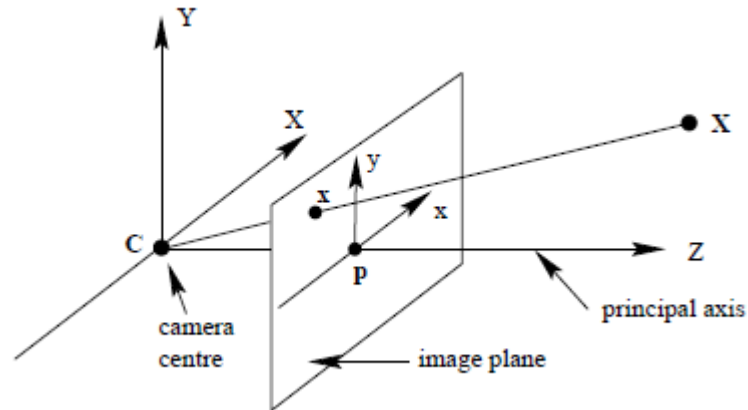


Create New Map Point

1. Camera Center

1.1 Camera Parameter



$x \rightarrow X$ 를 카메라에 projection 시켰을 때의 픽셀 좌표를 말한다.

x 와 X 에 대한 관계를 다음과 같이 정의할 수 있다

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

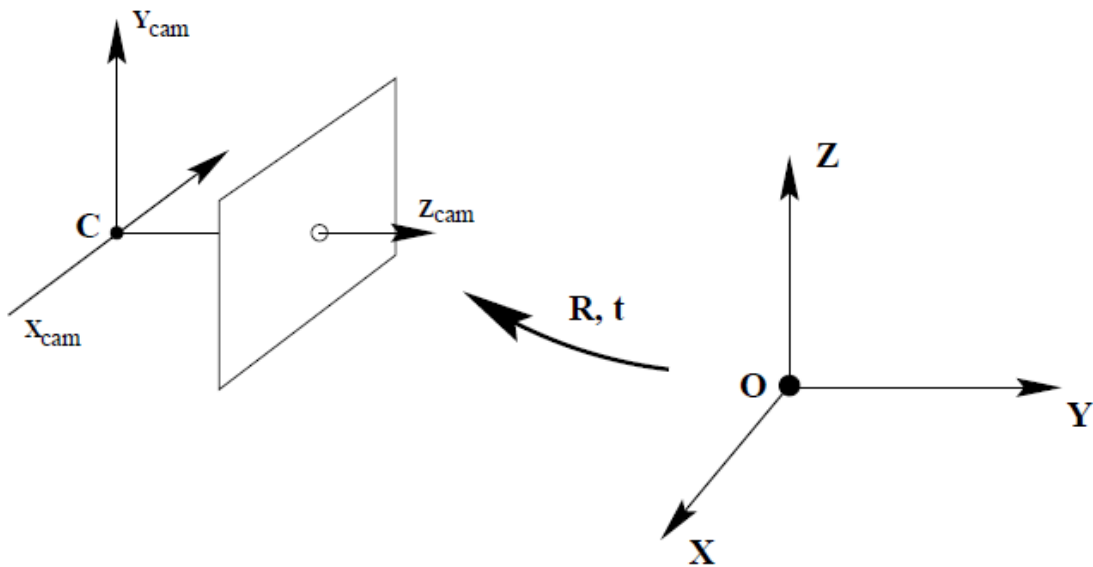
$$\begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{pmatrix} \mapsto \begin{pmatrix} fX + Zp_x \\ fY + Zp_y \\ Z \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} f & p_x & 0 \\ f & p_y & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{K} = \begin{bmatrix} f & p_x \\ f & p_y \\ 1 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{x} = \mathbf{K}[\mathbf{I} \mid \mathbf{0}] \mathbf{X}_{\text{cam}}.$$

$\mathbf{X}_{\text{cam}} \rightarrow$ Camera coordinate 기준으로 한 \mathbf{X} 의 좌표

1.2 World coordinate와 Camera coordinate의 관계



$\tilde{\mathbf{X}}$ 와 $\tilde{\mathbf{X}}_{\text{cam}}$ 는 같은 위치를 각각 World Coordinate와 Camera Coordinate에서 바라본 좌표값이며 $\tilde{\mathbf{C}}$ 는 Camera center이다. (위의 물결표시는 inhomogeneous임을 나타냄) 이들의 관계를 식으로 나타내면

$$\tilde{\mathbf{X}}_{\text{cam}} = \mathbf{R}(\tilde{\mathbf{X}} - \tilde{\mathbf{C}}),$$

이고 이를 homogeneous로 나타내면

$$\mathbf{X}_{\text{cam}} = \begin{bmatrix} \mathbf{R} & -\mathbf{R}\tilde{\mathbf{C}} \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{X} \\ \mathbf{Y} \\ \mathbf{Z} \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{R} & -\mathbf{R}\tilde{\mathbf{C}} \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{X}$$

$$\mathbf{x} = \mathbf{KR}[\mathbf{I} \mid -\tilde{\mathbf{C}}]\mathbf{X}$$

이다.

또한 $\tilde{\mathbf{X}}_{cam}$ 좌표는 $\tilde{\mathbf{X}}$ 가 Rotation과 Translation을 했다는 관점으로 생각할 수 있다.

$$\tilde{\mathbf{X}}_{cam} = \mathbf{R}\tilde{\mathbf{X}} + \mathbf{t}$$

따라서, 바로 위의 식

$$\tilde{\mathbf{X}}_{cam} = \mathbf{R}(\tilde{\mathbf{X}} - \tilde{\mathbf{C}}),$$

과 비교해보면

$$\mathbf{t} = -\mathbf{R}\tilde{\mathbf{C}}.$$

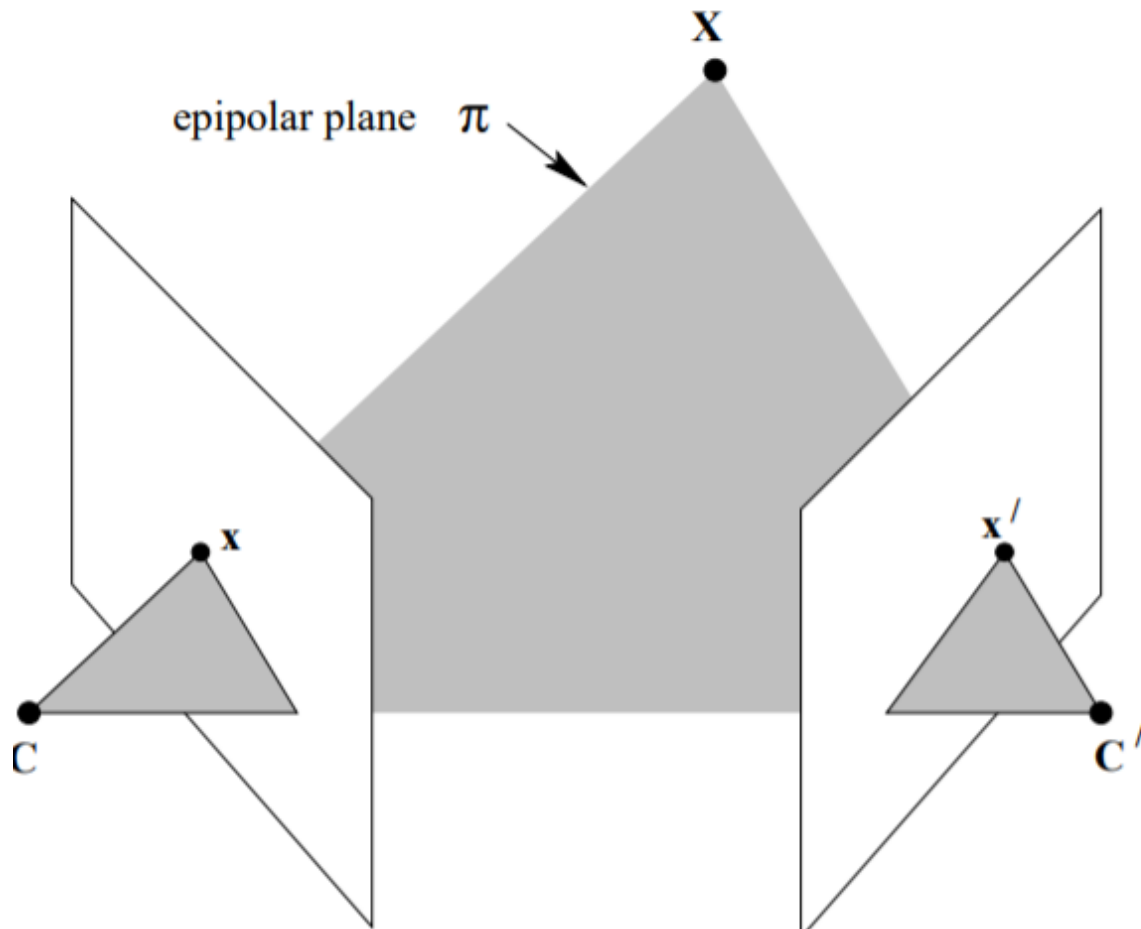
관계를 알 수 있고 $-\mathbf{R}$ 을 넘겨주면 Camera Center $\tilde{\mathbf{C}}$ 를 구할 수 있게된다.

2. Fundamental Matrix

\mathbf{X} 를 Camera Center가 각각 \mathbf{C}, \mathbf{C}' 인 Frame1, Frame2로 Projection된 좌표를 \mathbf{x}, \mathbf{x}' 라고 하자

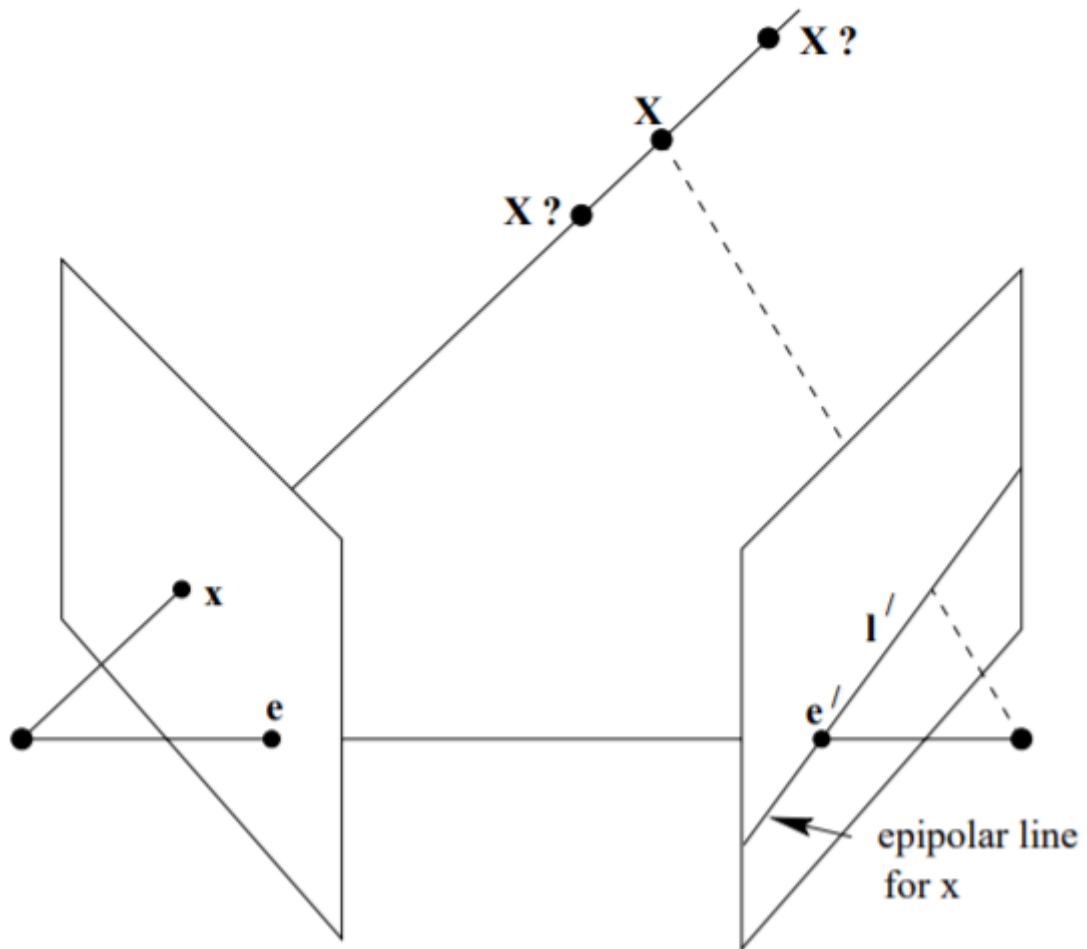
그러면 \mathbf{C} 로부터 \mathbf{x} 를 지나는 Ray와 \mathbf{C}' 로부터 \mathbf{x}' 를 지나는 Ray가 \mathbf{X} 에서 만나며

이로 인해 epipolar plane π 를 형성하게 되는데, 이는 한 평면에 $\mathbf{C}, \mathbf{C}', \mathbf{x}, \mathbf{x}', \mathbf{X}$ 가 존재한다는 의미이다.



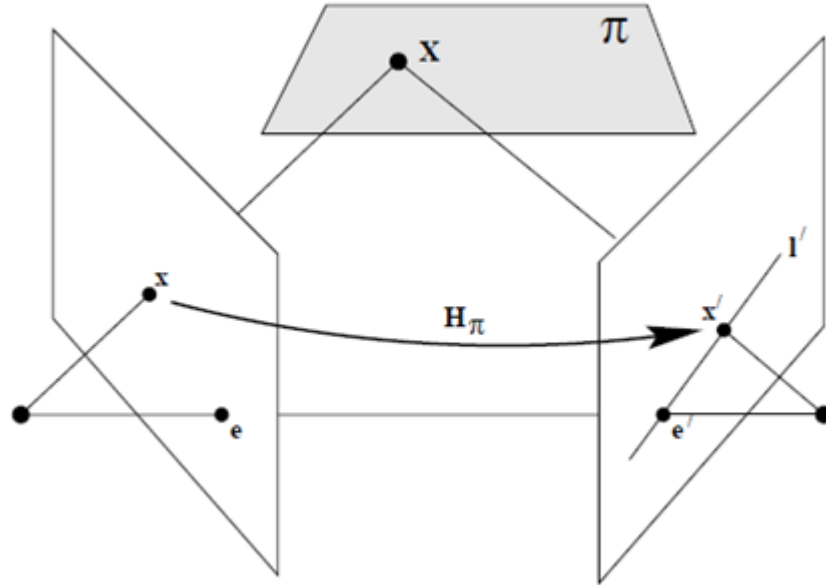
epipolar plane π 와 Frame 2의 intersection은 line이 된다. 우리는 이를 epipolar line l' 이라고 하는데

여기서 알 수 있는 것은 x' 는 직선 l' 위에 어딘가에 존재할 수밖에 없다는 것이다. (같은 평면에 있어야 하므로)



x 에 대응되는 l' 를 구하기 위해 x 와 l' 의 관계를 구해보자.

$$x \mapsto l'$$



Frame1과 Frame2 위에 존재하는 x 와 x' 는 2D \rightarrow 2D mapping (Homography)의 관점으로 볼 수 있으므로 아래와 같은 관계를 정의할 수 있다.

$$\mathbf{x}' = \mathbf{H}_\pi \mathbf{x}$$

l' 는 두 점 e' 와 x' 를 지나는 직선이므로 다음과 같다.

$$l' = \mathbf{e}' \times \mathbf{x}' = [\mathbf{e}']_\times \mathbf{x}'$$

($[\mathbf{e}']_\times$ 는 skew-symmetric matrix)

따라서,

$$l' = [\mathbf{e}']_\times \mathbf{H}_\pi \mathbf{x}$$

가 된다.

이제 e' 와 H_π 를 구해보자

X 와 x 의 관계는 1.1에서 다음과 같았다.

$$PX = x.$$

여기서 우리는 X 부터 시작하여 C 로 끝나는 선분의 식을 얻을 수 있다

$$X(\lambda) = P^+x + \lambda C$$

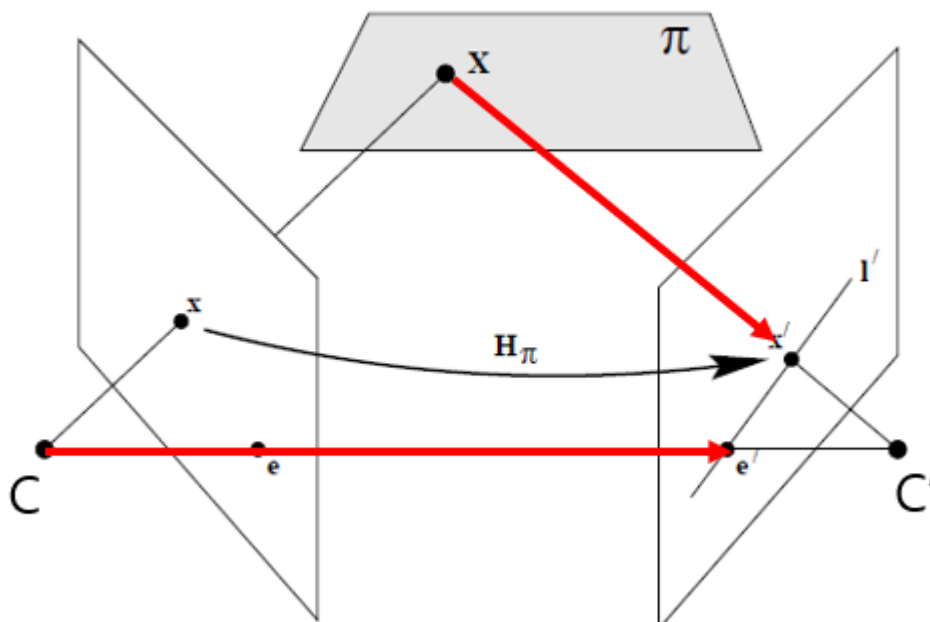
λ 는 scale 값이며 $\lambda = 0$ 일때 점 X 를 나타내며 $\lambda = \infty$ 일때 점 C 를 나타낸다 ($PC = 0$ 이라 정의)

여기서 X 는

$$P^+x \text{ (at } \lambda = 0\text{)}.$$

로 나타낼 수 있다.

두 점 X 와 C 를 Frame2로 projection 한 점이 각각 x', e' 이며 다음과 같이 정리할 수 있다.



$$\mathbf{l}' = \mathbf{e}' \times \mathbf{x}' = [\mathbf{e}']_{\times} \mathbf{x}'$$

$$\mathbf{l}' = (\mathbf{P}'\mathbf{C}) \times (\mathbf{P}'\mathbf{P}^+\mathbf{x})$$

$$\mathbf{l}' = [\mathbf{e}']_{\times} (\mathbf{P}'\mathbf{P}^+)\mathbf{x} = \mathbf{F}\mathbf{x},$$

이로써 Fundamental matrix \mathbf{F} 를 정의할 수 있다.

ex)

만약 다음과 같은 조건이 주어진다면

$$\mathbf{P} = \mathbf{K}[\mathbf{I} \mid \mathbf{0}] \quad \mathbf{P}' = \mathbf{K}'[\mathbf{R} \mid \mathbf{t}].$$

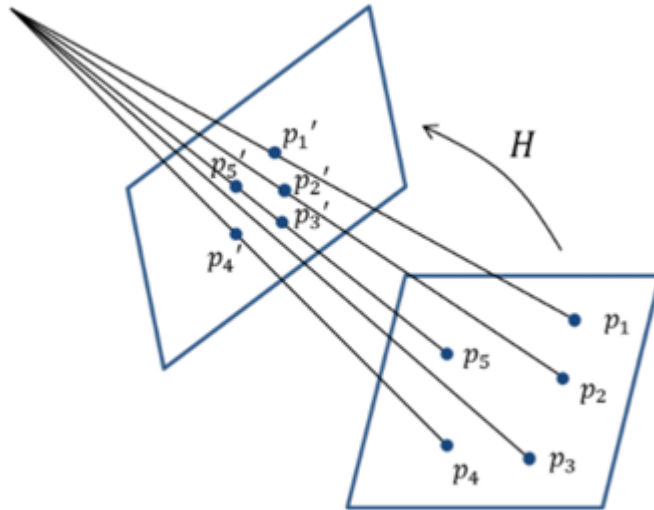
$$\mathbf{P}^+ = \begin{bmatrix} \mathbf{K}^{-1} \\ \mathbf{0}^T \end{bmatrix} \quad \mathbf{C} = \begin{pmatrix} \mathbf{0} \\ 1 \end{pmatrix}$$

Fundamental Matrix \mathbf{F} 는 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} \mathbf{F} &= [\mathbf{P}'\mathbf{C}]_{\times} \mathbf{P}'\mathbf{P}^+ \\ &= [\mathbf{K}'\mathbf{t}]_{\times} \mathbf{K}'\mathbf{R}\mathbf{K}^{-1} = \mathbf{K}'^{-T}[\mathbf{t}]_{\times} \mathbf{R}\mathbf{K}^{-1} = \mathbf{K}'^{-T}\mathbf{R}[\mathbf{R}^T\mathbf{t}]_{\times} \mathbf{K}^{-1} = \mathbf{K}'^{-T}\mathbf{R}\mathbf{K}^T[\mathbf{K}\mathbf{R}^T\mathbf{t}]_{\times} \end{aligned}$$

3. Linear Triangulation Method

3.1 DLT(Direct Linear Transformation)



<https://darkpgmr.tistory.com/153>

한 평면을 다른 평면에 투영(projection)시켰을 때 투영된 대응점들 사이에는 일정한 변환관계가 성립하는데 이 변환관계를 호모그래피(Homography)라 부른다.

(출처: 다크프로그래머 블로그)

이러한 변환관계는 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\mathbf{x}'_i = H\mathbf{x}_i$$

행렬 H 의 각 행을 하나로 묶어서 행렬 h 를 재정의 할 수 있다.

$$\mathbf{h} = \begin{pmatrix} h^1 \\ h^2 \\ h^3 \end{pmatrix}, \quad H = \begin{bmatrix} h_1 & h_2 & h_3 \\ h_4 & h_5 & h_6 \\ h_7 & h_8 & h_9 \end{bmatrix}$$

앞서말한 변환관계식에서 양변에 x'_i 를 외적 해주고 정리하면

$$: \mathbf{x}'_i = (x'_i, y'_i, w'_i)^\top :$$

$$\mathbf{x}'_i \times \mathbf{H} \mathbf{x}_i = \begin{pmatrix} y'_i \mathbf{h}^{3\top} \mathbf{x}_i - w'_i \mathbf{h}^{2\top} \mathbf{x}_i \\ w'_i \mathbf{h}^{1\top} \mathbf{x}_i - x'_i \mathbf{h}^{3\top} \mathbf{x}_i \\ x'_i \mathbf{h}^{2\top} \mathbf{x}_i - y'_i \mathbf{h}^{1\top} \mathbf{x}_i \end{pmatrix}$$

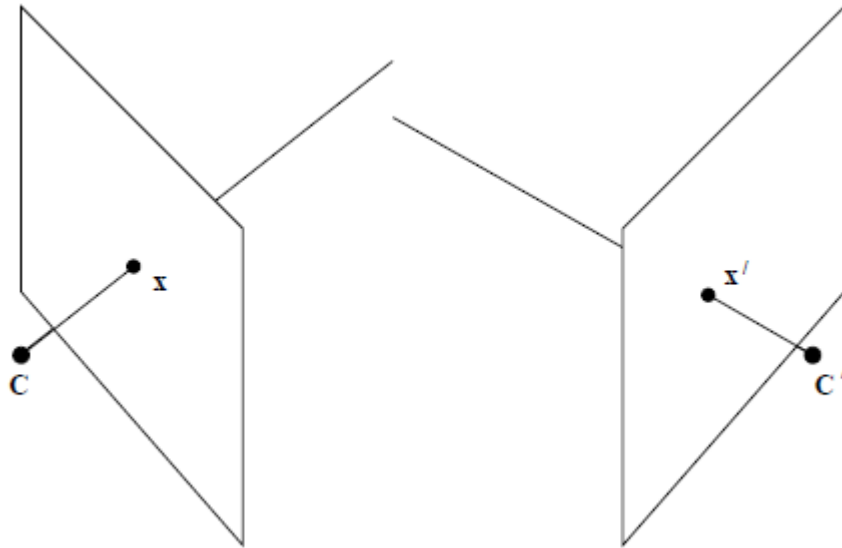
$$\begin{bmatrix} \mathbf{0}^\top & -w'_i \mathbf{x}_i^\top & y'_i \mathbf{x}_i^\top \\ w'_i \mathbf{x}_i^\top & \mathbf{0}^\top & -x'_i \mathbf{x}_i^\top \\ -y'_i \mathbf{x}_i^\top & x'_i \mathbf{x}_i^\top & \mathbf{0}^\top \end{bmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{h}^1 \\ \mathbf{h}^2 \\ \mathbf{h}^3 \end{pmatrix} = \mathbf{0}.$$

$$\begin{bmatrix} \mathbf{0}^\top & -w'_i \mathbf{x}_i^\top & y'_i \mathbf{x}_i^\top \\ w'_i \mathbf{x}_i^\top & \mathbf{0}^\top & -x'_i \mathbf{x}_i^\top \\ -y'_i \mathbf{x}_i^\top & x'_i \mathbf{x}_i^\top & \mathbf{0}^\top \end{bmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{h}^1 \\ \mathbf{h}^2 \\ \mathbf{h}^3 \end{pmatrix} = \mathbf{0}$$

$$\mathbf{A}_i \mathbf{h} = \mathbf{0}$$

여기서 $\mathbf{A} \mathbf{X} = \mathbf{0}$ 꼴의 식을 얻을 수 있다.

3.2 Linear Triangulation Method



어떠한 matching을 통해 x 와 x' 가 같은 점을 바라보고 있다고하자
 그렇다면 x 와 x' 가 바라보는 같은 점의 좌표를 어떻게 구할 수 있을까?
 여기에 대한 해답중 하나가 Linear Triangulation Method 이다.

두 점 x 와 x' 는 다음과 같은 관계를 갖는다.

$$x = PX, x' = P'X,$$

여기서 특정한 행렬 A를 얻을 수 있다.

$$A = \begin{bmatrix} xp^{3T} - p^{1T} \\ yp^{3T} - p^{2T} \\ x'p'^{3T} - p'^{1T} \\ y'p'^{3T} - p'^{2T} \end{bmatrix}$$

이 특정한 행렬을 얻는 방법은 3.1에서 말한 DLT(Direct Linear Transformation)로부터 유도될 수 있다.

현재 우리가 구해야 하는 좌표는 X 이므로 식은 다음과 같다.

$$AX = 0$$

3.3 Least-squares solution

앞서 본 식에 완벽하게 맞는 X 를 찾을 수 있으면 좋겠으나, noise같은 문제 때문에 정확한 값을 구할 수는 없고 $AX = 0$ 를 만족시키는 값과 가장 가까운 X 를 찾아야 한다.

이는 Least-square minimization 문제이며 최적화를 위해 여기서는 SVD를 이용한다
(SVD에 대한 설명 <https://angeloyeo.github.io/2019/08/01/SVD.html>)

X 가 0이면 의미가 없으므로 $\|X\| = 1$ 이라는 제약 조건을 추가해주면 다음과 같은 최적화 문제를 만들 수 있다.

$$\text{Minimize } \|AX - b\| = \|AX\|$$

$$\text{Subject } \|X\| = 1$$

$A = UDV^T$ 라고 하면(SVD) 주어진 문제는 $\|UDV^T X\|$ 를 최소화 해주는 문제로 바뀐다

Norm-preserving 성질 때문에 다음과 같은 두 식을 얻을 수 있다.

$$\|UDV^T X\| = \|DV^T X\| \quad \|X\| = \|V^T X\|$$

여기서 $V^T X$ 를 y 로 놓는다면 다음과 같은 최적화 문제를 만들 수 있다.

$$\text{Minimize } \|Dy\|$$

$$\text{Subject } \|y\| = 1$$

이 문제에 대한 솔루션은 $y = (0, 0, 0, \dots, 1)^T$ 이다.

$y = V^T X$ 에서 $X = Vy$ 이므로 최종적으로 X 는 V 의 마지막 열(Column)과 같다는 말이다.

요약하면 다음과 같다

Objective

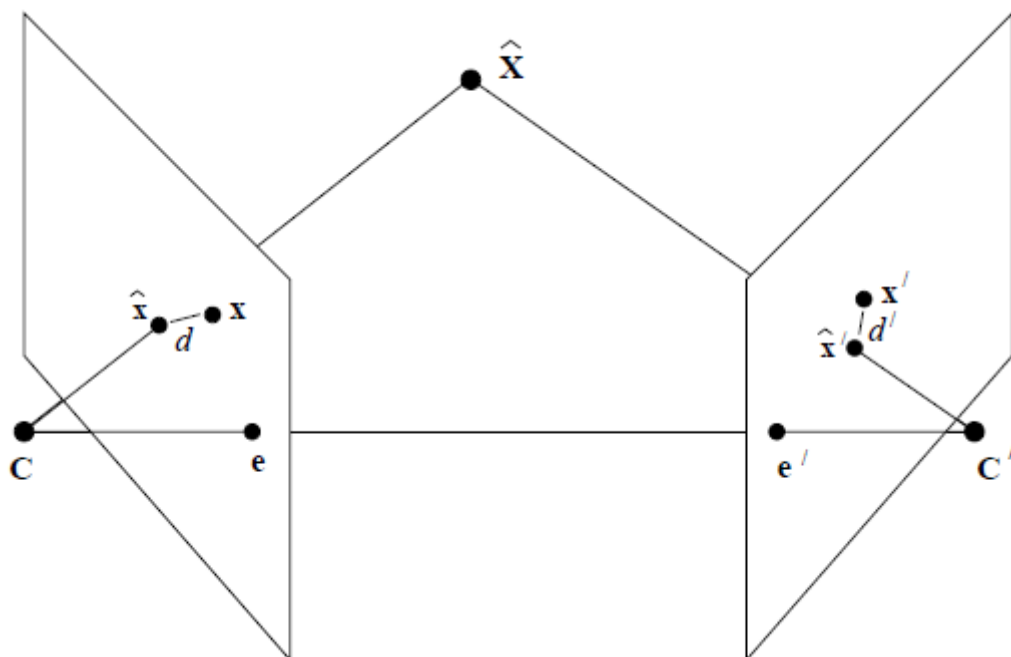
Given a matrix A with at least as many rows as columns, find x that minimizes $\|Ax\|$ subject to $\|x\| = 1$.

Solution

x is the last column of V , where $A = UDV^T$ is the SVD of A .

이로써 X 에 대한 값을 구할 수 있게 된다.

3.4 Reprojection Error



바로 이전에 구한 점 X (그림에선 \hat{X})에 대해서 Camera Center가 C, C' 인 Frame 1과 Frame 2에 각각 다시 projection 시키면 \hat{x}, \hat{x}' 을 얻을 수 있게 되는데 앞서 매칭된 점 x, x' 와 차이가 있다.

x 와 \hat{x} 의 Euclidean distance와 x' 와 \hat{x}' 의 Euclidean distance의 합을 cost function으로 새로 정의해준다.

$$\mathcal{C}(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = d(\mathbf{x}, \hat{\mathbf{x}})^2 + d(\mathbf{x}', \hat{\mathbf{x}}')^2$$

ORB SLAM 3 코드 내에서는 이 cost function이 일정 값 이상이면 continue 문을 수행하는 것으로 추정된다.