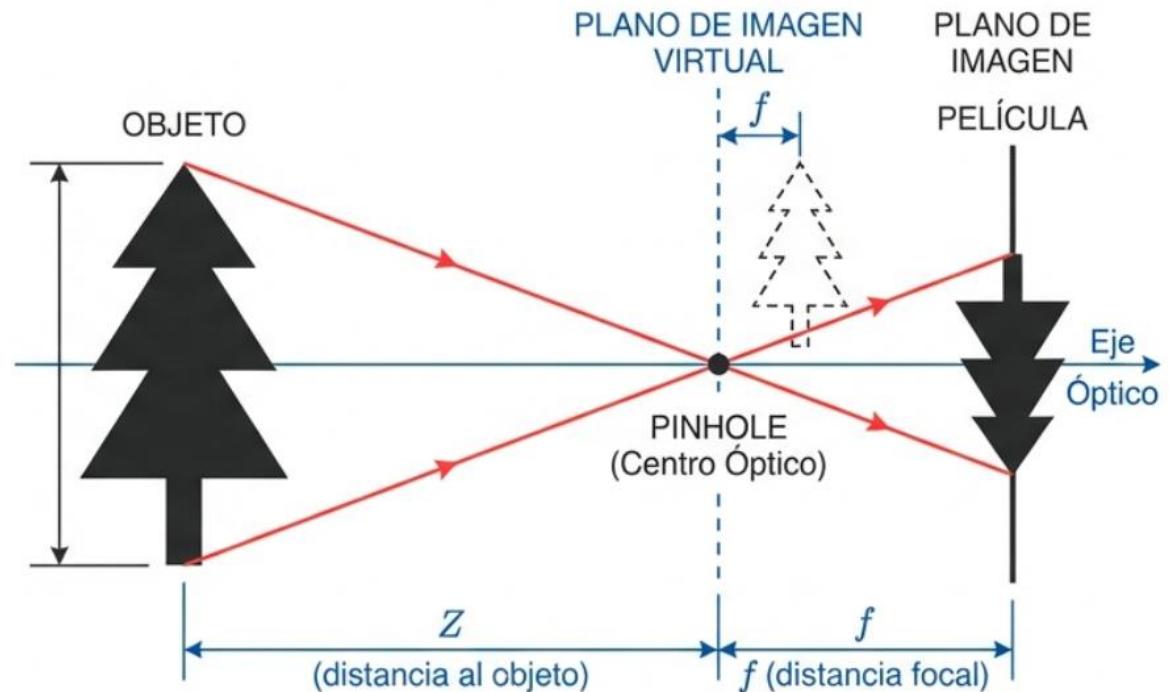
Una exploración técnica del modelo de cámara estenopeica y la solución algebraica para la estimación de parámetros.

El Modelo Pinhole (Cámara Estenopeica)

- La forma más simple de capturar la realidad es la "Cámara Oscura". La luz pasa por un agujero minúsculo, proyectando una imagen invertida en el plano opuesto. Utilizamos la **regla de los triángulos semejantes** para modelar esto.

$$-\frac{x}{f} = \frac{X}{Z} \rightarrow x = -f \left(\frac{X}{Z} \right)$$

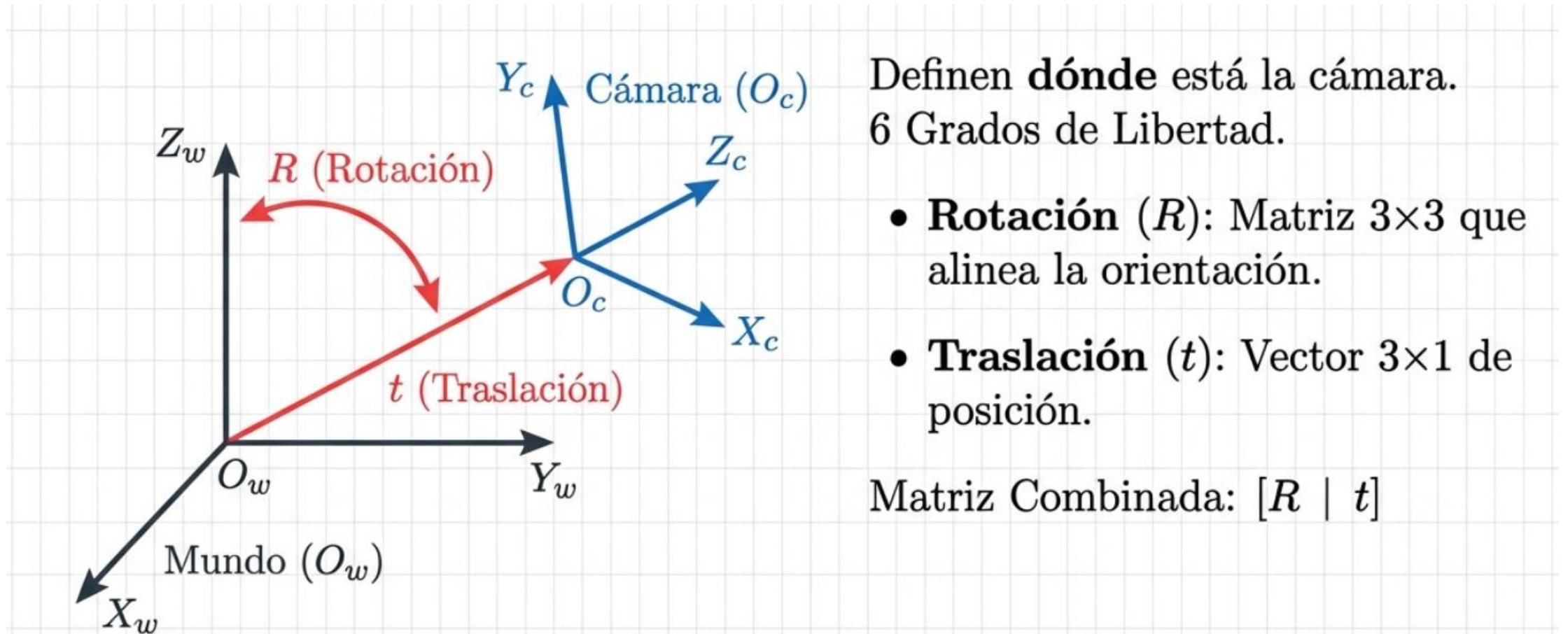
- El signo negativo indica la inversión de la imagen



Modelo de Cámara Pinhole

- La luz pasa a través de una pequeña abertura.
- Proyecta una imagen invertida sobre el plano del sensor.
- Mapea coordenadas de cámara 3D a pixeles.
- Ecuación:
 - $\mathbf{x} = K[R \mid t]\mathbf{X}$
 - $\mathbf{x} = K[I \mid \mathbf{0}]\mathbf{X}_{cam}$.
- **Intrínsecos (K):** Distancia focal y centro..
 - K describe las propiedades internas de la cámara.
- **Extrínsecos (R, t):** Rotación y traslación.
 - $[R|t]$ describe la posición de la cámara en el mundo.
- K es triangular superior de 3×3 .
- f_x, f_y :Distancia focal en unidades de pixel.
- (c_x, c_y) :Punto principal (centro óptico).
- s : Factor de "skew" (usualmente 0).
- Define la geometría interna del sensor.

Parámetros Extrínsecos (Posición y Orientación)



Parámetros Intrínsecos (La Matriz K)

$$K = \begin{bmatrix} f_x & s & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Distancia Focal
(zoom/escala en píxeles)

Punto Principal
(centro óptico)

Skew (sesgo de ejes)

Definen **cómo** la cámara forma la imagen.
Son parámetros internos de la lente y el sensor.

La Matriz de Proyección P

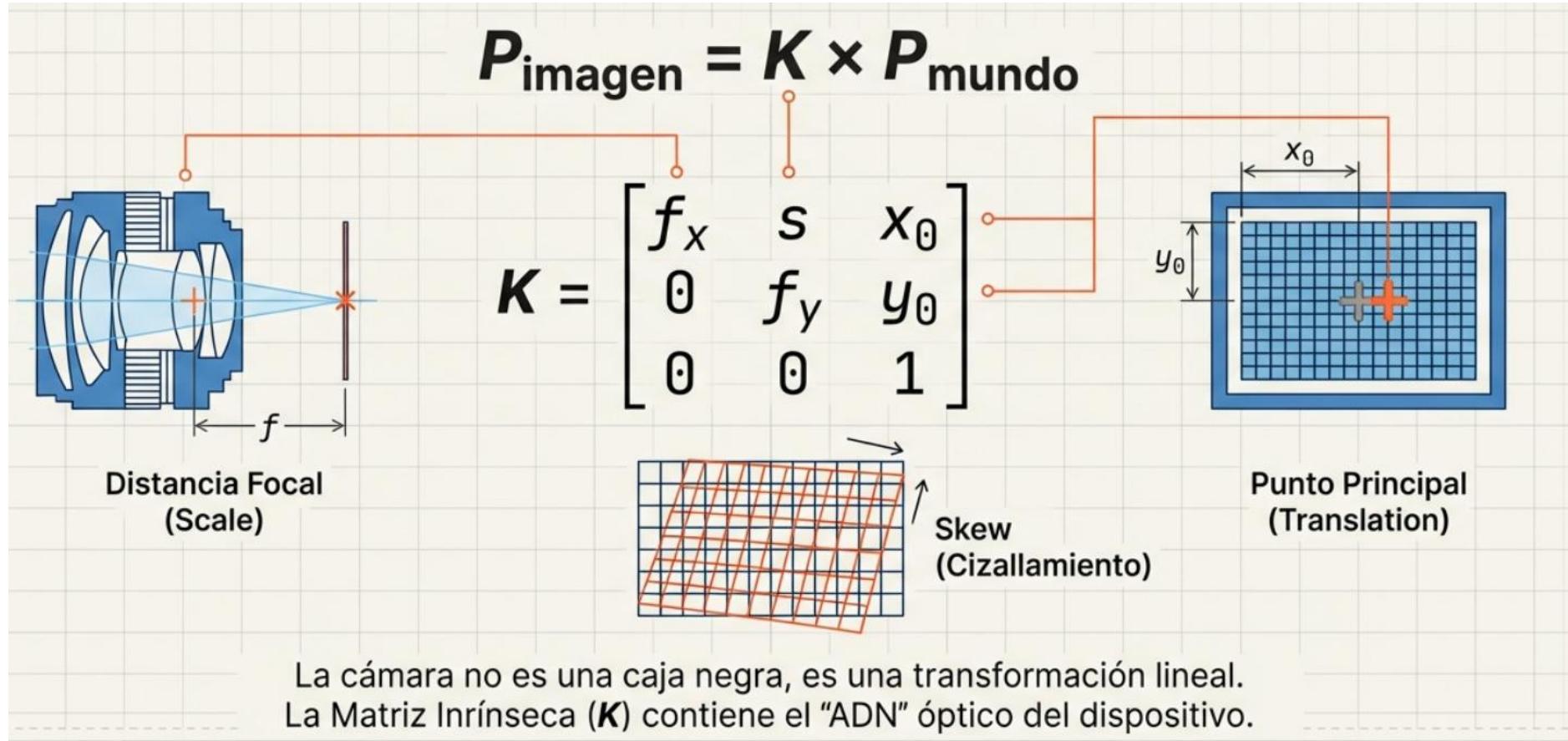
$$\mathbf{x} = \mathbf{P}\mathbf{X}$$

$$\mathbf{P} = \underbrace{\mathbf{K}}_{\text{Intrínsecos}} \times [\mathbf{R} \mid \mathbf{t}]$$

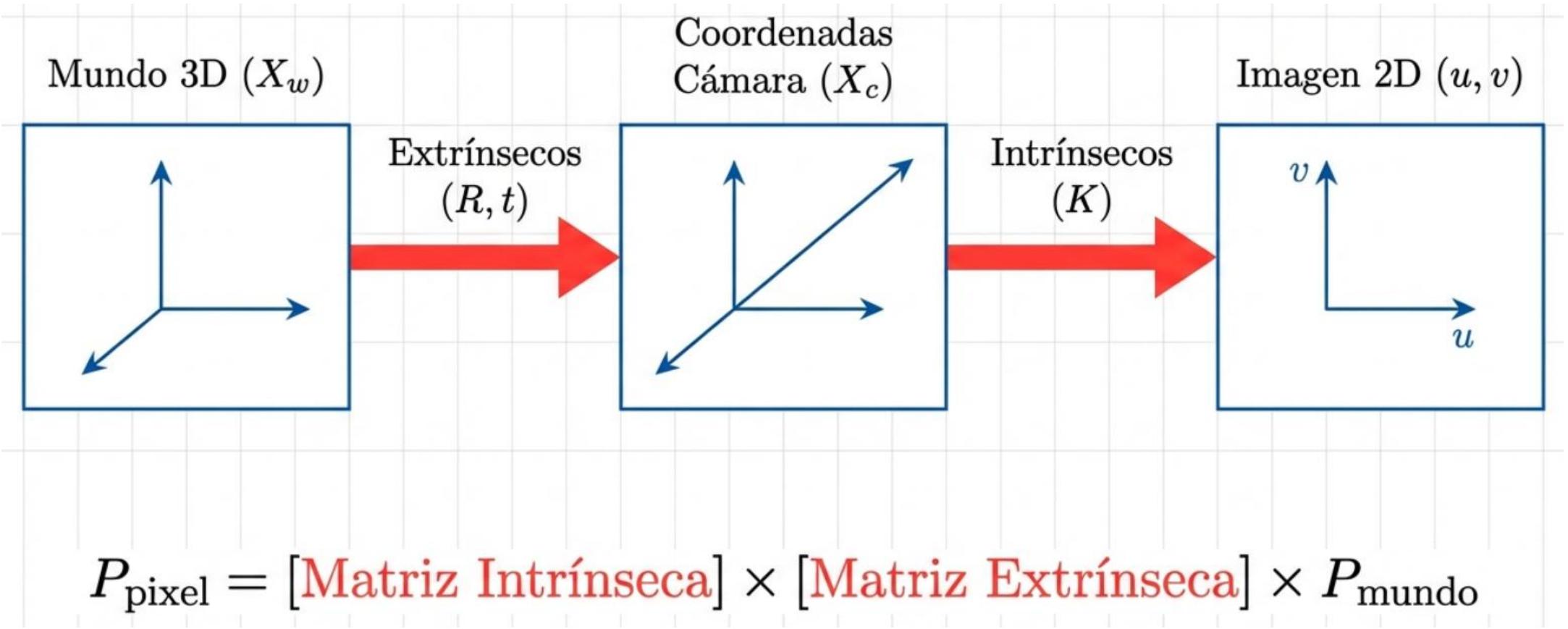
Intrínsecos Extrínsecos

Una matriz de 3×4 que mapea directamente coordenadas homogéneas del mundo (\mathbf{X}) a coordenadas homogéneas de imagen (\mathbf{x}).

Parámetros Intrínsecos (La Matriz K)



Flujo de Transformación de Coordenadas



Transformaciones Planares

- **Traslación:** Mueve puntos y conserva la orientación.
- **Euclidiana:** Rotación + Traslación (Rígida).
- **Similitud:** Añade escala uniforme (conserva los ángulos).
- **Afín:** Las líneas paralelas permanecen paralelas.
- **Proyectiva (Homografía):** Las líneas rectas permanecen rectas.
- Proyectiva es la función lineal más general.
- Representada por matrices de 3×3 .

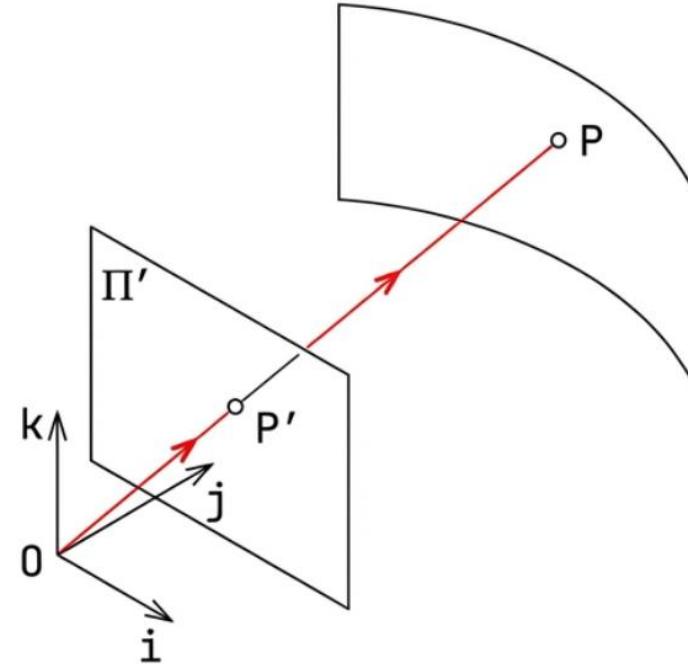
Transformaciones Proyectivas 2D

- **Isometría:** Rígida (Rotación + Traslación). 3 GDL.
- **Similitud:** Añade escala isotrópica. 4 GDL.
- **Afín:** Paralelismo conservado. 6 GDL.
- **Proyectiva (Homografía):** 8 GDL.
- Líneas rectas se mantienen rectas.
- Matriz H de 3×3 no singular.
- Fundamental para "Image Stitching" (Panoramas).

La Transformación Proyectiva (Homografía)

La Transformación Proyectiva (Homografía)

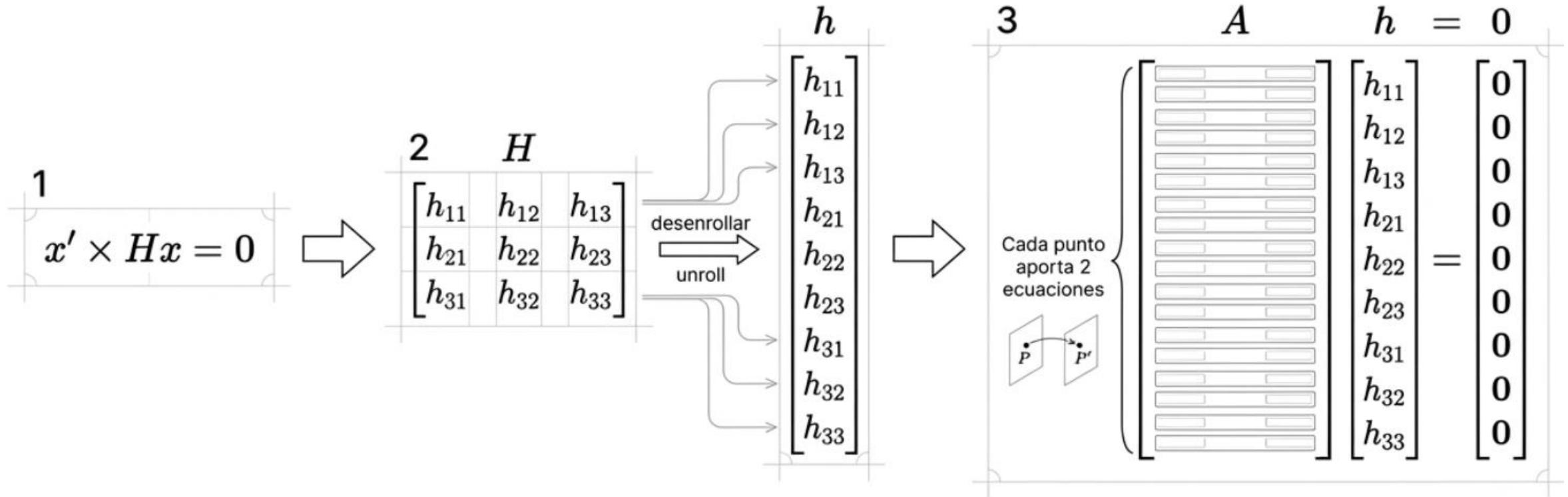
$$H = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{bmatrix}$$



La Homografía encapsula la relación geométrica entre dos planos proyectivos.

- 8 grados de libertad (escala ambigua)
- Preserva la colinealidad (líneas rectas)
- Permite rectificación y panoramas

DLT (Direct Linear Transformation)

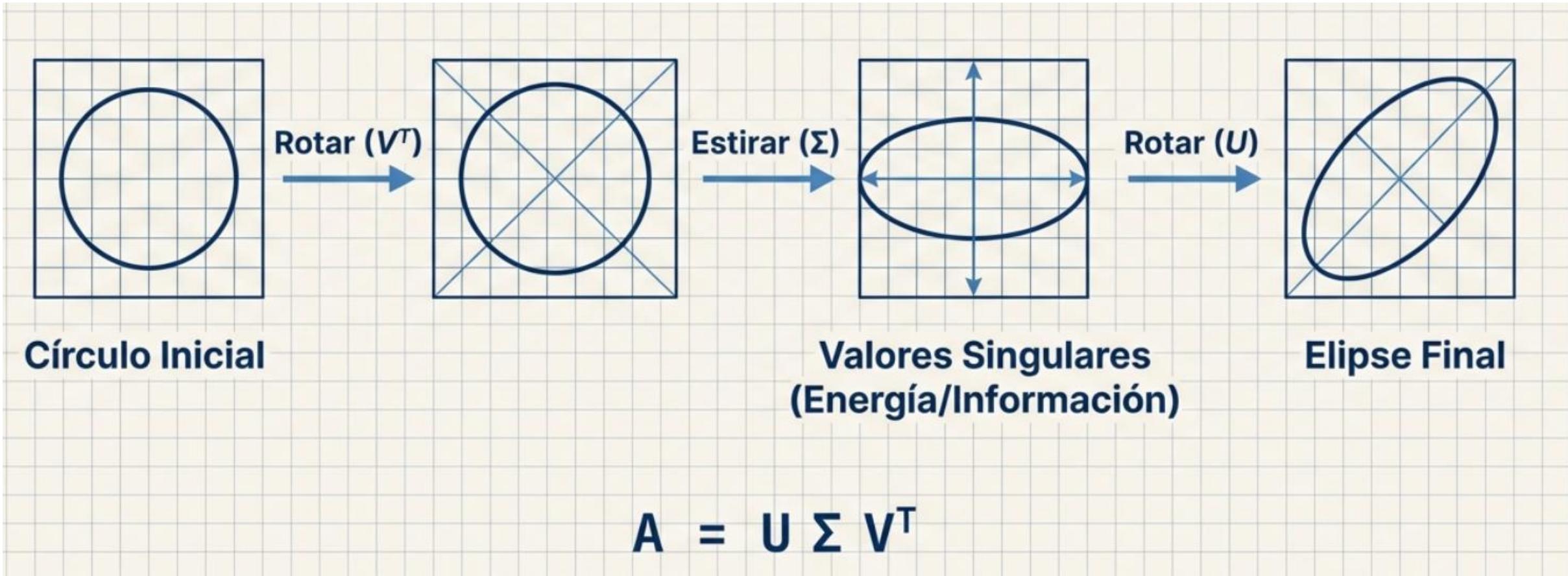


Restricción: Mínimo 4 puntos correspondientes para resolver 8 incógnitas.

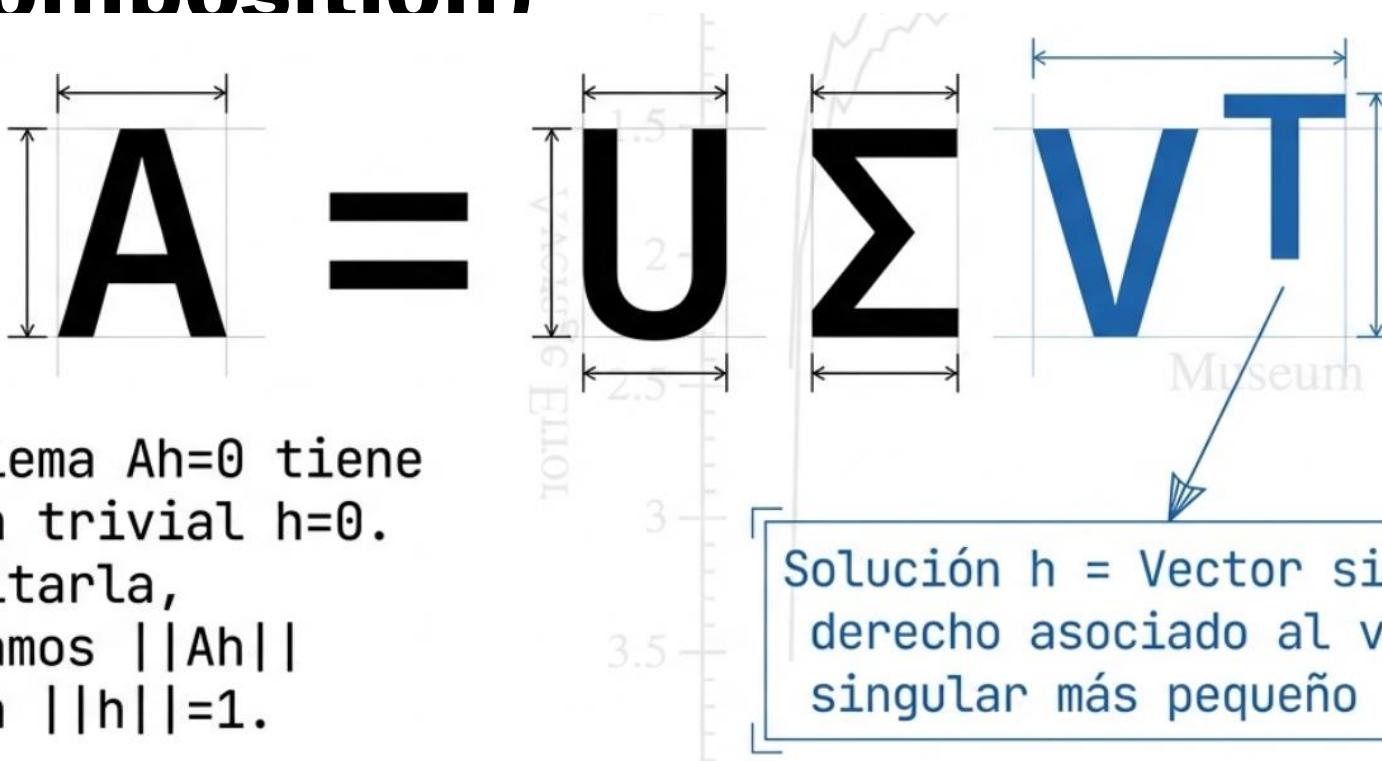
Resolviendo la Homografía (DLT)

- Objetivo: Hallar H tal que $\mathbf{x}'_i \times H\mathbf{x}_i = \mathbf{0}$.
 - H es una matriz de 3×3 no-singular, y tiene 8 grados de libertad
- Genera sistema lineal homogéneo $Ah = \mathbf{0}$.
- A es matriz $2N \times 9$ ($N \geq 4$ puntos).
- Solución trivial $h = \mathbf{0}$ no es útil.
- Restricción: Minimizar $\| Ah \|$ sujeto a $\| h \| = 1$.
- Solución: Vector singular de A asociado al menor valor singular.
- Se obtiene vía SVD (Singular Value Decomposition).

Singular Value Decomposition



El Motor del Cálculo: SVD (Singular Value Decomposition)



El problema $Ah=0$ tiene solución trivial $h=0$. Para evitarla, minimizamos $\|Ah\|$ sujeto a $\|h\|=1$.

$$V^T = \begin{bmatrix} x_1 & \dots & \dots & x_1 \\ v_2 & \dots & \dots & v_2 \\ x_3 & \dots & \dots & x_4 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_n & \dots & \dots & z_n \end{bmatrix}$$

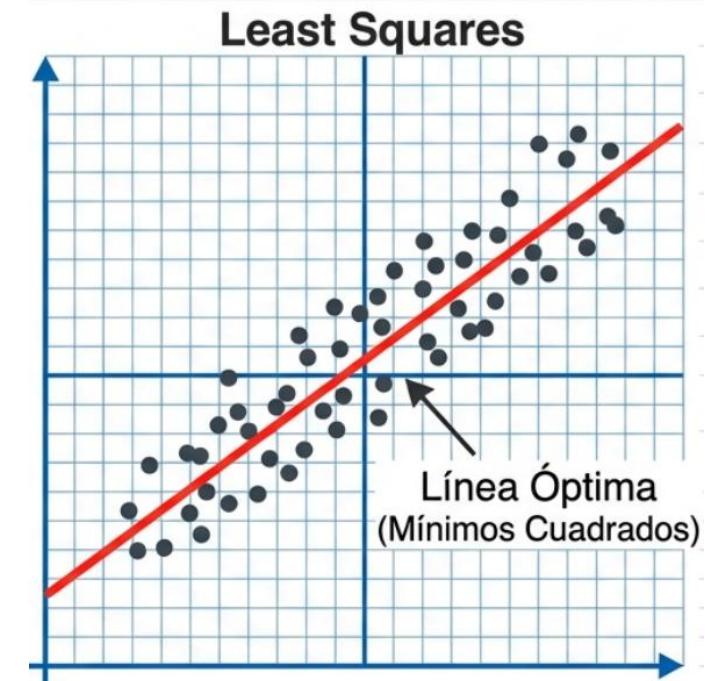
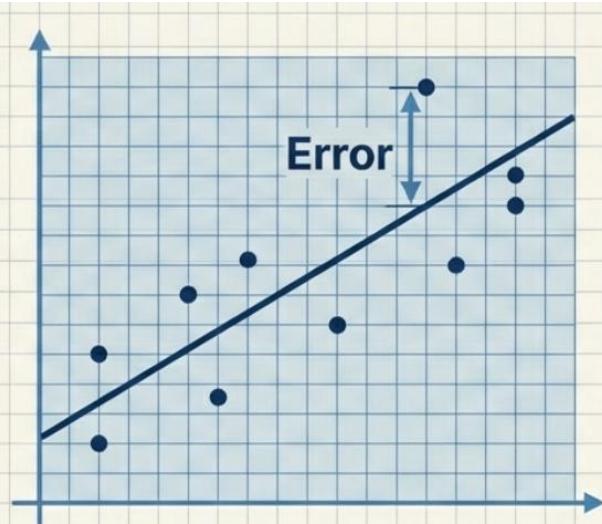
Solución para **h**
(Menor valor singular)

Pseudo Inversa y Mínimos Cuadrados

$$\tilde{\mathbf{X}} = \mathbf{A}^+ \mathbf{B}$$

$$\mathbf{A}^+ = \mathbf{V} \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{U}^T$$

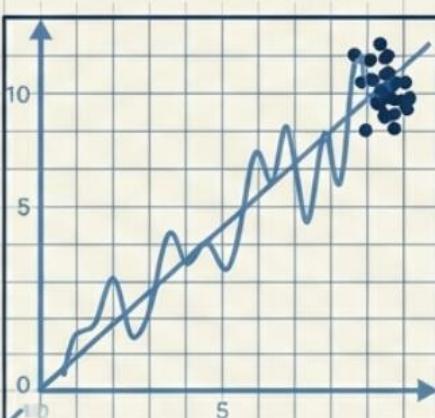
Dado que \mathbf{A} no es cuadrada, no existe inversa. La Pseudoinversa encuentra la solución de **Mínimos Cuadrados** (Least Squares).



Normalizar los Datos

Warning/Caution

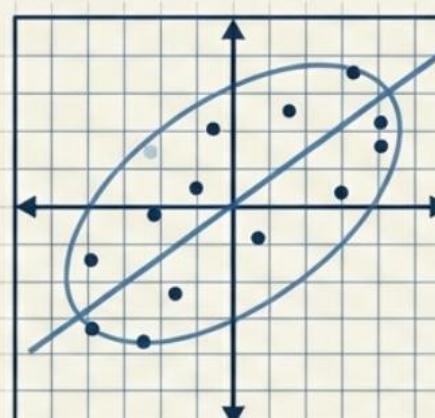
Datos Crudos



A scatter plot titled "Datos Crudos" showing a noisy data series. The x-axis ranges from 0 to 5, and the y-axis ranges from 0 to 10. A blue line represents the trend, which is relatively stable but shows significant oscillations (noise) around the main trend line. An arrow points to this noise with the label "Inestable Numerical Noise".

Inestable Numerical Noise

Datos Normalizados



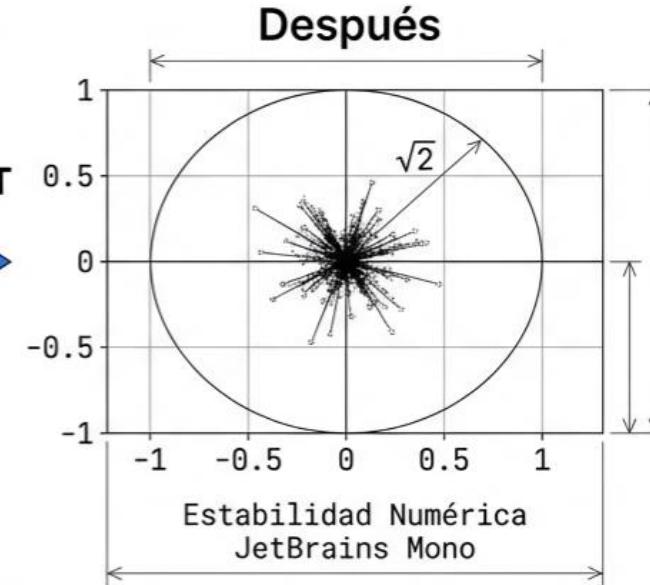
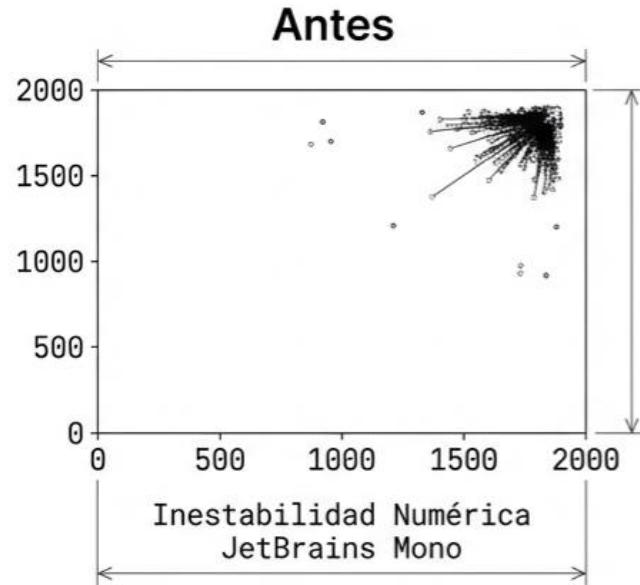
A scatter plot titled "Datos Normalizados" showing the same data points as the first plot, but with a much smoother blue line representing the trend. The x-axis and y-axis are labeled with arrows indicating they have been scaled. An arrow points to this stability with the label "Estable".

Estable

Insight de Hartley: SVD es inestable ante datos no normalizados.

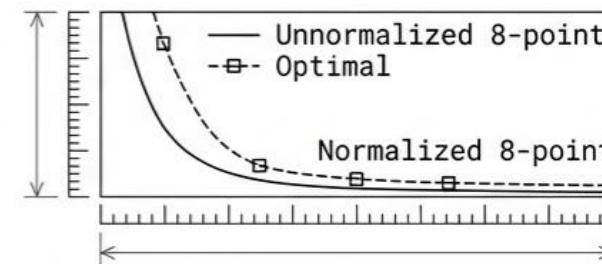
Regla de Oro: Trasladar al origen y escalar antes de procesar.

Normalización de Datos



Pasos de la Normalización:

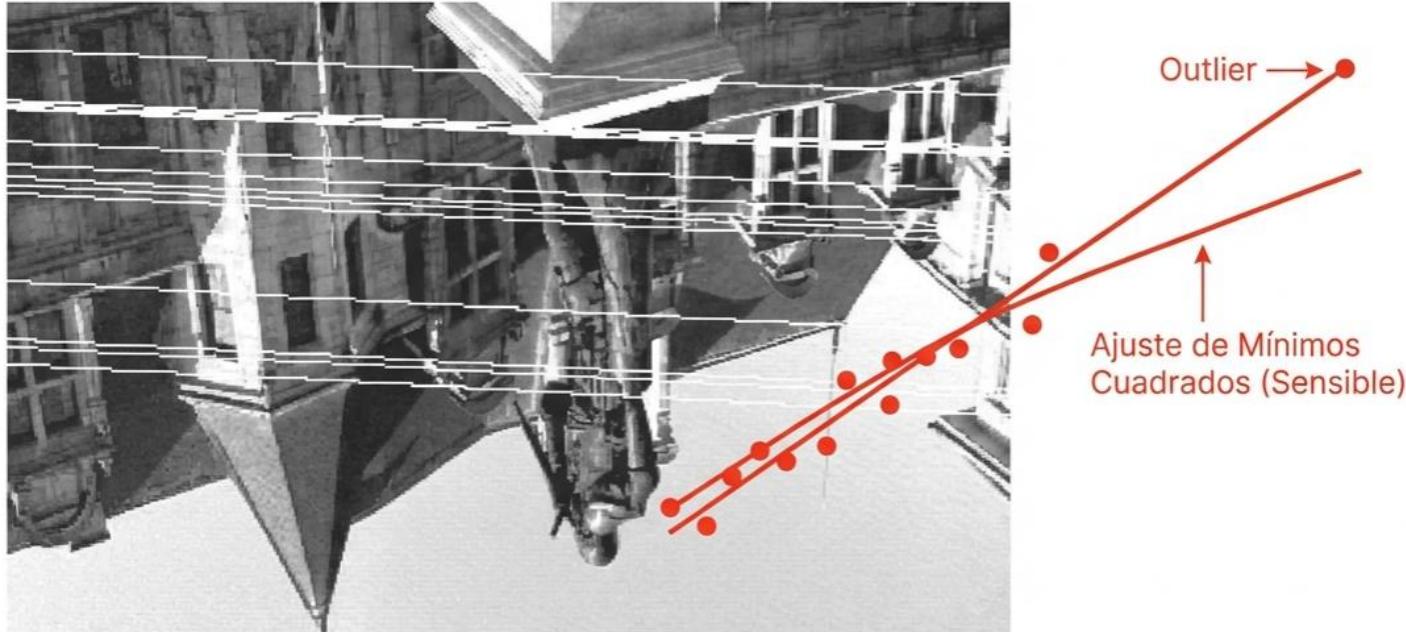
1. Trasladar centroide al origen $(0, 0)$
2. Escalar distancia promedio a $\sqrt{2}$
3. Calcular SVD
4. Des-normalizar ($H_{final} = T^{-1} H T$)



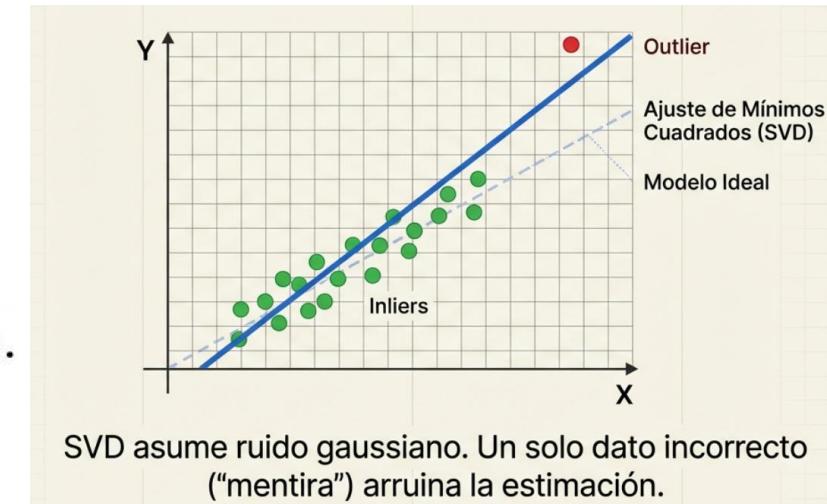
El Desafío de los "Outliers"

- Detectamos características (SIFT, ORB, Harris).
 - Emparejamiento de características (SIFT) genera errores
- Coincidimos descriptores entre dos imágenes.
- Las coincidencias contienen outliers (coincidencias erróneas).
 - Outliers: Emparejamientos falsos que no siguen el modelo.
- Mínimos Cuadrados (DLT) asume ruido Gaussiano en todo.
 - Trata de encajar todo
 - Un solo outlier desvía la solución enormemente.
- El promedio no es robusto ante valores extremos.
- Necesitamos un enfoque de "consenso/votación", no de promedio.
- Solución estándar en industria: RANSAC.

El desafío de los Outliers

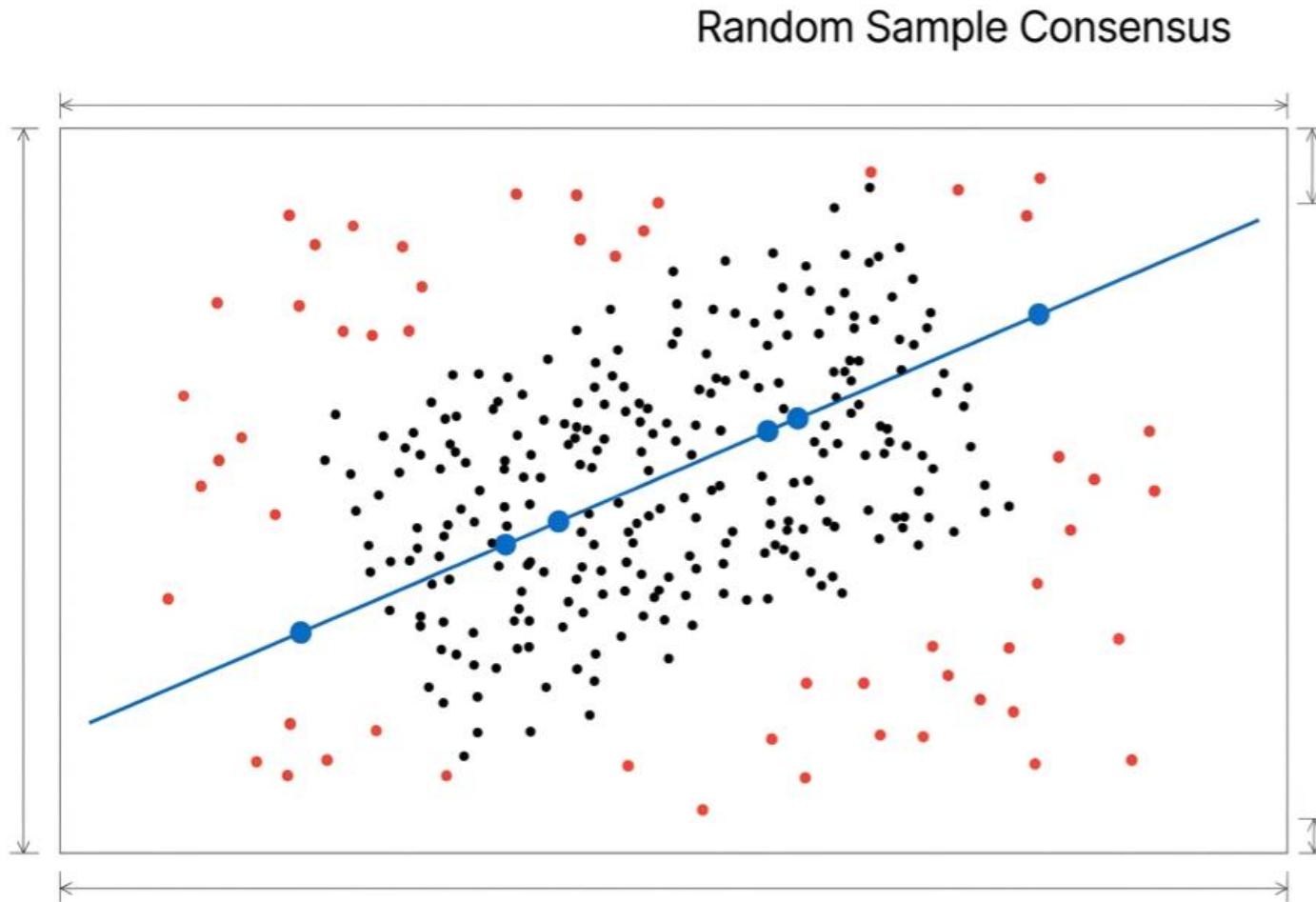


- SVD asume error Gaussiano (ruido suave).
- Un solo emparejamiento incorrecto destruye la estimación.
- Mínimos Cuadrados intenta 'complacer' a todos los puntos, incluso los erróneos.



SVD asume ruido gaussiano. Un solo dato incorrecto ("mentira") arruina la estimación.

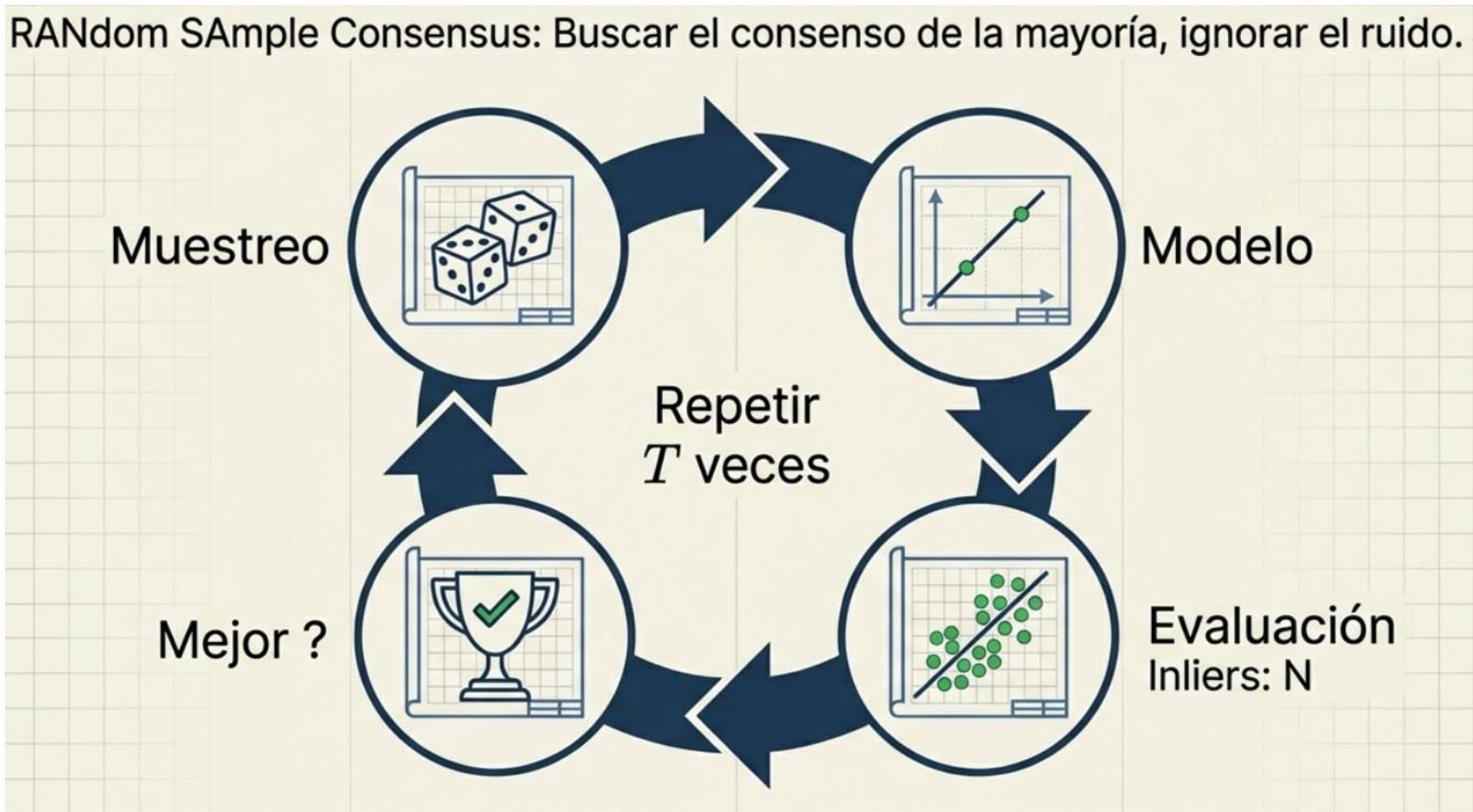
Defensa de RANSAC



Un enfoque democrático:

1. Usar el mínimo de datos para una hipótesis (4 puntos).
2. Preguntar al resto: "¿Están de acuerdo?"
3. El modelo con más votos (inliers) gana.

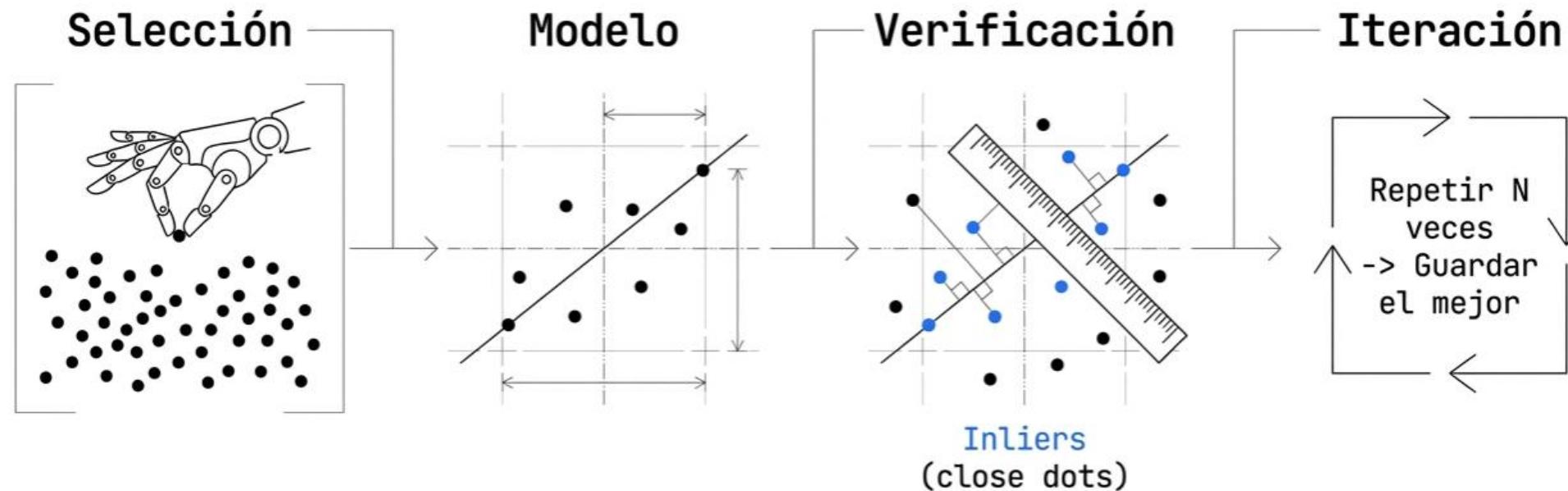
Defensa de RANSAC



Algoritmo RANSAC

- **Paso 1:** Seleccionar s puntos aleatorios (mínimo 4).
- **Paso 2:** Calcular modelo hipotético H_{test} .
- **Paso 3:** Verificar cuántos puntos ajustan (Inliers).
- **Criterio:** Distancia $\| \mathbf{x}' - H_{test} \mathbf{x} \| < umbral$.
- **Paso 4:** Repetir N veces.
- **Paso 5:** Quedarse con el modelo con más Inliers o votos.
- **Paso 6:** Refinar con todos los inliers (SVD final).

Algoritmo de RANSAC en 4 Pasos Generales



Estrategia: Fuerza bruta inteligente

Probabilidad en RANSAC

- No iteramos infinitamente; calculamos el límite
- Fórmula: $N = \frac{\log(1-p)}{\log(1-(1-e)^s)}$.
- s :Puntos necesarios para el modelo (4 para Homografía).
- e : Proporción estimada de outliers (ej. 50%).
- p : Probabilidad de éxito deseada (ej. 0.99).
- Si $e = 50\%$ y $s = 4$, $N \approx 72$ iteraciones.
- Computacionalmente muy eficiente.

Detallando las Iteraciones (T)

$$T = \frac{\log(1-p)}{\log(1-(1-e)^s)}$$

Probabilidad de Éxito (ej. 99%)

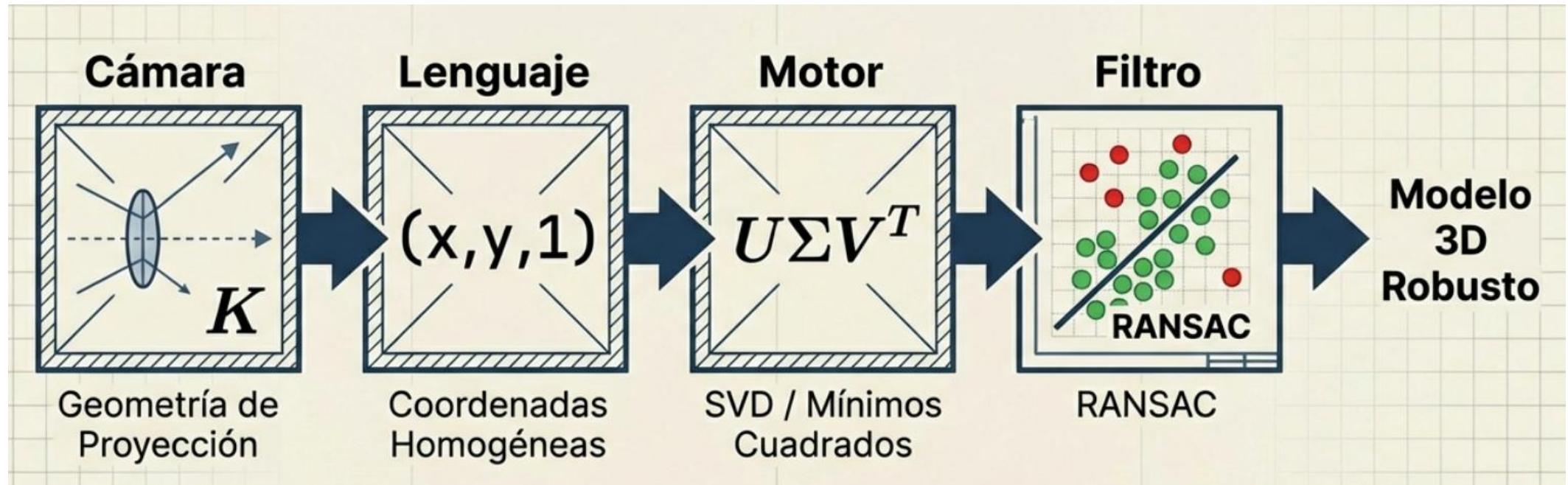
Proporción de Outliers

Puntos mínimos para el modelo

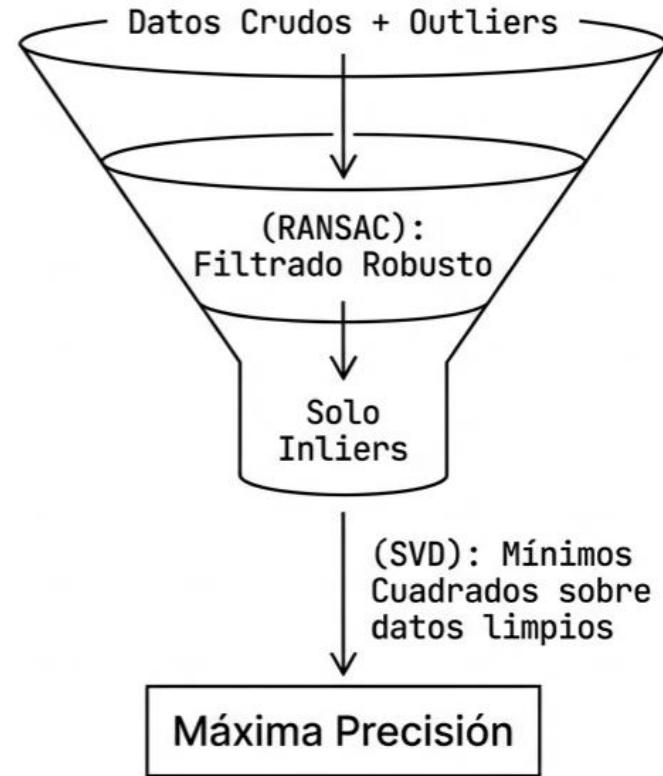
RANSAC garantiza matemáticamente el éxito incluso con datos altamente contaminados.

El Pipeline de Visión Computacional

- Visión por Computadora = Geometría + Álgebra Lineal + Estadística

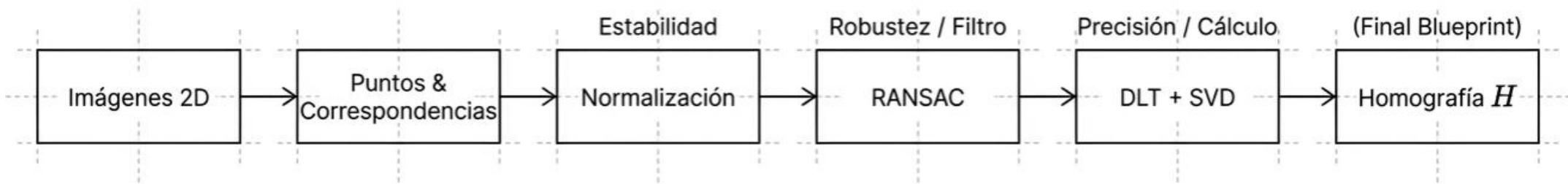


Refinamiento Final

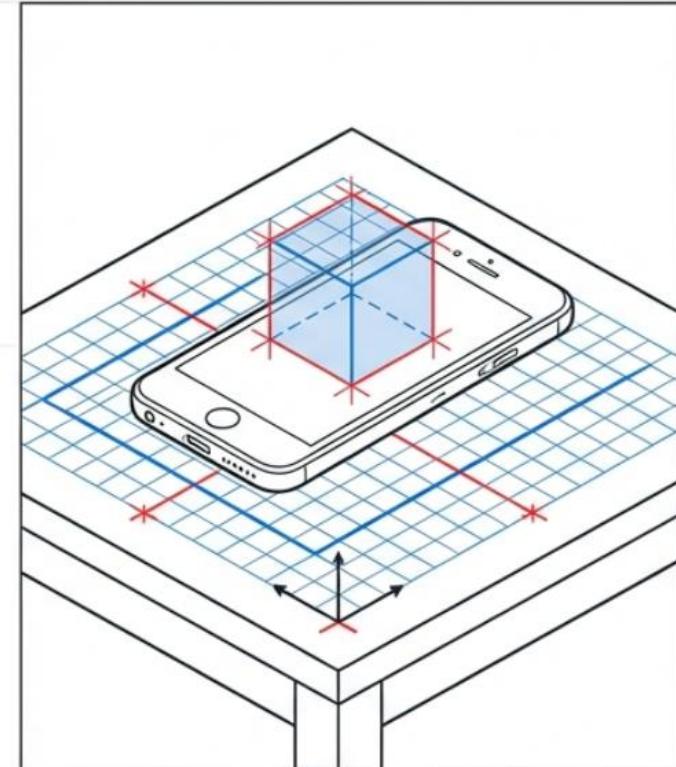


Del Caos a la Estructura

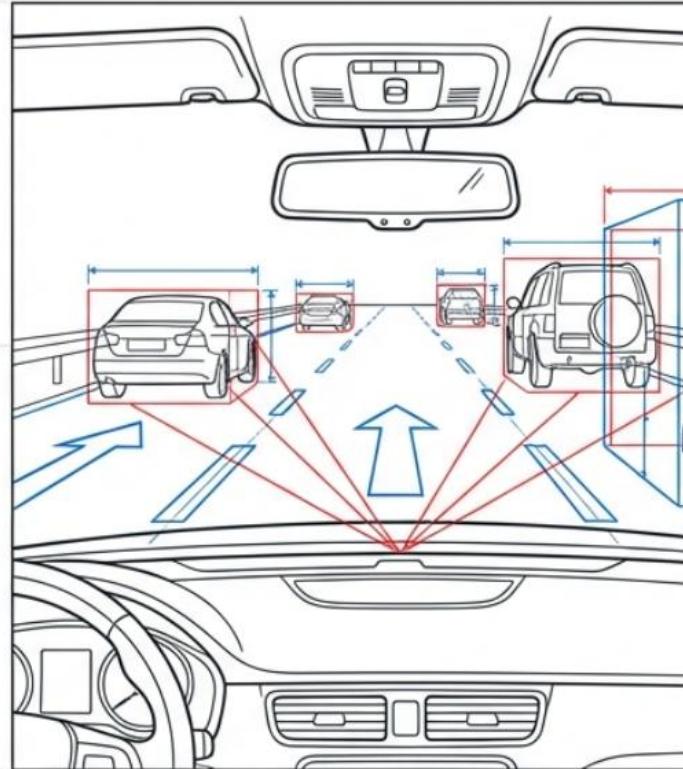
- La visión geométrica robusta no es solo calcular; es saber qué datos ignorar y cómo procesar óptimamente los que quedan



Aplicaciones Reales



Realidad Aumentada



Conducción Autónoma



- **AR/VR:** Inserción de objetos virtuales estables.



- **Robótica:** Estimación de distancias a obstáculos.



- **Reconstrucción 3D:** Modelado digital desde fotografías.

Resumen

- Pinhole → Homogéneas → Homografía → RANSAC.
- Las coordenadas homogéneas linealizan las matemáticas de proyección.
- Modelo estenopeico: $x=PX$
- (Intrínsecos/Extrínsecos).
- Las homografías mapean planos utilizando matrices 3×3 .
- Los datos del mundo real son ruidosos.
- RANSAC encuentra geometría a pesar de los valores atípicos significativos.
- La robustez (RANSAC) es más importante que la precisión pura.

¡Gracias!