

SUIVI DE MOUVEMENT POUR LA RV/RA

Sources :

- Steven M. LaValle (<http://vr.cs.uiuc.edu>)
- Gordon Wetzstein (<https://stanford.edu/class/ee267/>)
- Hannes Kaufmann (<https://www.ims.tuwien.ac.at/>)
- Vincent Lepetit (https://www.labri.fr/perso/vlepetit/augmented_reality.php)
- Silvio Savarese (<http://web.stanford.edu/class/cs231a/>)
- Davide Scaramuzza (<http://rpg.ifi.uzh.ch/teaching.html>)

Objectifs

Mesurer et suivre dans le temps la **position** et/ou l'**orientation** d'un « objet » en 3D

Que suivre ?

- l'utilisateur
(tête, mains, corps, yeux, expression faciale)
- l'environnement

SUIVI DE L'ORIENTATION

Objectif principal

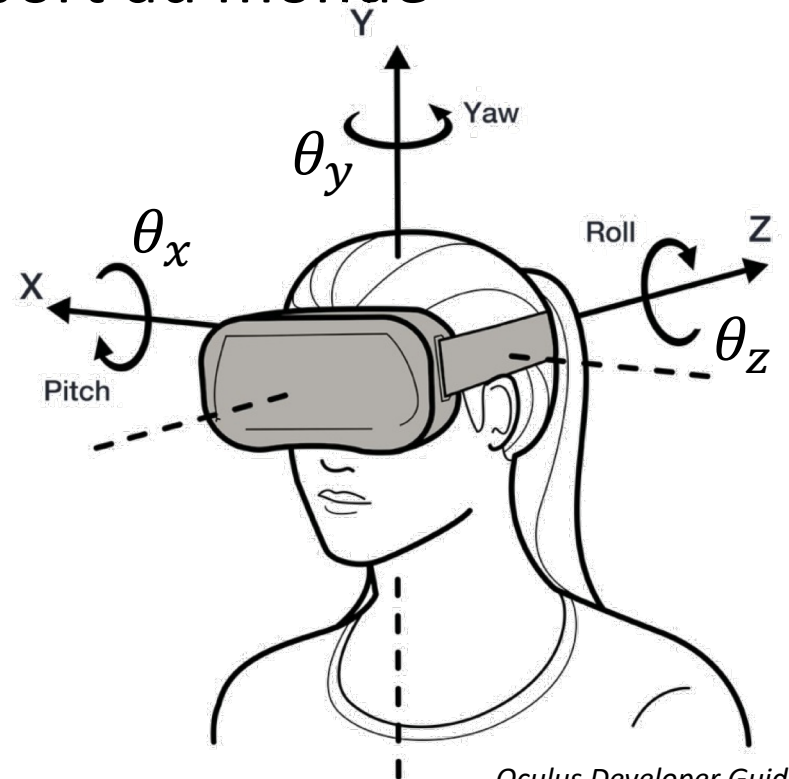
Mesurer l'orientation de la tête ou d'un périphérique (manette, smartphone)

Orientation = **rotation** par rapport au monde (référentiel inertiel)

Rotation représentée par :

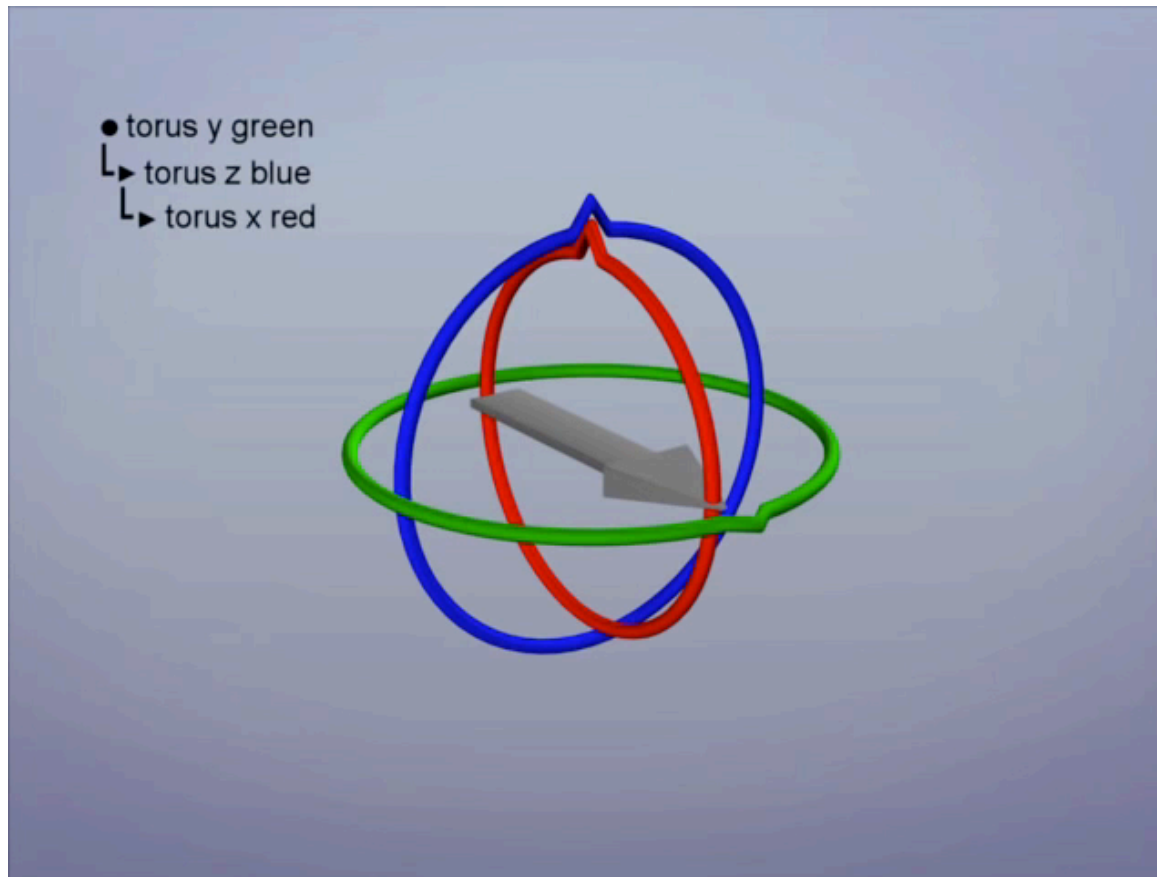
- les **angles d'Euler**

$$R = R_z(-\theta_z)R_x(-\theta_x)R_y(-\theta_y)$$



Limitations des angles d'Euler

“Gimbal lock” : perte d'un degré de liberté



<http://www.youtube.com/watch?v=zc8b2Jo7mno>

Objectif principal

Mesurer l'orientation de la tête ou d'un périphérique (manette, smartphone)

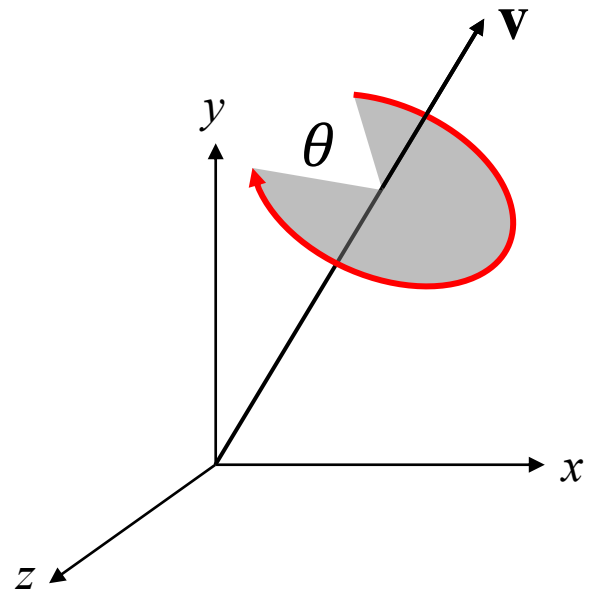
Orientation = **rotation** par rapport au monde (référentiel inertiel)

Rotation représentée par :

- les **angles d'Euler**, ou
- un **quaternion**

$$q(\theta, \mathbf{v}) = \begin{pmatrix} \cos\left(\frac{\theta}{2}\right) \\ \mathbf{v} \sin\left(\frac{\theta}{2}\right) \end{pmatrix}$$

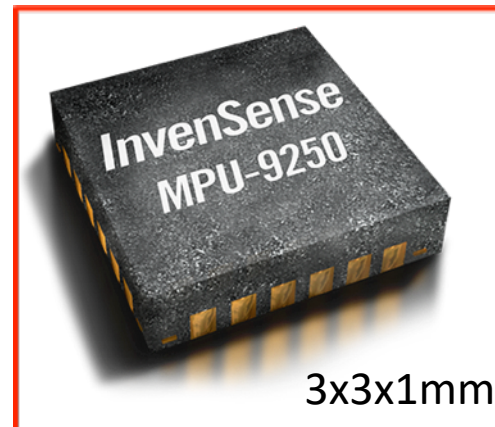
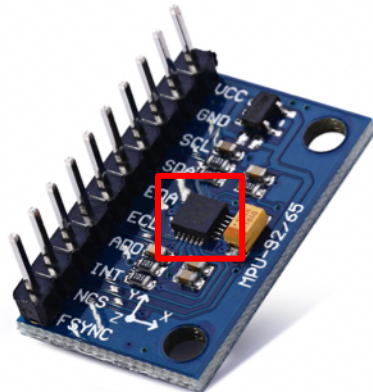
$$\|\mathbf{v}\| = 1$$



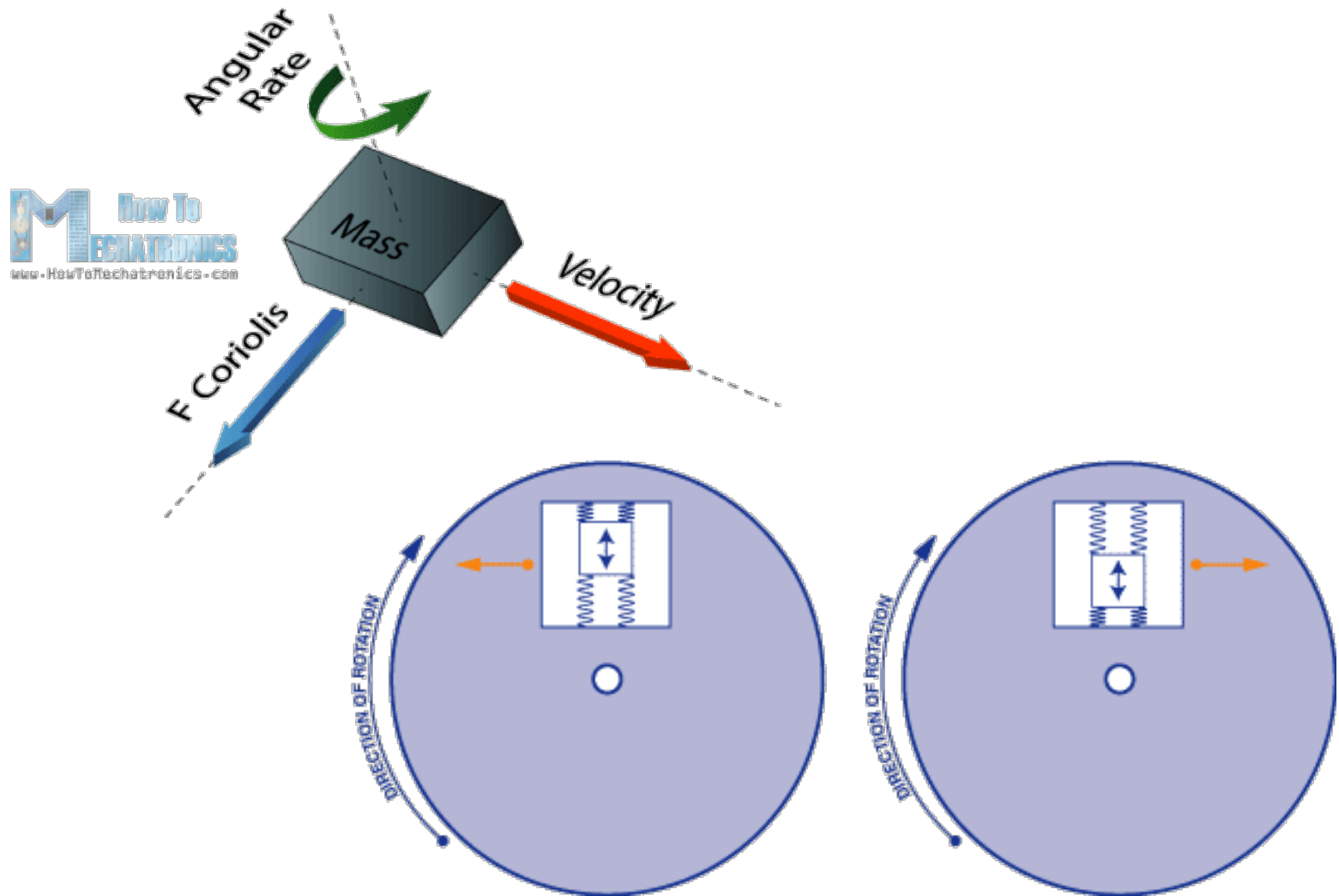
Inertial Measurement Unit (IMU)

- **Gyroscope** : vitesse angulaire en radians/seconde
- **Accéléromètre** : accélération linéaire en m/s
- **Magnétomètre** : intensité champ magnétique en μT (microtesla) ou Gauss (1 Gauss = 100 μT)

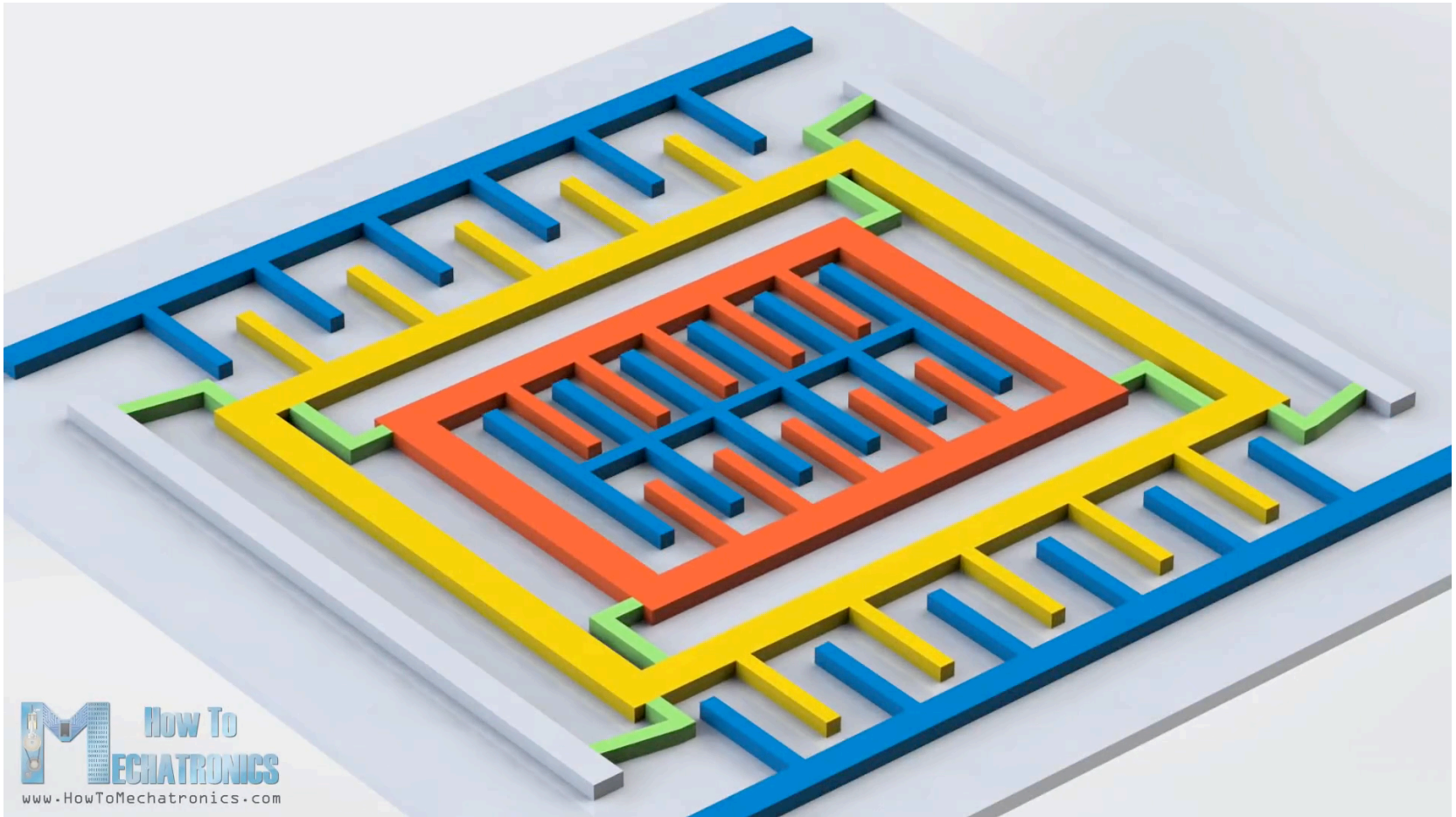
Attention : mesurés dans le repère du périphérique !



MEMS Gyroscope



MEMS Gyroscope



<https://howtomechatronics.com/how-it-works/electrical-engineering/mems-accelerometer-gyrocope-magnetometer-arduino/>

Vitesse angulaire

$$\omega = \frac{d\theta(t)}{dt}$$

donc $\theta(t) = \theta(0) + \int_0^t \omega(s) ds$

\downarrow \downarrow

initialisation **intégration**

Gyroscopes

Mesure imparfaite : $\tilde{\omega} = b + a\omega + \eta$

- biais b
 - facteur d'échelle a
 - bruit Gaussien aditif \Rightarrow incertitude
- } constant \Rightarrow calibration

Problèmes à résoudre

1. Calibration
2. Initialisation
3. Intégration
4. Propagation des incertitudes

Calibration

Mesurer simultanément $\tilde{\omega}'$ avec un gyroscope de **meilleure qualité** (et/ou déjà calibré)

Calculer la somme des erreurs au carré :

$$\sum_{i=1}^N (\tilde{\omega}_i - \tilde{\omega}'_i)^2$$

Trouver a et b minimisant cette erreur :

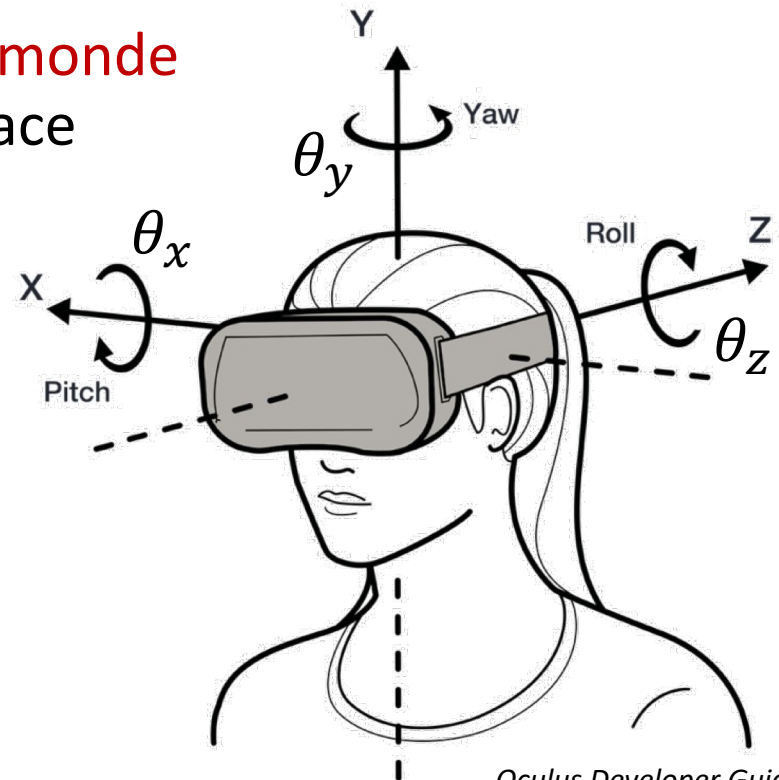
$$\sum_{i=1}^N (b + a \omega_i - \tilde{\omega}'_i)^2$$

(régression linéaire au sens des moindres carrés)

Initialisation

Orientation initiale

- $\theta(0) = 0$ dans le **repère local** du gyroscope
⇒ état au lancement du système
- $\theta(0) = 0$ dans le **repère monde**
⇒ capteur fixe dans l'espace



Intégration

Développement limité d'ordre 1 (Taylor)

= approximation linéaire de la rotation

$$\theta(t + \Delta t) \approx \theta(t) + \frac{d}{dt}\theta(t)\Delta t + O(\Delta t^2)$$

↑
angle courant

angle précédent ↓

$\frac{d}{dt}\theta(t) = \omega$
vitesse angulaire

erreur d'approximation ⇒ incertitude ↓

Intégration

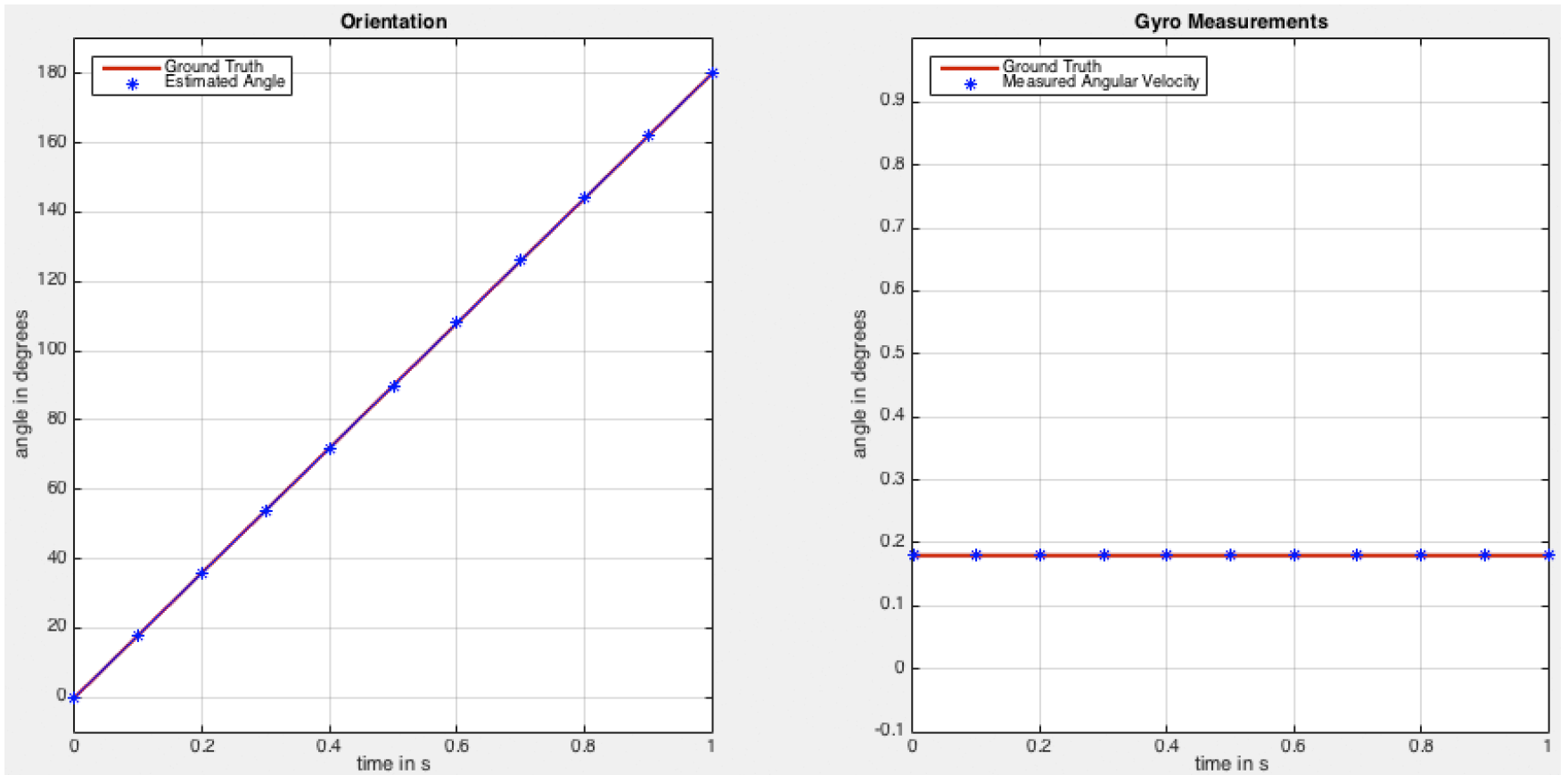
Discrétisation des mesures

$$\tilde{\theta}[k] = \tilde{\theta}[k - 1] + \tilde{\omega}[k]\Delta t$$

avec Δt le temps entre deux mesures.

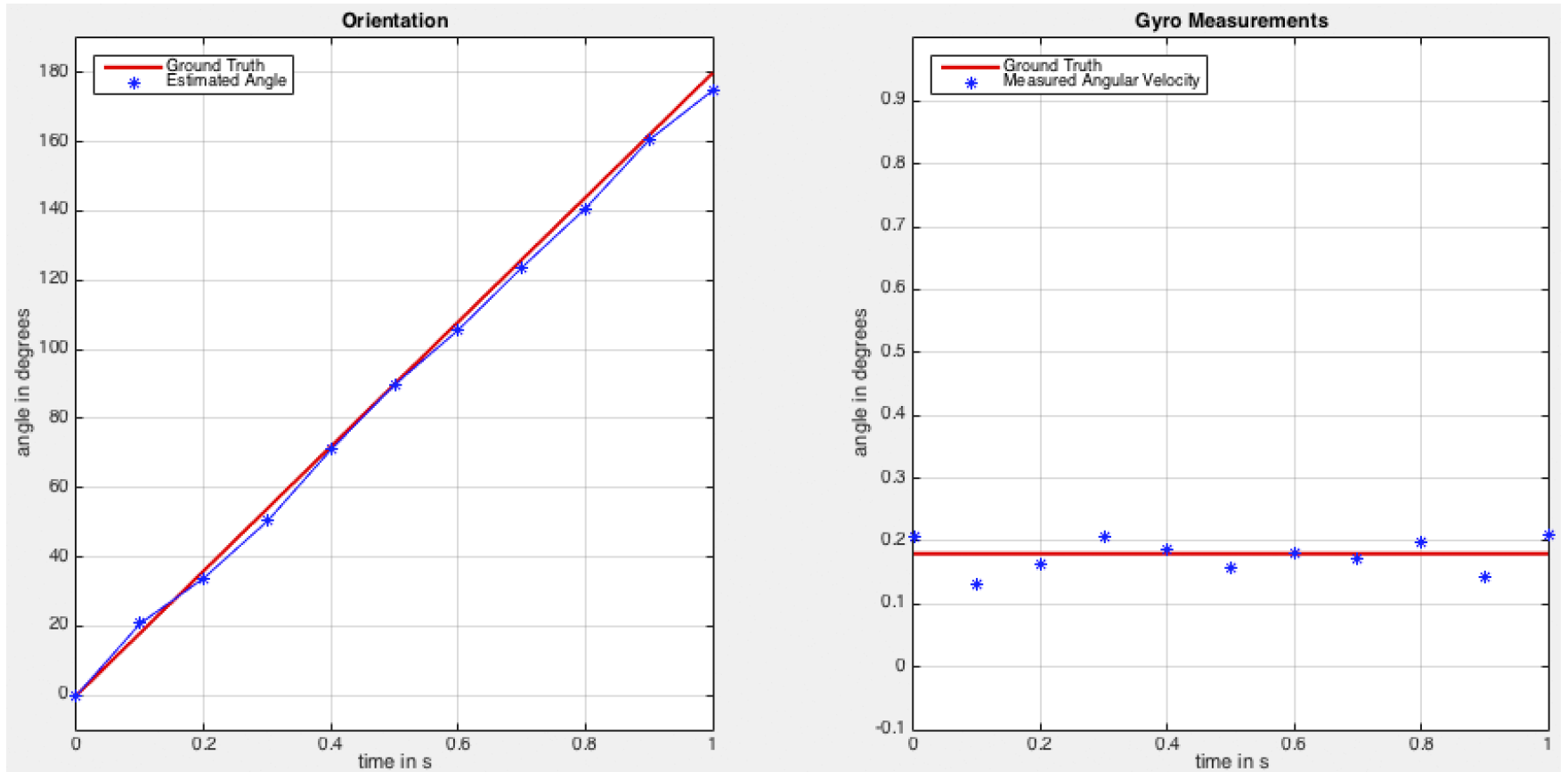
Propagation des incertitudes

Rotation linéaire en angle, pas de bruit



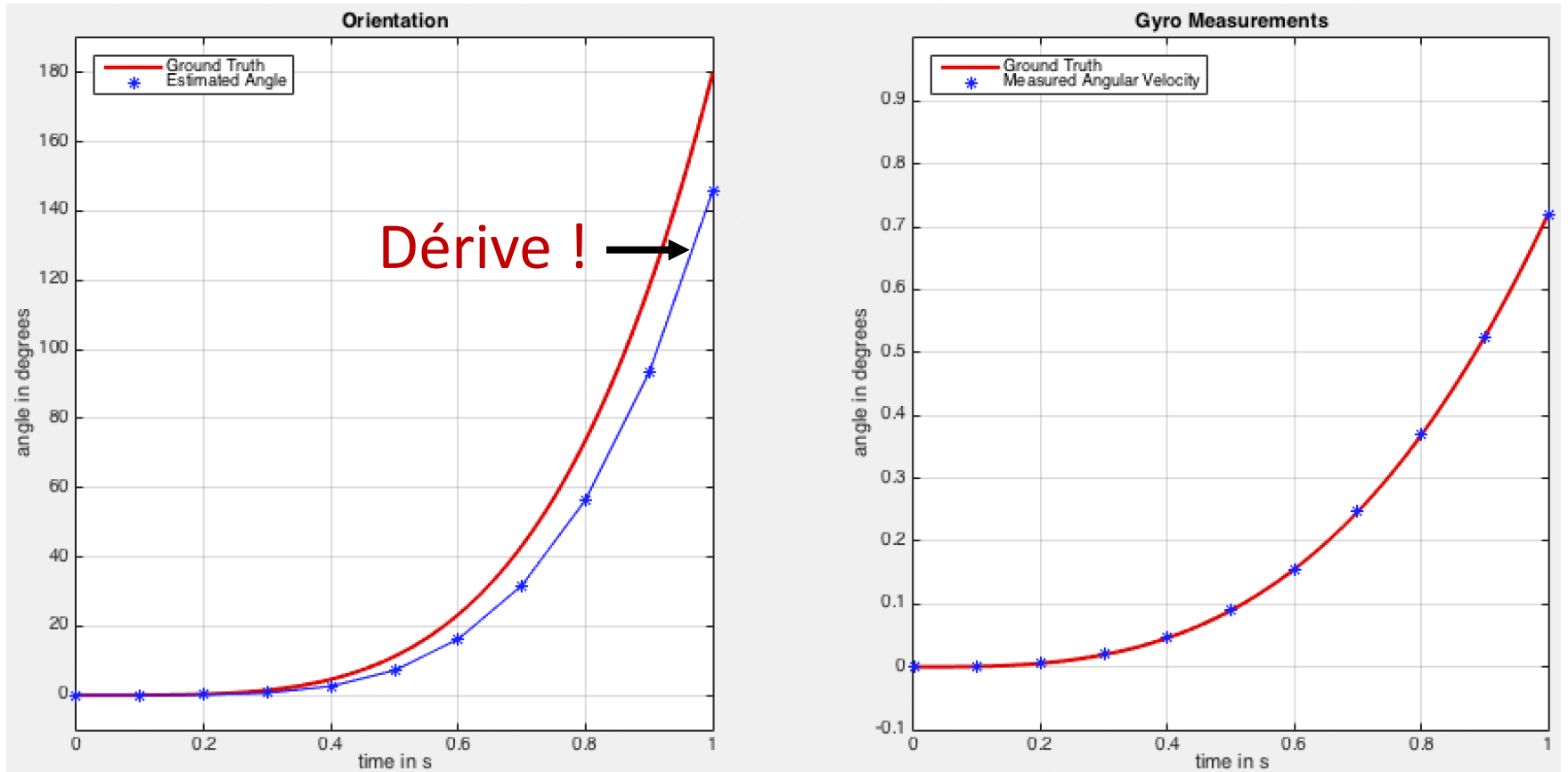
Propagation des incertitudes

Rotation linéaire en angle, **bruit**



Propagation des incertitudes

Rotation **non-linéaire**, pas de bruit



« Navigation à l'estime »

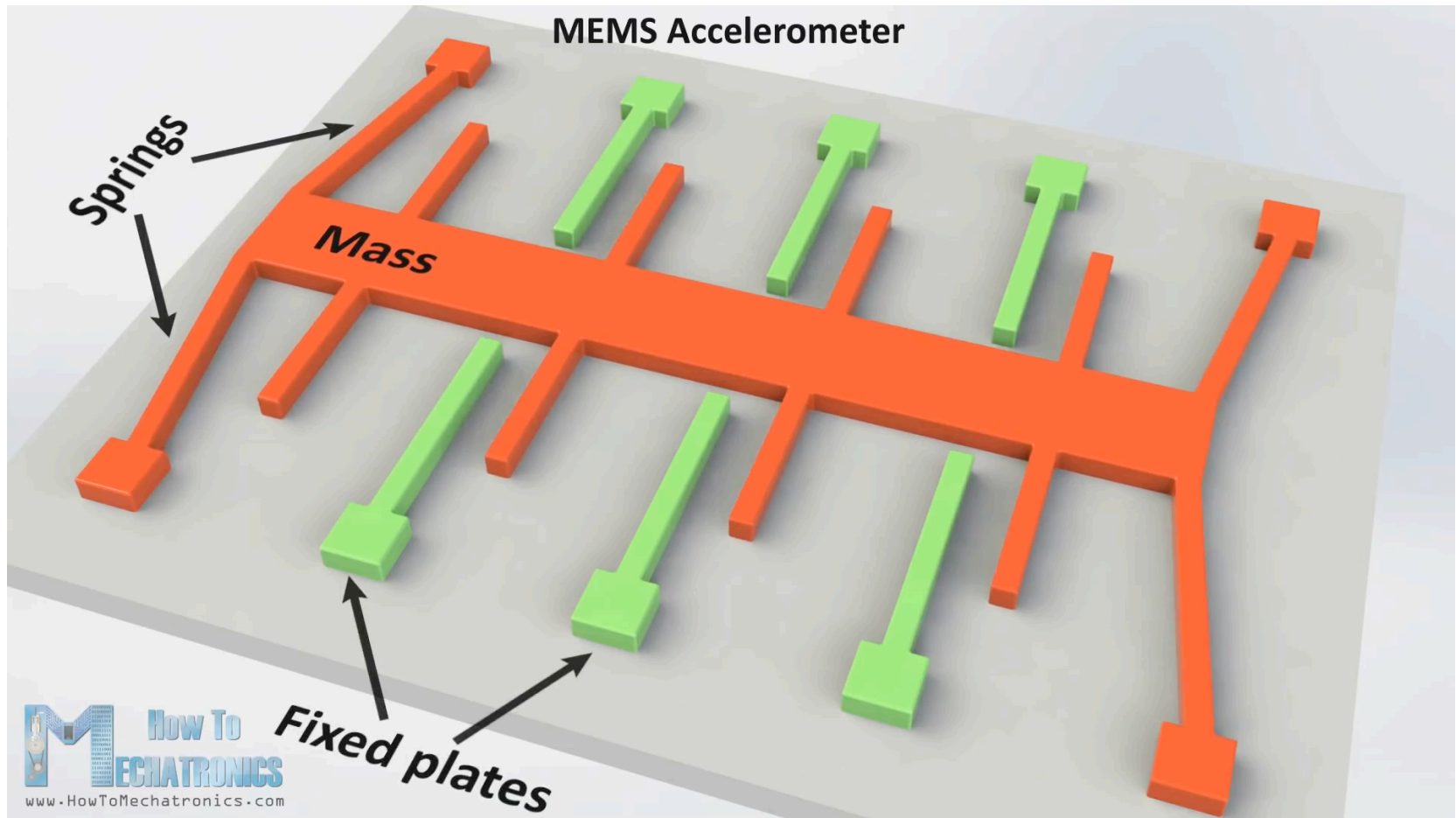
position initiale + nord magnétique (compas)
+ vitesse du navire (loch) + temps de parcours

⇒ **position** avec 2 à 5% d'incertitude

⇒ **dérive**



MEMS accéléromètre



<https://howtomechatronics.com/how-it-works/electrical-engineering/mems-accelerometer-gyrocope-magnetometer-arduino/>

Accéléromètre

Mesure : $\tilde{a} = a^{(g)} + a^{(l)} + \eta$

↑ gravité

↑ accélération linéaire

↑ bruit Gaussien

$a^{(g)}$ vecteur pointant vers le **haut**
avec une magnitude de $9.81 \text{ m/s}^2 = 1g$

Accéléromètre

Avantages

- ✓ pointe en moyenne vers le haut (*up vector*)
- ✓ pas de dérive dans le temps
(le centre de gravité de la terre est fixe)

Inconvénients

- ✗ mesure bruitée
- ✗ peu fiable sur un temps court
à cause du mouvement

⇒ complémentaire au gyroscope

⇒ correction de la dérive du *tilt (pitch & roll)*

Suivi de l'orientation en 2D

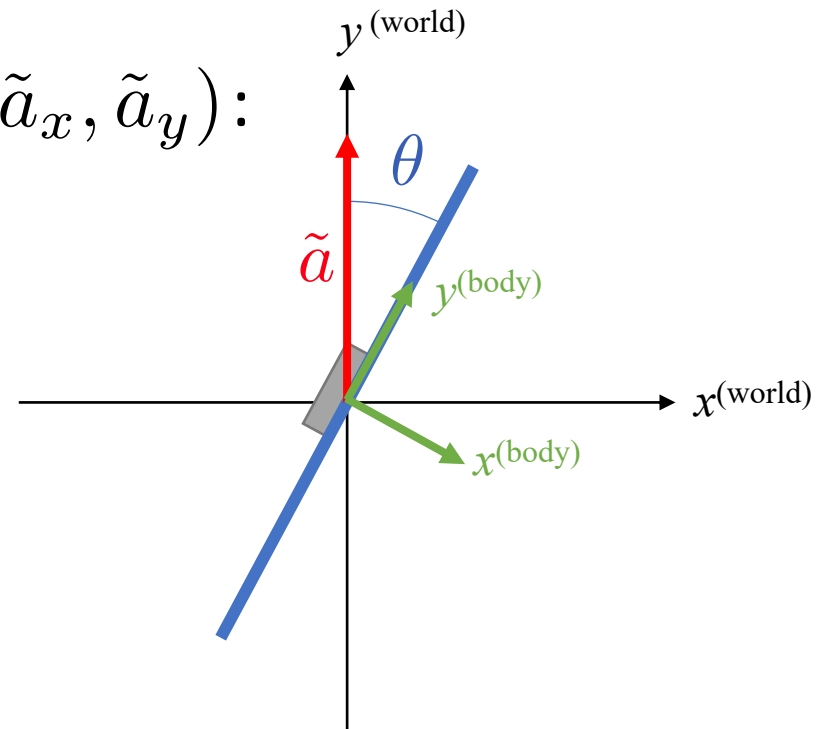
Un gyroscope :

$$\tilde{\theta}[k] = \tilde{\theta}[k - 1] + \tilde{\omega}[k]\Delta t$$

Accéléromètre 2 axes : $\tilde{\mathbf{a}} = (\tilde{a}_x, \tilde{a}_y)$:

$$\theta_{acc} = \tan^{-1} \left(\frac{\tilde{a}_x}{\tilde{a}_y} \right)$$

⇒ **combiner** et **filtrer**
les deux mesures
= **sensor fusion**

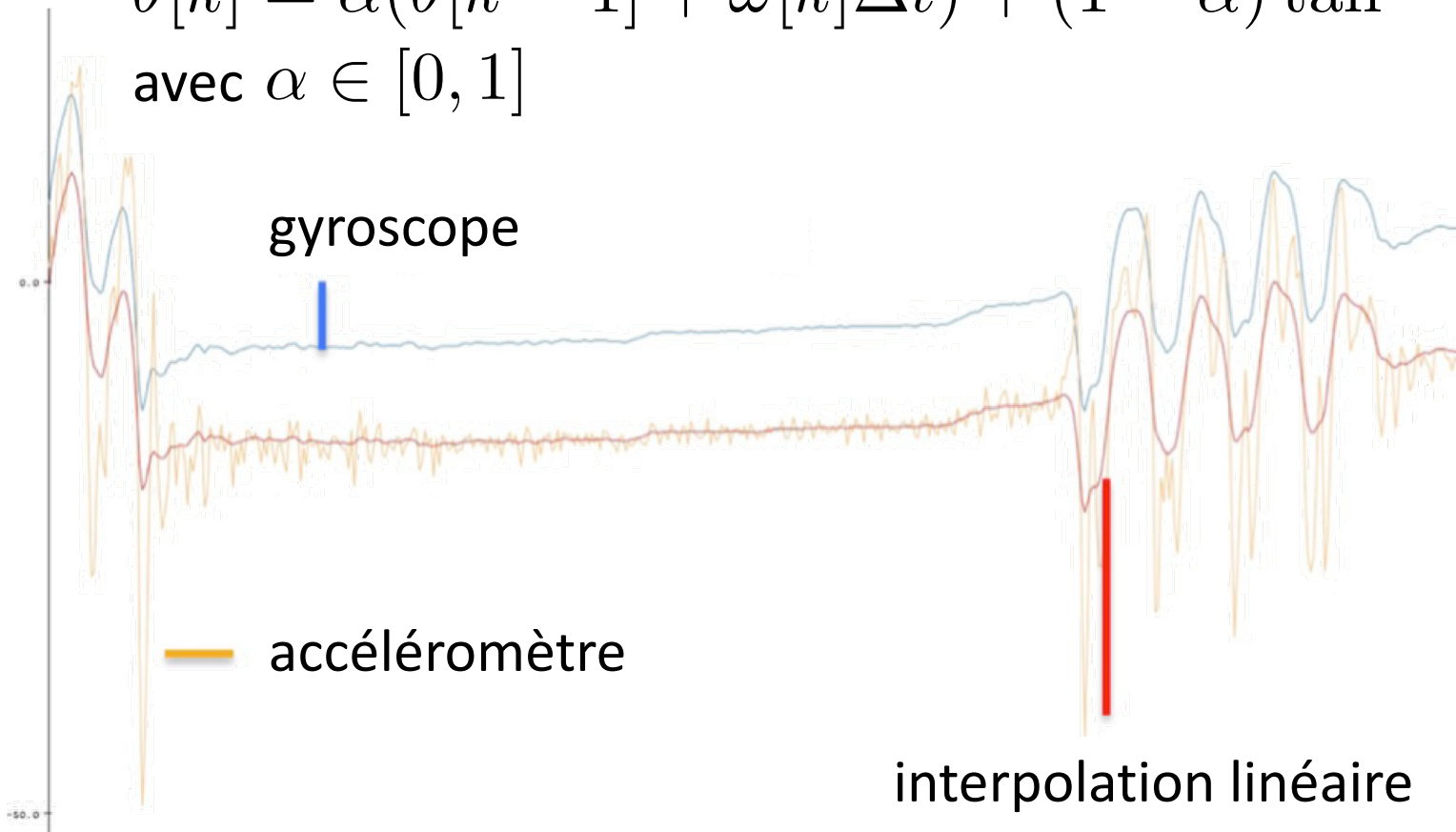


Sensor fusion

Filtre simple : interpolation linéaire :

$$\tilde{\theta}[k] = \alpha(\tilde{\theta}[k-1] + \tilde{\omega}[k]\Delta t) + (1 - \alpha) \tan^{-1} \left(\frac{\tilde{a}_x}{\tilde{a}_y} \right)$$

avec $\alpha \in [0, 1]$



Sensor fusion

Interpolation linéaire :

$$\tilde{\theta}[k] = \alpha(\tilde{\theta}[k-1] + \tilde{\omega}[k]\Delta t) + (1 - \alpha) \tan^{-1} \left(\frac{\tilde{a}_x}{\tilde{a}_y} \right)$$

avec $\alpha \in [0, 1]$

Gyroscope dérive **progressivement** dans le temps

⇒ choisir α **proche de 1**

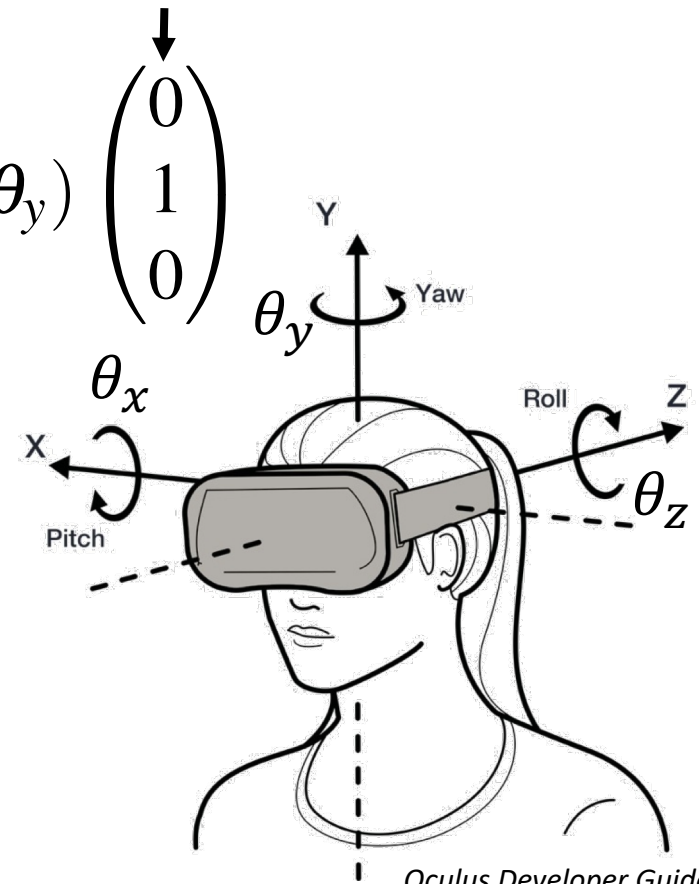
Mesure du *tilt* (*pitch & roll*) en 3D

Accéléromètres à 3 axes et pas de forces externes

up-vector dans le repère monde

$$\hat{a} = \frac{\tilde{a}}{\|\tilde{a}\|} = R_z(-\theta_z)R_x(-\theta_x)R_y(-\theta_y) \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}$$

vecteur gravité normalisé
dans le repère du capteur

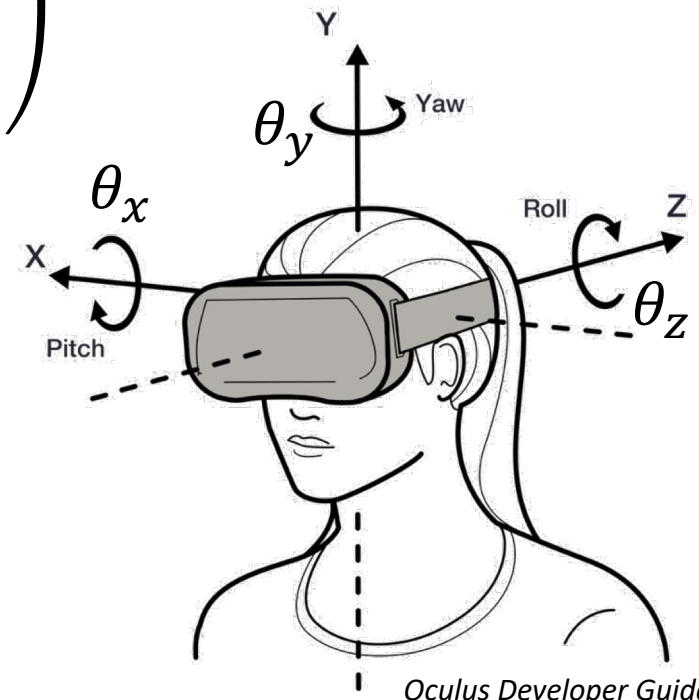


Mesure du *tilt* (*pitch & roll*) en 3D

Accéléromètres à 3 axes et pas de forces externes

$$\hat{a} = \frac{\tilde{a}}{\|\tilde{a}\|} = \begin{pmatrix} -\cos(-\theta_x) \sin(-\theta_z) \\ \cos(-\theta_x) \cos(-\theta_z) \\ \sin(-\theta_x) \end{pmatrix}$$

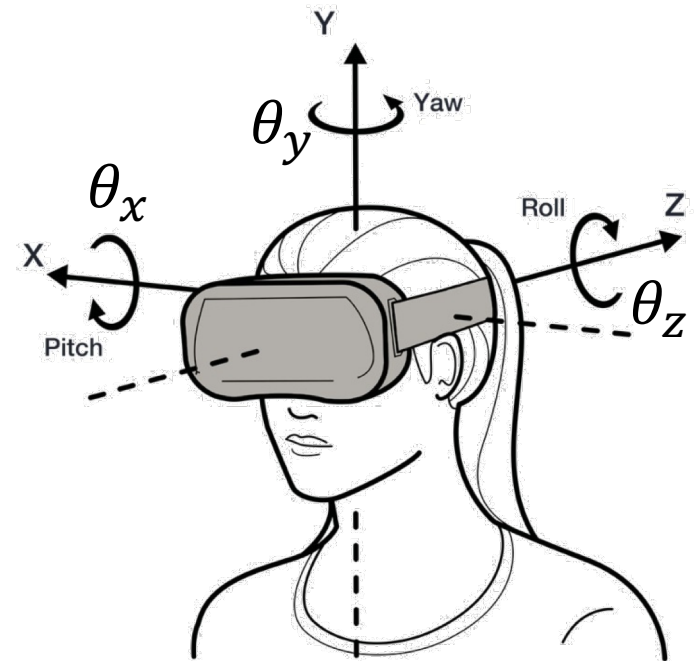
⇒ indépendant de θ_y



Mesure du *roll* θ_z

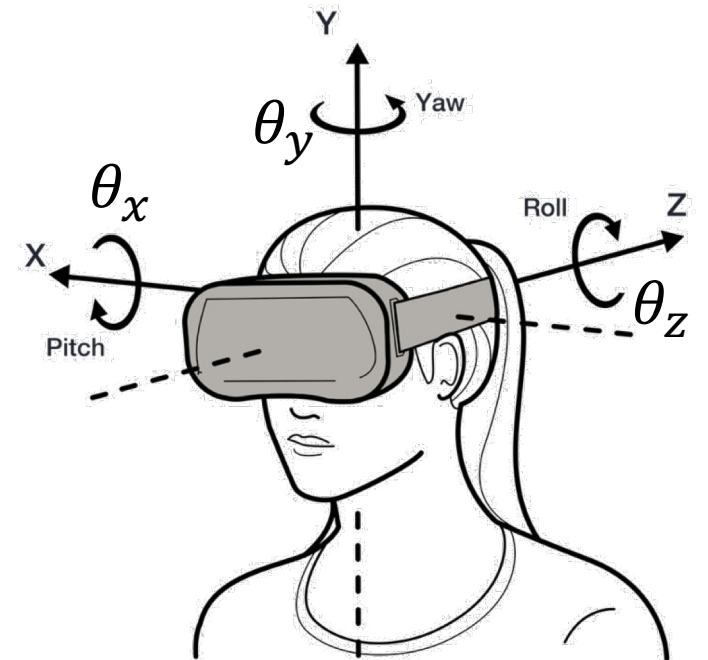
$$\frac{\hat{a}_x}{\hat{a}_y} = \frac{-\sin(-\theta_z)}{\cos(-\theta_z)} = -\tan(-\theta_z)$$

$$\Rightarrow \theta_z = -\tan^{-1}\left(-\frac{\hat{a}_x}{\hat{a}_y}\right)$$



Mesure du *pitch* θ_x

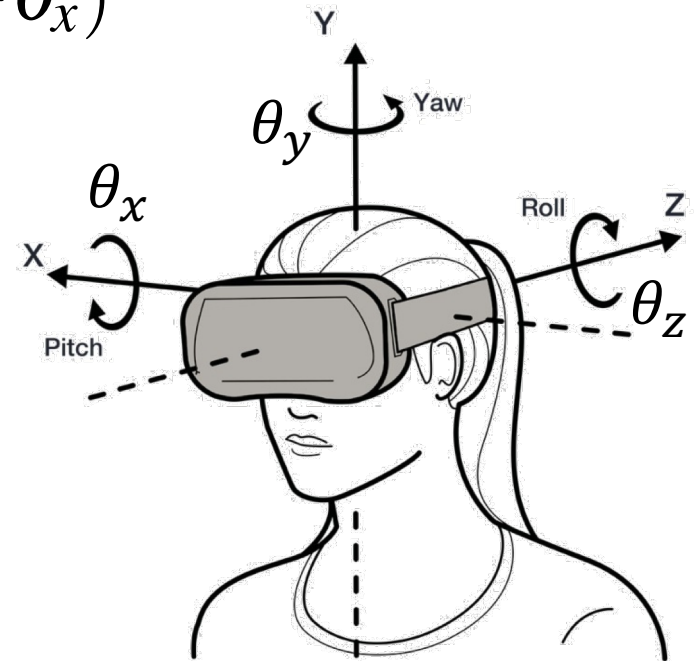
$$\theta_x = -\sin^{-1}(\hat{a}_z) \text{ ambigu}$$



Mesure du *pitch* θ_x

$$\frac{\hat{a}_z}{\sqrt{\hat{a}_x^2 + \hat{a}_y^2}} = \frac{\sin(-\theta_x)}{\sqrt{\cos^2(-\theta_x) (\underbrace{\sin^2(-\theta_z) + \cos^2(-\theta_z)}_{=1})}}$$
$$= \frac{\sin(-\theta_x)}{\cos(-\theta_x)} = \tan(-\theta_x)$$

$$\Rightarrow \theta_x = -\tan^{-1} \left(\frac{\hat{a}_z}{\sqrt{\hat{a}_x^2 + \hat{a}_y^2}} \right)$$



Suivi de l'orientation 3D

1. **Intégration** de la vitesse mesurée par un gyroscope 3 axes
2. **Calcul du *tilt*** à partir d'un accéléromètre 3 axes
3. ***Sensor fusion***

Gyroscope 3 axes

Mesure le vecteur 3D : $\tilde{\omega} = (\tilde{\omega}_x, \tilde{\omega}_y, \tilde{\omega}_z)$

- axe de rotation : $\frac{\tilde{\omega}}{\|\tilde{\omega}\|}$
 - angle : $\|\tilde{\omega}\|\Delta t$
- } quaternion $\Delta\tilde{q}$

Intégration : $\tilde{q}[k] = \tilde{q}[k-1]\Delta\tilde{q}[k]$

multiplication de deux quaternions

Initialisation : $\tilde{q}[0] = \begin{pmatrix} 1 \\ \mathbf{0} \end{pmatrix}$

Accéléromètre 3 axes

Mesure le vecteur 3D : $\tilde{\mathbf{a}} = (\tilde{a}_x, \tilde{a}_y, \tilde{a}_z)$

...dans le **repère du capteur**

Transformation dans l'espace monde :

$$q_a^{(\text{world})} = \tilde{q}[k] q_a^{(\text{body})} \tilde{q}[k]^{-1}$$

avec : $q_a^{(\text{body})} = \begin{pmatrix} 0 \\ \tilde{\mathbf{a}} \end{pmatrix}$

Correction du *tilt*

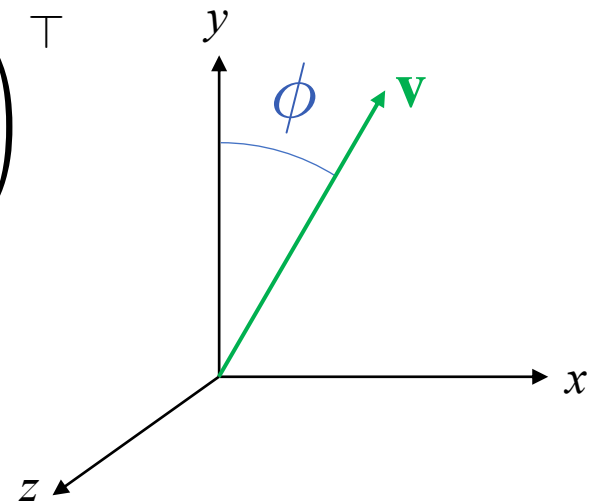
Si les capteurs étaient **parfaits** :

$$q_a^{(\text{world})} = (0, 9.81, 0)^\top$$

...mais **dérive** du gyroscope et **bruit** de l'accéléromètre

Solution : correction du *tilt* pour aligner $q_a^{(\text{world})}$
avec le *up-vector*

$$\mathbf{v} = \left(\frac{q_{a_x}^{(\text{world})}}{\|q_a^{(\text{world})}\|}, \frac{q_{a_y}^{(\text{world})}}{\|q_a^{(\text{world})}\|}, \frac{q_{a_z}^{(\text{world})}}{\|q_a^{(\text{world})}\|} \right)^\top$$



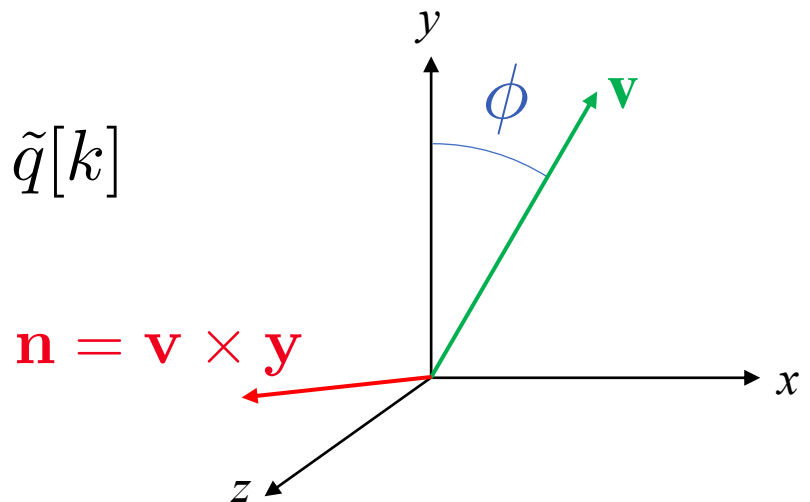
Correction du *tilt*

$$\left. \begin{aligned} \cos(\phi) &= \mathbf{v} \cdot \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix} \Rightarrow \phi = \cos^{-1}(v_y) \\ \mathbf{n} = \mathbf{v} \times \mathbf{y} &= \begin{pmatrix} -v_z \\ 0 \\ v_x \end{pmatrix} \end{aligned} \right\} q_{\text{tilt}} = q \left(\phi, \frac{\mathbf{n}}{\|\mathbf{n}\|} \right)$$

Sensor fusion :

$$\tilde{q}_c[k] = q \left((1 - \alpha)\phi, \frac{\mathbf{n}}{\|\mathbf{n}\|} \right) \tilde{q}[k]$$

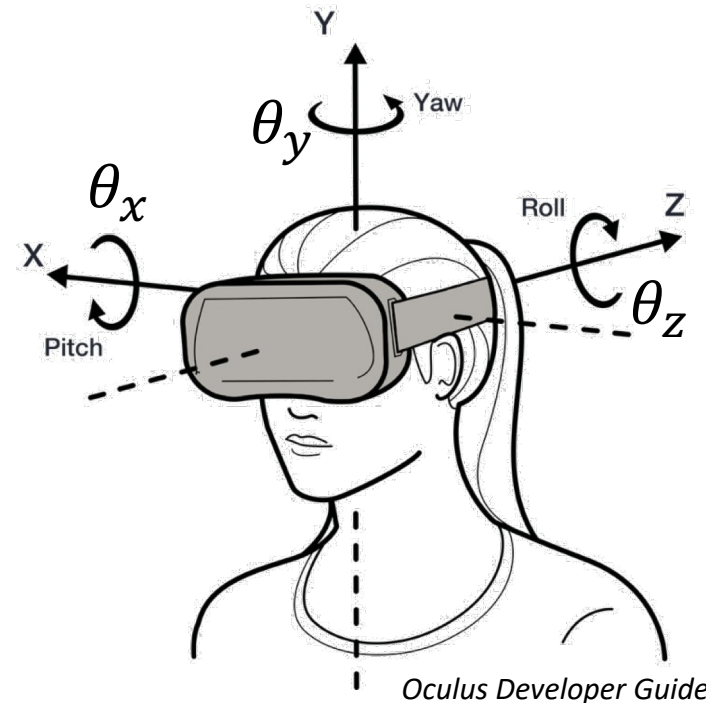
$\alpha \in [0, 1]$



Correction du *yaw*

Nécessité d'un compas (pointant vers le Nord)

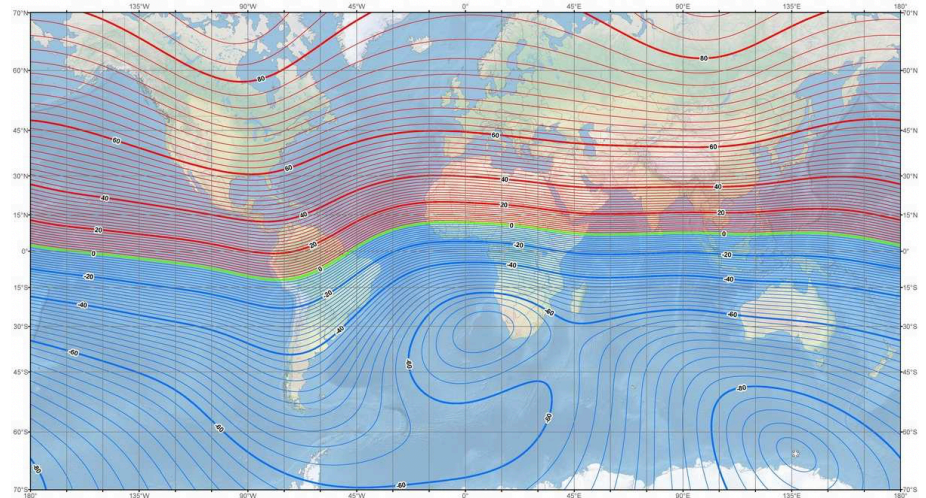
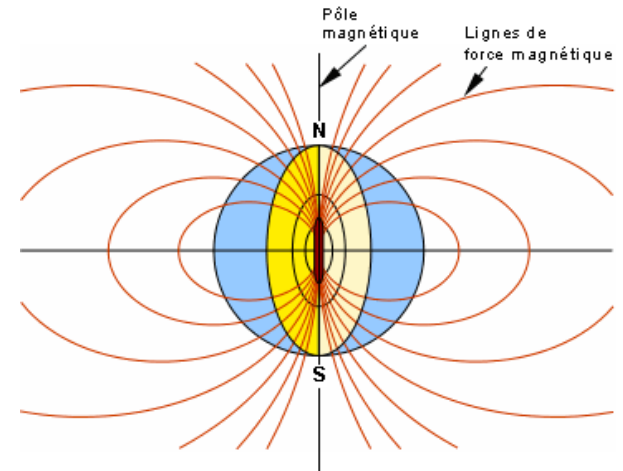
⇒ **magnétomètre**



Magnétomètre

Mesure le **champ magnétique**

- vecteur 3D : **pas horizontal**
⇒ **projection** sur le plan xz
- **perturbation** par les matériaux ferromagnétiques (dans le circuit)
⇒ **calibration**



MEMS magnétomètre

MEMS Magnetometer

Hall Effect

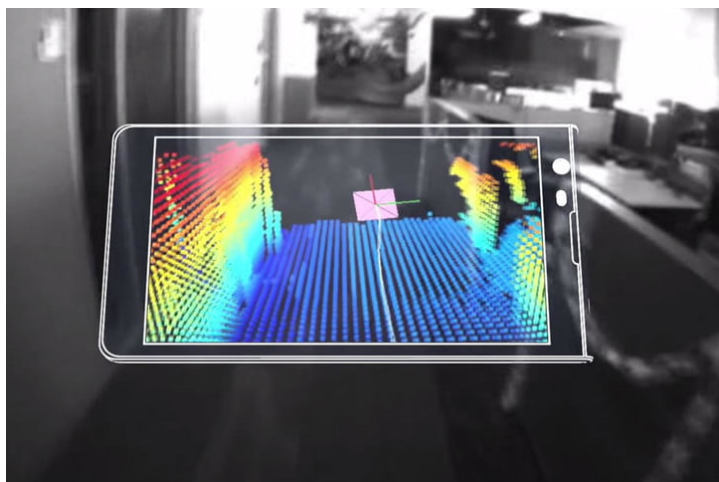
Magneto-resistive effect

SUIVI DE LA POSITION ET DE L'ORIENTATION

Inside-Out / Outside-In tracking

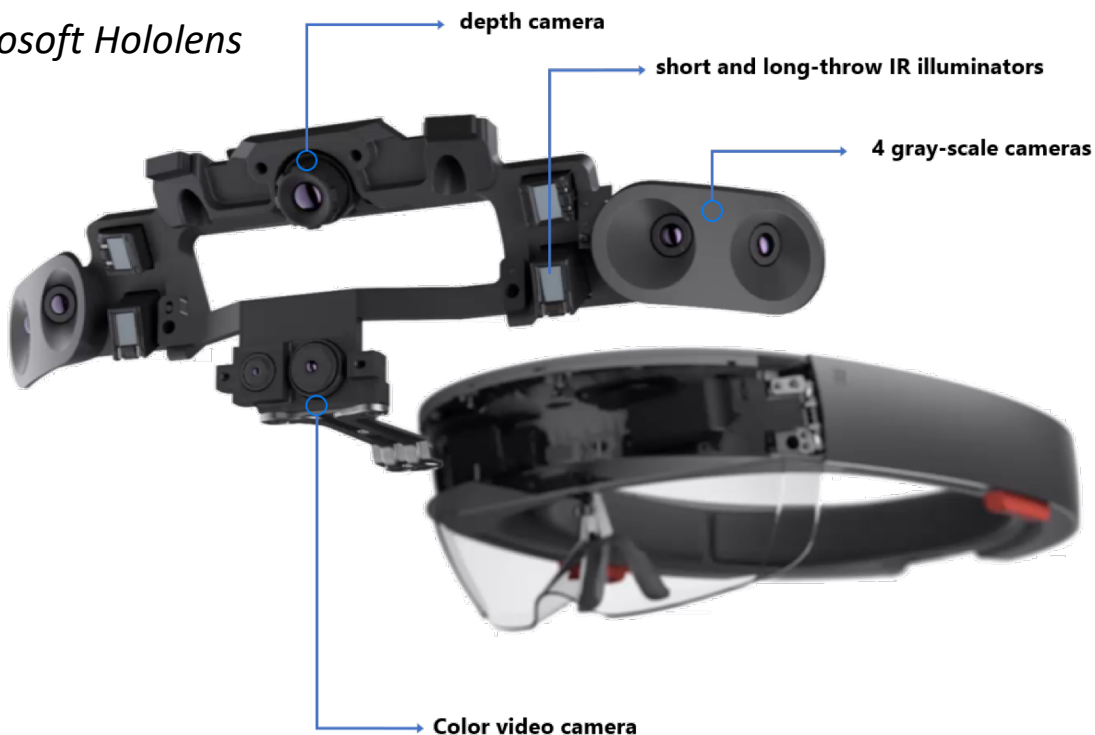
Inside-Out : capteurs sur le dispositif à localiser

⇒ nécessite de **cartographier l'environnement**
Simultaneous Localization And Mapping (SLAM)



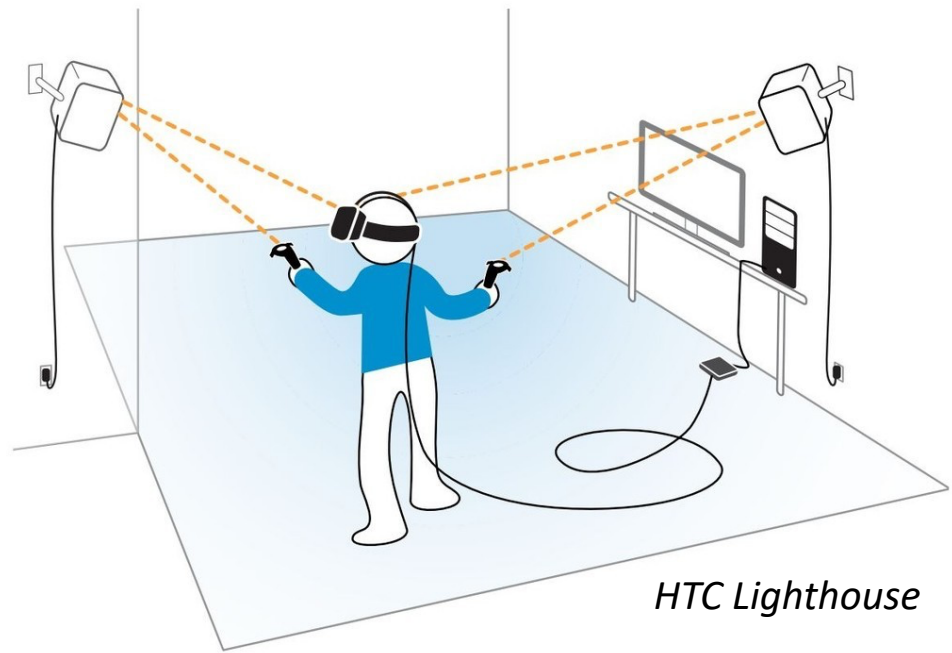
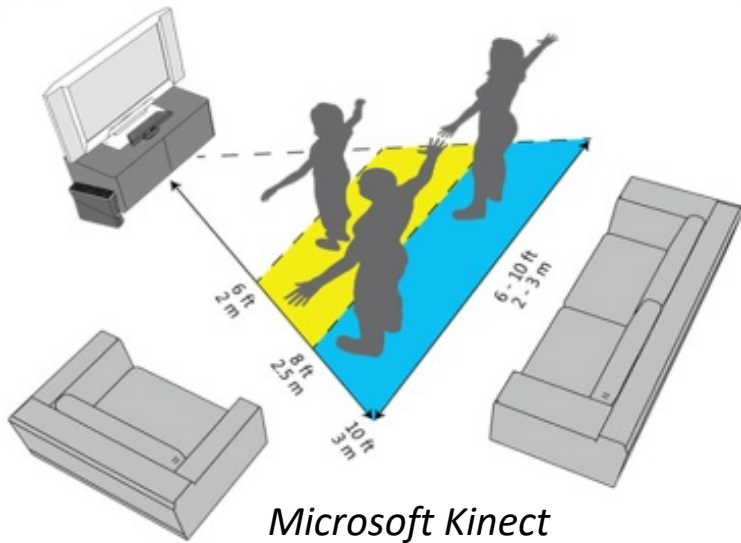
Google Project Tango!

Microsoft HoloLens



Inside-Out / Outside-In tracking

Outside-In : capteurs localisés à des positions fixes
(zone de suivi limitée)



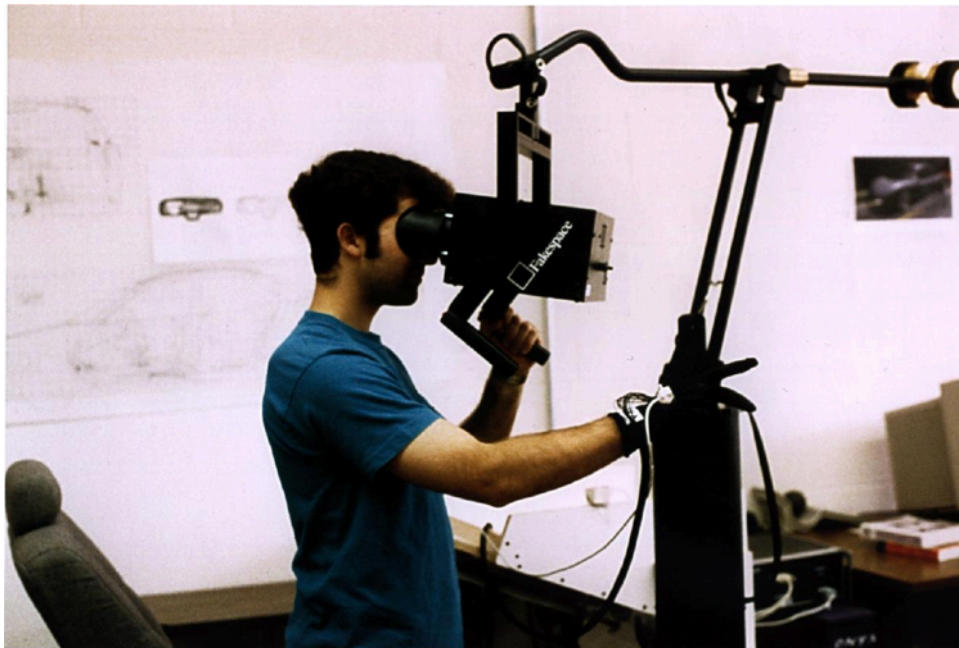
Systemes *outside-in*

- Mécaniques
- Ultra-sons
- Magnétiques
- Optiques (basés marqueurs)
- GPS, wifi...

Systemes mécaniques

Bras articulé avec mesure des rotations aux articulations par un potentiomètre

⇒ position reconstruire par **cinématique directe**



fakespace BOOM!



Systemes mécaniques

Avantages

- ✓ latence très faible
- ✓ très précis

Inconvénients

- ✗ encombrant
- ✗ inconfortable



Immersion CyberForce



Gypsy 6



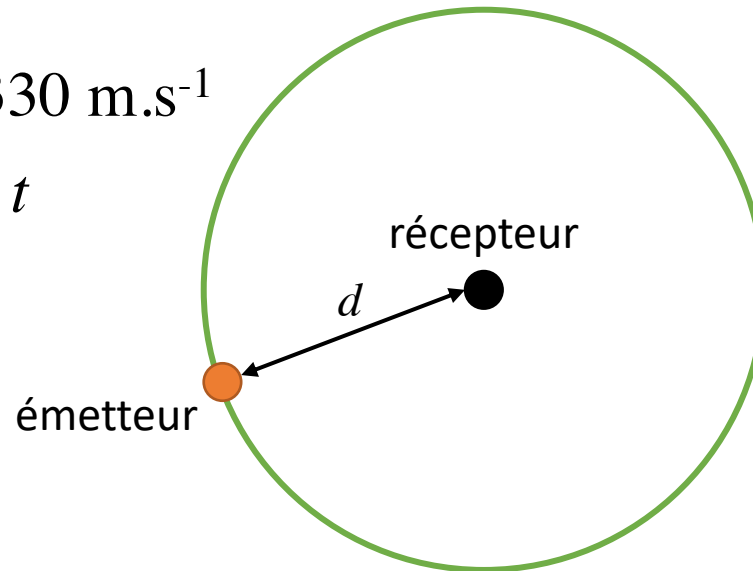
Systemes ultra-sons

1 émetteur, 1 récepteur \Rightarrow *time of arrival / flight*
(synchronisés)

Vitesse du son : $v = 330 \text{ m.s}^{-1}$

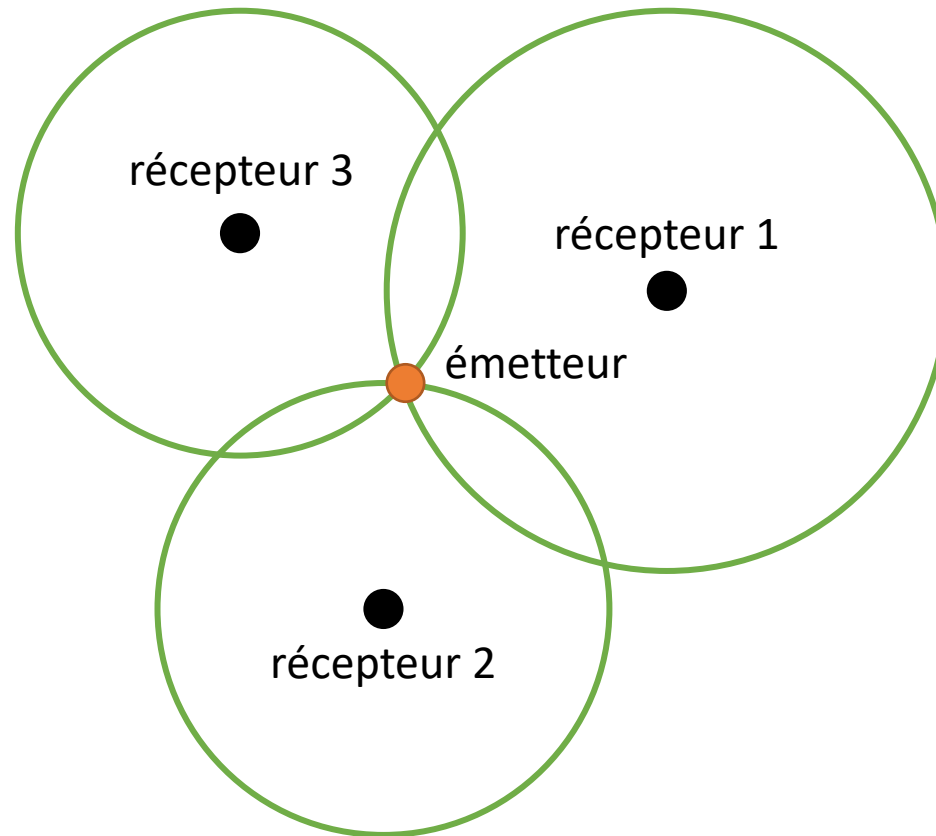
Mesure de la durée : t

$$\Rightarrow d = t.v$$



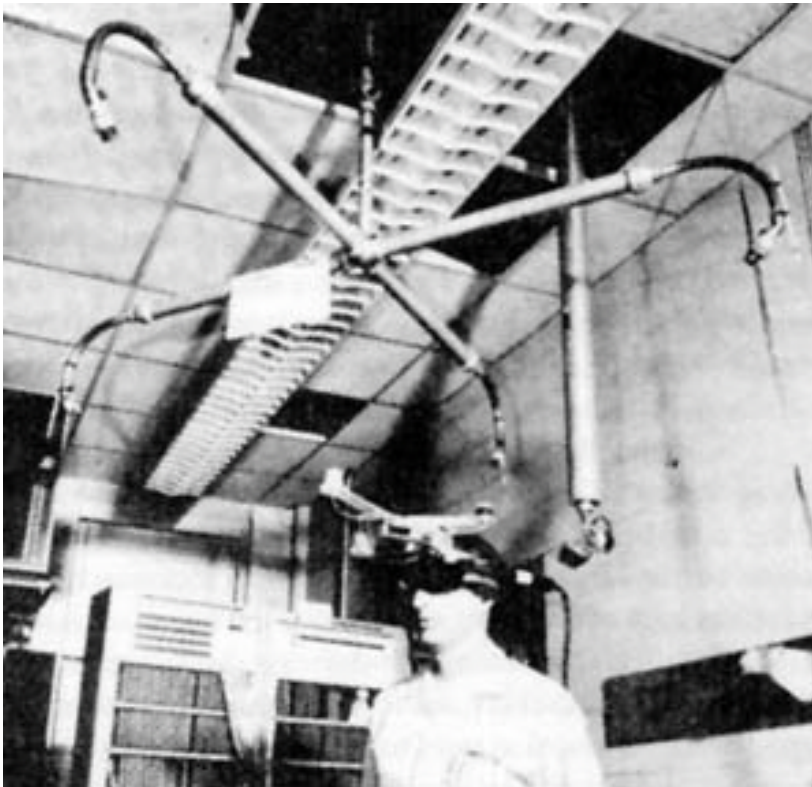
Systemes ultra-sons

1 émetteur, 3 récepteurs (en 2D) \Rightarrow triangulation



Systemes ultra-sons

1 émetteur, 3 récepteurs \Rightarrow triangulation



Ivan Sutherland's "Ultimate Display" (1965)



Logitech 6DOF mouse

Systemes ultra-sons

Avantages

- ✓ léger, peu encombrant
- ✓ très peu coûteux

Inconvénients

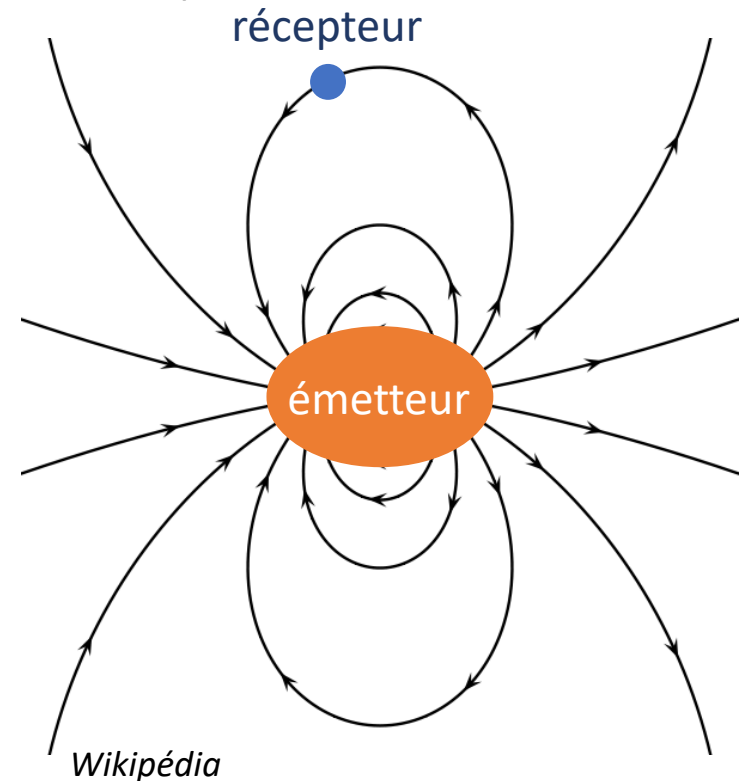
- ✗ contraintes de « visibilité »
- ✗ interférences acoustiques
- ✗ rafraichissement lent

Systemes magnetiques

1 émetteur d'un **champ électromagnétique** (3 bobines)

1 récepteur mesurant la **tension électrique induite**
selon 3 axes (magnétomètre)

- intensité dépend de la distance à l'émetteur \Rightarrow position
- mesures selon 3 directions orthogonales \Rightarrow orientation



Systemes magnetiques

Exemples



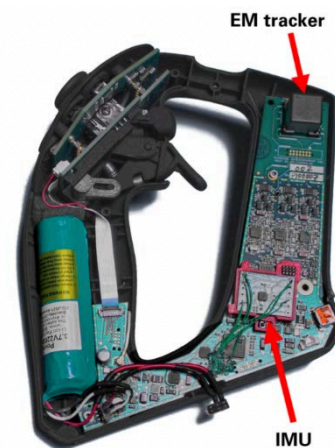
MotionStar (2003)



Flock of Birds (1992)



Razer Hydra (2011)



Sixense STEM (2015)

Systemes magnetiques

Avantages

- ✓ peu encombrant
- ✓ assez peu coûteux
- ✓ pas d'occlusions

Inconvénients

- ✗ distorsions dues aux objets métalliques
- ✗ champ d'action réduit (10-15m²)
- ✗ précision de l'ordre du degré / mm

Systemes optiques

Une ou plusieurs **caméras**

Un ou plusieurs **marqueurs**

- actif passifs** {
- Marqueur coloré
 - Motif binaire (QR code)
 - Billes rétro-réfléchissantes
 - LED (infra-rouge)

Oculus Rift CV1



AR Toolkit (1999)



Systemes optiques

Caméra + marqueur(s)

déteeter **les 4 coins** d'un marqueur

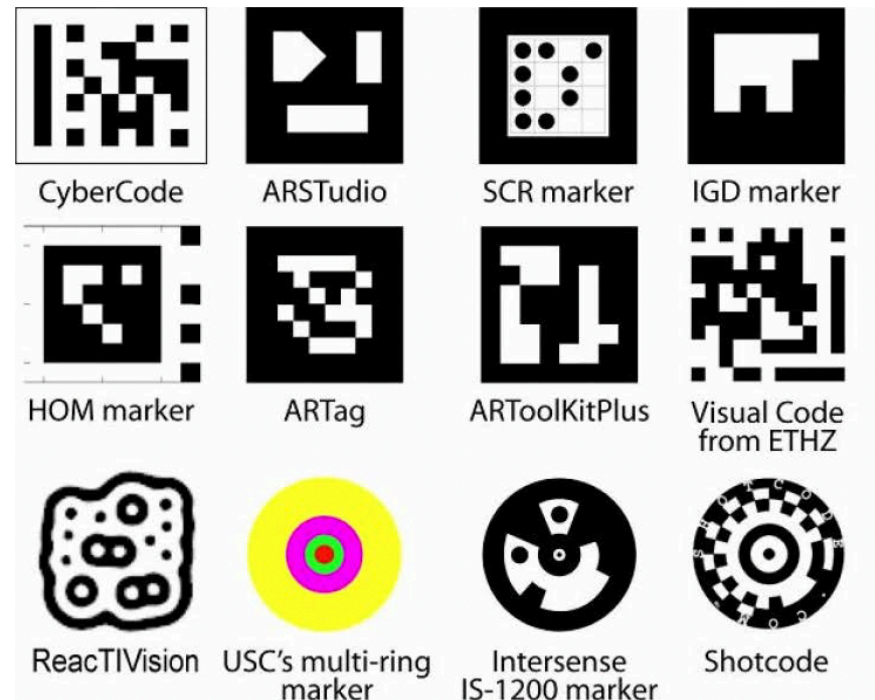
⇒ **estimation de la pose**



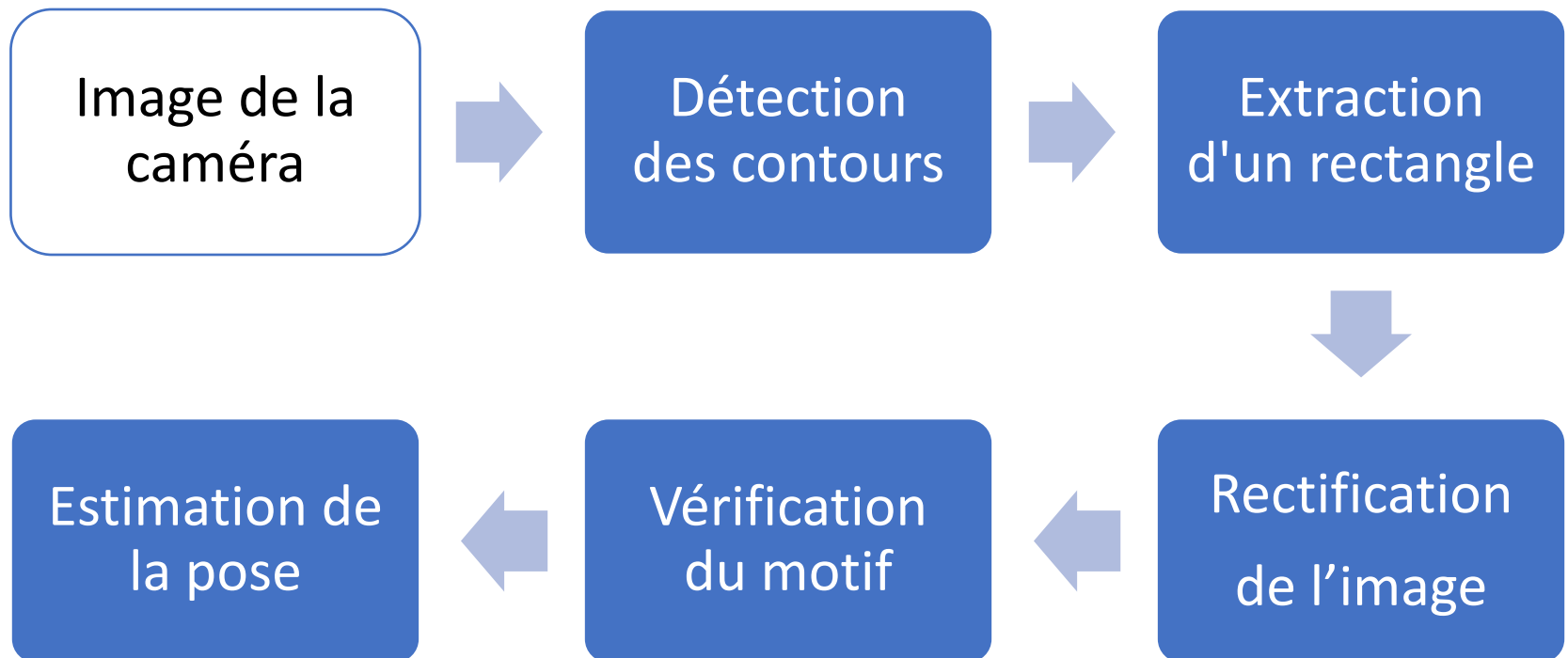
AR Toolkit (1999)

Techniques standards
de **vision par ordinateur**

Nombreuses **bibliothèques**
commerciales et open-source
(par exemple *ArUco* dans *OpenCV*)

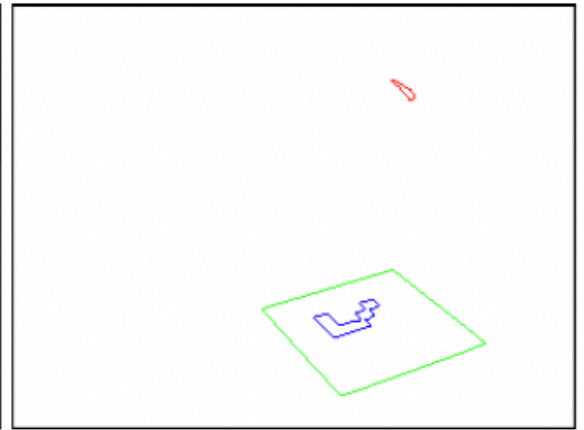
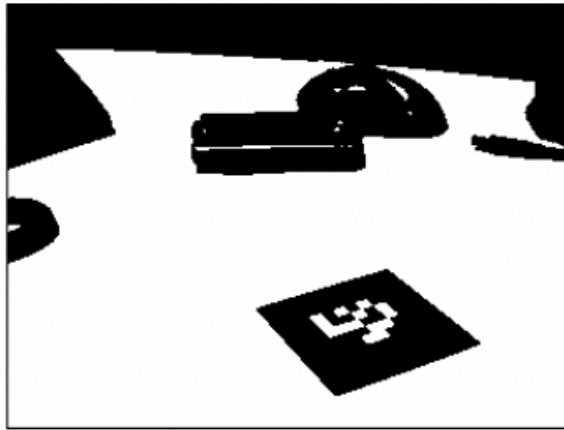


Chaîne de traitement



Extraction du marqueur

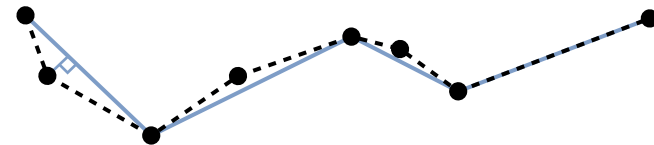
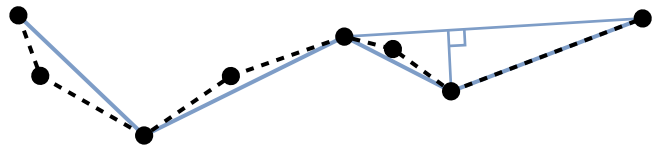
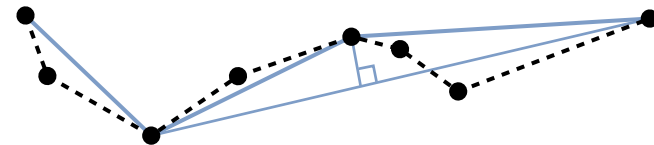
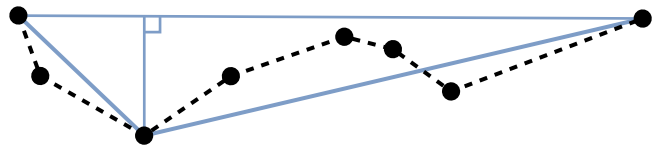
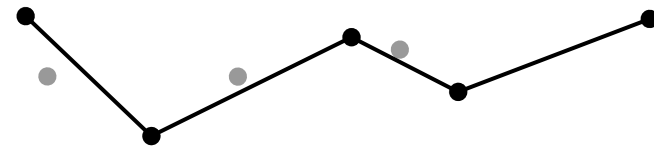
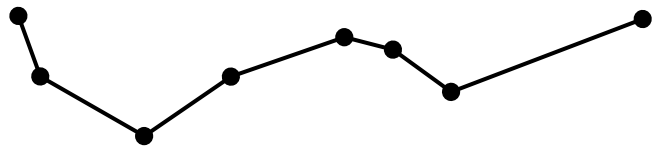
1. Seuillage adaptatif
2. Détection et chaînage des contours
3. Filtrage : simplification de polygones
⇒ polygones convexes à 4 côtés conservés



Simplification du polygone

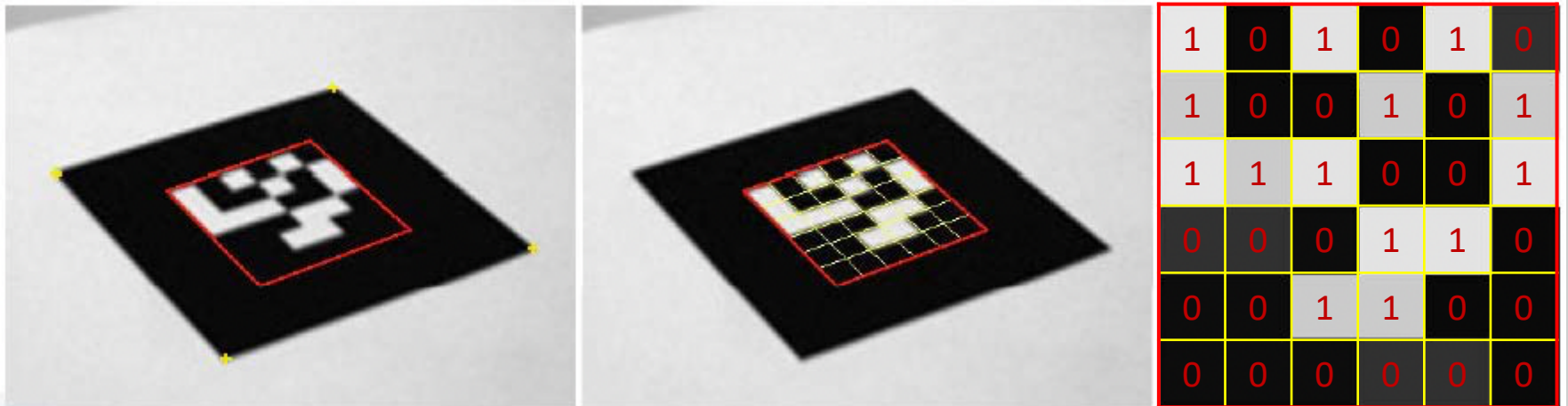
Algorithme de Douglas-Peucker

simplification **récursive** basée sur la distance au point le plus éloigné du segment courant

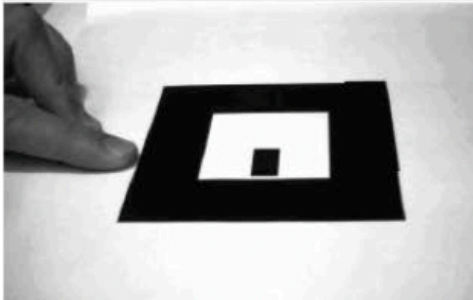


Vérification du motif

1. Rectification de l'image à partir des coins
2. Extraction du motif
(par échantillonnage / binarisation adaptative)
3. Identification du motif (avec correction des erreurs)
4. Raffinement de la position des coins (sous pixellique)
5. Estimation de la pose complète (position + rotation)



Challenges



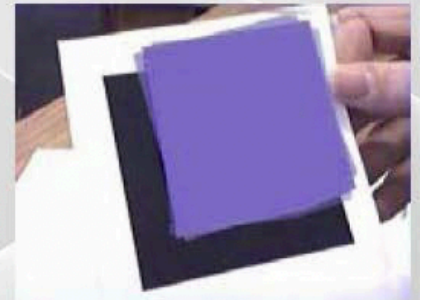
Occlusion
(image by M. Fiala)



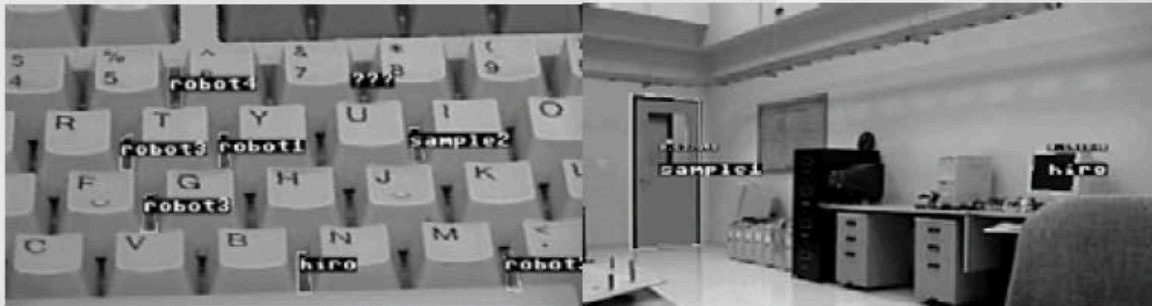
Unfocused camera,
motion blur



Dark/unevenly lit
scene, vignetting



Jittering
(Photoshop illustration)



False positives and inter-marker confusion
(image by M. Fiala)

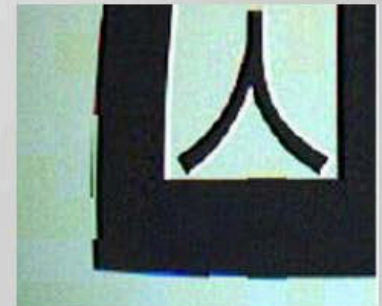


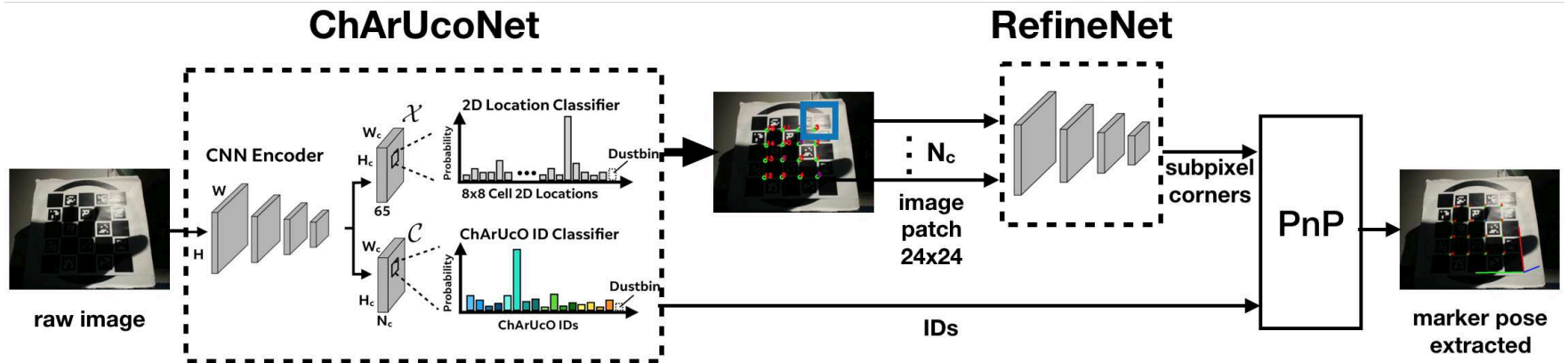
Image noise
(e.g. poor lens, block coding /
compression, neon tube)

Marqueurs binaires (*fiducial*)

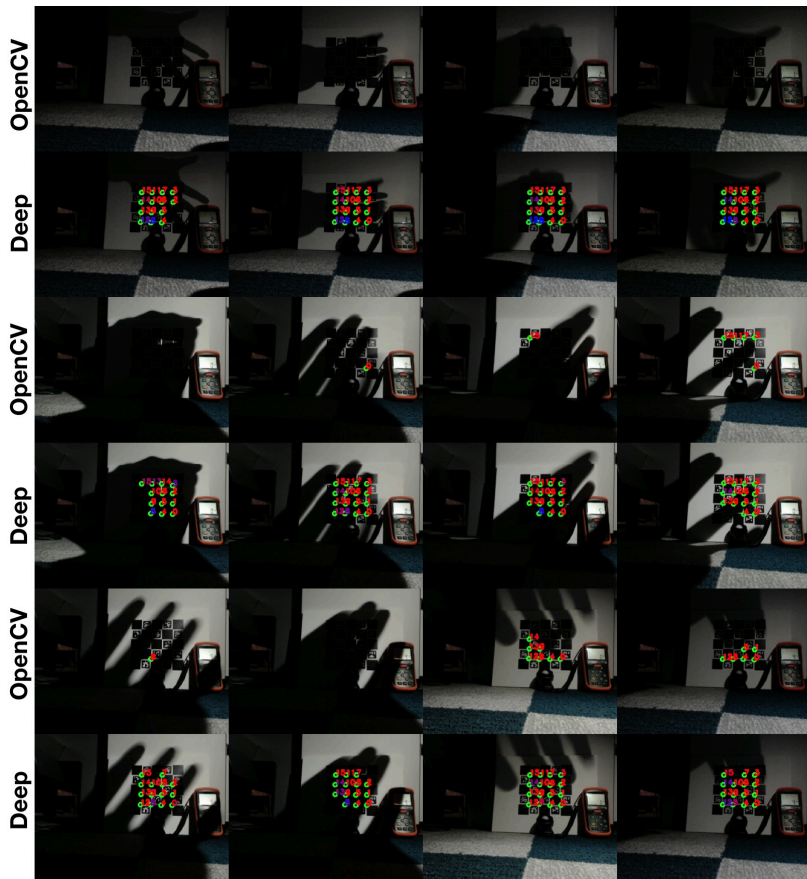


https://www.youtube.com/watch?v=Nj44m_N_9FY

Avec du *Deep learning* [Hu et al. 2019]



Avec du *Deep learning* [Hu et al. 2019]



Robustesse à l'éclairage

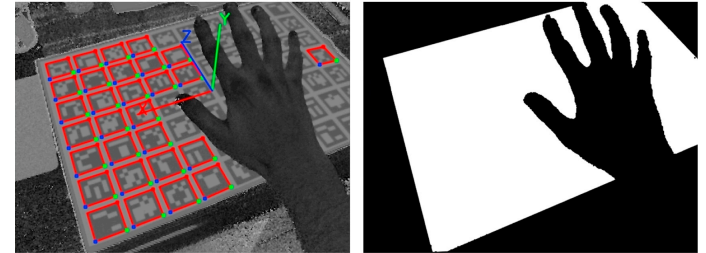


Robustesse au flou de mouvement

Caméra + marqueur(s)

Avantages

- ✓ très peu coûteux
- ✓ assez robuste avec plusieurs marqueurs



Inconvénients

- ✗ trop loin : marqueur trop petit
trop près : marqueur incomplet
⇒ **marqueurs fractales**
- ✗ marqueurs peu appréciés par les utilisateurs
⇒ **image « naturelle »**
- ✗ variation des conditions lumineuses
⇒ **lumière infrarouge**



[Romero-Ramirez et al. 2019]

Caméra + image de référence



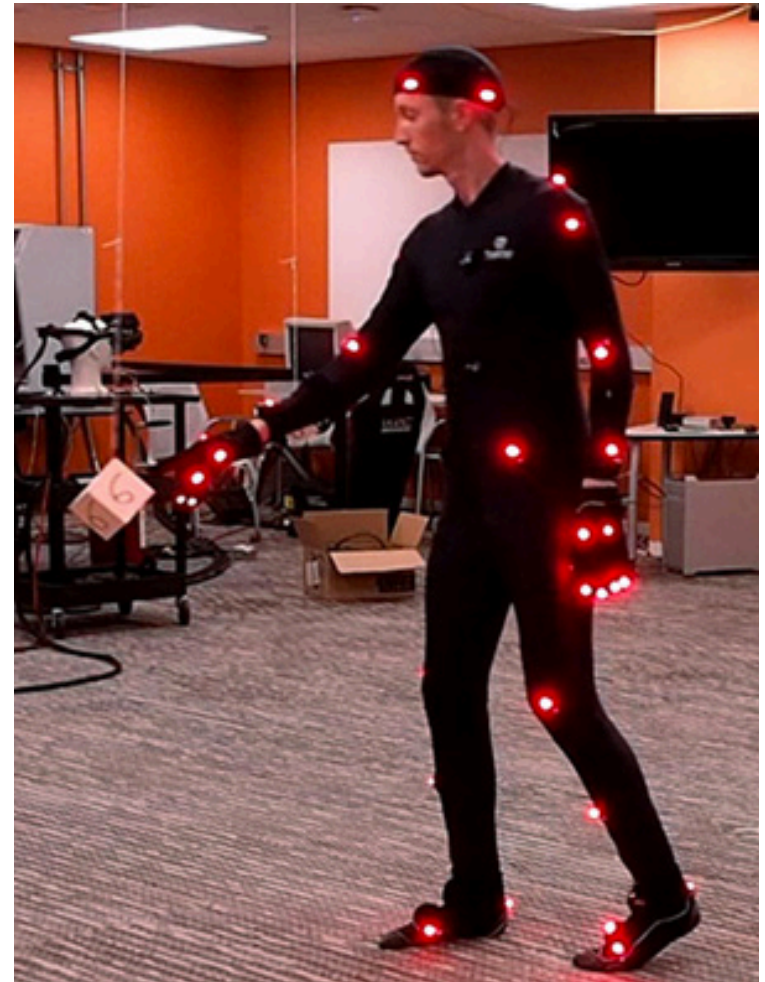
<https://www.youtube.com/watch?v=R5rvRa0FqTQ>

Marqueurs actifs

LED infrarouges,
ID encodé par leur **fréquence**
⇒ caméra **haute vitesse**

Alimentation nécessaire
(batteries ou câbles)
⇒ mouvements ou durée
de capture restreinte

Coût d'équipement et de
maintenance important
...mais **grand volume de suivi**

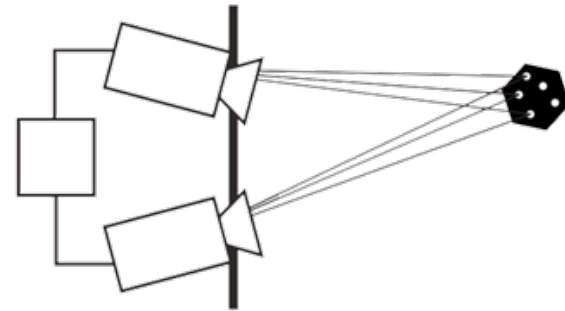
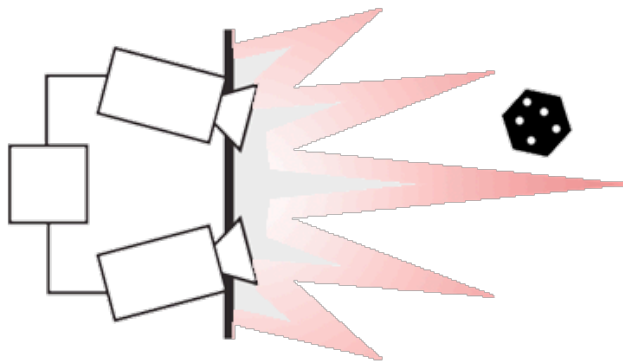


Marqueurs passifs

Sphères **rétro-réfléchissantes**

⇒ marqueurs **ambigus**

Lampes et caméras **infrarouges**



Coût d'équipement important
(plus le volume à suivre est grand)



Marqueurs passifs



<http://optitrack.com/products/prime-41/>

Chaîne de traitement

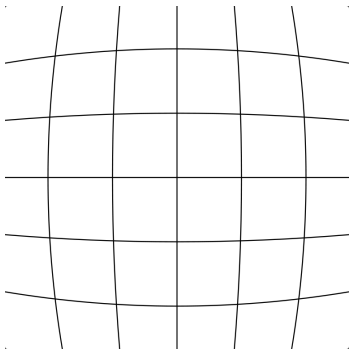
1. **Calibration** des caméras
2. **Détection** des blobs
3. **Mise en correspondance** entre les vues
4. **Reconstruction** des positions 3D
5. **Ajustement** d'une constellation rigide
6. **Estimation de la pose** de a constellation (position et orientation)



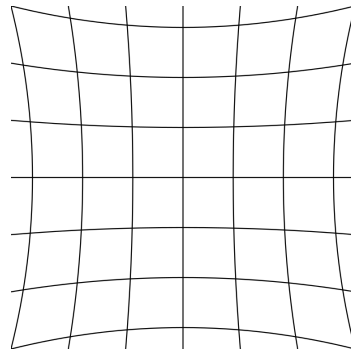
Calibration des caméras

a) Paramètres intrinsèques

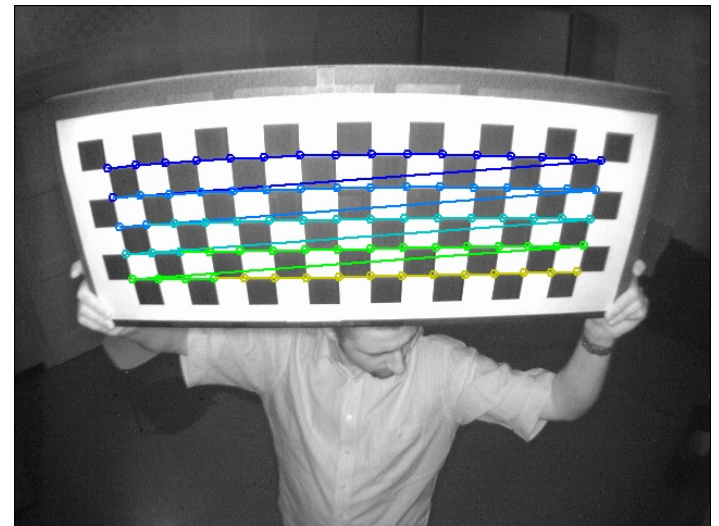
- **distance focale** (f_x, f_y) en mm
avec $f_y = a f_x$ où a est l'aspect ratio des pixels
 - **centre optique** (c_x, c_y) en pixels
 - **distorsions radiales et tangentielles** (négligeables)
⇒ déformation inverse de l'image pour les corriger
- $$\mathbf{K} = \begin{pmatrix} f_x & 0 & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$



Distorsion en barillet



Distorsion en coussinet



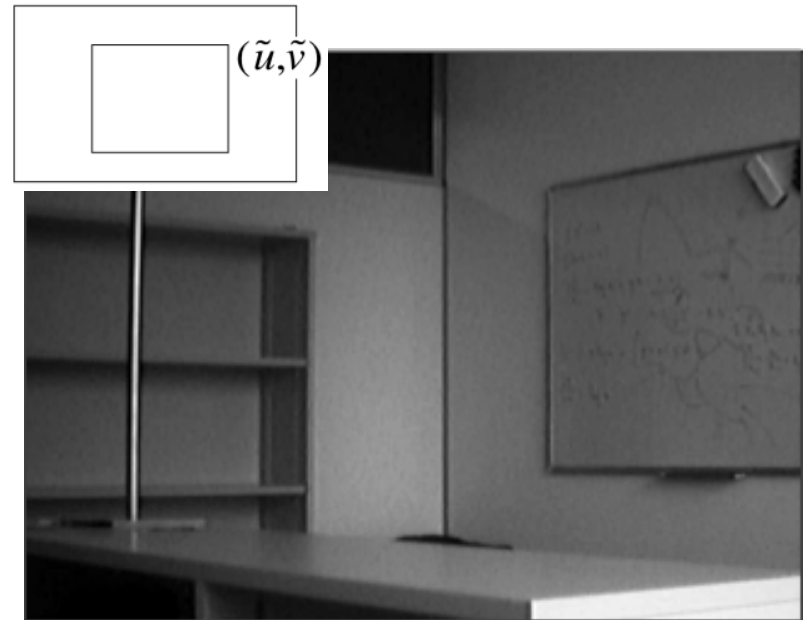
Correction des distorsions

[Brown & Conrady 1966]

Modélisé par : $L(r) = 1 + \kappa_1 r + \kappa_2 r^2 + \kappa_3 r^3 + \dots$

avec $r^2 = (u - u_c)^2 + (v - v_c)^2$

Correction :
$$\begin{cases} \tilde{u} &= u_c + L(r)(u - u_c) \\ \tilde{v} &= v_c + L(r)(v - v_c) \end{cases}$$



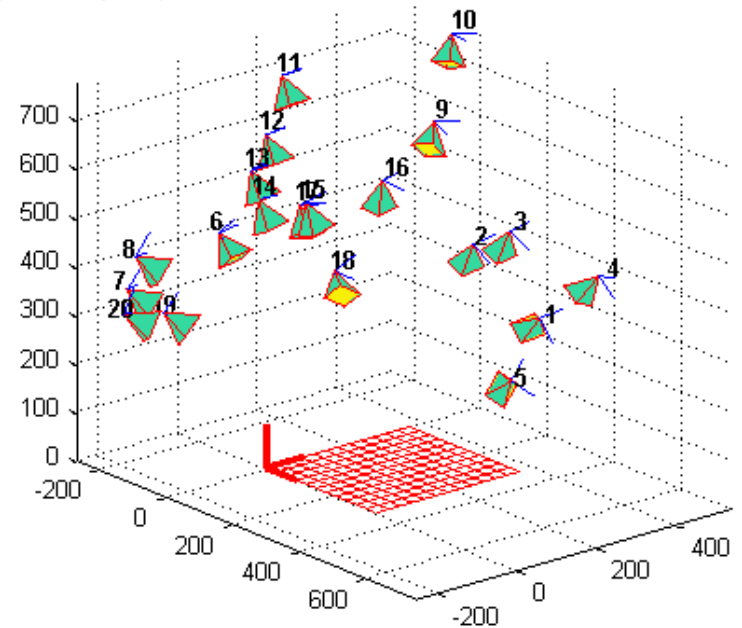
Calibration des caméras

b) Paramètres extrinsèques

- rotation \mathbf{R}
- translation \mathbf{t}

⇒ matrice de **projection** ou **caméra** :

$$\mathbf{M} = \mathbf{K}(\mathbf{R}|\mathbf{t})$$

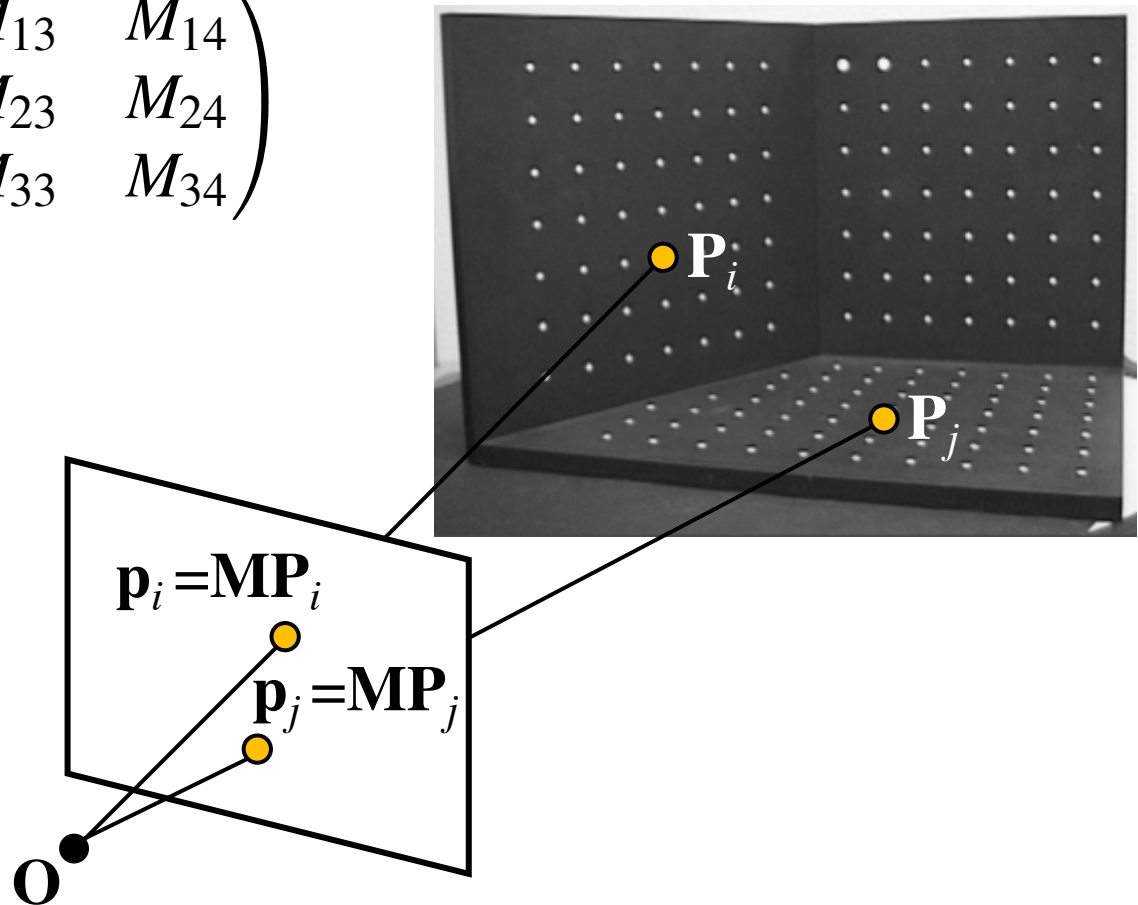


Calibration des caméras

[Tsai1987, Quan and Lan 1999]

$$\mathbf{M} = \begin{pmatrix} M_{11} & M_{12} & M_{13} & M_{14} \\ M_{21} & M_{22} & M_{23} & M_{24} \\ M_{31} & M_{32} & M_{33} & M_{34} \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{p} = \begin{pmatrix} u \\ v \\ w \end{pmatrix} \quad \mathbf{P} = \begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{pmatrix}$$



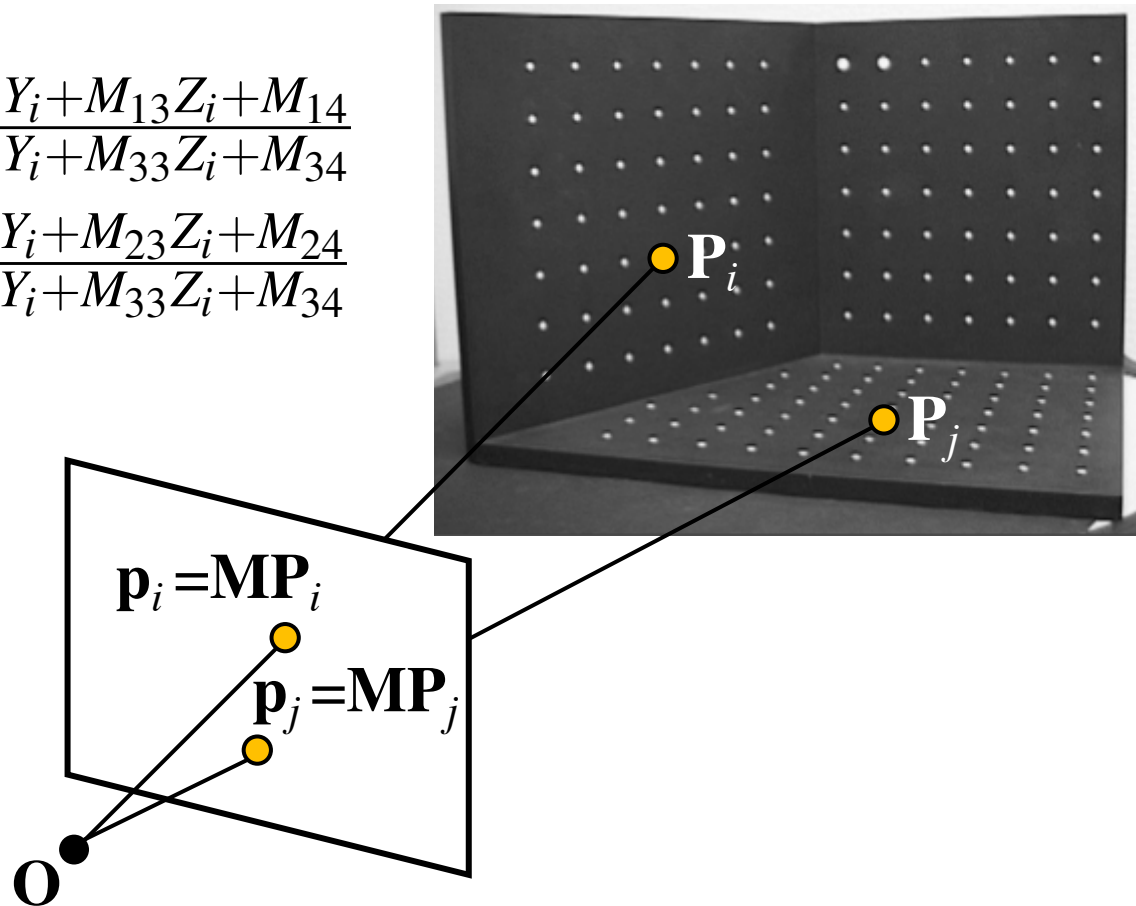
Direct Linear Transform (DLT)

[Sutherland, 1974]

$$\mathbf{p}_i = \mathbf{M}\mathbf{P}_i$$

$$\Rightarrow \begin{cases} u_i = \frac{M_{11}X_i + M_{12}Y_i + M_{13}Z_i + M_{14}}{M_{31}X_i + M_{32}Y_i + M_{33}Z_i + M_{34}} \\ v_i = \frac{M_{21}X_i + M_{22}Y_i + M_{23}Z_i + M_{24}}{M_{31}X_i + M_{32}Y_i + M_{33}Z_i + M_{34}} \end{cases}$$

[Tsai1987, Quan and Lan 1999]



Direct Linear Transform (DLT)

[Sutherland, 1974]

$$\mathbf{p}_i = \mathbf{M}\mathbf{P}_i$$

$$\Rightarrow \begin{pmatrix} X_i & Y_i & Z_i & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & -X_i u_i & -Y_i u_i & -Z_i u_i & -u_i \\ 0 & 0 & 0 & 0 & X_i & Y_i & Z_i & 1 & -X_i v_i & -Y_i v_i & -Z_i v_i & -v_i \end{pmatrix} \begin{pmatrix} M_{11} \\ \vdots \\ M_{34} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}$$

En concaténant les équations pour tous les points, on obtient le **ystème linéaire** :

$$\mathbf{B}_{m \times n} \mathbf{m}_n = \mathbf{0}_n$$

11 inconnus \Rightarrow **6 correspondances 2D-3D** nécessaires
...en pratique, bien plus pour être **robuste** au bruit !

Direct Linear Transform (DLT)

[Sutherland, 1974]

$\mathbf{B}_{m \times n} \mathbf{m}_n = \mathbf{0}_n \Rightarrow$ système d'équations **linéaires**
homogènes rectangulaire ($m > n$)

- Le vecteur nul est solution(triviale)
- Pour trouver une solution non-nulle, **minimisation au sens des moindres carrés** :

$$\min_{\|\mathbf{m}\|^2=1} \|\mathbf{B}\mathbf{m}\|^2$$

Algèbre linéaire $\Rightarrow \mathbf{B}^T \mathbf{B} \mathbf{m} = \lambda \mathbf{m}$

$\Rightarrow \mathbf{m}$ **vecteur propre** de $\mathbf{B}^T \mathbf{B}$

$\|\mathbf{m}\|^2=1 \Rightarrow$ associé à la plus petite valeur propre

Extraction de \mathbf{K} , \mathbf{R} et \mathbf{t} depuis \mathbf{M}

$$\mathbf{M} = \mathbf{K} (\mathbf{R} | \mathbf{t})$$

Si \mathbf{K} inconnue, les 3 premières colonnes de \mathbf{M} correspondent à $\mathbf{KR} = \mathbf{M}_3$

$$\mathbf{M}_3 \mathbf{M}_3^\top = (\mathbf{KR})(\mathbf{KR})^\top = \mathbf{KRR}^\top \mathbf{K}^\top = \mathbf{KK}^\top$$

Comme \mathbf{K} est **triangulaire supérieure**,
obtenue par **factorisation de Cholesky**

$$\mathbf{K} = \begin{pmatrix} f_x & 0 & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

Extraction de \mathbf{K} , \mathbf{R} et \mathbf{t} depuis \mathbf{M}

$$\mathbf{M} = \mathbf{K} (\mathbf{R} | \mathbf{t})$$

Une fois \mathbf{K} connue, $(\mathbf{R} | \mathbf{t}) \propto \mathbf{K}^{-1} \mathbf{M}$

Pas garantie que \mathbf{R} soit bien une matrice de rotation

⇒ ortho-normalisation :

- décomposition en valeurs singulières (SVD) :

$$\mathbf{K}^{-1} \mathbf{M} = \mathbf{U} \mathbf{S} \mathbf{V}^T$$

- $\mathbf{R} = \mathbf{U} \mathbf{V}^T$

Linear Perspective-n-Point (PnP)

Si \mathbf{K} connu, préférer PnP :

\Rightarrow estimer \mathbf{R} et \mathbf{t} à partir de n correspondances 2D/3D

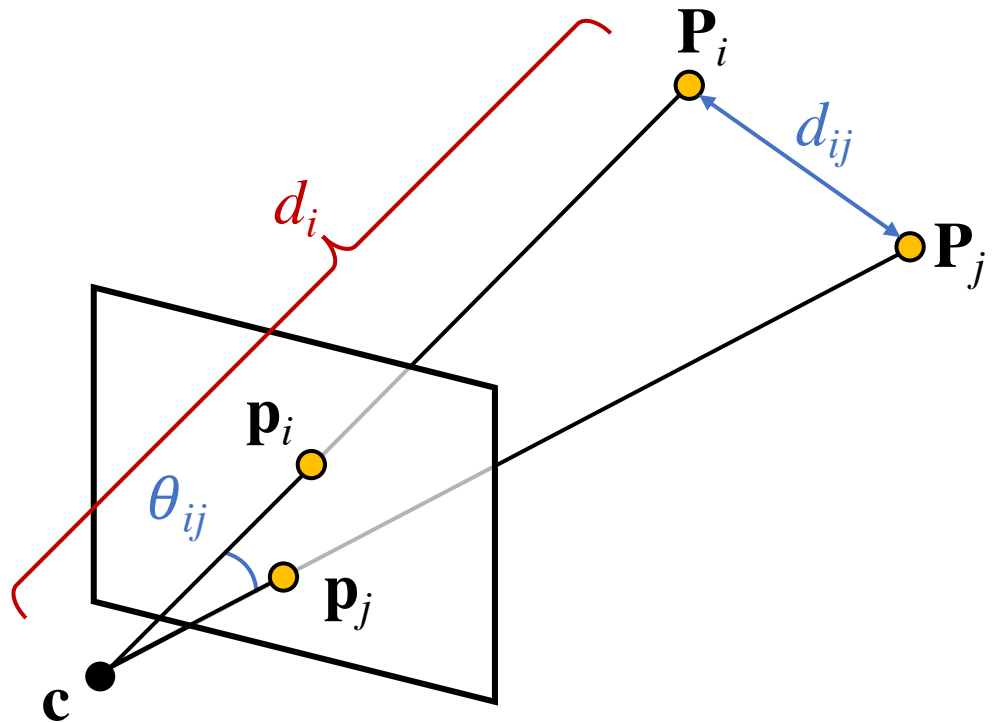
Linear Perspective-n-Point (PnP)

Relation : $d_{ij}^2 = d_i^2 + d_j^2 - 2d_i d_j \cos \theta_{ij}$

avec : $d_{ij}^2 = \|\mathbf{P}_i - \mathbf{P}_j\|^2$

$$\cos \theta_{ij} = \hat{\mathbf{p}}_i \cdot \hat{\mathbf{p}}_j$$

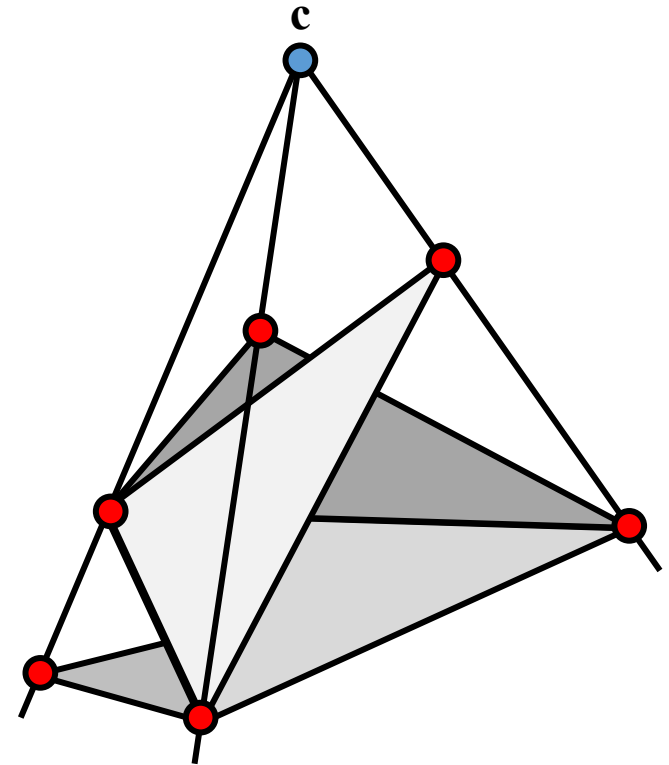
$$\begin{aligned} \text{où : } \hat{\mathbf{p}}_i &= \frac{(\mathbf{p}_i - \mathbf{c})}{\|(\mathbf{p}_i - \mathbf{c})\|} \\ &= \frac{\mathbf{K}^{-1} \mathbf{p}_i}{\|\mathbf{K}^{-1} \mathbf{p}_i\|} \end{aligned}$$



Linear Perspective-n-Point (PnP)

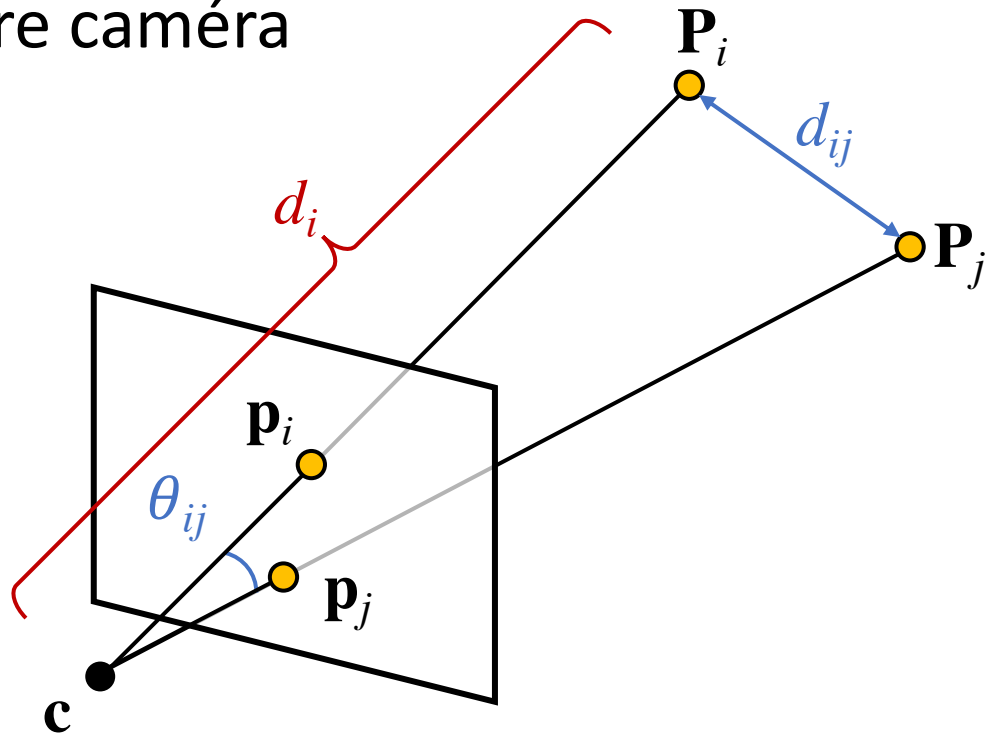
6 DOF \Rightarrow **3 correspondances** suffisantes
(2 DOF chacune)

...mais **ambiguïté** (4 solutions)



Linear Perspective-3-Point (P3P)

1. Trouver les d_i satisfaisants ces relations
(résoudre polynôme de degré 8 \Rightarrow 3 points nécessaires + 1 contrainte)
2. Calculer les positions $\mathbf{P}_i^c = d_i \mathbf{K}^{-1} \mathbf{p}_i$
de \mathbf{P}_i dans le repère caméra
3. Estimer \mathbf{R} et \mathbf{t} par
alignement 3D



Estimer \mathbf{R} et \mathbf{t} par alignement 3D

1. Calculer les **centroïdes** des ensembles de points :

$$\bar{\mathbf{P}} = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^N \mathbf{P}_i \qquad \bar{\mathbf{P}}^c = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^N \mathbf{P}_i^c$$
$$\Rightarrow \mathbf{t} = \bar{\mathbf{P}}^c - \bar{\mathbf{P}}$$

2. Trouver la **rotation** entre 2 ensembles de points :

$$\{\hat{\mathbf{P}}_i = \mathbf{P}_i - \bar{\mathbf{P}}\} \qquad \{\hat{\mathbf{P}}_i^c = \mathbf{P}_i^c - \bar{\mathbf{P}}^c\}$$

maximisant l'alignement :

$$\mathbf{L} = \sum_i (\hat{\mathbf{P}}_i)^\top (\mathbf{R} \hat{\mathbf{P}}_i^c)$$

$$\Rightarrow \mathbf{R} = \mathbf{UV}^\top \text{ où } \mathbf{L} = \mathbf{USV}^\top \text{ (SVD)}$$

Linear Perspective-n-Point (PnP)

Seulement 3 points \Rightarrow **imprécisions**

Utiliser n points

- algo. itératifs [Lu, Hager, and Mjolsness, 2000]
- formes closes [Moreno-Noguer, Lepetit, and P. Fua, 2007]
- + rejet des points aberrants (*outliers*)

Recherche la **pose sans passer par les distances**

[Ke and Roumeliotis, CVPR'17]

- Plus rapide, plus précis et plus robuste
- Disponible dans OpenCV > 3.3 :
`solvePnP()` avec `SOLVEPNP_AP3P`

Minimiser erreur de reprojection

Moindres carrés non linéaires :

$$\min \sum_i ||\mathbf{K}(\mathbf{R}|\mathbf{t})\mathbf{P}_i - \mathbf{p}_i||^2$$

Approche plus **flexible**, sans limite sur le nombre de points, pouvant être **très précise**

...mais méthode d'optimisation **itérative**

(Gauss-Newton, Levenberg-Marquardt)

⇒ **Jacobienne** de l'énergie et **solution initiale** requises
(e.g., solution linéaire)

⇒ rendre **robuste** aux *outliers* (RANSAC)

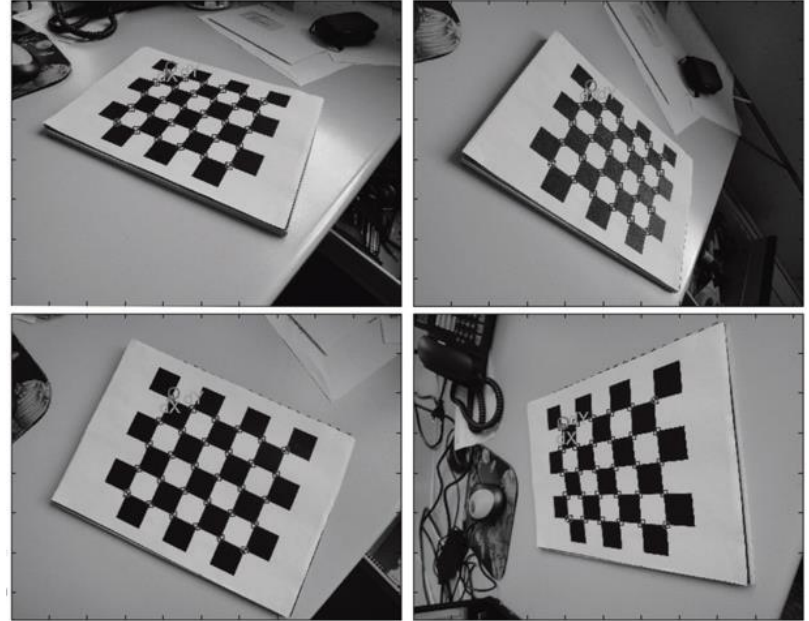
Calibration des caméras

Grille planaire $\Rightarrow Z = 0$

$$\mathbf{p} = \begin{pmatrix} u \\ v \\ w \end{pmatrix} = \mathbf{K}(\mathbf{R}|\mathbf{t}) \begin{pmatrix} X \\ Y \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}$$

$$= \mathbf{K} \begin{pmatrix} r_{11} & r_{12} & t_1 \\ r_{21} & r_{22} & t_2 \\ r_{31} & r_{32} & t_3 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X \\ Y \\ 1 \end{pmatrix}$$

$$\underbrace{\hspace{10em}}_{\mathbf{H} \text{ homographie}} = \begin{pmatrix} h_1 & h_2 & h_3 \\ h_4 & h_5 & h_6 \\ h_7 & h_8 & h_9 \end{pmatrix}$$



[Zhang 1999]

Homographie

8 degrés de liberté + facteur d'échelle s

$$\mathbf{p} = \begin{pmatrix} u \\ v \\ w \end{pmatrix} = s \begin{pmatrix} h_1 & h_2 & h_3 \\ h_4 & h_5 & h_6 \\ h_7 & h_8 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X \\ Y \\ 1 \end{pmatrix}$$

$$\Rightarrow \begin{pmatrix} \frac{u}{w} \\ \frac{v}{w} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{h_1 X + h_2 Y + h_3}{h_7 X + h_8 Y + 1} \\ \frac{h_4 X + h_5 Y + h_6}{h_7 X + h_8 Y + 1} \end{pmatrix}$$

\Rightarrow DLT ou PnP avec **4 points** pour estimer **H**

Facteur d'échelle s

Rotation \Rightarrow 2 premières colonnes **normalisées**

$$\mathbf{K} \begin{pmatrix} r_{11} & r_{12} & t_1 \\ r_{21} & r_{22} & t_2 \\ r_{31} & r_{32} & t_3 \end{pmatrix} = s \begin{pmatrix} h_1 & h_2 & h_3 \\ h_4 & h_5 & h_6 \\ h_7 & h_8 & 1 \end{pmatrix}$$

$$\Rightarrow s = \frac{2}{\sqrt{h_1^2 + h_4^2 + h_7^2} + \sqrt{h_2^2 + h_5^2 + h_8^2}}$$

Chaîne de traitement

1. **Calibration** des caméras
2. **Détection** des blobs
3. **Mise en correspondance** entre les vues
4. **Reconstruction** des positions 3D
5. **Ajustement** d'une constellation rigide
6. **Estimation de la pose** de a constellation (position et orientation)

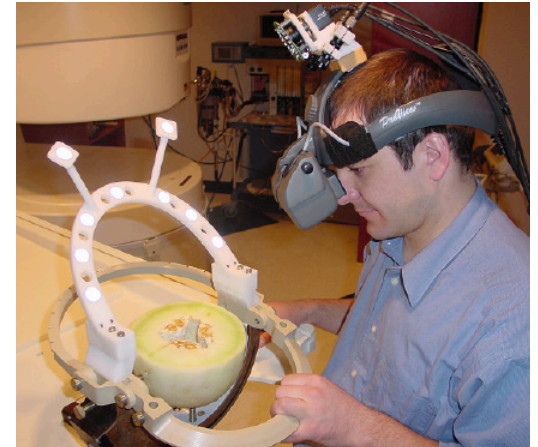


Détection des blobs

Seuillage pour détecter les candidats,
moyenne pondérée par luminance :

$$\mathbf{m}_i = \frac{\sum_{\mathbf{p}_j} I(\mathbf{p}_j) \mathbf{p}_j}{\sum_{\mathbf{p}_j} I(\mathbf{p}_j)}$$

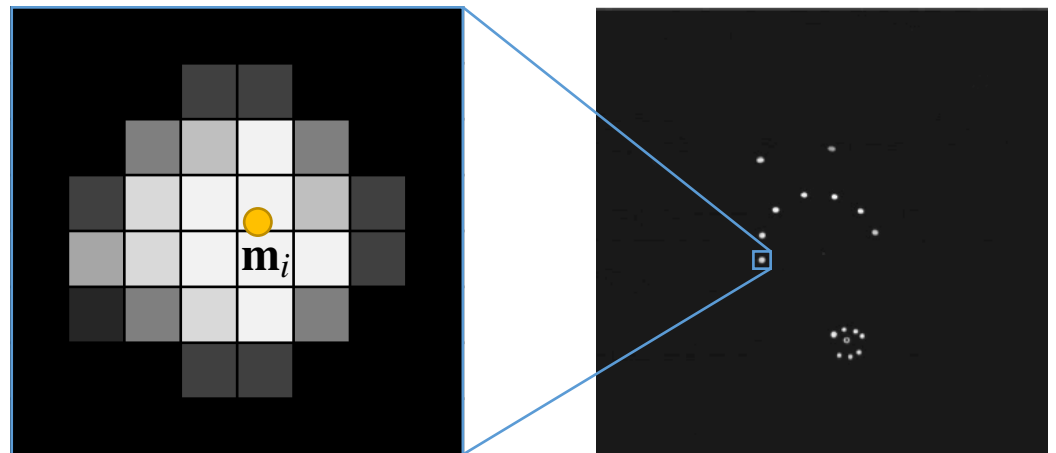
précision de l'ordre du 10^{ème} de pixel (voire 100^{ème})



Problème :

superpositions

(segmentation basée
contours, *Hough circle
transform, machine learning*)



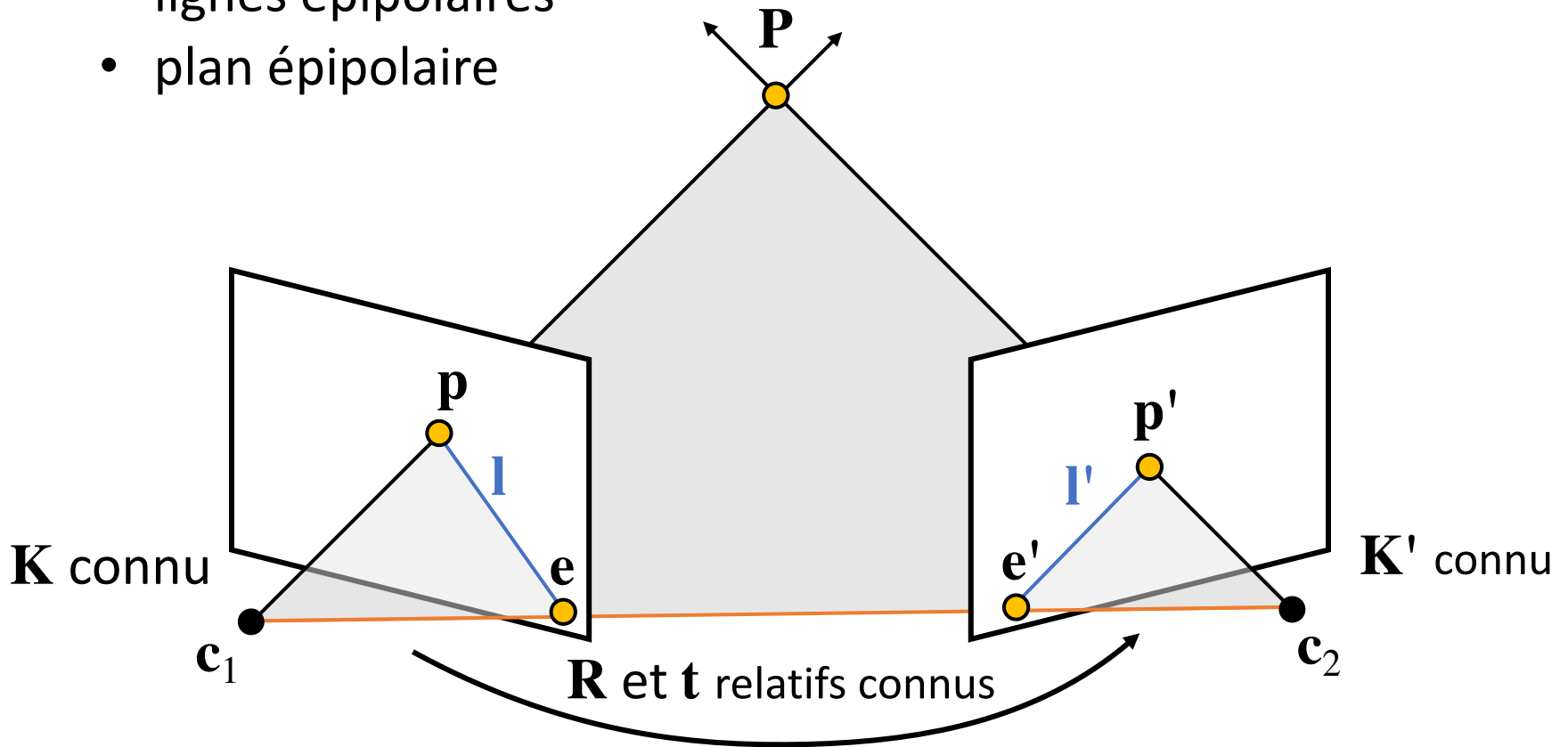
Mise en correspondance

Marqueurs actifs : ID encodé par la fréquence,
mais nécessite des caméras haute vitesse

Marqueurs passif : géométrie épipolaire

Géométrie épipolaire

- ligne de base
- épiholes e et e'
- lignes épipolaires
- plan épipolaire



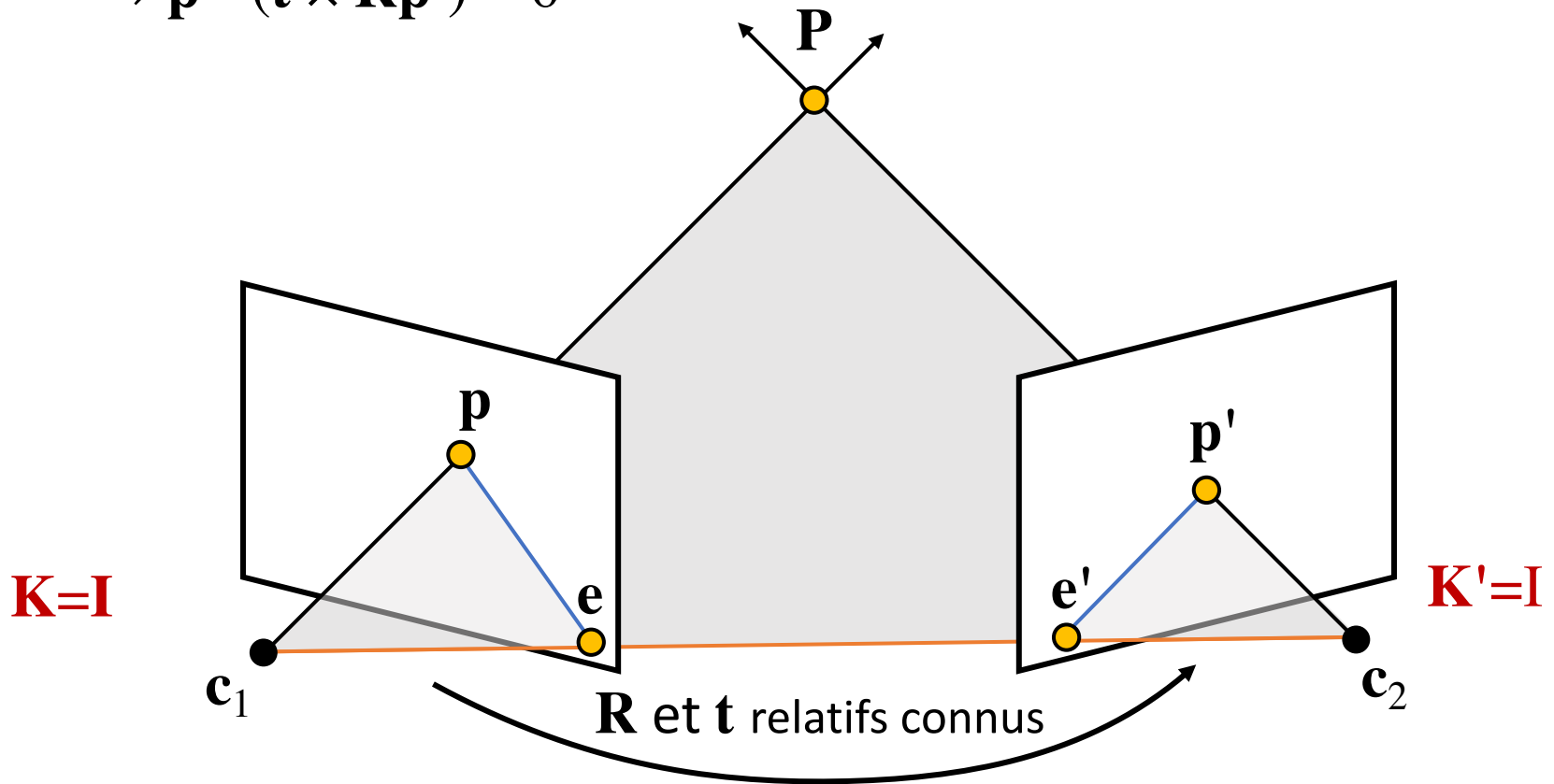
Contrainte épipolaire

caméras canoniques

Si $\mathbf{K} = \mathbf{K}' = \mathbf{I}$, \mathbf{p}' dans le repère de la 1^{ère} caméra vaut $\mathbf{R}\mathbf{p}' + \mathbf{t}$

$\Rightarrow \mathbf{t} \times (\mathbf{R}\mathbf{p}' + \mathbf{t}) = \mathbf{t} \times \mathbf{R}\mathbf{p}'$ vecteur orthogonal au plan épipolaire

$\Rightarrow \mathbf{p} \cdot (\mathbf{t} \times \mathbf{R}\mathbf{p}') = 0$



Produit scalaire/vectoriel et multiplication de matrices

$$\mathbf{a} \cdot \mathbf{b} = (a_x \quad a_y \quad a_z) \begin{pmatrix} b_x \\ b_y \\ b_z \end{pmatrix} = \mathbf{a}^\top \mathbf{b}$$

$$\mathbf{a} \times \mathbf{b} = \begin{pmatrix} 0 & -a_z & a_y \\ a_z & 0 & -a_x \\ -a_y & a_x & 0 \end{pmatrix} \mathbf{b} = [\mathbf{a}_\times] \mathbf{b}$$

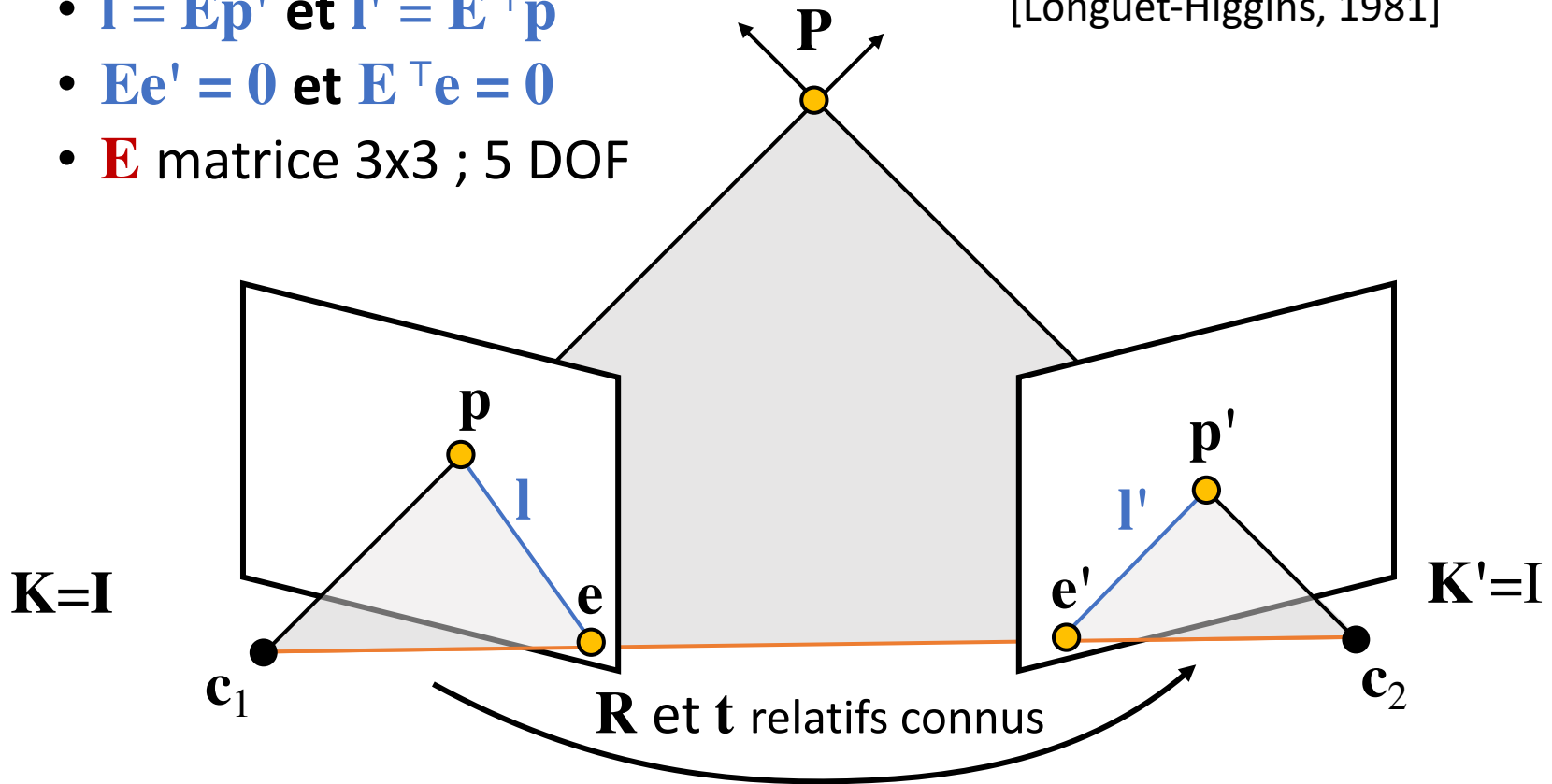
Contrainte épipolaire

$$\mathbf{p} \cdot (\mathbf{t} \times \mathbf{R}\mathbf{p}') = 0 \iff \mathbf{p}^\top \underbrace{[\mathbf{t}_\times] \mathbf{R}}_{= \mathbf{E}} \mathbf{p}' = 0$$

= \mathbf{E} : matrice essentielle

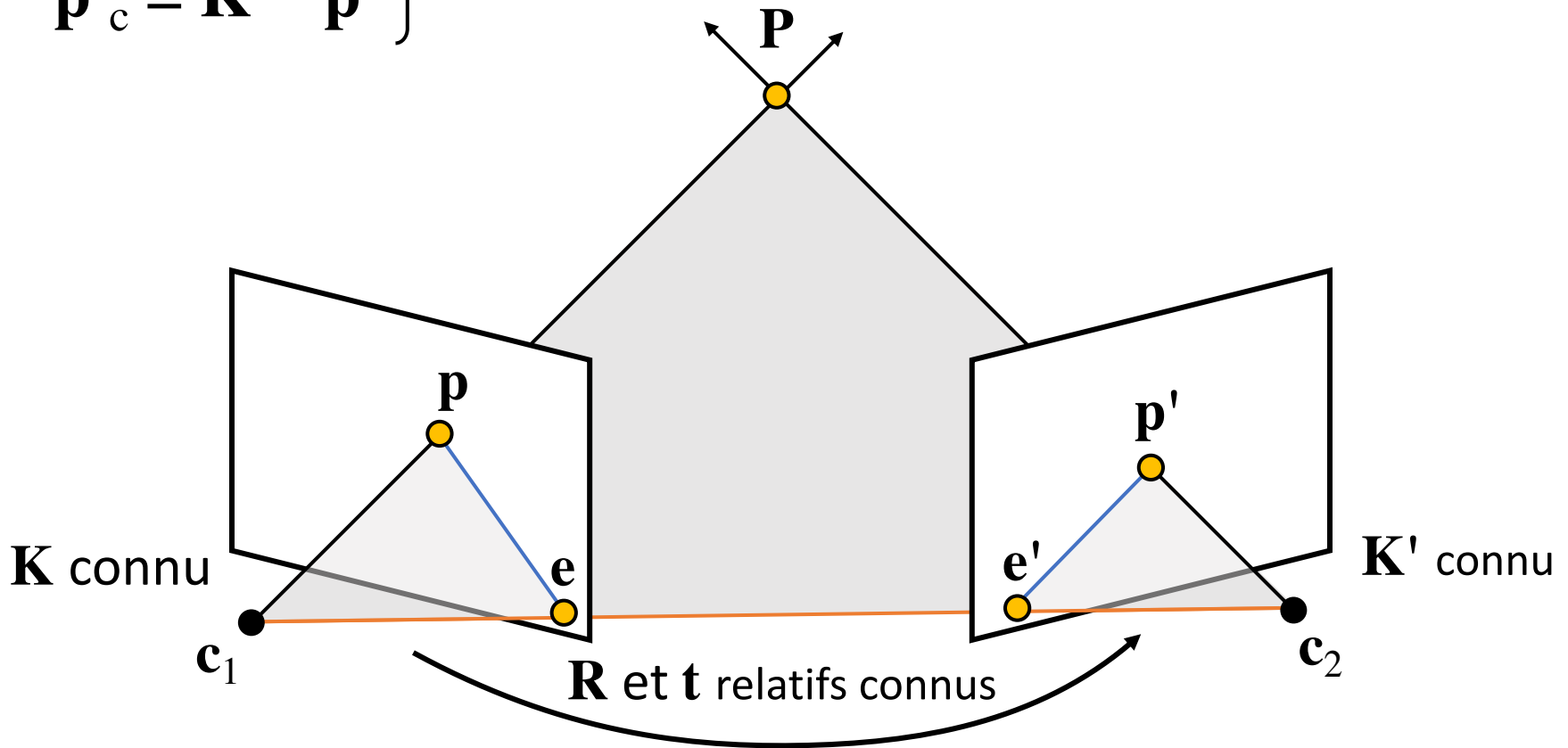
- $\mathbf{l} = \mathbf{E}\mathbf{p}'$ et $\mathbf{l}' = \mathbf{E}^\top \mathbf{p}$
- $\mathbf{E}\mathbf{e}' = \mathbf{0}$ et $\mathbf{E}^\top \mathbf{e} = \mathbf{0}$
- \mathbf{E} matrice 3x3 ; 5 DOF

[Longuet-Higgins, 1981]



Contrainte épipolaire

$$\left. \begin{array}{l} \mathbf{p}_c = \mathbf{K}^{-1} \mathbf{p} \\ \mathbf{p}'_c = \mathbf{K}'^{-1} \mathbf{p}' \end{array} \right\} \begin{array}{l} \Rightarrow \mathbf{p}_c^\top [\mathbf{t}_x] \mathbf{R} \mathbf{p}'_c = 0 \\ \Rightarrow (\mathbf{K}^{-1} \mathbf{p})^\top [\mathbf{t}_x] \mathbf{R} \mathbf{K}'^{-1} \mathbf{p}' = 0 \end{array}$$

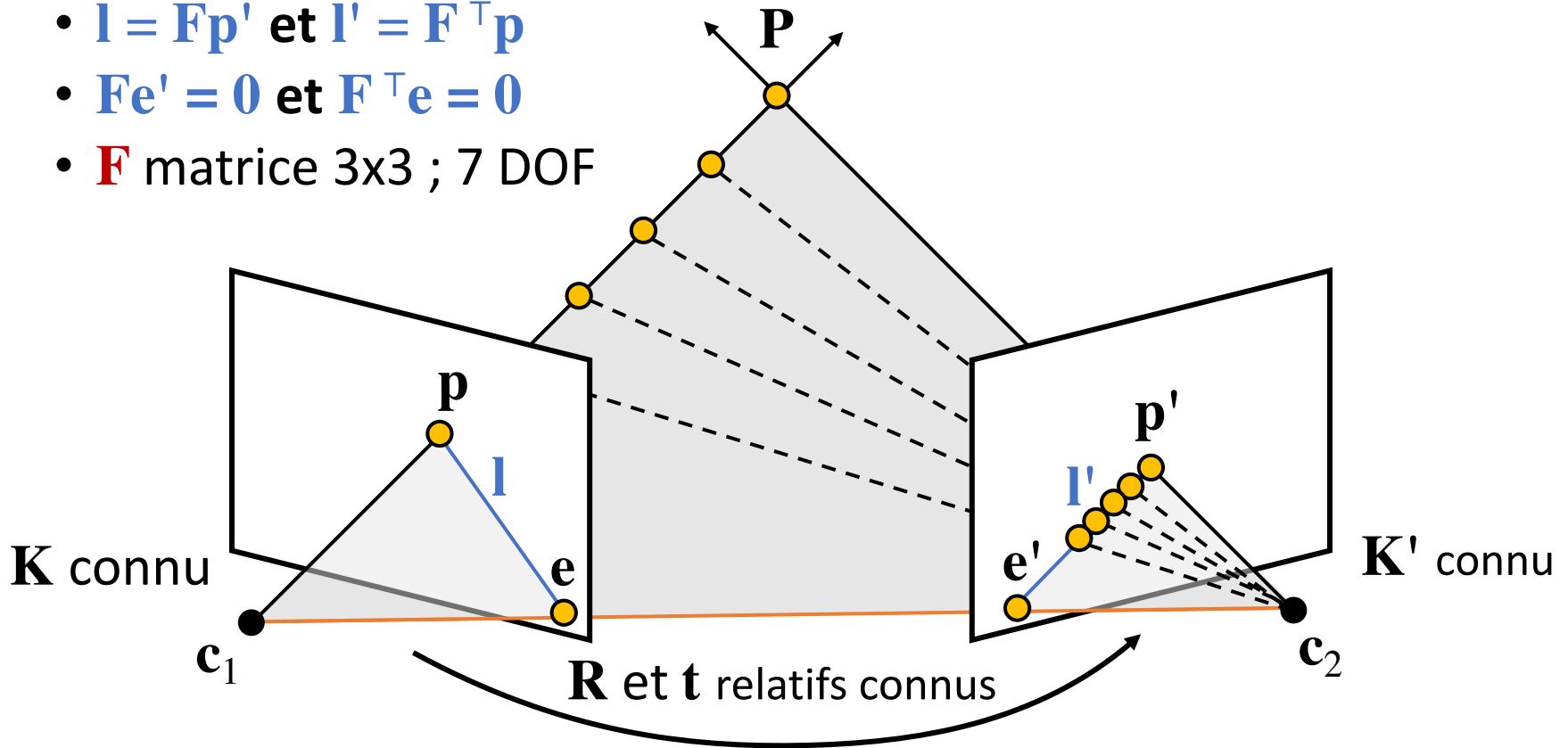


Contrainte épipolaire

$$\mathbf{p}^\top \mathbf{F} \mathbf{p}' = 0 \text{ avec } \mathbf{F} = \mathbf{K}^{-\top} [\mathbf{t}_x] \mathbf{R} \mathbf{K}'^{-1}$$

matrice fondamentale [Faugeras and Luong, 1992]

- $\mathbf{l} = \mathbf{F} \mathbf{p}'$ et $\mathbf{l}' = \mathbf{F}^\top \mathbf{p}$
- $\mathbf{F} \mathbf{e}' = \mathbf{0}$ et $\mathbf{F}^\top \mathbf{e} = \mathbf{0}$
- \mathbf{F} matrice 3x3 ; 7 DOF



Contrainte épipolaire



Estimer la matrice fondamentale

The Eight-Point Algorithm [Longuet-Higgins, 1981]

$$\mathbf{p}^\top \mathbf{F} \mathbf{p}' = 0$$

$$\mathbf{p} = \begin{pmatrix} u \\ v \\ 1 \end{pmatrix} \quad \mathbf{p}' = \begin{pmatrix} u' \\ v' \\ 1 \end{pmatrix}$$

$$\Rightarrow (u \quad v \quad 1) \begin{pmatrix} F_{11} & F_{12} & F_{13} \\ F_{21} & F_{22} & F_{23} \\ F_{31} & F_{32} & F_{33} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} u' \\ v' \\ 1 \end{pmatrix} = 0$$

$$\Rightarrow (uu' \quad uv' \quad u \quad vu' \quad vv' \quad v \quad u' \quad v' \quad 1) \begin{pmatrix} F_{11} \\ F_{12} \\ F_{13} \\ F_{21} \\ F_{22} \\ F_{23} \\ F_{31} \\ F_{32} \\ F_{33} \end{pmatrix} = 0$$

Estimer la matrice fondamentale

Avec (au moins) 8 points **en correspondance**

$$\begin{pmatrix} u_1 u'_1 & u_1 v'_1 & u_1 & v_1 u'_1 & v_1 v'_1 & v_1 & u'_1 & v'_1 & 1 \\ u_2 u'_2 & u_2 v'_2 & u_2 & v_2 u'_2 & v_2 v'_2 & v_2 & u'_2 & v'_2 & 1 \\ u_3 u'_3 & u_3 v'_3 & u_3 & v_3 u'_3 & v_3 v'_3 & v_3 & u'_3 & v'_3 & 1 \\ u_4 u'_4 & u_4 v'_4 & u_4 & v_4 u'_4 & v_4 v'_4 & v_4 & u'_4 & v'_4 & 1 \\ u_5 u'_5 & u_5 v'_5 & u_5 & v_5 u'_5 & v_5 v'_5 & v_5 & u'_5 & v'_5 & 1 \\ u_6 u'_6 & u_6 v'_6 & u_6 & v_6 u'_6 & v_6 v'_6 & v_6 & u'_6 & v'_6 & 1 \\ u_7 u'_7 & u_7 v'_7 & u_7 & v_7 u'_7 & v_7 v'_7 & v_7 & u'_7 & v'_7 & 1 \\ u_8 u'_8 & u_8 v'_8 & u_8 & v_8 u'_8 & v_8 v'_8 & v_8 & u'_8 & v'_8 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} F_{11} \\ F_{12} \\ F_{13} \\ F_{21} \\ F_{22} \\ F_{23} \\ F_{31} \\ F_{32} \\ F_{33} \end{pmatrix} = 0$$

$$\Leftrightarrow \mathbf{Wf} = 0$$

\Rightarrow Résolution aux moindres carrés par SVD

Estimer la matrice fondamentale

W mal conditionnée : $u, v \gg w = 1$

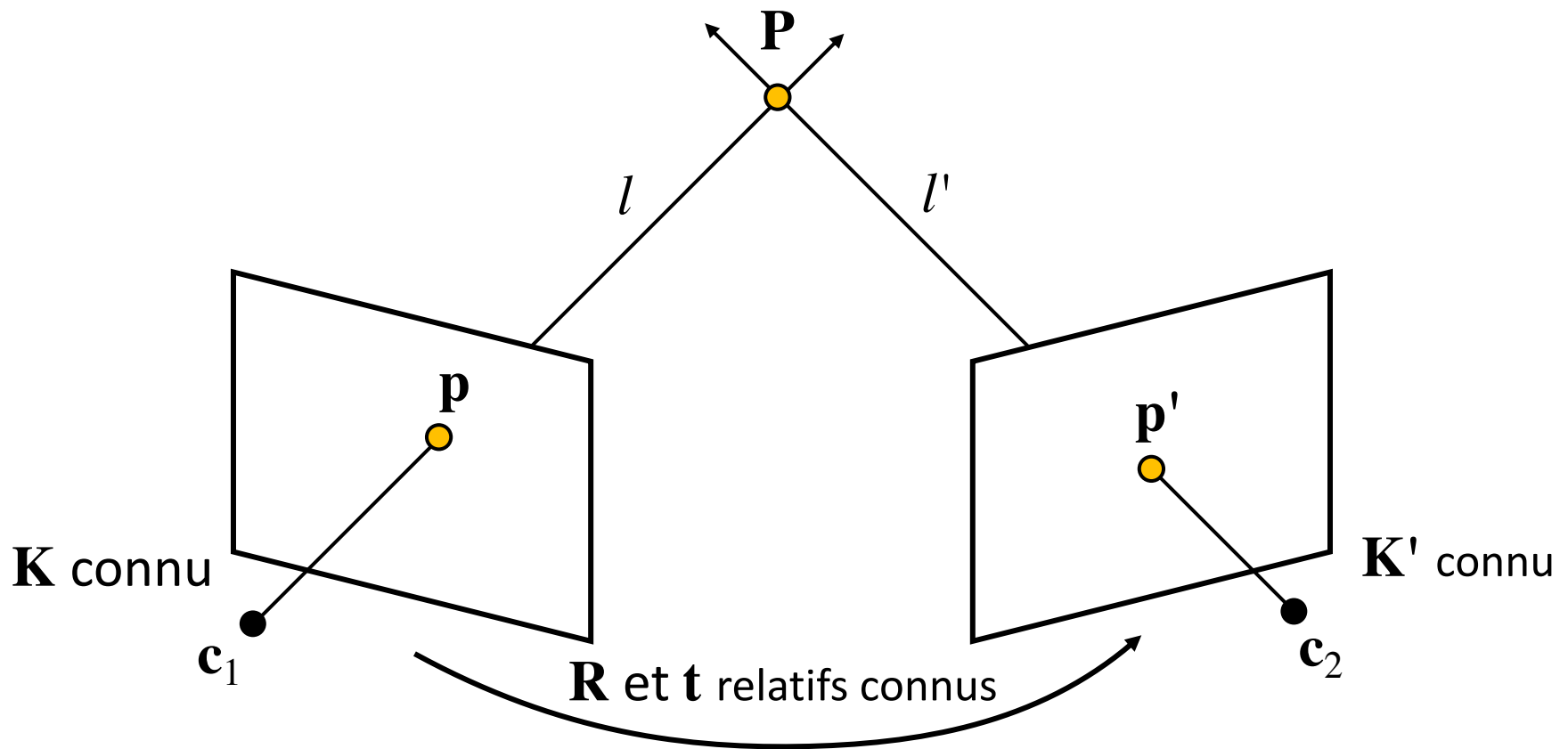
⇒ **The Normalized Eight-Point Algorithm** [Hartley, 1997]

1. Trouver la transformation \mathbf{T} (resp. \mathbf{T}') telle que :
 - Origine = centroïde des points
 - Distance moyenne des points à l'origine $\approx 2px$
2. Normaliser les points : $q = \mathbf{T}p$ et $q' = \mathbf{T}'p'$
3. Estimer \mathbf{F}_q avec l'algo. précédent
4. Dénormaliser : $\mathbf{F} = \mathbf{T}^\top \mathbf{F}_q \mathbf{T}'$

Reconstruction des positions 3D

Triangulation : \mathbf{P} à l'intersection de l et l'

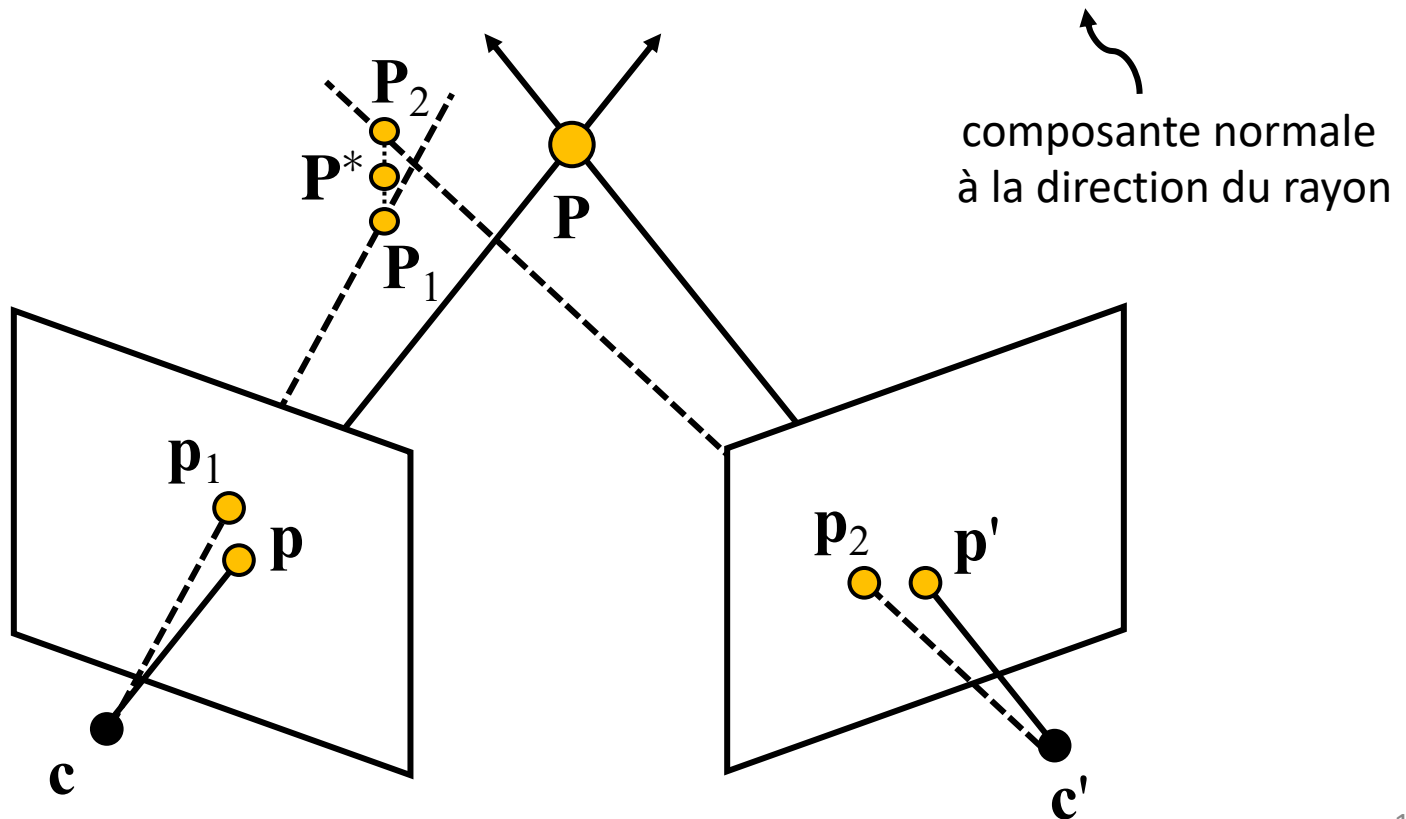
...mais en pratique, pas d'intersection exacte !



Triangulation (stéréo)

En pratique, trouver \mathbf{P}^* au plus proche de \mathbf{P}_1 et \mathbf{P}_2

\Rightarrow **minimisant** : $\|(\mathbf{P}^* - \mathbf{c})_{\perp}\|^2 + \|(\mathbf{P}^* - \mathbf{c}')_{\perp}\|^2$



Reconstruction des positions 3D

Par définition, $\mathbf{p} \times (\mathbf{M}\mathbf{P}) = 0$ et $\mathbf{p}' \times (\mathbf{M}'\mathbf{P}) = 0$

\Rightarrow 4 contraintes d'égalité :

$$\mathbf{A}\mathbf{P} = 0 \text{ avec } \mathbf{A} = \begin{pmatrix} u\mathbf{M}_3 - \mathbf{M}_1 \\ v\mathbf{M}_3 - \mathbf{M}_2 \\ u'\mathbf{M}'_3 - \mathbf{M}'_1 \\ v'\mathbf{M}'_3 - \mathbf{M}'_2 \end{pmatrix} \text{ et } \mathbf{M} = (\mathbf{M}_1 | \mathbf{M}_2 | \mathbf{M}_3)$$

\Rightarrow système linéaire (SVD) similaire à DLT

Reconstruction des positions 3D

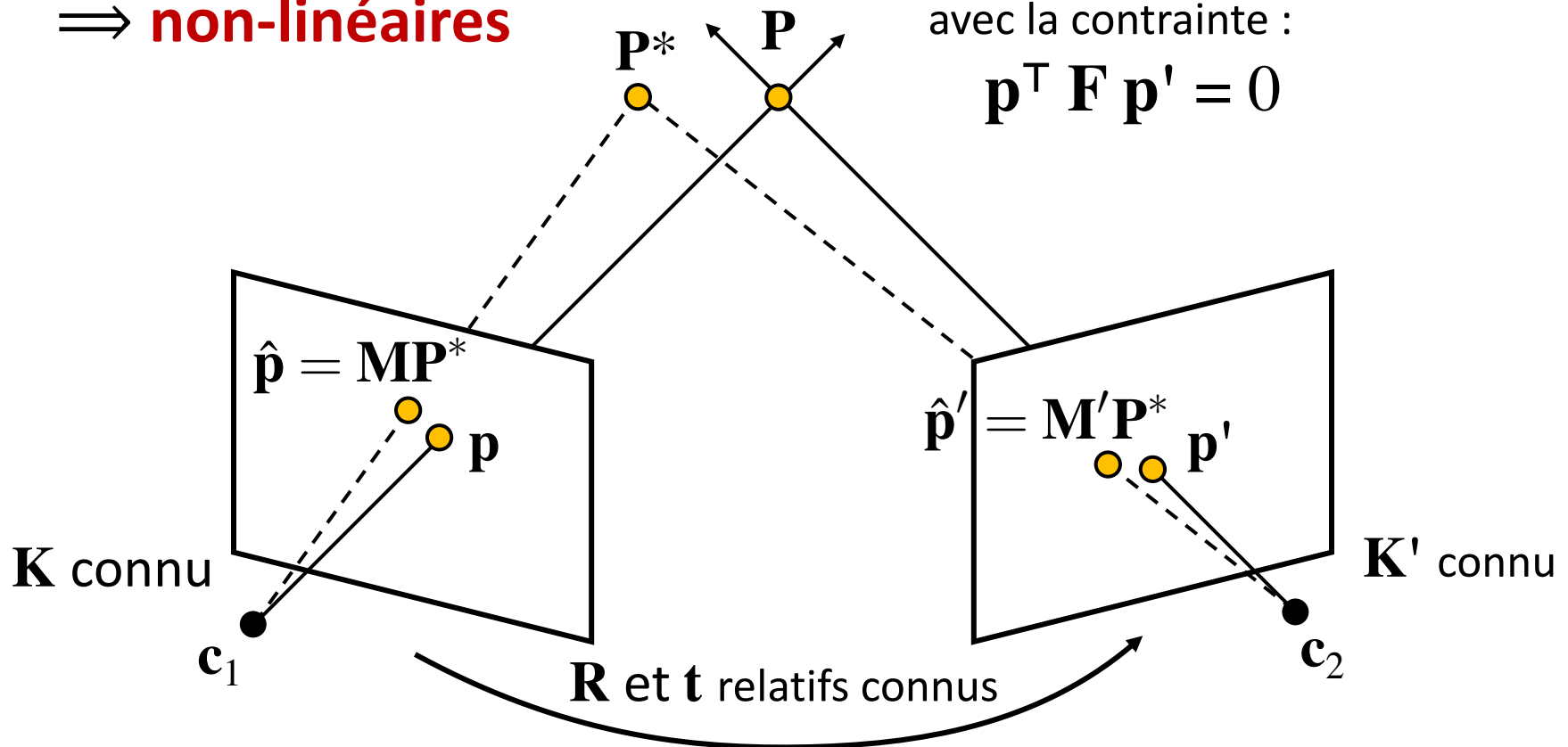
Optimisation : trouver \mathbf{P}^* minimisant

l'erreur de reprojection : $\|\mathbf{p} - \mathbf{M}\mathbf{P}^*\|^2 + \|\mathbf{p}' - \mathbf{M}'\mathbf{P}^*\|^2$

\Rightarrow **non-linéaires**

avec la contrainte :

$$\mathbf{p}^\top \mathbf{F} \mathbf{p}' = 0$$



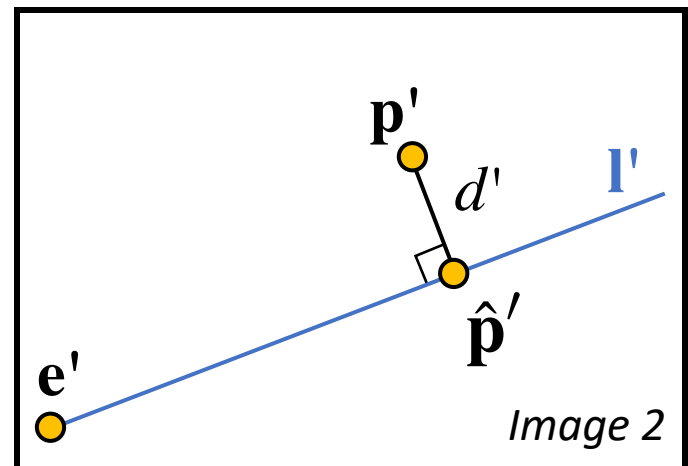
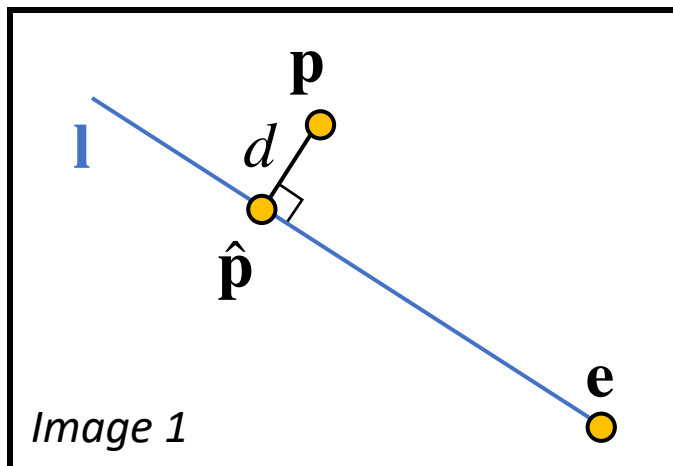
Reconstruction des positions 3D

Contrainte épipolaire :

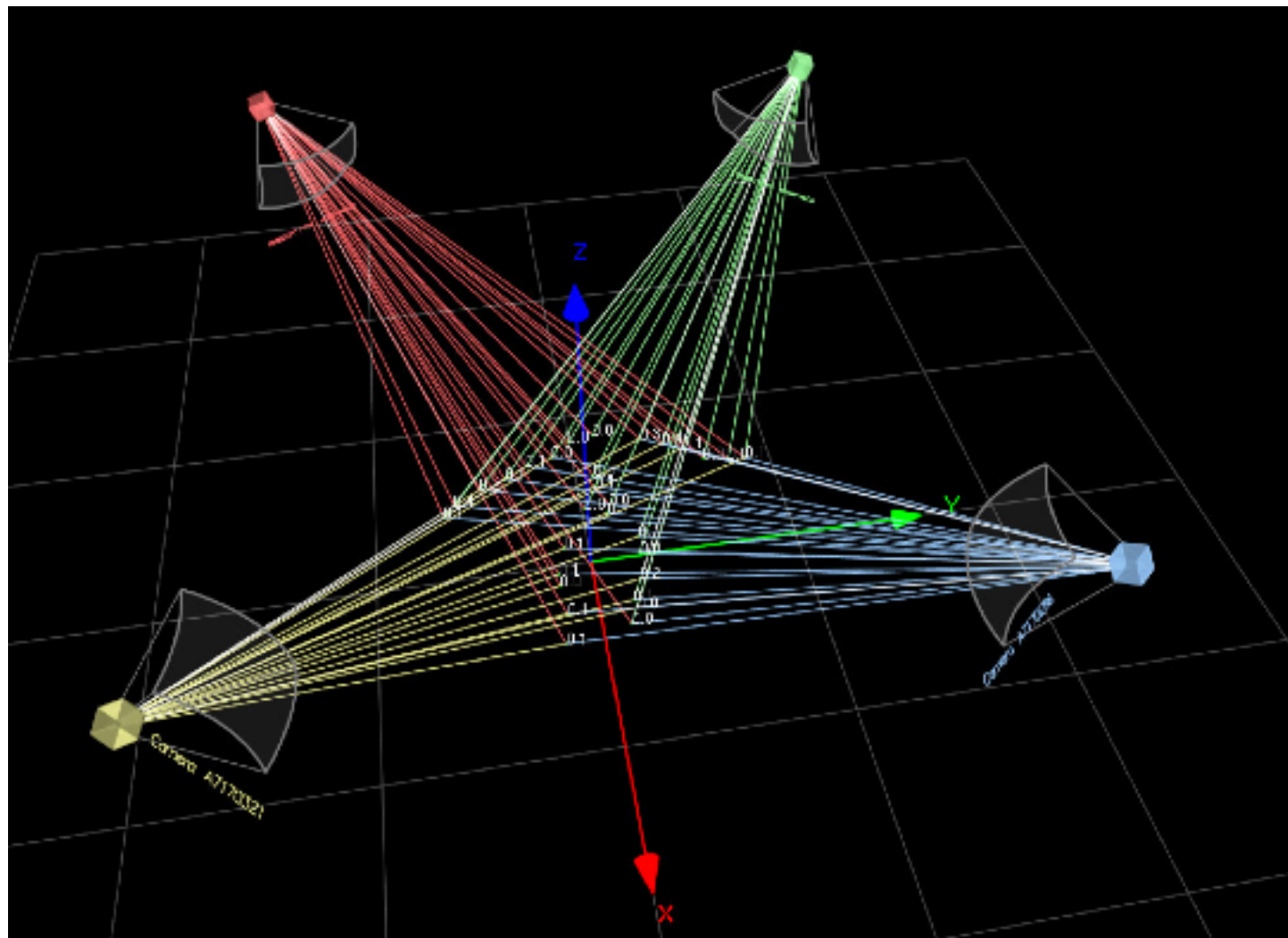
projeté de \mathbf{P}^* sur \mathbf{l} (resp. \mathbf{l}') dans l'image 1 (resp. 2)

L'optimum minimise : $d^2 + d'^2$

\Rightarrow **solution exacte** d'une équation de degré 6



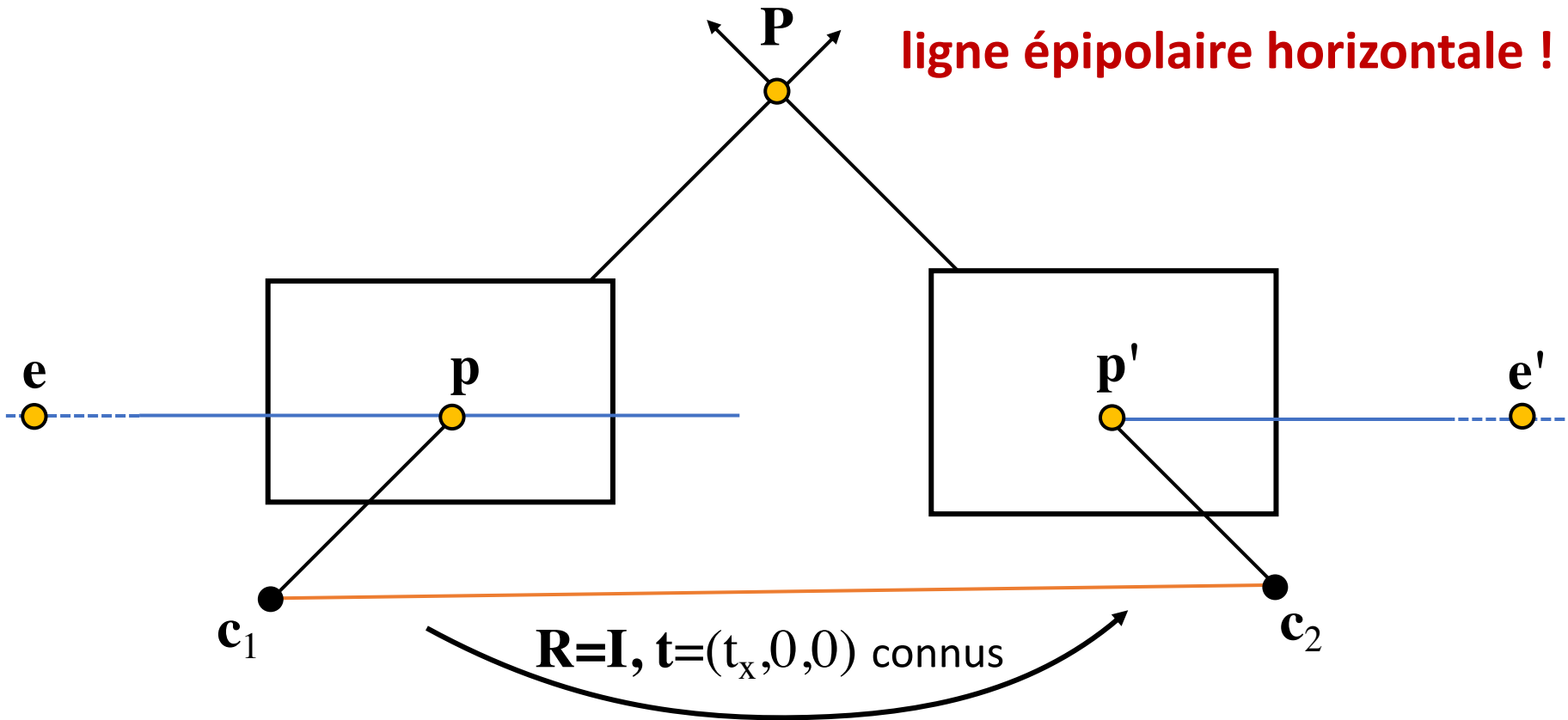
Contrainte épipolaire



Caméras parallèles

$$\mathbf{E} = [\mathbf{t}_x] \mathbf{R} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -t_x \\ 0 & t_x & 0 \end{pmatrix} \Rightarrow \mathbf{E} \mathbf{p}' = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -t_x \\ 0 & t_x & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} u' \\ v' \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ -t_x \\ t_x v' \end{pmatrix}$$

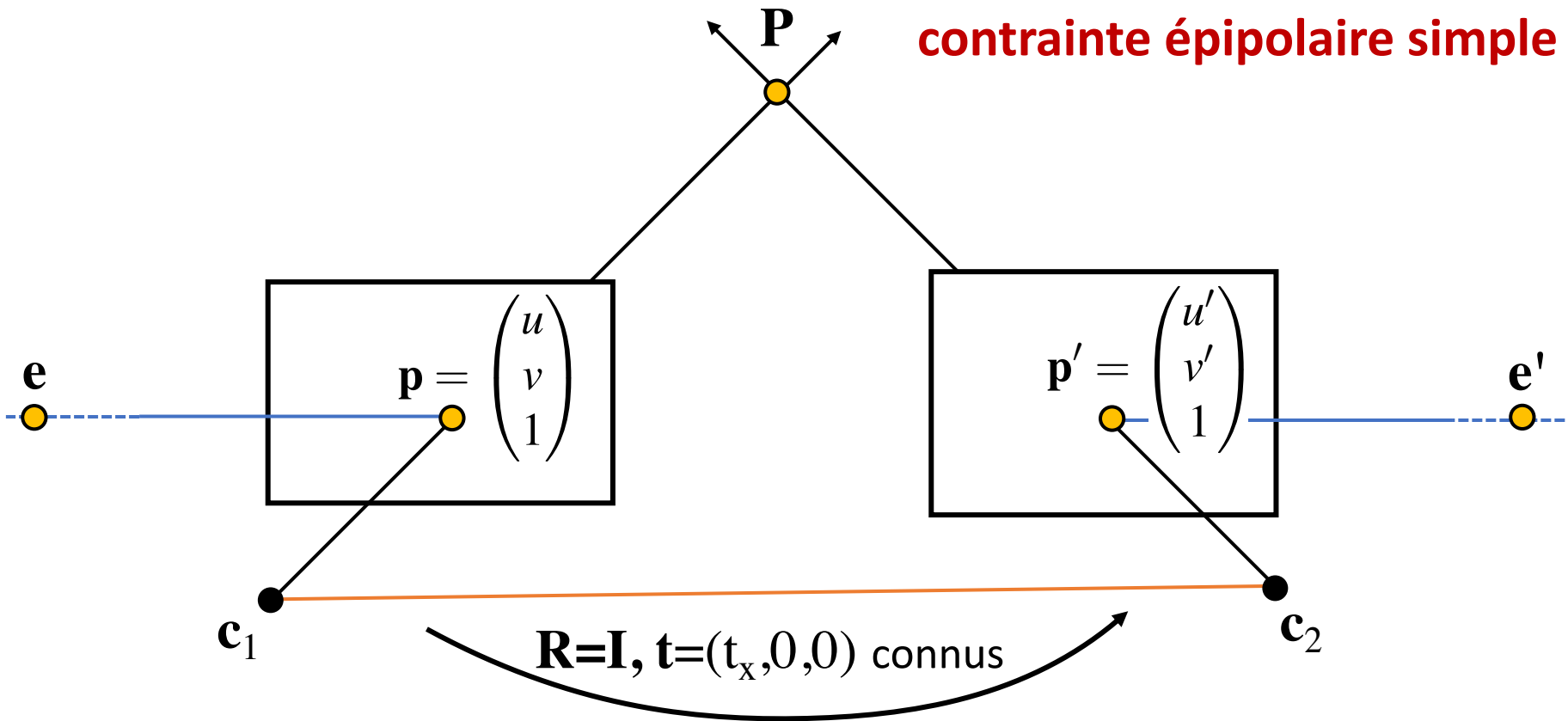
ligne épipolaire horizontale !



Caméras parallèles

$$\mathbf{p}^\top \mathbf{E} \mathbf{p}' = 0 \implies (u \quad v \quad 1) \begin{pmatrix} 0 \\ -t_x \\ t_x v \end{pmatrix} = 0 \implies t_x v = t_x v' \\ \implies v = v'$$

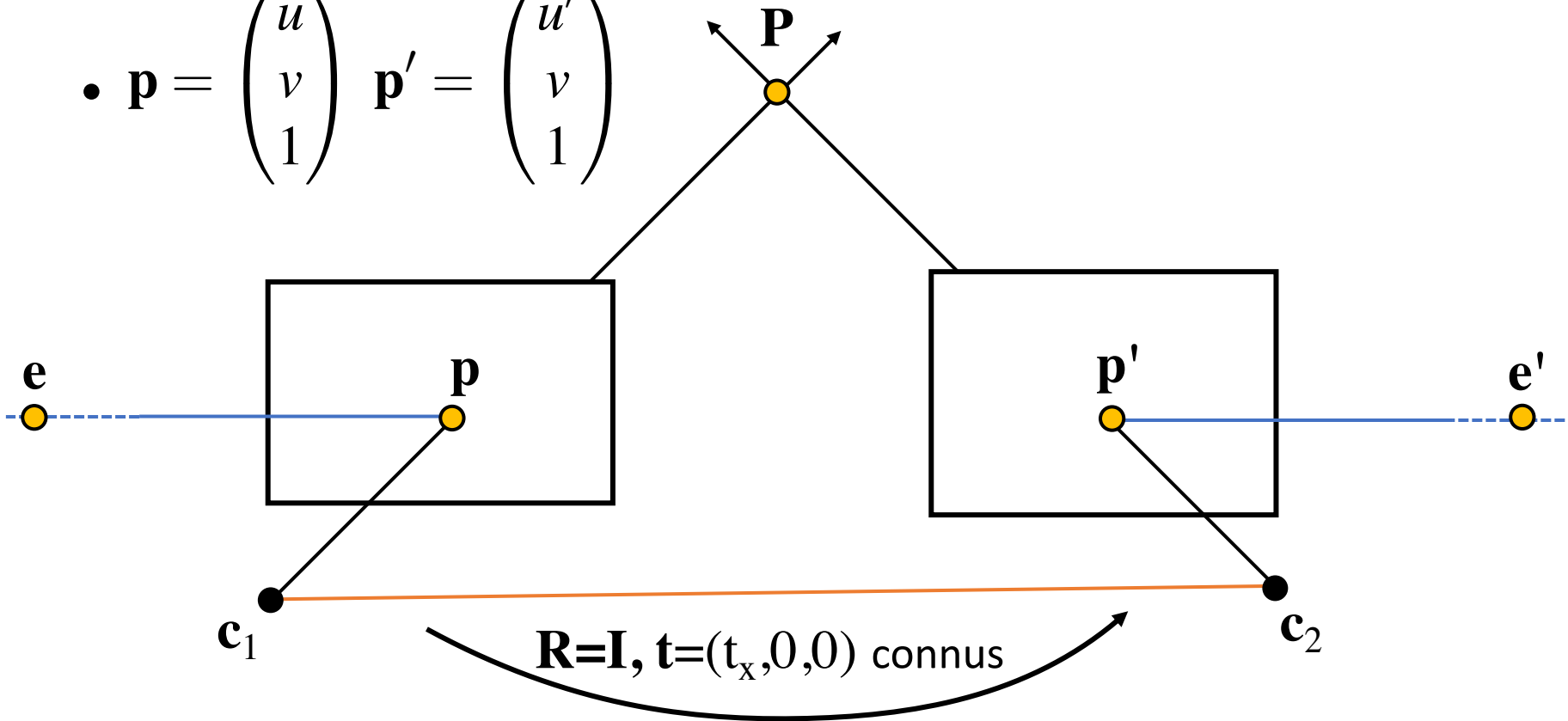
contrainte épipolaire simple



Caméras parallèles

- Lignes épipolaires **horizontales**
- Épipôles à **l'infini**

- $\mathbf{p} = \begin{pmatrix} u \\ v \\ 1 \end{pmatrix}$ $\mathbf{p}' = \begin{pmatrix} u' \\ v \\ 1 \end{pmatrix}$



Rectification d'image

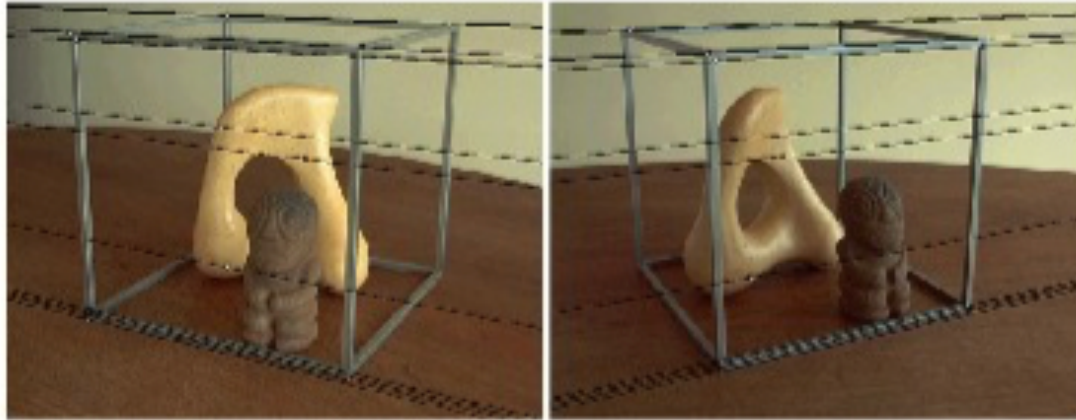
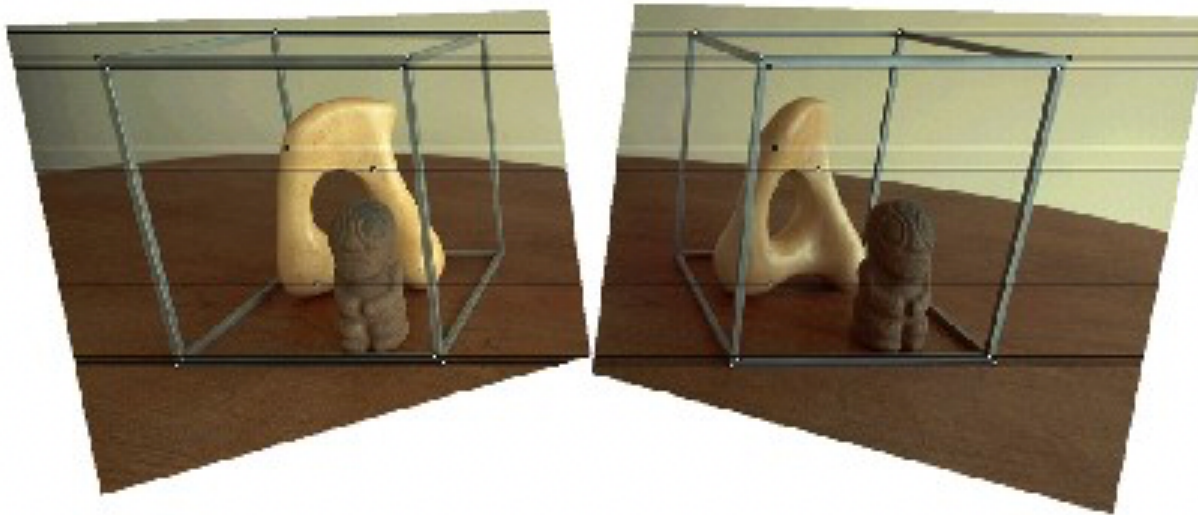


Image de S. Lazebnik

H

H'



Homographies \mathbf{H} et \mathbf{H}'

1. Trouver \mathbf{H}' tel que $\mathbf{e}' = (f, 0, 1)^\top$ soit envoyé à l'infini en $(1, 0, 0)^\top \Rightarrow$ 4 degrés de liberté

\Rightarrow **minimiser les distorsions** (aussi rigide que possible)

2. Trouver \mathbf{H} de la forme $\mathbf{H}_A \mathbf{H}' \mathbf{R}$ avec $\mathbf{H}_A = \begin{pmatrix} a & b & c \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$
où $\mathbf{F} = [\mathbf{e}'_x] \mathbf{R}$ **minimisant** :

$$\sum_i \|\mathbf{H}_A \mathbf{H}' \mathbf{M} \mathbf{x}_i - \mathbf{H}' \mathbf{x}'_i\|^2$$

transformation affine

\Rightarrow linéaire, moindres carrés

Rectification d'image

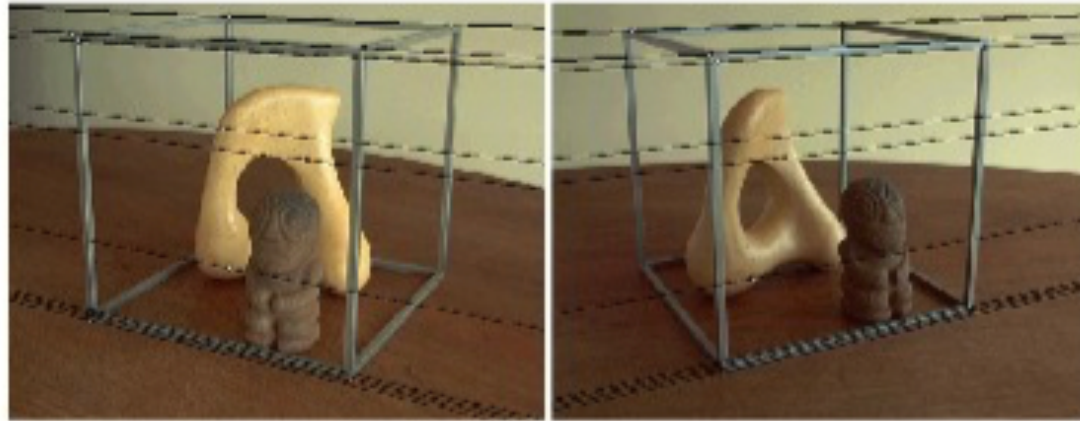
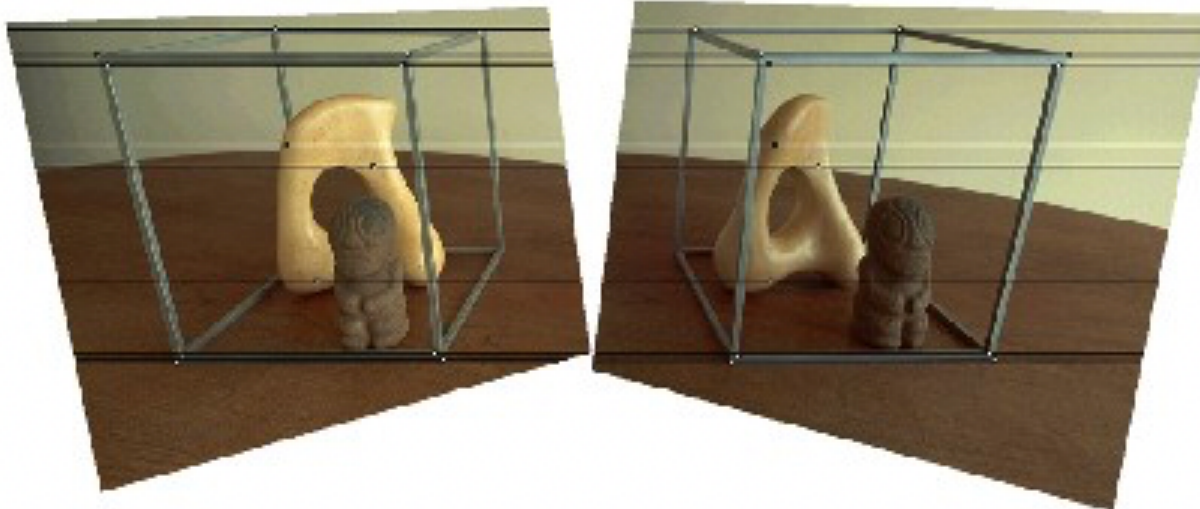


Image de S. Lazebnik

H

H'

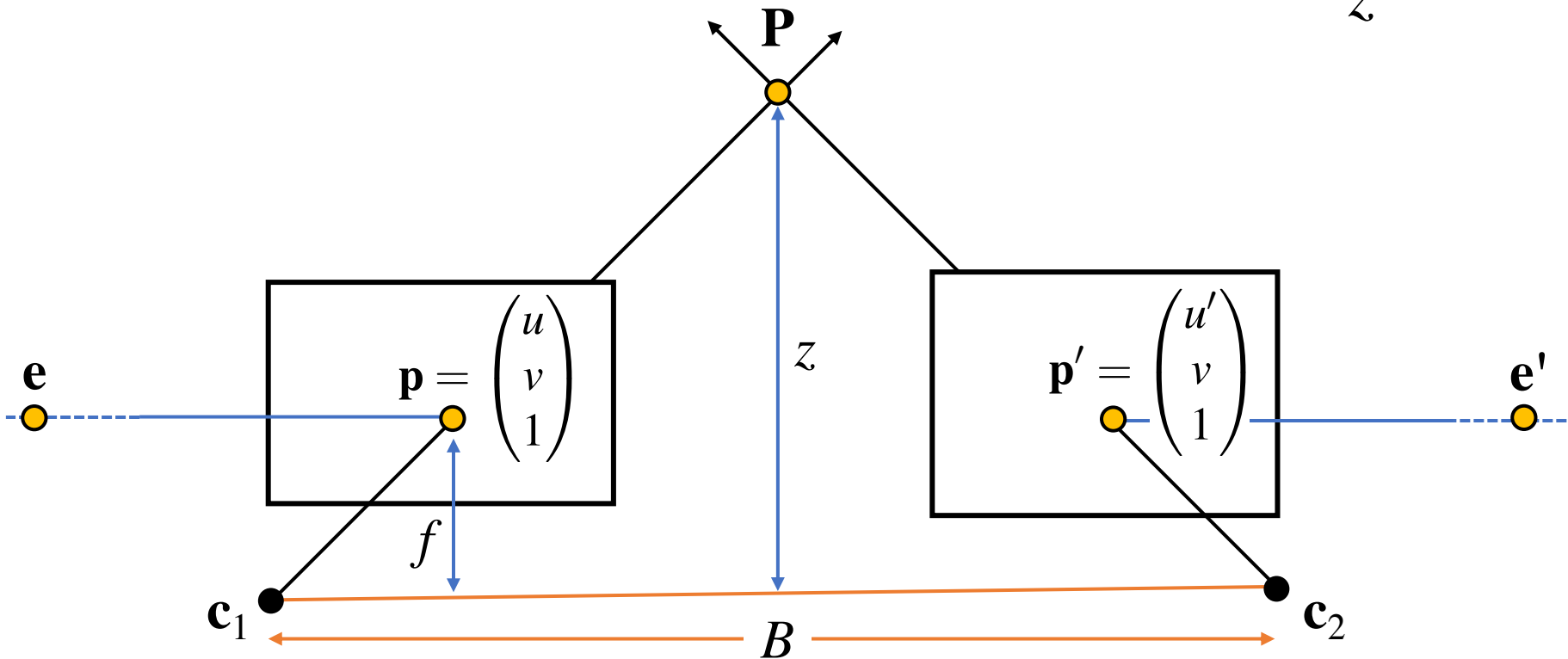


⇒ simplifie la **triangulation** et la **mise en correspondance**

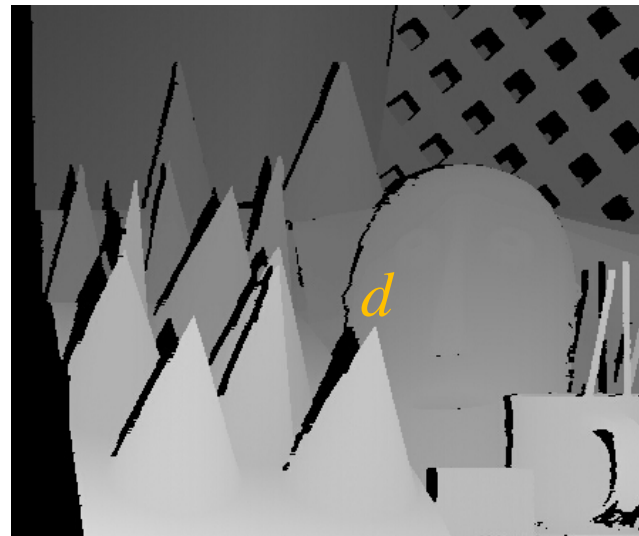
Estimation de la profondeur

Disparité inversement proportionnelle à z :

$$d = u - u' = f \frac{B}{z}$$

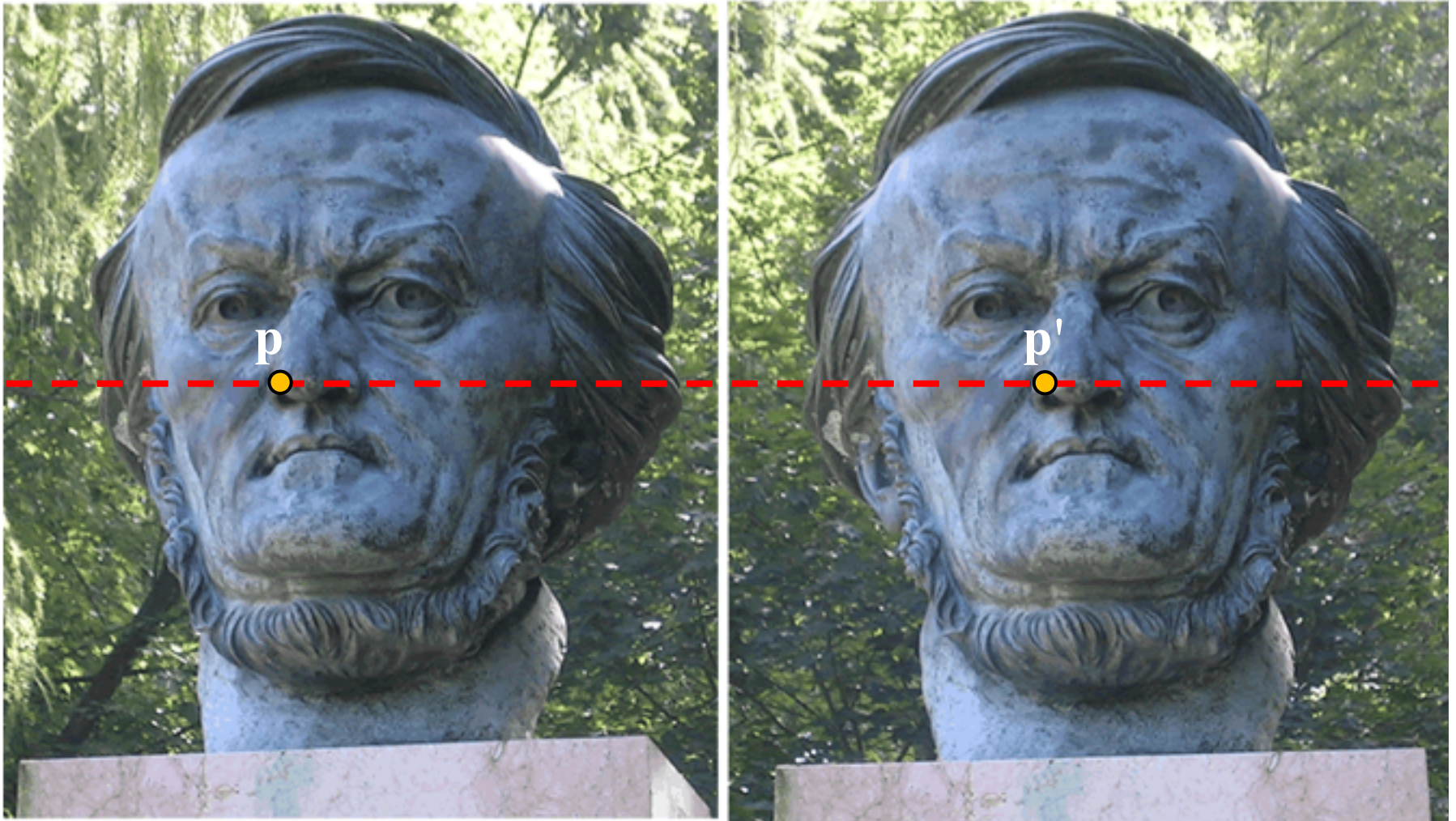


Carte de disparité / profondeur



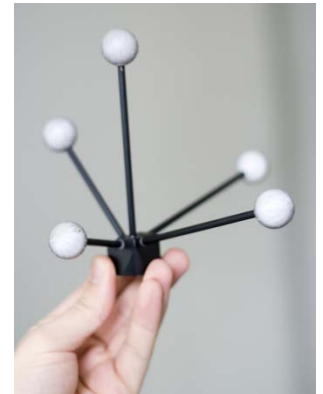
$$d = u - u' = f \frac{B}{z}$$

Mise en correspondance



Chaîne de traitement

1. **Calibration** des caméras
2. **Détection** des blobs
3. **Mise en correspondance** entre les vues
4. **Reconstruction** des positions 3D
5. **Ajustement** d'une constellation rigide
6. **Estimation de la pose** de a constellation (position et orientation)



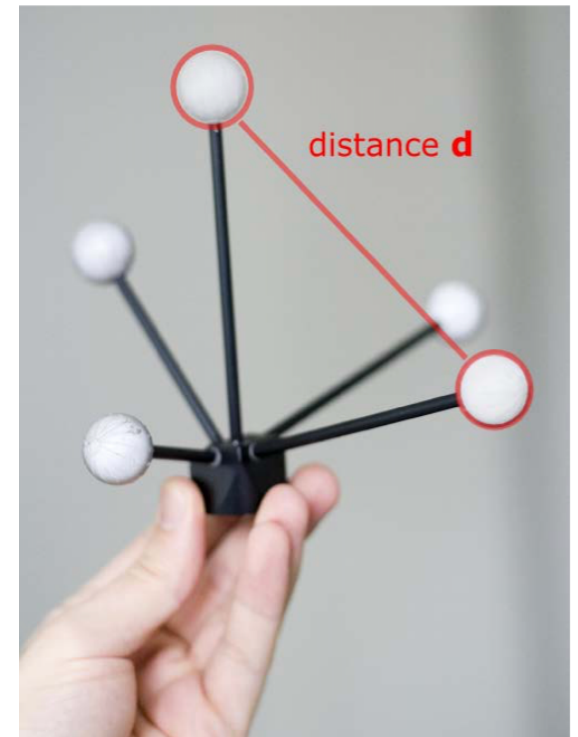
Ajustement d'un modèle rigide

1. Pré-calcul des **distances inter-marqueurs** en 3D de chaque constellation

$$\Rightarrow \frac{N!}{2(N-2)!} \text{ distances pour } N \text{ marqueurs}$$

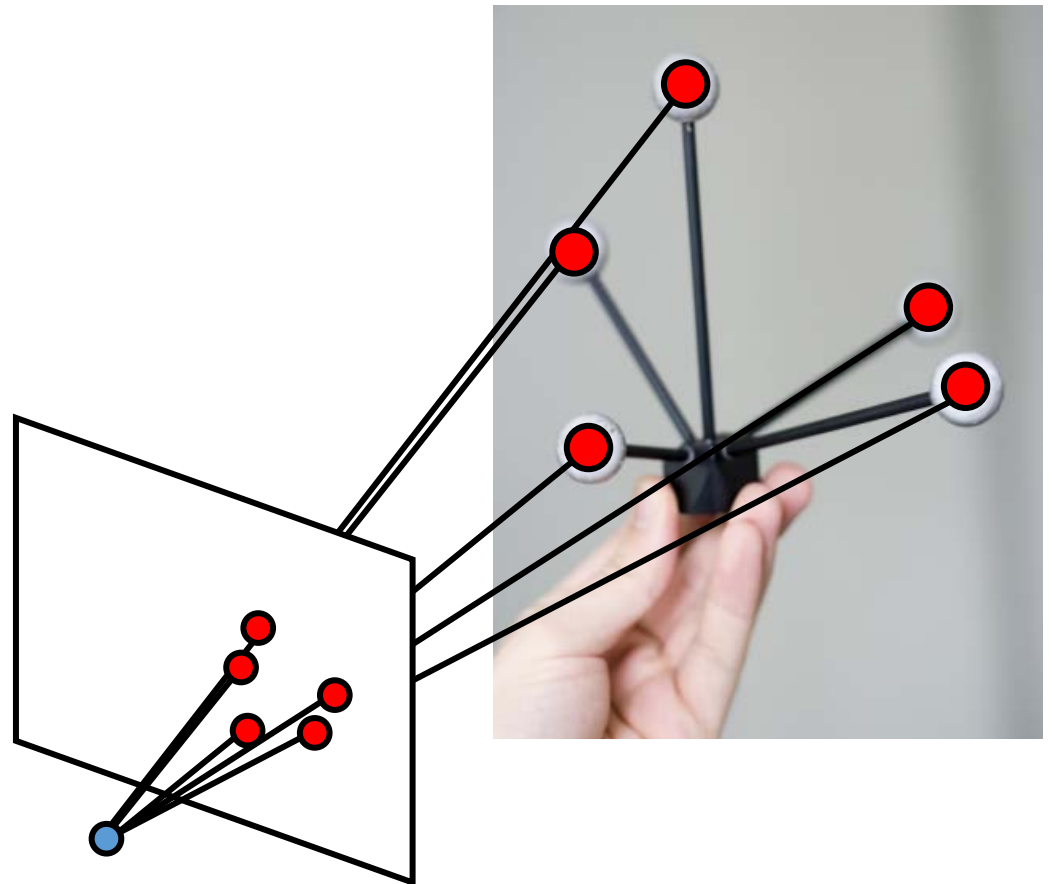
2. À chaque nouvelle image :

- calcul des distances entre chaque pair de marqueurs
- sélection de la constellation la plus probable



Estimation de la pose

⇒ estimer \mathbf{R} et \mathbf{t} par **alignement 3D**



Systemes optiques

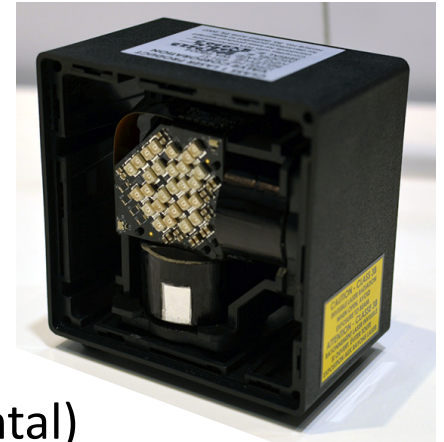
Avantages :

- ✓ liberte de mouvement, grandes zones de suivi
- ✓ precision sous-millimetrique
- ✓ marqueurs actifs : pas d'ambiguite entre les marqueurs
- ✓ marqueurs passifs : ajout de marqueurs faciles

Inconvenients :

- X occlusions
- X cher (~10k€)
- X calibration
- X marqueurs actifs : nombre de marqueurs limite
- X marqueurs passifs : ambiguite entre les marqueurs

HTC Vive Lighthouse

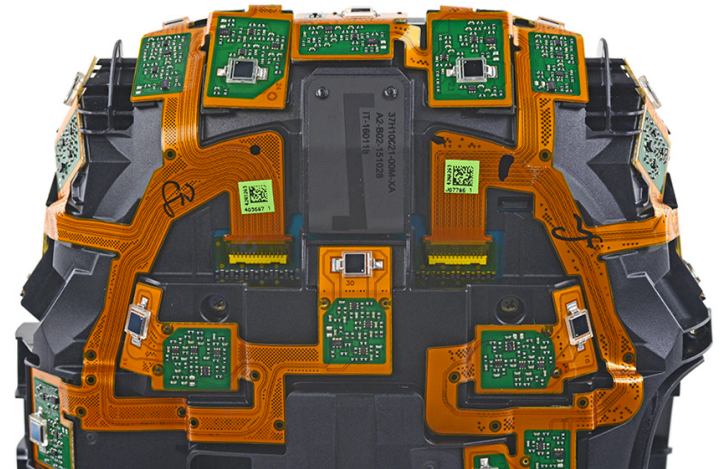


2 stations de base :

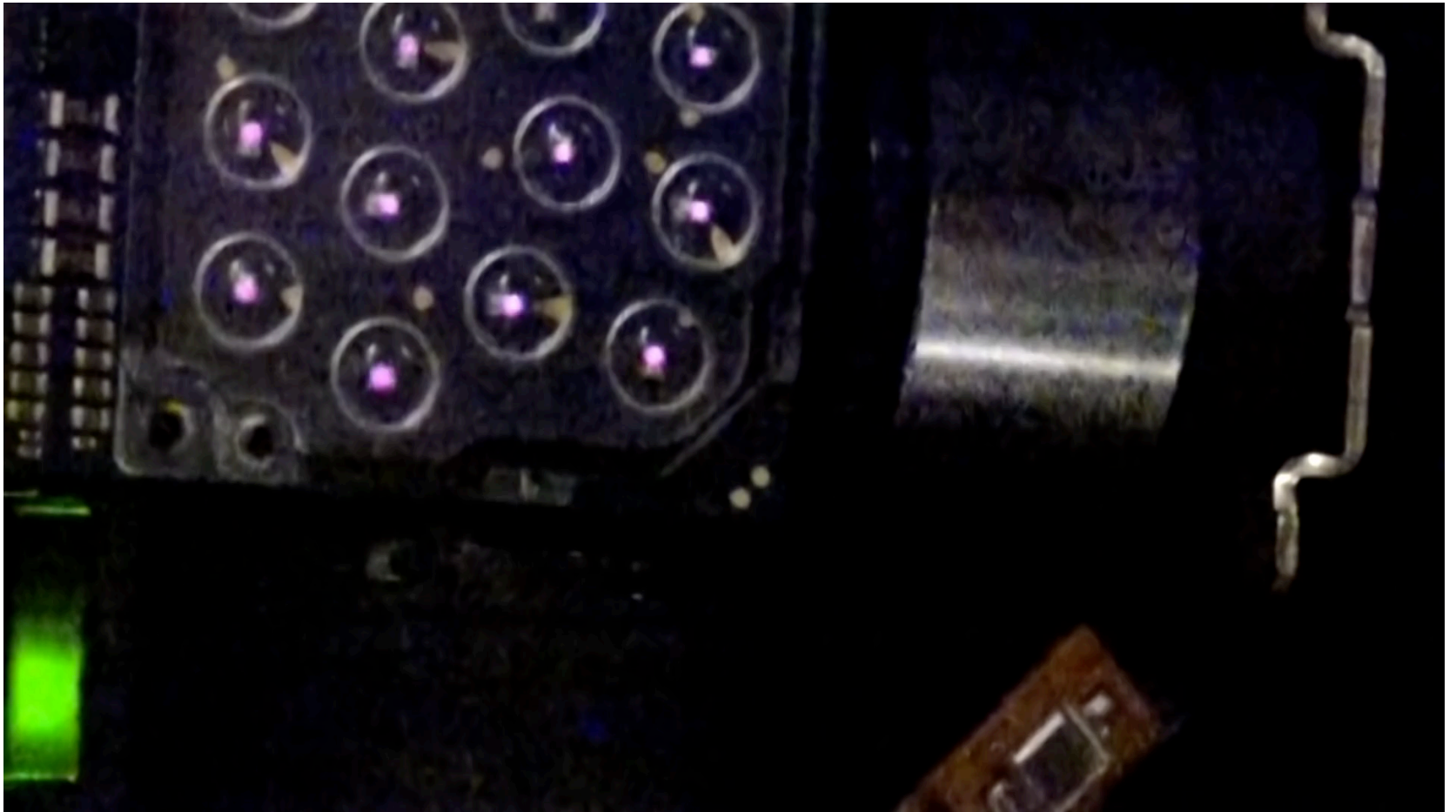
- 2 lignes laser IR par station (vertical et horizontal) en rotation à 60 Hz (déphasées)
- 1 flash IR de synchronisation à 120Hz

Photodiodes sur le casque et les manettes

mesure du temps à la réception
(*time of arrival / flight*)



HTC Vive Lighthouse



https://www.youtube.com/watch?v=avBt_P0wg_Y

HTC Vive Lighthouse



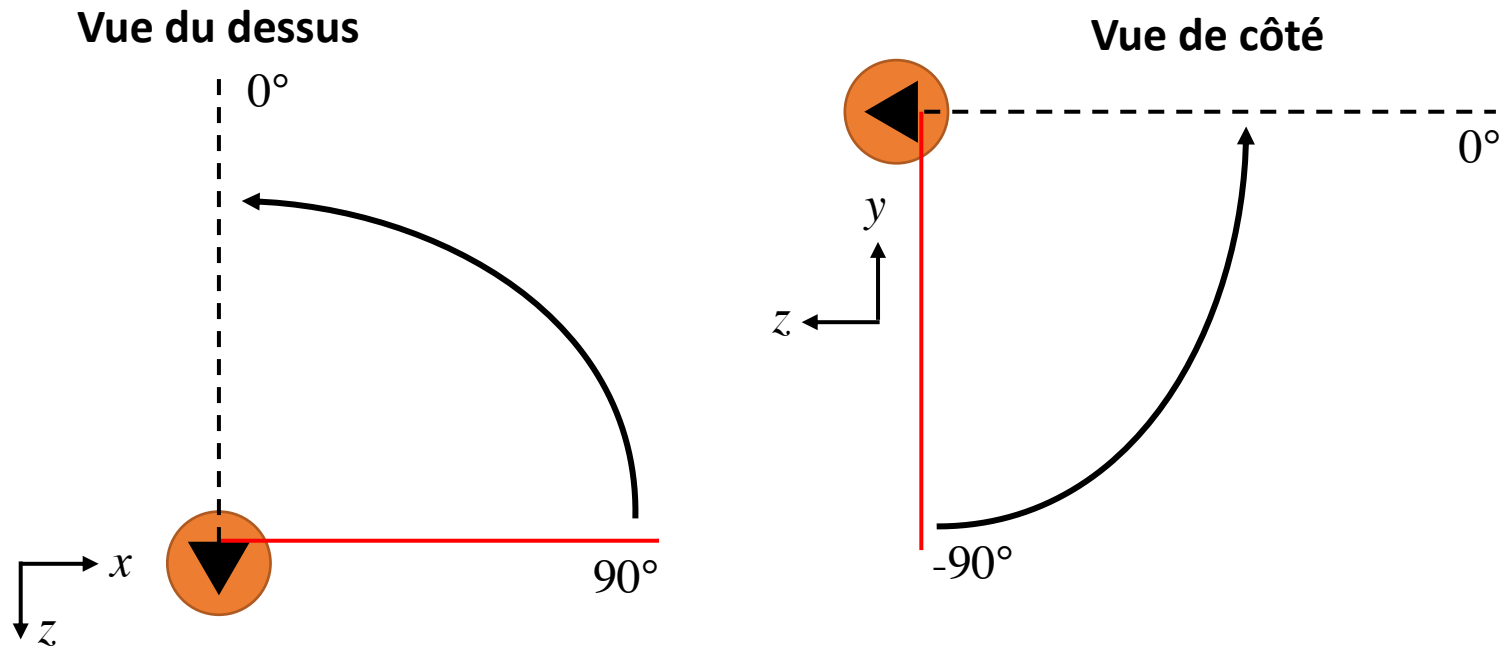
<https://www.youtube.com/watch?v=J54dotTt7k0>

Calcul des positions

Au flash, laser 1 à 90° horizontalement
laser 2 à -90° verticalement

Rotation de 360° en $1/60^{\text{ème}}$ de seconde

Photodiode mesure Δt depuis le flash



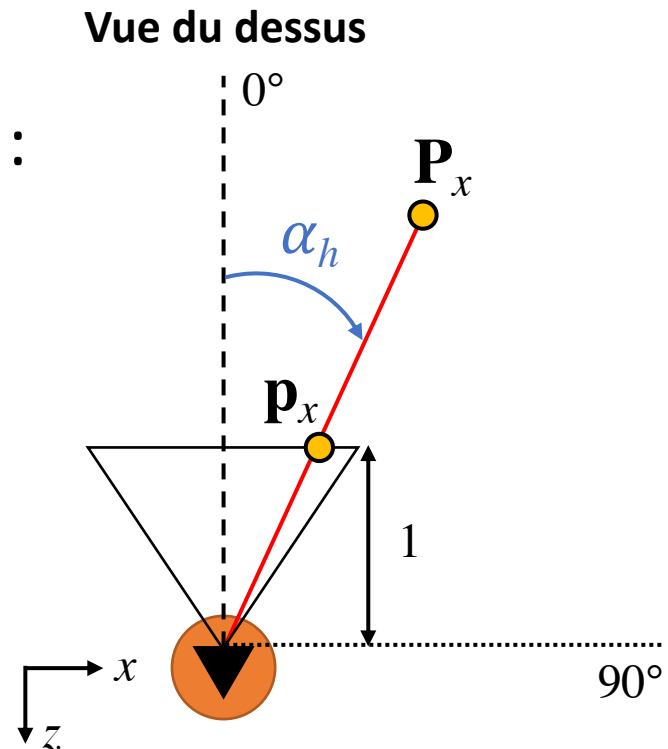
Calcul des positions

Conversion du **temps** Δt à la réception en **angle** α :

$$\alpha_h [^\circ] = 90 [^\circ] - \frac{\Delta t_h [s]}{\frac{1/60}{360} \left[\frac{s}{^\circ} \right]} \quad \alpha_v [^\circ] = 90 [^\circ] + \frac{\Delta t_v [s]}{\frac{1/60}{360} \left[\frac{s}{^\circ} \right]}$$

puis en **position relative** \mathbf{p}
sur le plan à distance unitaire :

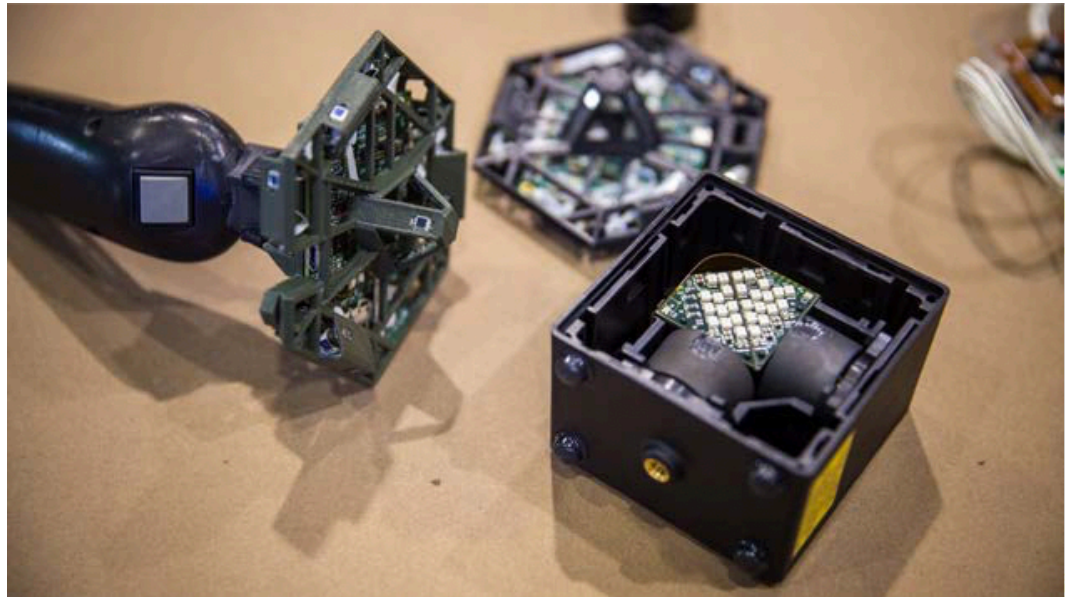
$$\mathbf{p}_{x/y} = \tan \left(\frac{\alpha_{h/v} [^\circ]}{360 [^\circ]} 2\pi [\text{rad}] \right)$$



Steam VR Lighthouse

Suivi optique + IMU

- **Très faible latence** : 1ms max. pour le casque, 2.7ms pour les manettes
- **Très grande précision** : 0.3mm en latéral, 2.1mm en z



<http://doc-ok.org/?p=1478>

Inside-Out tracking

Capteur embarqué sur l'objet suivi

Essentiellement des **systèmes optiques**

- basés **marqueurs**
- utilisant des **caractéristiques naturelles** de l'image (coins, contours...)
- avec **capteur de profondeur**



https://xinreality.com/wiki/Inside-out_tracking



<https://goo.gl/dFH1Js>

Inside-Out tracking

Nécessite de **cartographier l'environnement**

Visual Odometry (VO)

▷ *Simultaneous Localization And Mapping (SLAM)*

▷ *Structure from Motion (SfM)*

Hans Moravec
(NASA/JPL)

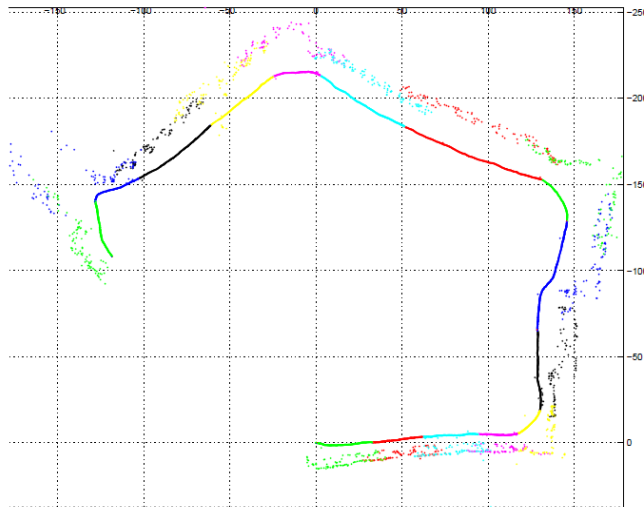


Visual Odometry

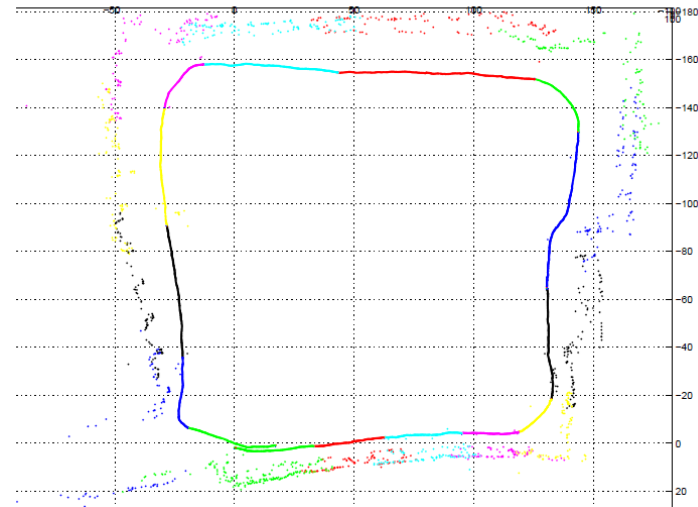
Calcul **incrémental** de la **trajectoire** de la caméra
(pose après pose)

- accès séquentiel aux images
- pas d'optimisation globale \Rightarrow risque de dérive
- en temps-réel

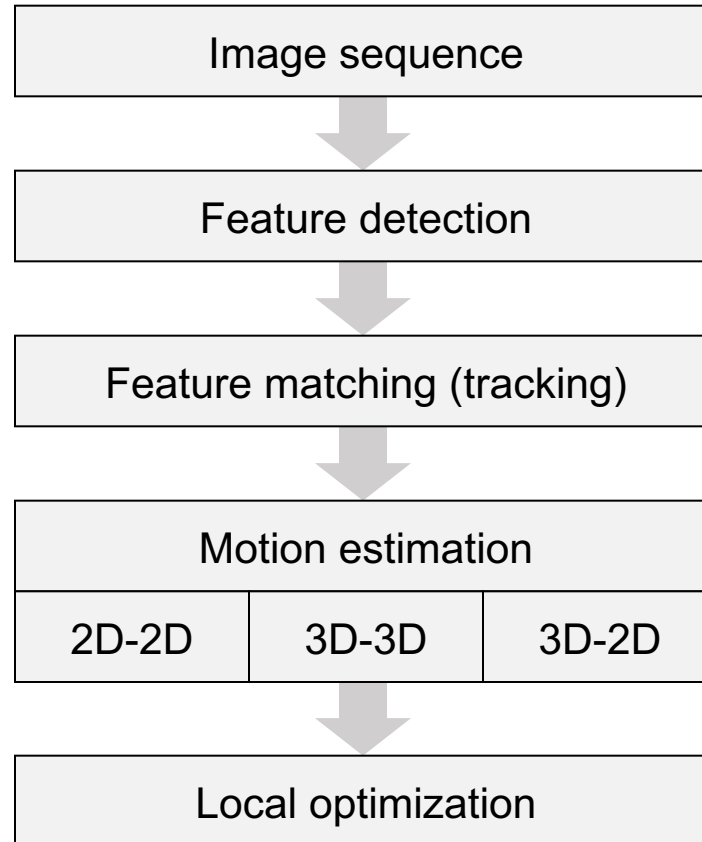
Visual Odometry



Visual SLAM



Visual Odometry



Scaramuzza, D. &, Fraundorfer, F., Visual Odometry

[http://rpg.ifi.uzh.ch/docs/VO Part I Scaramuzza.pdf](http://rpg.ifi.uzh.ch/docs/VO_Part_I_Scaramuzza.pdf)

[http://rpg.ifi.uzh.ch/docs/VO Part II Scaramuzza.pdf](http://rpg.ifi.uzh.ch/docs/VO_Part_II_Scaramuzza.pdf)