

# Task 1

## Integrantes

- Sergio Orellana 221122
- Rodrigo Mansilla 22611
- Ricardo Chuy 221007

**1. Una homografía  $H$  es una matriz de  $3 \times 3$ . Explique matemáticamente por qué, aunque tiene 9 elementos, solo posee 8 grados de libertad (GDL)**

Una homografía actúa sobre puntos en coordenadas homogéneas  $x \in \mathbb{P}^2$  mediante la relación de equivalencia

$$x' \sim Hx,$$

donde  $x' \sim y$  significa que existen escalares no nulos  $\lambda \neq 0$  tales que  $x' = \lambda y$ .

En consecuencia, si multiplicamos  $H$  por cualquier escalar no nulo  $\alpha \neq 0$ , la transformación inducida en el plano proyectivo no cambia:

$$x' \sim Hx \implies x' \sim (\alpha H)x.$$

Para verlo de forma explícita en coordenadas euclidianas, sea  $x = (u, v, 1)^\top$  y

$$Hx = \begin{bmatrix} p \\ q \\ r \end{bmatrix}, \quad r \neq 0.$$

La proyección a coordenadas no homogéneas es

$$\pi(Hx) = \left( \frac{p}{r}, \frac{q}{r} \right).$$

Ahora, si usamos  $\alpha H$ :

$$(\alpha H)x = \alpha \begin{bmatrix} p \\ q \\ r \end{bmatrix} \Rightarrow \pi((\alpha H)x) = \left( \frac{\alpha p}{\alpha r}, \frac{\alpha q}{\alpha r} \right) = \left( \frac{p}{r}, \frac{q}{r} \right) = \pi(Hx).$$

Por consiguiente, la homografía no es un objeto con 9 parámetros "observables", sino una clase de equivalencia  $[H]$  definida hasta escala. Dicho de otro modo,  $H$  vive en el espacio proyectivo  $\mathbb{P}^8$ , así que sus grados de libertad son

$$9 \text{ parámetros} - 1 \text{ escala} = 8 \text{ GDL}.$$

**a. Adicionalmente, responda. Si tuviéramos una cámara que solo rota sobre su eje**

**óptico (sin traslación ni cambio de perspectiva), ¿la matriz de transformación sigue teniendo 8 GDL o se reduce? Demuestre la estructura de dicha matriz simplificada**

Si la cámara solo rota alrededor de su eje óptico, el movimiento es una rotación 3D  $R_z(\theta)$  (sin traslación). En un modelo pinhole con intrínsecos constantes  $K$ , la homografía entre dos vistas viene dada por

$$H = KRK^{-1}.$$

En particular, para una rotación alrededor del eje óptico:

$$R_z(\theta) = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta & 0 \\ \sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

Si, además, tomamos un caso estándar sin skew con  $f$  y punto principal  $(c_x, c_y)$ ,

$$K = \begin{bmatrix} f & 0 & c_x \\ 0 & f & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad K^{-1} = \begin{bmatrix} \frac{1}{f} & 0 & -\frac{c_x}{f} \\ 0 & \frac{1}{f} & -\frac{c_y}{f} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

Entonces

$$H = KR_z(\theta)K^{-1} = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta & c_x(1 - \cos \theta) + c_y \sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta & -c_x \sin \theta + c_y(1 - \cos \theta) \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

En contraste con una homografía general (8 GDL), aquí toda la transformación queda parametrizada únicamente por  $\theta$  cuando  $K$  es fijo. Por lo tanto, los grados de libertad del movimiento (y de la homografía inducida) se reducen a 1 GDL.

Por ejemplo, si trabajamos en un sistema de coordenadas cuyo origen está en el punto principal (es decir,  $c_x = c_y = 0$ ), la matriz se simplifica aún más:

$$H = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta & 0 \\ \sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

Aun cuando  $H$  siga siendo una matriz  $3 \times 3$ , la restricción geométrica "solo rotación sobre el eje óptico" elimina prácticamente todos los grados de libertad de una homografía arbitraria, dejando solo el ángulo de rotación.

**2. En el algoritmo DLT (Direct Linear Transform), convertimos el problema  $x' = Hx$  en un sistema de la forma  $Ah = 0$ . Explique por qué buscamos el vector singular asociado al menor valor singular de  $A$  en lugar de simplemente invertir la matriz. ¿Qué representa geométricamente ese "menor valor singular" cuando los datos tienen ruido?**

En DLT, partimos de la relación proyectiva  $x' \sim Hx$ . Una manera estándar de eliminar la escala desconocida es usar el producto cruz:

$$x' \times (Hx) = 0.$$

Esta ecuación genera restricciones lineales en los elementos de  $H$  (apilados en  $h = \text{vec}(H)$ ), de modo que obtenemos

$$Ah = 0,$$

donde típicamente  $A \in \mathbb{R}^{2N \times 9}$  si usamos  $N$  correspondencias (dos ecuaciones independientes por punto).

En primer lugar, **no "invertimos"**  $A$  porque:

1.  $A$  no es cuadrada en general ( $2N \times 9$ ), así que no existe una inversa clásica.
2. Incluso si fuera cuadrada en algún caso particular, el sistema es homogéneo:  $h$  solo se define hasta escala ( $h \sim \alpha h$ ), por lo que hablar de "solución por inversión" no es el enfoque correcto.
3. Con ruido, el sistema **no tiene solución exacta**  $Ah = 0$ .

En lugar de eso, buscamos el vector  $h$  que minimiza el error algebraico bajo una normalización (para evitar la solución trivial  $h = 0$ ). Es decir:

$$\min_{\|h\|=1} \|Ah\|.$$

Si hacemos la descomposición en valores singulares (SVD)

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

y escribimos  $h = Vz$  con  $\|h\| = \|z\|$ , entonces

$$\|Ah\| = \|U\Sigma V^\top Vz\| = \|\Sigma z\|.$$

La norma  $\|\Sigma z\|$  se minimiza eligiendo  $z$  como el vector canónico asociado al **menor** valor singular  $\sigma_{\min}$ , es decir,  $h$  es la **última columna de  $V$** .

Geométricamente, cuando hay ruido,  $\sigma_{\min}$  mide "qué tan cerca" está  $A$  de ser rango-deficiente (el caso ideal donde existe un nullspace exacto de dimensión 1). En otras palabras,  $\sigma_{\min}$  cuantifica el residual mínimo posible:

$$\sigma_{\min} = \min_{\|h\|=1} \|Ah\|.$$

Por consiguiente:

- si los datos fueran perfectos, esperaríamos  $\sigma_{\min} \approx 0$  (nullspace casi exacto);
- sin embargo, con ruido,  $\sigma_{\min} > 0$  y su magnitud refleja la inconsistencia introducida por el ruido y/o una mala configuración geométrica (por ejemplo, puntos casi colineales o mala normalización).

En síntesis, el “menor valor singular” es el indicador de la mejor compatibilidad algebraica de una homografía con los datos observados bajo ruido.

**3. Si usted selecciona 4 puntos para calcular  $H$ , pero 3 de ellos son colineales (están en la misma línea recta), el algoritmo fallará. Explique algebraicamente qué le sucede a la matriz  $A$  del sistema DLT en este caso y por qué no tiene solución única.**

En el caso ideal (sin degeneración), con 4 correspondencias obtenemos 8 ecuaciones independientes y, típicamente,  $\text{rank}(A) = 8$ , de modo que el nullspace de  $A$  tiene dimensión 1 y define  $h$  de forma única (hasta escala).

Ahora supongamos que tres puntos de entrada  $x_1, x_2, x_3$  son colineales. Entonces existe una recta  $l$  tal que

$$l^\top x_i = 0 \quad \text{para } i \in \{1, 2, 3\}.$$

De igual forma consideremos cualquier vector  $u \in \mathbb{R}^3$  y defina una familia de matrices

$$H(\tau) = H + \tau u l^\top, \quad \tau \in \mathbb{R}.$$

Para los puntos colineales:

$$H(\tau)x_i = Hx_i + \tau u(l^\top x_i) = Hx_i + \tau u \cdot 0 = Hx_i.$$

Es decir, **todas** las matrices  $H(\tau)$  inducen exactamente la misma proyección sobre esos tres puntos (porque el término añadido se anula en la recta  $l$ ). Por lo tanto, las ecuaciones que esos puntos generan en  $Ah = 0$  no “ven” ciertas combinaciones de parámetros: hay infinitas soluciones compatibles con esas tres correspondencias.

Aunque el cuarto punto  $x_4$  agrega restricciones adicionales, en general no alcanza para eliminar toda la ambigüedad creada por la colinealidad. En consecuencia, a nivel matricial ocurre que:

- varias filas de  $A$  se vuelven linealmente dependientes (o casi dependientes si hay ruido),
- $\text{rank}(A)$  cae por debajo de 8,
- el nullspace de  $A$  pasa a tener dimensión mayor que 1 (no hay unicidad).

Una señal clara en SVD es que, en lugar de un único valor singular cercano a cero, aparecen **varios** valores singulares pequeños, reflejando múltiples direcciones  $h$  con residuales muy parecidos:

$$Ah \approx 0 \quad \text{para varios } h \text{ distintos.}$$

En síntesis, la colinealidad hace que el sistema DLT quede subdeterminado: la matriz  $A$  pierde rango y, por lo tanto, no existe una solución única para la homografía.

## Referencias

- 41 Homographies – Foundations of Computer Vision. (n.d.). <https://visionbook.mit.edu/homography.html>
- Hartley, R., & Zisserman, A. (2004). Multiple view geometry in computer vision. In Cambridge University Press eBooks. <https://doi.org/10.1017/cbo9780511811685>
- OpenCV: Basic concepts of the homography explained with code. (n.d.). [https://docs.opencv.org/4.x/d9/dab/tutorial\\_homography.html](https://docs.opencv.org/4.x/d9/dab/tutorial_homography.html)