UE Vision, Réalité Augmentée et Applications

Matière : Vision

Partie III

(Classe inversée)

Sylvie Chambon
schambon@toulouse-inp.fr

11 octobre 2023

Plan - Partie mise en correspondance

Introduction
- Éléments à déterminer
- Approches globales
- Approches locales
- Approches locales/globales
- Mise en correspondance et segmentation

Mesures de similarité locale
- Définition et difficultés
- Famille de mesures

Contraintes pour la mise en correspondance

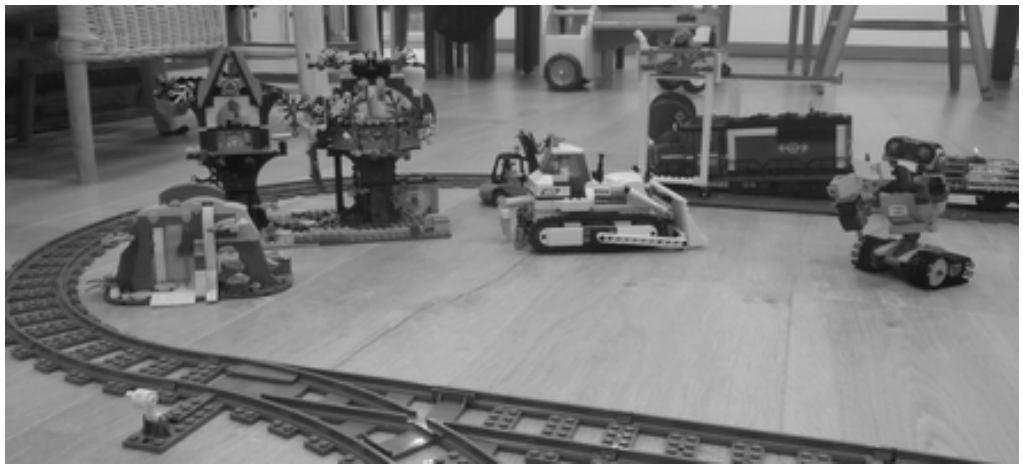
Appariement basé SIFT

Détecteur KLT (Kanade-Lucas-Tomasi)

Question cours précédent

Fonctionnement d'un détecteur

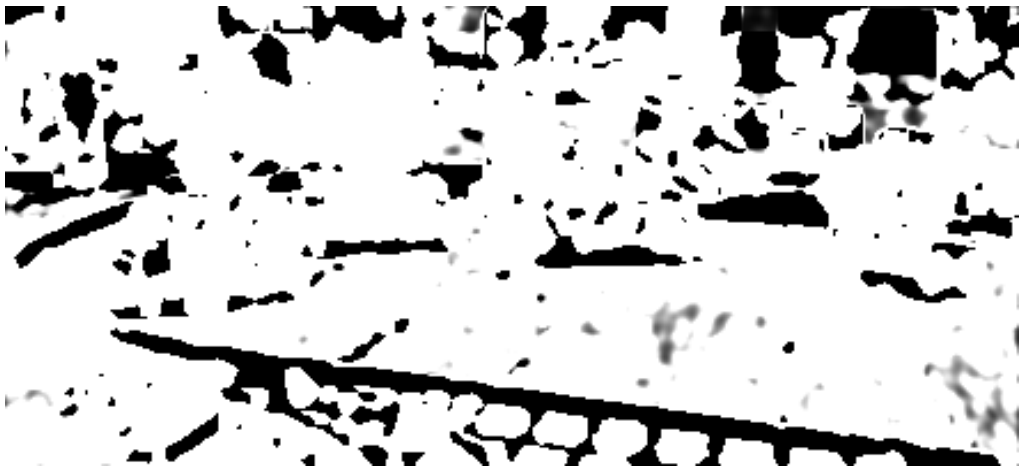
Image originale



Question cours précédent

Fonctionnement d'un détecteur

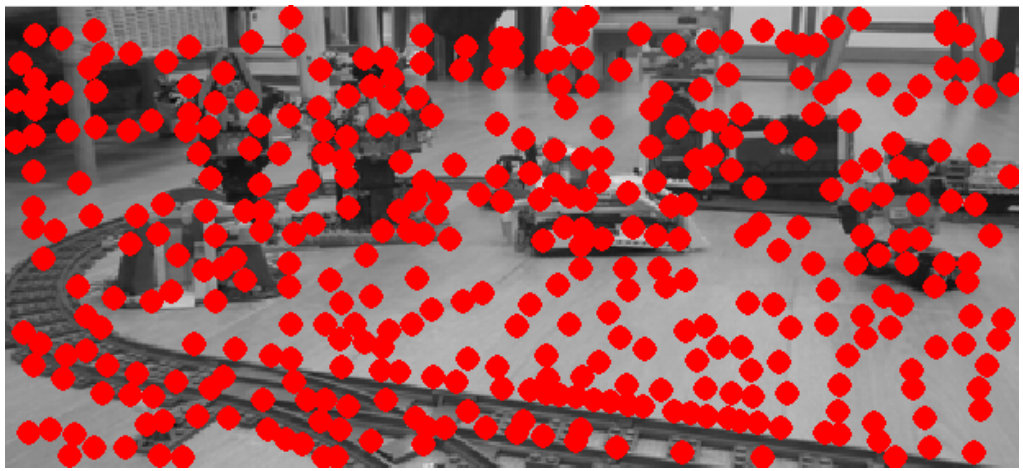
(1) Réponse



Question cours précédent

Fonctionnement d'un détecteur

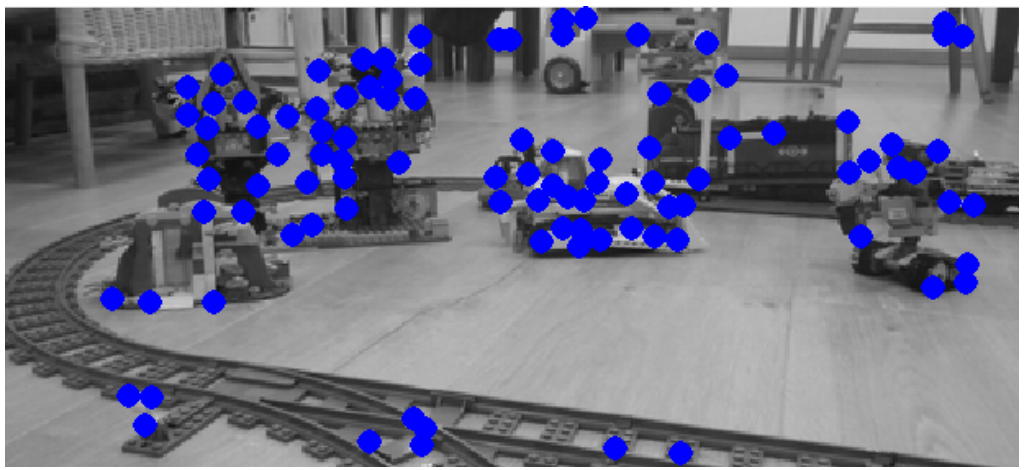
(2) Sélection des points après suppression non-maxima locaux



Question cours précédent

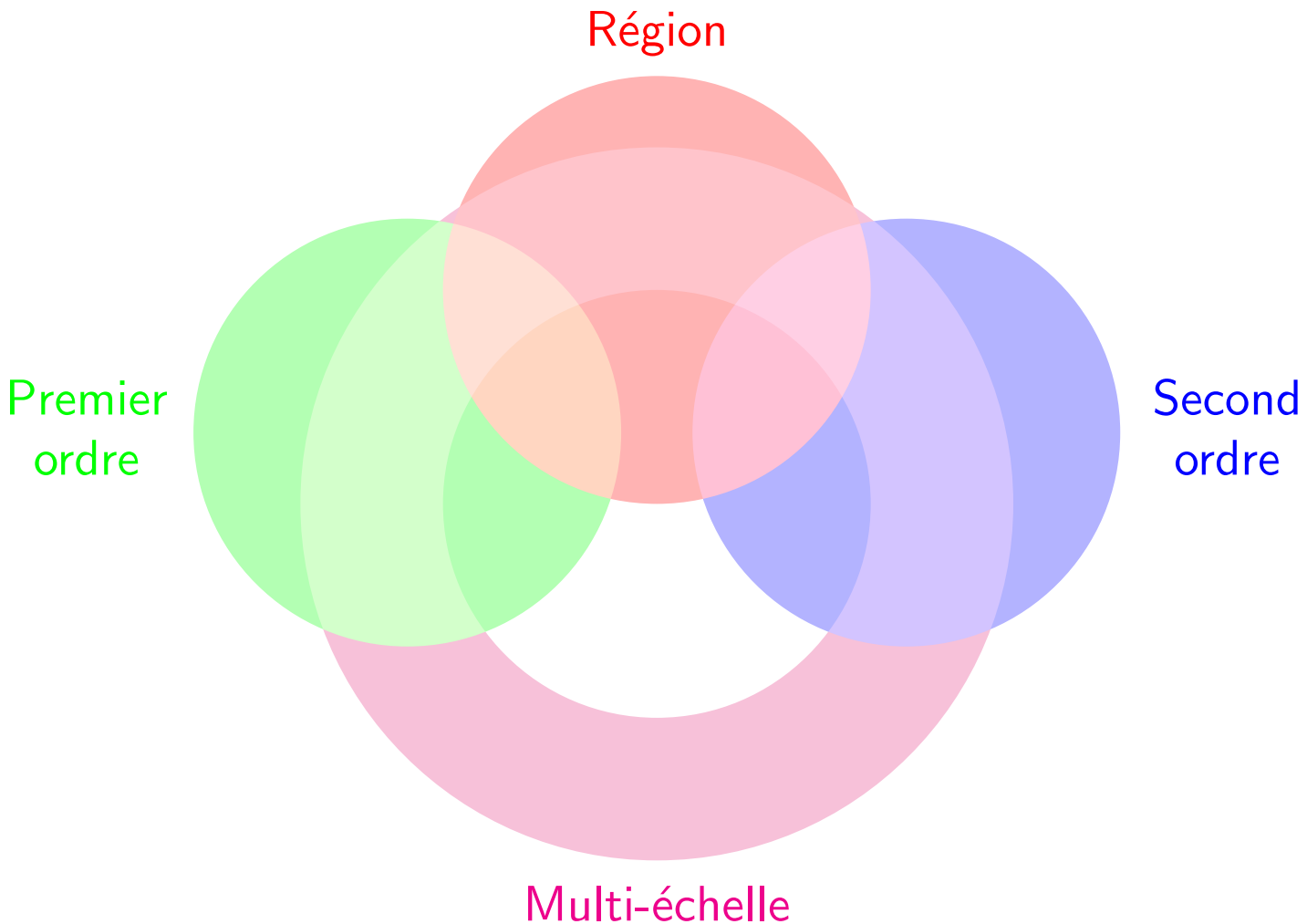
Fonctionnement d'un détecteur

(3) Affinement de la sélection



Question cours précédent

Classement des détecteurs : qu'est-ce que cela signifie ?



Question cours précédent

Qualité du résultat ?

La répétabilité d'une primitive correspond à sa capacité à être détectée quelle que soit l'image ou la donnée dans laquelle elle apparaît. Plus précisément, si une primitive est détectée dans une représentation donnée, alors, elle doit également être détectée dans une autre représentation.

Si nous notons :

- $\mathbf{p}$, un point dans une image I_1
- $\mathbf{p}'$ son correspondant théorique dans une autre image, I_2 alors ce point est répétable s'il existe un point $\mathbf{q}$, détecté dans I_2 et tel que :

$$\|\mathbf{p}' - \mathbf{q}\| \leq \epsilon.$$

Question cours précédent

Pourquoi Maximally Stable Extremal Regions (MSER) est sensible au flou ?

- **Principe :** intensité varie rapidement aux bords des objets

  Génération de régions en seuillant l'image progressivement (ligne de partage des eaux)
- **Propriétés :** invariant aux transformations monotones d'intensité et aux transformations géométriques homographiques ou non linéaires mais continues
- **Inconvénient :** sensible au flou (intensité sur les frontières mal définie)

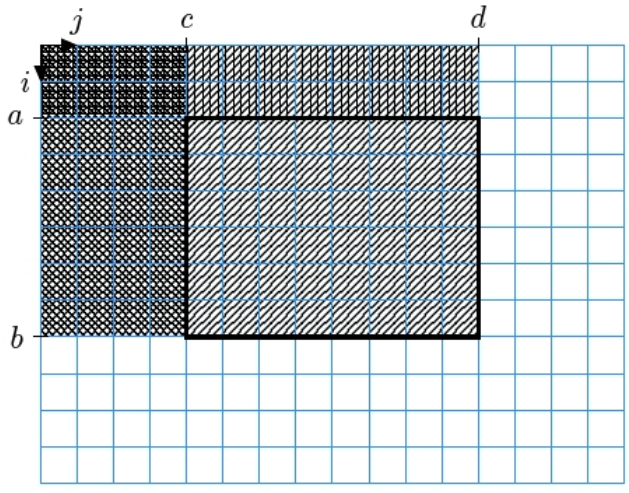
Question cours précédent

Harris-Laplace

- Maxima locaux comme pour SIFT
- Choix empirique pour le pas des échelles

Question cours précédent

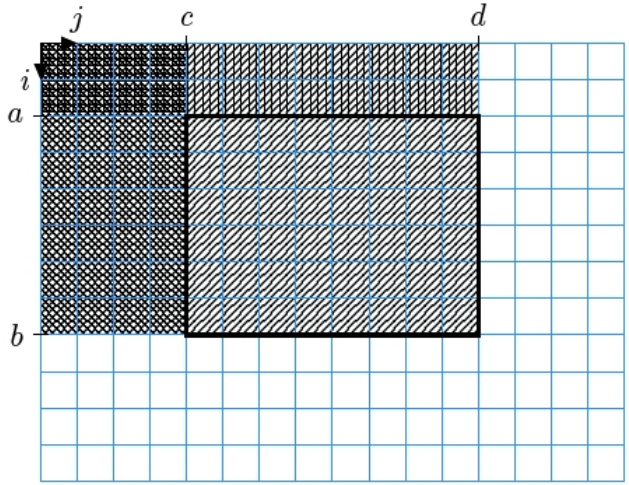
SURF et Notion d'image intégrale



$$I_{int}(i,j) = \sum_{k=0}^{k<i} \sum_{l=0}^{l<j} I(k,l). \quad (1)$$

Question cours précédent

SURF et Notion d'image intégrale



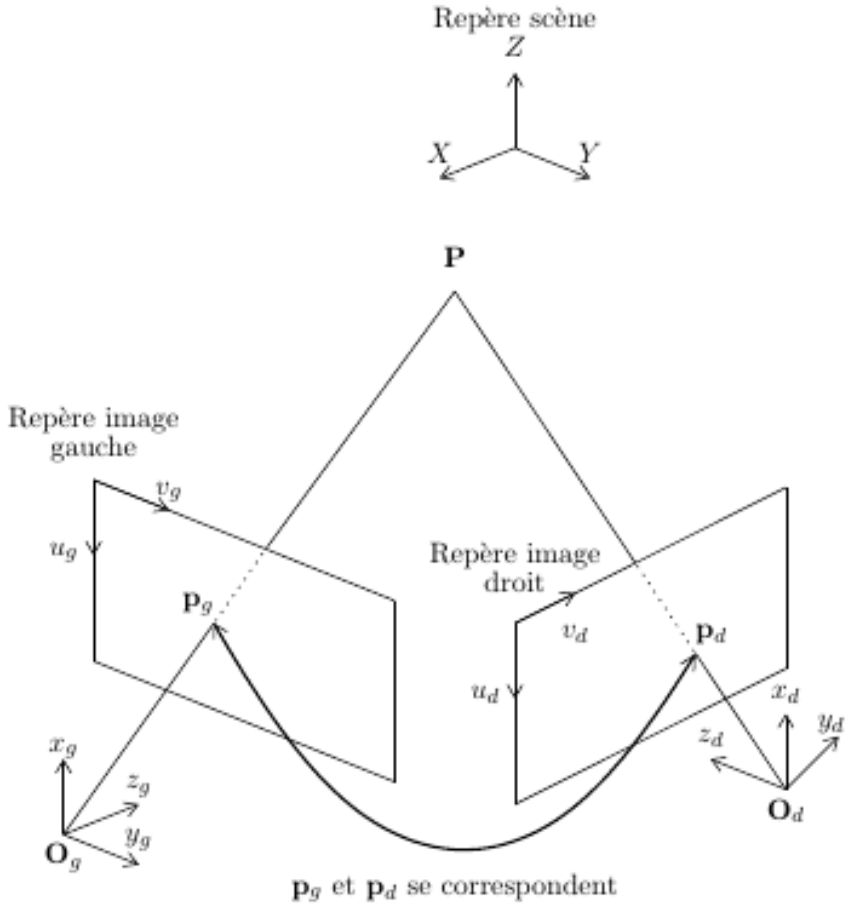
$$I_{int}(i,j) = \sum_{k=0}^{k<i} \sum_{l=0}^{l<j} I(k,l). \quad (1)$$

Permet de rendre rapide le calcul de sommes dans un rectangle donné

$$\sum_{i=a}^{b} \sum_{j=c}^{d} I(i,j) = I_{int}(b,d) - I_{int}(a,d) - I_{int}(b,c) + I_{i}nt(a,c). \quad (2)$$

Question cours précédent

Est-ce que la position des points de vues à un impact sur la mise en correspondance ?



Coordonnées homogènes en 2D : (x, y, 1)
Coordonnées homogènes en 3D, on obtient (x, y, z, 1)

Question cours précédent

Comment effectuer la rectification épipolaire sans paramètres de calibrage

En exploitant la matrice fondamentale (passage d'une image à l'autre)
+ Citation sur moodle

Points importants

- Savoir identifier les difficultés de la mise en correspondance
- Savoir distinguer approche locale/globale d'appariement
- Savoir qu'il existe différentes mesures de similarité et leurs avantages/inconvénients
- Savoir que l'on peut appliquer des contraintes et qu'elles sont souvent liées aux disparités/correspondances trouvées
- Comprendre le descripteur SIFT et sa force
- Connaître la méthode KLT et ses principes

Plan

Introduction
- Éléments à déterminer
- Approches globales
- Approches locales
- Approches locales/globales
- Mise en correspondance et segmentation

Mesures de similarité locale
- Définition et difficultés
- Famille de mesures

Contraintes pour la mise en correspondance

Appariement basé SIFT

Détecteur KLT (Kanade-Lucas-Tomasi)

Définitions

1. Trouver les entités homologues, c'est-à-dire, les éléments qui se correspondent entre deux images
2. **Propriétés attendues des points d'intérêt pour la mise en correspondance**
   - 2.1 Permettre une mise en correspondance fiable
   - 2.2 Respecter un critère de répétabilité

Pour toute cette partie, on suppose des images rectifiées !
Les approches peuvent s'appliquer à du suivi temporel

Éléments à déterminer : Primitives et attributs

- *Pixels de l'image*
  - Tous les pixels de l'image (mise en correspondance dense)

  Ou seulement une partie / points d'intérêt (mise en correspondance éparse)
  - Attributs : niveaux de gris ou composantes couleur

Éléments à déterminer : Primitives et attributs

- *Pixels de l'image*
  - Tous les pixels de l'image (mise en correspondance dense)

  Ou seulement une partie / points d'intérêt (mise en correspondance éparse)
  - Attributs : niveaux de gris ou composantes couleur
- *Primitives structurées ou feature-based matching*
  - Segments : position, orientation, longueur, niveaux de gris, contraste, relations avec les segments adjacents
  - Contours : niveaux de gris, composantes couleur ou gradients
  - Régions : niveaux de gris ou couleurs de la région, la variance des niveaux de gris ou des moments etc

Éléments à déterminer :
Coût global de mise en correspondance

$$E(I_1, I_2) = \sum_{\mathbf{p}_1 \in \mathcal{S}} \left(\underbrace{E_{sim}(\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2)}_{\text{Ressemblance photométrique}(I_1(\mathbf{p}_1))} + \underbrace{E_{cont}(\mathbf{p}_1)}_{\text{Respect de contraintes (ordre, symétrie)}} \right)$$

avec $\mathbf{p}_2 = \mathbf{p}_1 + d(\mathbf{p}_1)$

$d(\mathbf{p}_1)$ = vecteur de disparité = déplacement entre les deux images

$\mathcal{S}$, le support = l'ensemble des pixels pour lesquels on recherche un correspondant

Si $\mathcal{S}$ = l'image entière alors **Mise en correspondance dense**

Si $\mathcal{S}$ = sous ensemble de points alors **Mise en correspondance éparse ou partielle**

Éléments à déterminer : Coût global de mise en correspondance

$\mathcal{A}$ = ensemble d'appariements possibles

$$\mathcal{A} = \text{argmin}\, E(I_1, I_2)$$

- Zones d'agrégation = voisinages considérés
- Méthode d'optimisation
- Affinement des résultats

Coût de correspondance

$$E_{\text{sim}}(\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2) = \sum_{\mathbf{p}_1 \in \mathcal{S}} E_{\text{local}}(\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2) \quad \text{avec } \mathbf{p}_2 = \mathbf{p}_1 + d(\mathbf{p}_1). \tag{3}$$

$$E_{\text{local}}(\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2) = \sum_{\substack{\mathbf{p}_1' \in \text{ZA}(\mathbf{p}_1) \\ \mathbf{p}_2' \in \text{ZA}(\mathbf{p}_2)}} E_{\text{dissimilarité}}(\mathbf{p}_1', \mathbf{p}_2'), \tag{4}$$

- $\text{ZA}(\mathbf{p})$: zone d'agrégation considérée
- $E_{\text{dissimilarité}}$: évalue à quel point deux pixels ne se ressemblent pas

Coût de contrainte

$$E_{cont}(\mathbf{p}_1) = \sum_{c=0}^{N_c-1} E^c_{\text{voisinage}}(\mathbf{p}_1). \tag{5}$$

$$E^c_{\text{voisinage}}(\mathbf{p}_1) = \sum_{\mathbf{p}'_1 \in \text{ZAC}^c(\mathbf{p}_1)} E^c_{\text{lissage}}(\mathbf{p}_1, \mathbf{p}'_1). \tag{6}$$

- ZAC^c : zone d'agrégation considérée
- E^c_{lissage} : comparaison des disparités associées aux deux pixels considérés
- Comparaison ZA/ZAC souvent différentes

Coût global

$$E(I_1, I_2) = \sum_{\mathbf{p}_1 \in \mathcal{S}} \left((1-\lambda) \underbrace{\sum_{\substack{\mathbf{p}_1^{'} \in \mathrm{ZA}(\mathbf{p}_1) \\ \mathbf{p}_2^{'} \in \mathrm{ZA}(\mathbf{p}_2)}} E_{\text{dissimilarité}}(\mathbf{p}_1^{'}, \mathbf{p}_2^{'})}_{\text{coût local}} + \lambda \sum_{c=0}^{N_c - 1} \underbrace{\sum_{\mathbf{p}_1^{'} \in \mathrm{ZAC}^c(\mathbf{p}_1)} E^c_{\text{lissage}}(\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_1^{'})}_{\text{coût du voisinage}} \right) \tag{7}$$

avec $\mathbf{p}_2 = \mathbf{p}_1 + d(\mathbf{p}_1)$ et $\mathbf{p}_2^{'} = \mathbf{p}_1^{'} + d(\mathbf{p}_1^{'})$

Coût global

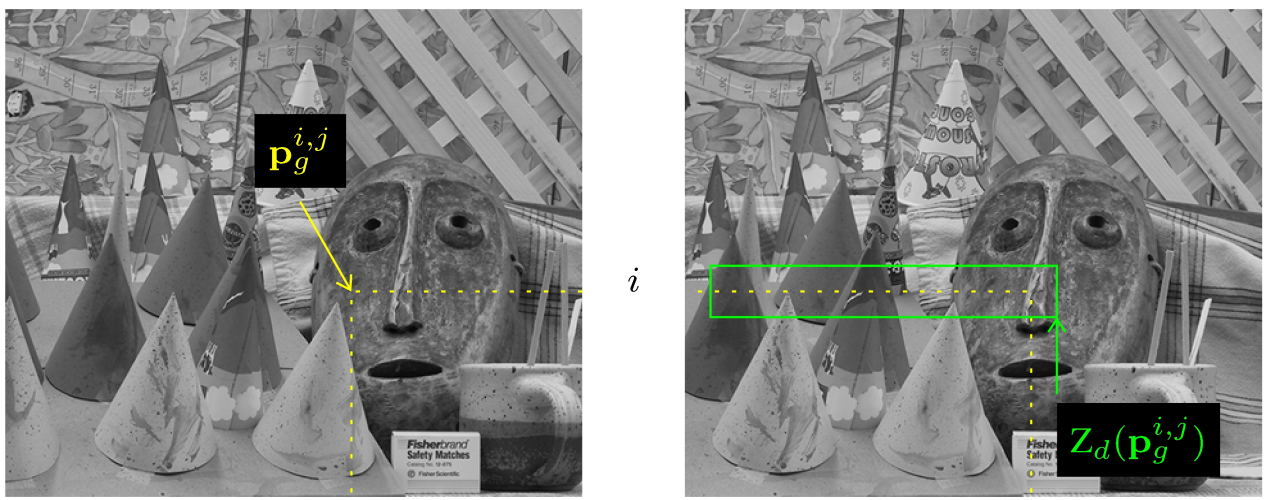
- λ : Souvent $\lambda = 0.5$ (peu d'études dans la littérature sur ce choix)
- $E_{\text{dissimilarité}}$
- E^c_{lissage}
- ZA : un seul pixel (le pixel étudié/globale) ou un voisinage (local)
- ZAC^c : un seul pixel du voisinage ou un ensemble
- $\mathcal{S}$: le pixel considéré ou l'ensemble des pixels dans l'image

Description des approches globales

- **Algorithme**
  1. Estimer un coût de correspondance initiale liée à une première approximation des disparités ;
  2. Mettre à jour C grâce à la méthode d'optimisation choisie
- **Optimisation**
  - Recherche exhaustive trop coûteuse
  - Méthodes utilisées : programmation dynamique, coupure de graphes, propagation de croyance, algorithmes génétiques ...
- Pour (1), deux solutions
  - Appariement dense : optimisation = mise à jour des affectations
    Coûteux si solution initiale bruitée
  - Appariement épars mais fiable : optimisation = propagation des correspondances
    Plus rapide mais impact plus important des erreurs sur les correspondances initiales

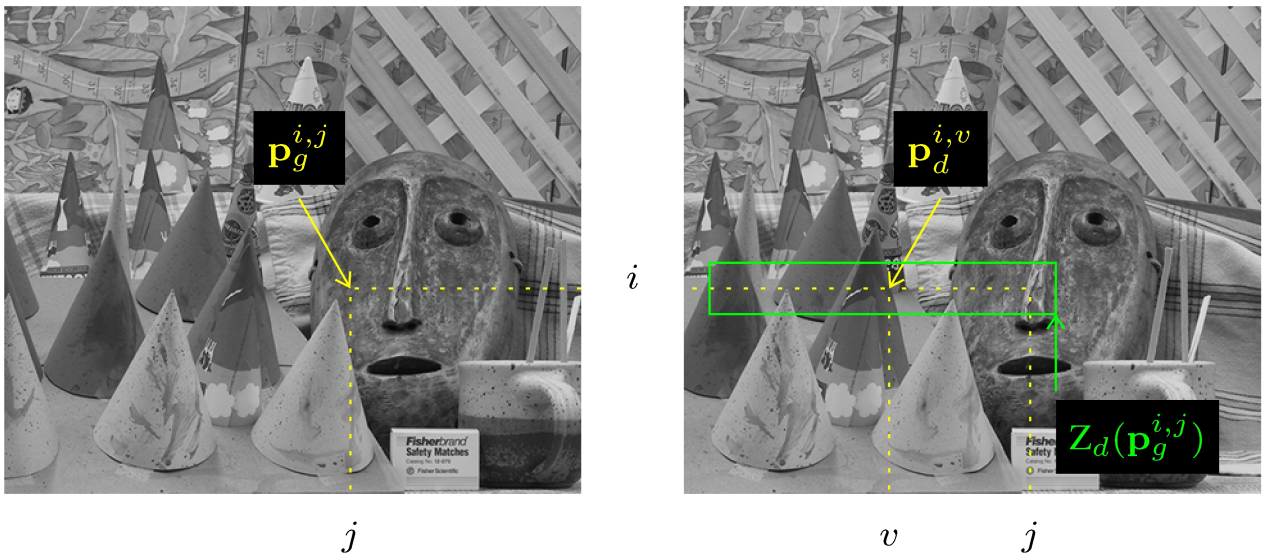
Principe des approches locales

1. Fenêtre de corrélation $\mathbf{f}_I$
2. Zone de recherche Z_d
3. Mesure de corrélation Mes



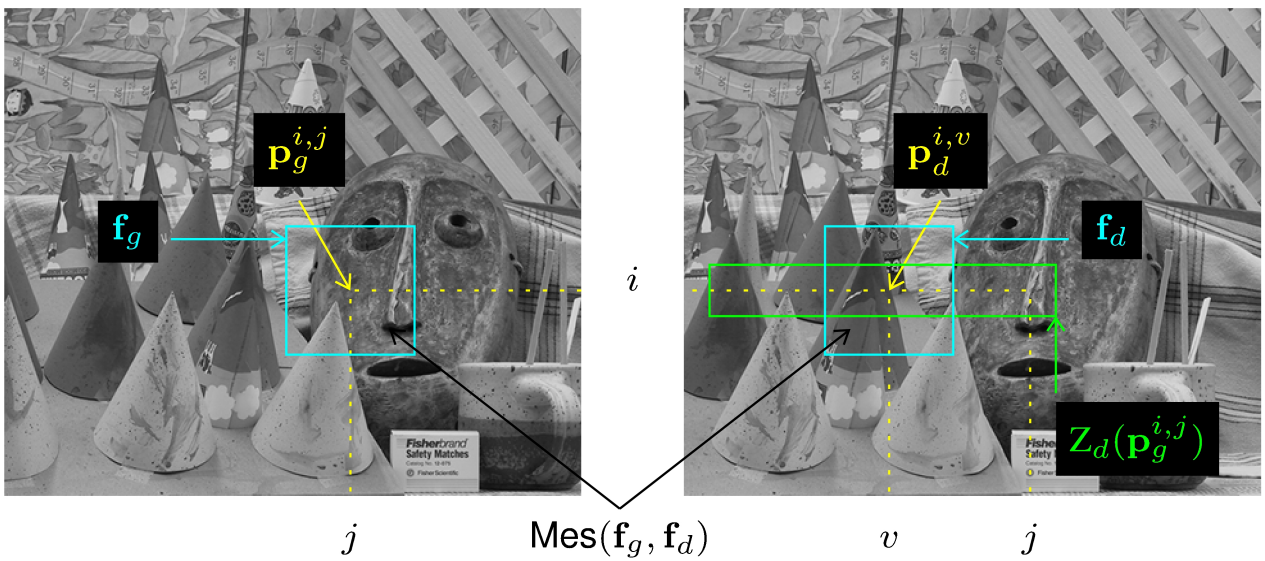
Principe des approches locales

1. Fenêtre de corrélation $\mathbf{f}_I$
2. Zone de recherche Z_d
3. Mesure de corrélation Mes



Principe des approches locales

1. Fenêtre de corrélation $\mathbf{f}_I$
2. Zone de recherche Z_d
3. Mesure de corrélation Mes



Algorithme

Données

Images à traiter : I_1 et I_2

Point d'intérêt : $\mathbf{p}_1 = (x_1, y_1)$

Zone de recherche du point d'intérêt correspondant de $\mathbf{p}_1$: $\mathcal{ROI}(\mathbf{p}_1)$)

Mesure de similarité : $m(\mathrm{p}_1, \mathrm{p}_2)$

Algorithme de mise en correspondance

1. Pour chaque $\mathbf{p}_1 \in I_1$ faire

   Estimer $\mathbf{p}_2 \in I_2$ tel que

   $$\mathbf{p}_2 = \mathrm{argmin}_{\mathbf{p} \in \mathcal{ROI}(\mathbf{p}_1)} m(\mathbf{p}_1, \mathbf{p})$$

2. Ajout de contrainte (seuil, bidirectionnelle)

2 Applications possibles

1. Points d'intérêt vers image
2. Points d'intérêt vers points d'intérêt

Approches locales versus globales

- Méthode d'optimisation
  - Globale : prise en compte de toutes les correspondances à optimiser ensemble
  - Locale : de type **winner takes all** pour chaque point individuellement

Avantages des approches locales

- Mise en œuvre simple et rapide
- Peu coûteuse en temps de calcul (moins coûteuse que les méthodes globales)
- Dans de nombreux travaux, efficacité démontrée !

Avantages des approches globales

- Moins de propagation d'erreur, liée au lissage
- Obtiennent de meilleures performances à grande échelle
- Introduction de contraintes plus complexes (régions, graphes, labels)

Inconvénients (liées aux deux approches)

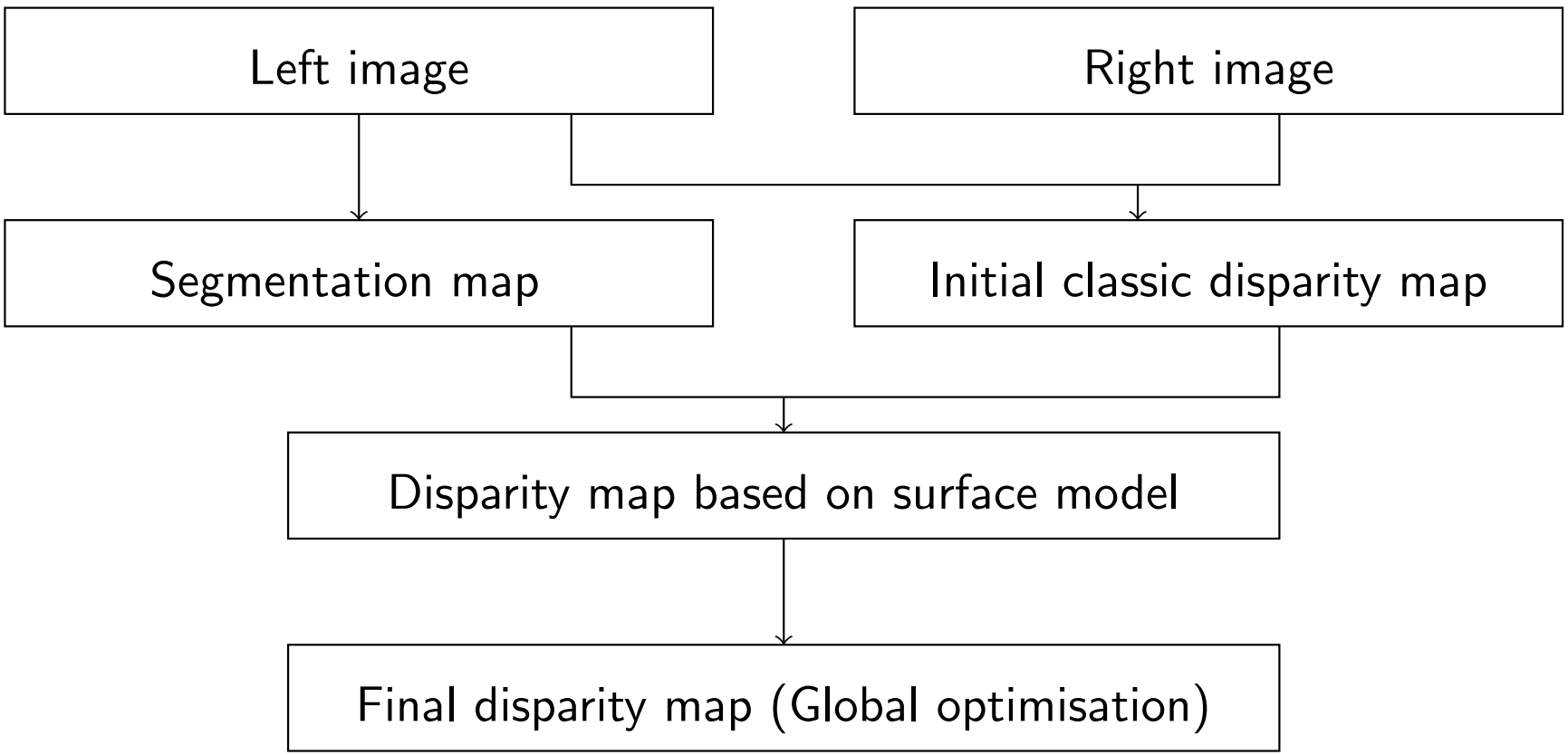
- Certaines situations rendent difficile la mise en correspondance :
  - Bruits
  - Zones non texturées
  - Textures répétitives
  - Changements de luminosité
  - Occultations
  - Déformation des objets
  - Changement d'échelle
  - Points de vue trop éloignés
  - Résultats erronés car certaines caractéristiques globales de l'image ne sont pas prises en compte (comme une sursegmentation)

Conclusion : quels choix

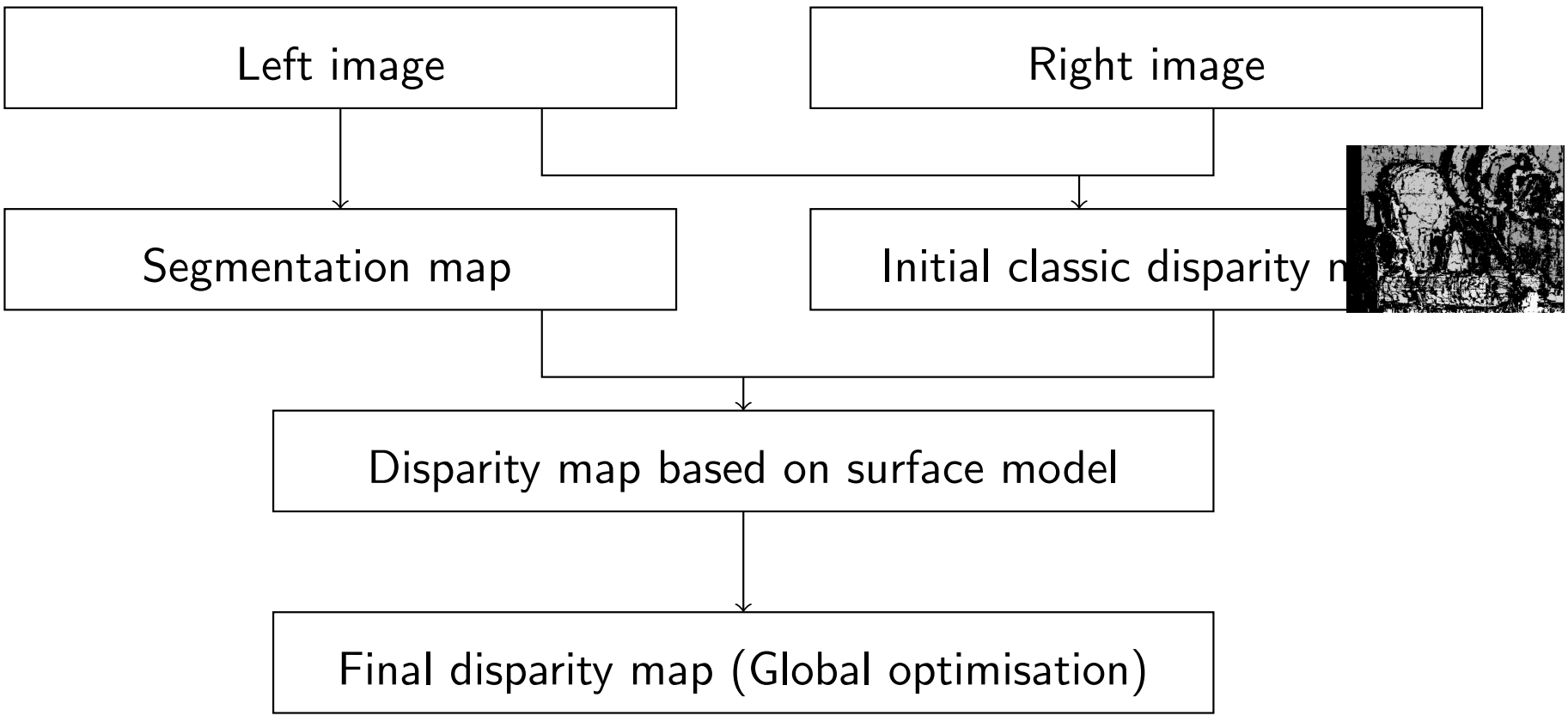
- Locale ou globale ?
- Quelle mesure de similarité ?

Mise en correspondance et segmentation

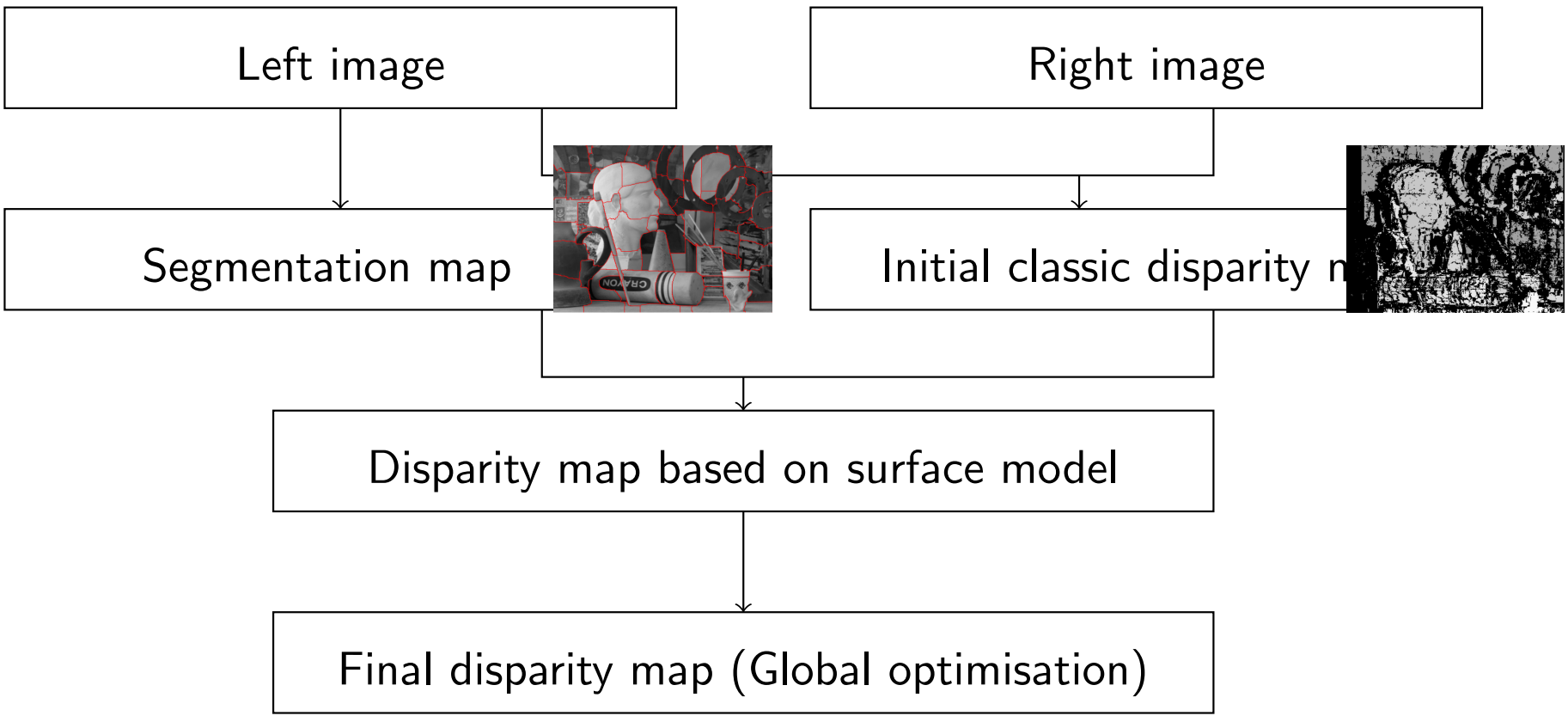
Mise en correspondance et segmentation



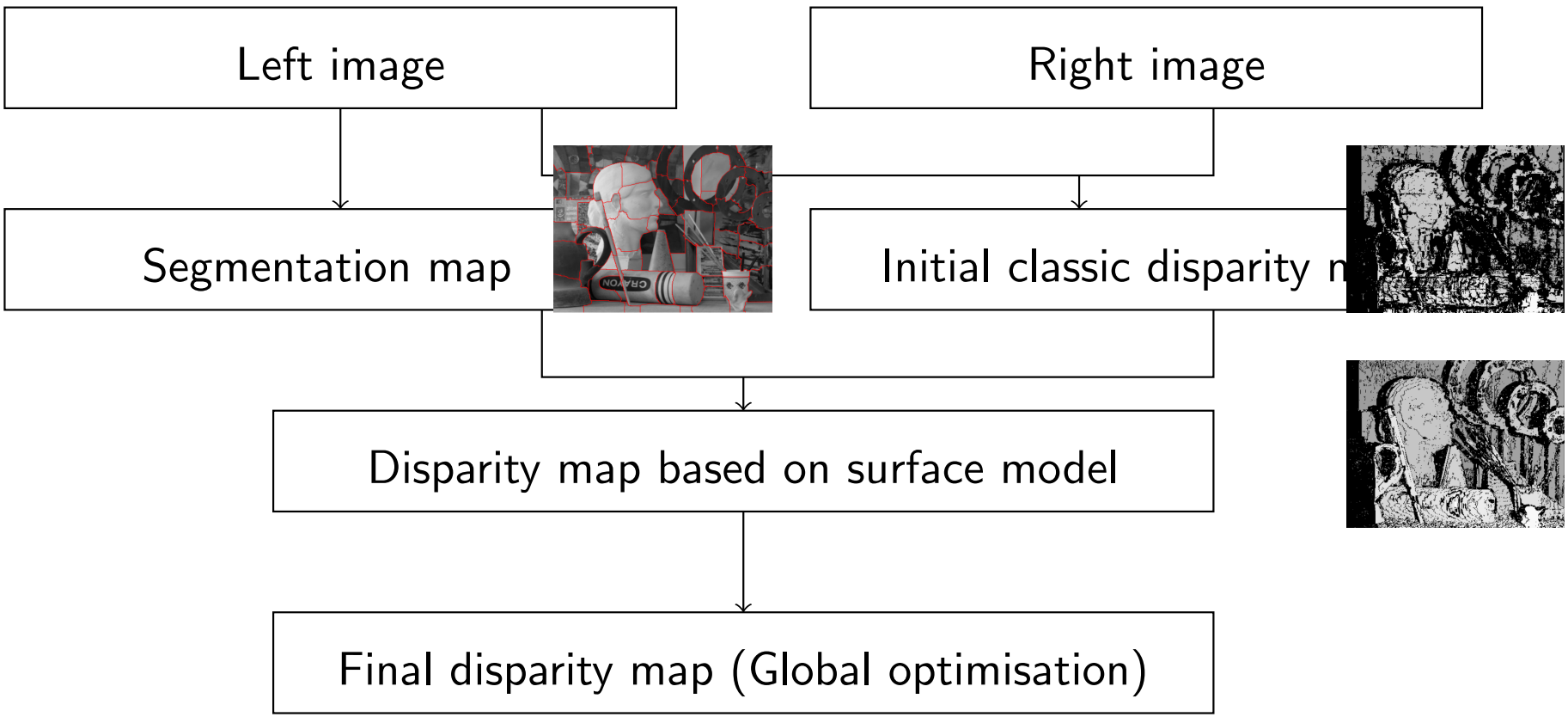
Mise en correspondance et segmentation



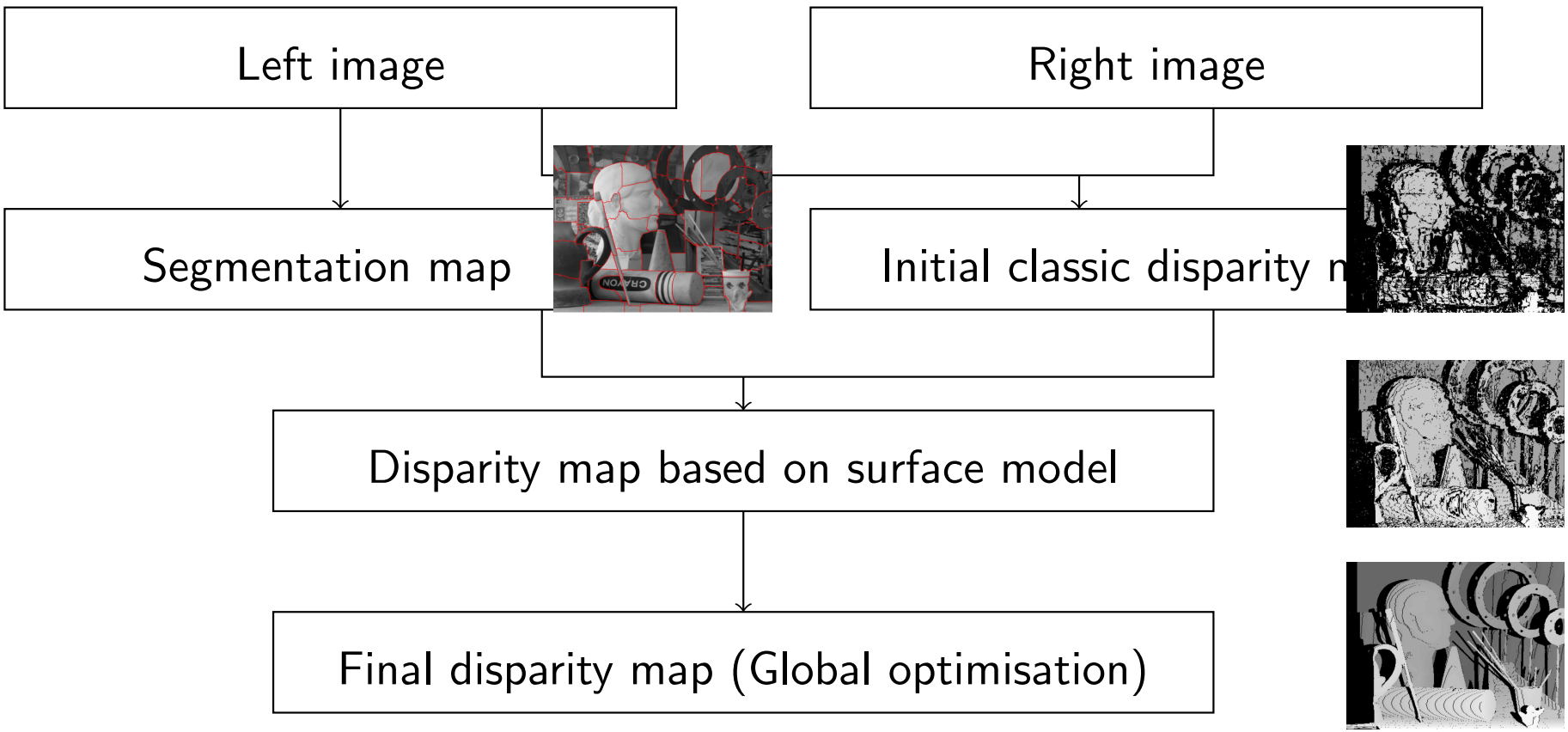
Mise en correspondance et segmentation



Mise en correspondance et segmentation

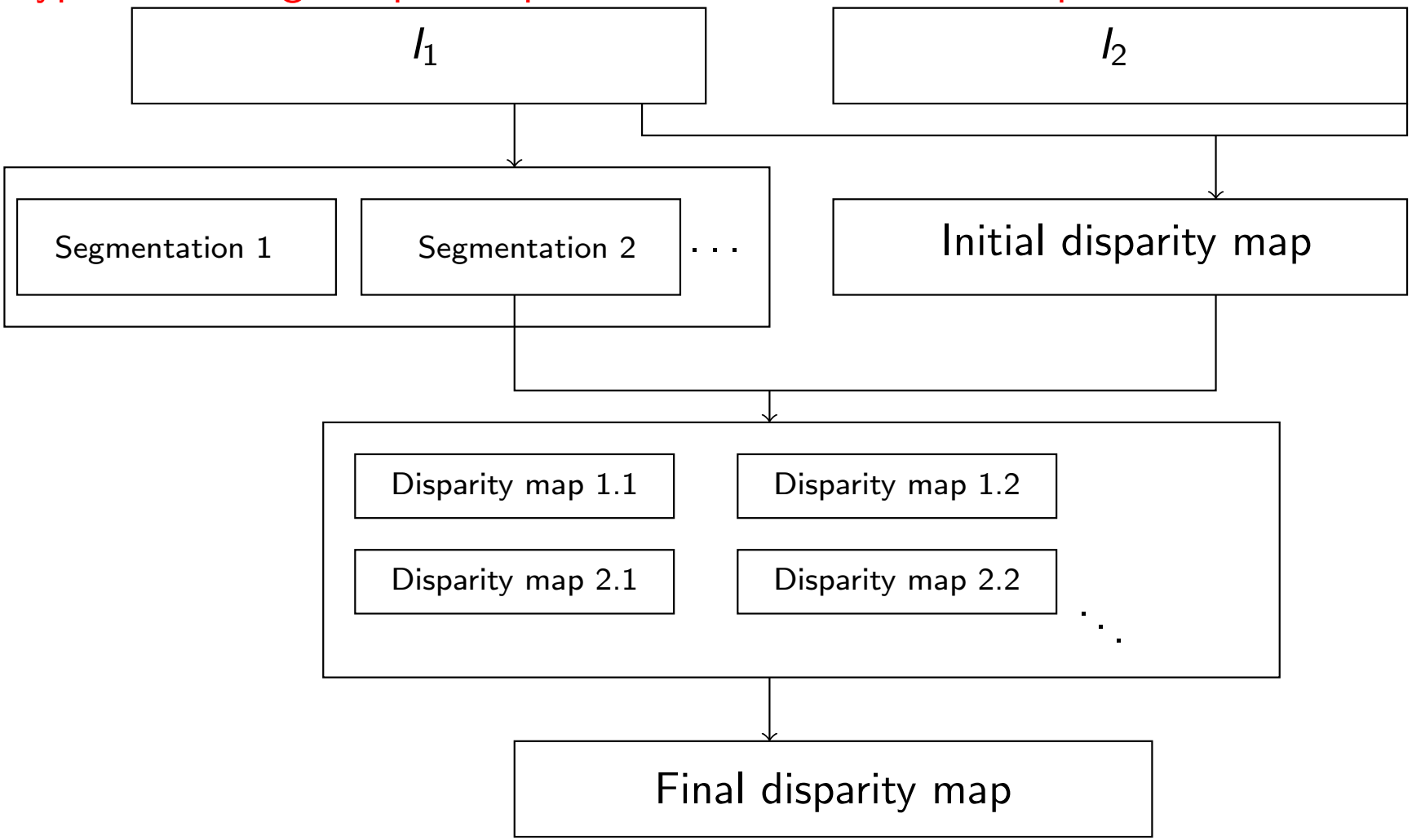


Mise en correspondance et segmentation



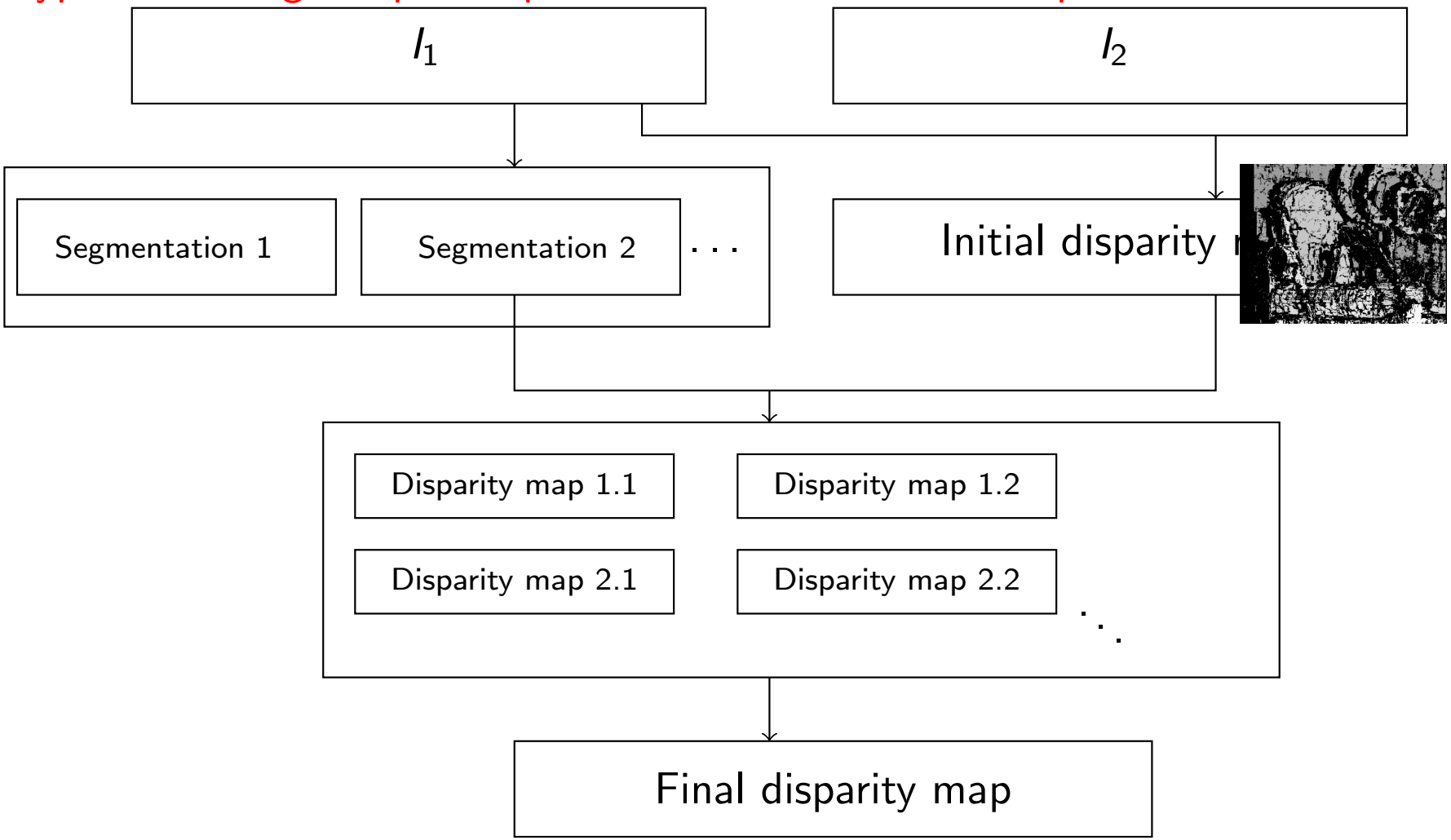
Mise en correspondance et segmentation

Hypothèse : régions planes par morceaux ou surface B-spline



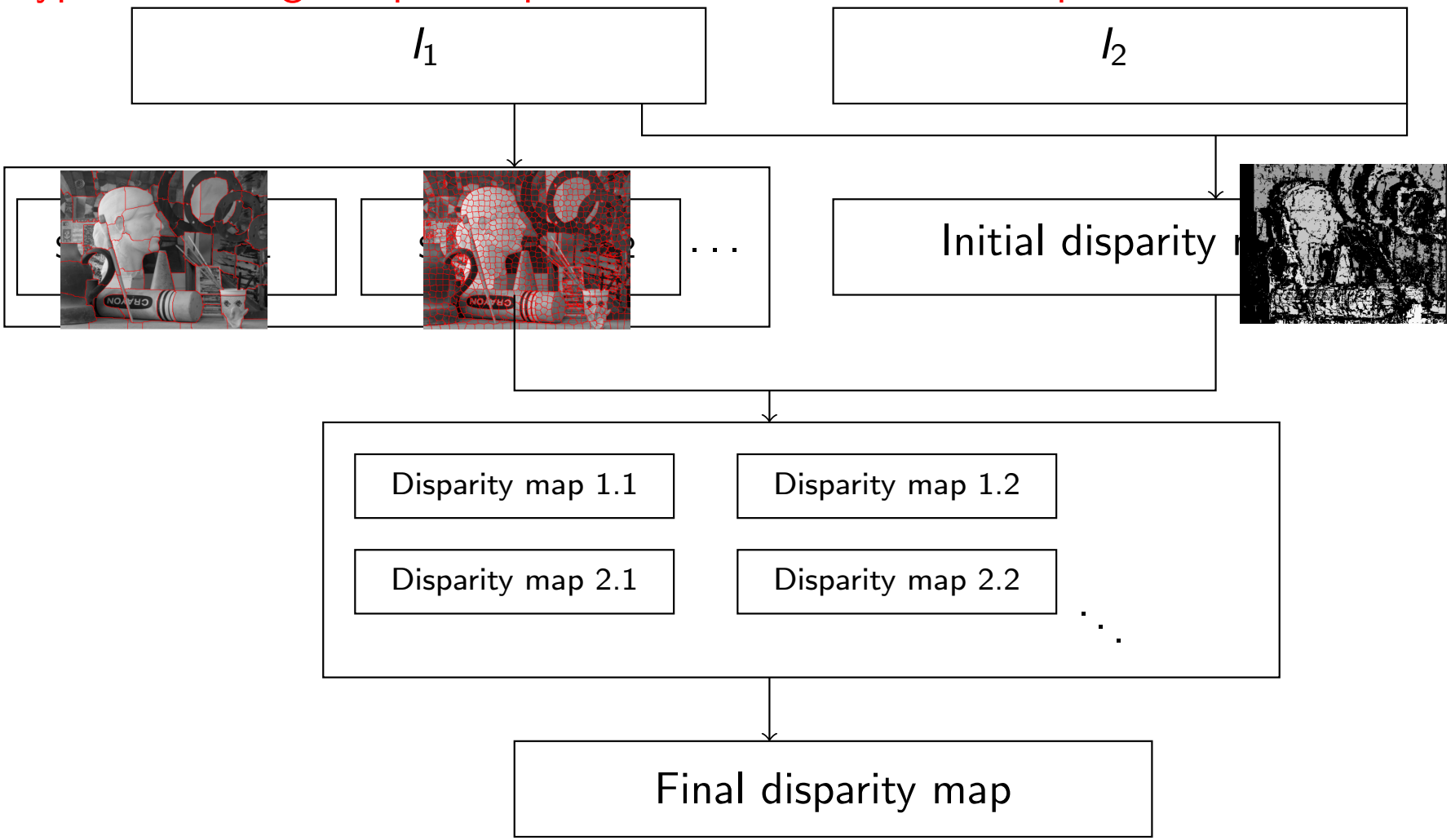
Mise en correspondance et segmentation

Hypothèse : régions planes par morceaux ou surface B-spline



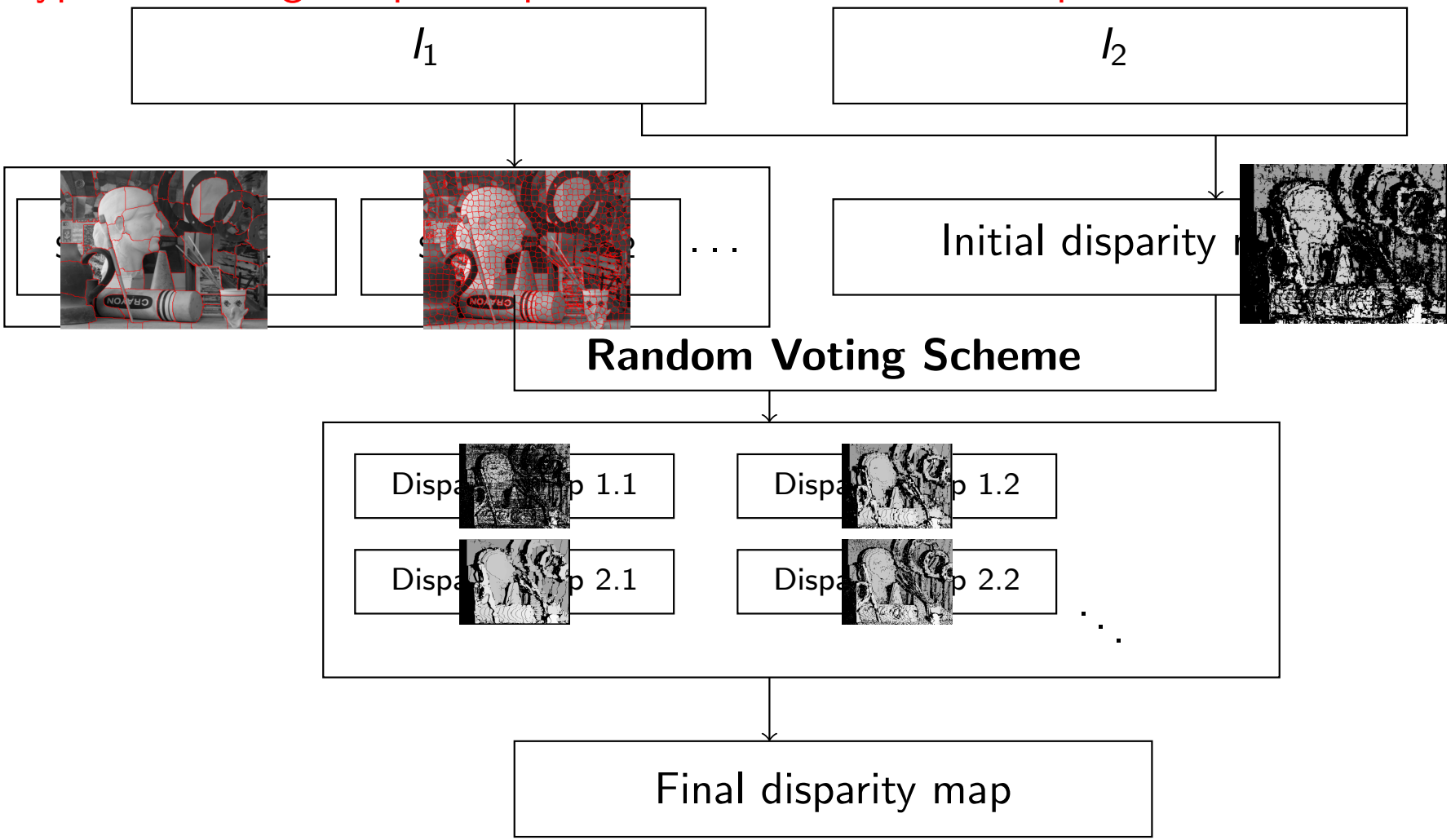
Mise en correspondance et segmentation

Hypothèse : régions planes par morceaux ou surface B-spline



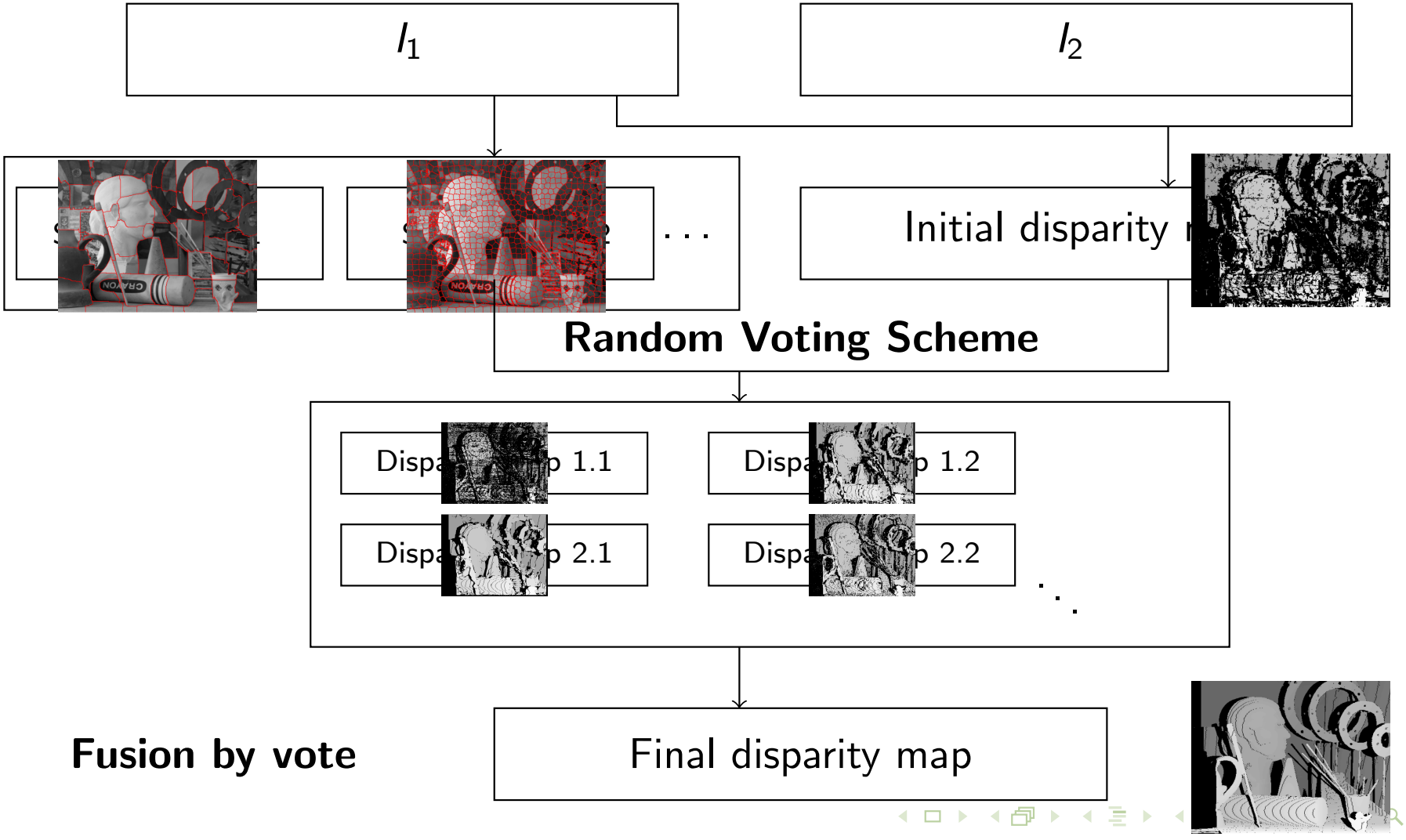
Mise en correspondance et segmentation

Hypothèse : régions planes par morceaux ou surface B-spline



Mise en correspondance et segmentation

Hypothèse : régions planes par morceaux ou surface B-spline



Conclusion sur les approches basée segmentation

- **Quand les utiliser ?**
  - Sur-segmentation avantageuse
  - Hypothèses de modèles de surface localement vérifier
  - Pas de contrainte de temps de calculs
- **Autres exemples de mises en correspondance multiples ?**
  - Approches combinant plusieurs techniques de mise en correspondance locale
  - Approches avec approches locales et globales

Plan

Introduction
- Éléments à déterminer
- Approches globales
- Approches locales
- Approches locales/globales
- Mise en correspondance et segmentation

Mesures de similarité locale
- Définition et difficultés
- Famille de mesures

Contraintes pour la mise en correspondance

Appariement basé SIFT

Détecteur KLT (Kanade-Lucas-Tomasi)

Définition d'une mesure de similarité

Il s'agit d'une mesure qui évalue à quel point deux ensembles de données se ressemblent

Définition d'une mesure de similarité

Il s'agit d'une mesure qui évalue à quel point deux ensembles de données se ressemblent

- **But :** trouver pour chaque pixel $\mathbf{p}_1$ de la première image, le pixel $\mathbf{p}_2$ qui lui correspond dans l'image droite

Définition d'une mesure de similarité

Il s'agit d'une mesure qui évalue à quel point deux ensembles de données se ressemblent

- **But :** trouver pour chaque pixel $\mathbf{p}_1$ de la première image, le pixel $\mathbf{p}_2$ qui lui correspond dans l'image droite
- **Hypothèse :** niveaux de gris des pixels correspondants et des pixels de leurs voisinages se ressemblent

Définition d'une mesure de similarité

Il s'agit d'une mesure qui évalue à quel point deux ensembles de données se ressemblent

- **But :** trouver pour chaque pixel $\mathbf{p}_1$ de la première image, le pixel $\mathbf{p}_2$ qui lui correspond dans l'image droite
- **Hypothèse :** niveaux de gris des pixels correspondants et des pixels de leurs voisinages se ressemblent
- **Ensembles comparés :** le pixel dans l'image 1 et son voisinage, $\mathbf{f}_1$, et le pixel de l'image 2 et son voisinage, $\mathbf{f}_2$

Difficultés

- **Hypothèse de similarité dans le voisinage =** tout le voisinage possède la même disparité
- **Hypothèse fausse en présence de**
  - Bruits
  - Changements de luminosité
  - Déformations (dues à la projection perspective) des objets de la scène
  - Occultations

Prise en compte de ces difficultés

- **Bruit :** préfiltrage

Prise en compte de ces difficultés

- **Bruit :** préfiltrage
- **Changements de luminosité :** normalisation et centrage

Prise en compte de ces difficultés

- **Bruit :** préfiltrage
- **Changements de luminosité :** normalisation et centrage
- **Projection perspective :** corrélation fine (estimation des paramètres d'une transformation locale)

Prise en compte de ces difficultés

- **Bruit :** préfiltrage
- **Changements de luminosité :** normalisation et centrage
- **Projection perspective :** corrélation fine (estimation des paramètres d'une transformation locale)
- **Occultations :** deux solutions
  - *Fenêtres adaptatives :* Forme de la fenêtre non fixe
  - *Mesures robustes aux occultations :* Intégration direct du problème des occultations dans le calcul du score de corrélation

5 familles des mesures

- Croisée : corrélation croisée
- Classique : outils des statistiques classiques de la distribution des différences des niveaux de gris
- Dérivée : mesures utilisant les dérivées des niveaux de gris
- Non paramétrique : outils des statistiques non paramétriques
- Robuste : outils des statistiques robustes

Invariance

- Biais : ajout d'un scalaire
- Gain: multiplication par un scalaire

Corrélation croisée

Corrélation centrée normalisée, Zero-mean Normalised Cross Correlation

$$\mathrm{ZNCC}(\mathbf{f}_1, \mathbf{f}_2) = \frac{(\mathbf{f}_1 - \overline{\mathbf{f}_1}) \cdot (\mathbf{f}_2 - \overline{\mathbf{f}_2})}{\|\mathbf{f}_1 - \overline{\mathbf{f}_1}\| \|\mathbf{f}_2 - \overline{\mathbf{f}_2}\|}$$

$\mathbf{f}_w, w = g, d =$ vecteurs des niveaux de gris dans les voisinages respectifs des points appariés

Corrélation classique

- *Somme des valeurs absolues des différences* – L_1, *Sum of Absolute Differences*

$$\mathrm{SAD}(\mathbf{f}_1, \mathbf{f}_2) = \mathrm{D}_1(\mathbf{f}_1, \mathbf{f}_2) = \|\mathbf{f}_1 - \mathbf{f}_2\|_1 \tag{8}$$

Corrélation classique

- *Somme des valeurs absolues des différences* – L_1, *Sum of Absolute Differences*

$$\mathrm{SAD}(\mathbf{f}_1, \mathbf{f}_2) = \mathrm{D}_1(\mathbf{f}_1, \mathbf{f}_2) = \|\mathbf{f}_1 - \mathbf{f}_2\|_1 \tag{8}$$

- *Somme des carrés des différences* – L_2, SSD, *Sum of Squared Differences*

$$\mathrm{SSD}(\mathbf{f}_1, \mathbf{f}_2) = \mathrm{D}_2(\mathbf{f}_1, \mathbf{f}_2) = \|\mathbf{f}_1 - \mathbf{f}_2\|^2 \tag{9}$$

Corrélation classique

- *Somme des valeurs absolues des différences* – L_1, *Sum of Absolute Differences*

$$\mathrm{SAD}(\mathbf{f}_1, \mathbf{f}_2) = \mathrm{D}_1(\mathbf{f}_1, \mathbf{f}_2) = \|\mathbf{f}_1 - \mathbf{f}_2\|_1 \tag{8}$$

- *Somme des carrés des différences* – L_2, SSD, *Sum of Squared Differences*

$$\mathrm{SSD}(\mathbf{f}_1, \mathbf{f}_2) = \mathrm{D}_2(\mathbf{f}_1, \mathbf{f}_2) = \|\mathbf{f}_1 - \mathbf{f}_2\|^2 \tag{9}$$

- Normalisation et centrage possible

Corrélation des dérivées

- **On ne prend plus en compte les niveaux de gris directement mais les gradients**

Corrélation des dérivées

- **On ne prend plus en compte les niveaux de gris directement mais les gradients**
- Plupart des mesures : uniquement la direction du gradient, de manière ponctuelle
- Information seule ambiguë (surtout en cas de faible norme du gradient)

Corrélation des dérivées

- **On ne prend plus en compte les niveaux de gris directement mais les gradients**
- Plupart des mesures : uniquement la direction du gradient, de manière ponctuelle
- Information seule ambiguë (surtout en cas de faible norme du gradient)
- Mesure la plus utilisée : GC (*Gradient field Correlation*) ou corrélation des champs de gradients

$$\mathrm{GC}(\mathbf{f}_1, \mathbf{f}_2) = \frac{\sum_{p=-N_v}^{N_v} \sum_{q=-N_h}^{N_h} \|\nabla I_1^{i+p,j+q} - \nabla I_2^{i+p,v+q}\|}{\sum_{p=-N_v}^{N_v} \sum_{q=-N_h}^{N_h} (\|\nabla I_1^{i+p,j+q}\| + \|\nabla I_2^{i+p,v+q}\|)} \qquad (10)$$

Mesures non paramétriques

- **Aucune hypothèse sur les distributions sous-jacentes des niveaux de gris de la fenêtre de corrélation**

Mesures non paramétriques

- **Aucune hypothèse sur les distributions sous-jacentes des niveaux de gris de la fenêtre de corrélation**
- Deux grands types de mesures
  1. Mesures sur les différences de niveaux de gris entre le point étudié et ses voisins
  2. Mesures exploitant le rang

Mesures non paramétriques

Utilisation des rangs : Modèle de mesure α

$$\alpha(\mathbf{f}_1, \mathbf{f}_2) = 1 - \frac{2\mathsf{D}_\alpha(\mathsf{R}_\pi(\mathbf{f}_1), \mathsf{R}_\pi(\mathbf{f}_2))}{\mathsf{D}_{\mathsf{max}}}. \tag{11}$$

Mesures non paramétriques

Utilisation des rangs : Modèle de mesure α

$$\alpha(\mathbf{f}_1, \mathbf{f}_2) = 1 - \frac{2\mathsf{D}_\alpha(\mathsf{R}_\pi(\mathbf{f}_1), \mathsf{R}_\pi(\mathbf{f}_2))}{\mathsf{D}_{\max}}. \tag{11}$$

- $\mathsf{R}_\pi(\mathbf{f}_I)$: Vecteurs contenant les rangs des pixels de $\mathbf{f}_I$

Mesures non paramétriques

Utilisation des rangs : Modèle de mesure α

$$\alpha(\mathbf{f}_1, \mathbf{f}_2) = 1 - \frac{2\mathrm{D}_\alpha(\mathrm{R}_\pi(\mathbf{f}_1), \mathrm{R}_\pi(\mathbf{f}_2))}{\mathrm{D}_{\max}}. \tag{11}$$

- $\mathrm{R}_\pi(\mathbf{f}_I)$: Vecteurs contenant les rangs des pixels de $\mathbf{f}_I$
- $\mathrm{D}_\alpha(\mathrm{R}_\pi(\mathbf{f}_1), \mathrm{R}_\pi(\mathbf{f}_1))$ distance à définir

  Distances utilisés : la distance de Hamming, le nombre de permutations de ces rangs ...

Mesures non paramétriques

Utilisation des rangs : Modèle de mesure α

$$\alpha(\mathbf{f}_1, \mathbf{f}_2) = 1 - \frac{2\mathrm{D}_\alpha(\mathrm{R}_\pi(\mathbf{f}_1), \mathrm{R}_\pi(\mathbf{f}_2))}{\mathrm{D}_{\max}}. \tag{11}$$

- $\mathrm{R}_\pi(\mathbf{f}_I)$: Vecteurs contenant les rangs des pixels de $\mathbf{f}_I$
- $\mathrm{D}_\alpha(\mathrm{R}_\pi(\mathbf{f}_1), \mathrm{R}_\pi(\mathbf{f}_1))$ distance à définir

  Distances utilisés : la distance de Hamming, le nombre de permutations de ces rangs ...
- $\mathrm{D}_{\max}$: maximum atteint par $\mathrm{D}_\alpha(\mathrm{R}_\pi(\mathbf{f}_1), \mathrm{R}_\pi(\mathbf{f}_1))$

Mesures non paramétriques

Utilisation des comparaisons des niveaux de gris : *Increment Sign Correlation*

On détermine si les niveaux de gris varient dans le même sens

Mesures non paramétriques

Utilisation des comparaisons des niveaux de gris : *Increment Sign Correlation*

On détermine si les niveaux de gris varient dans le même sens

- Utilisation des vecteurs $\mathbf{b}_I$:

$$\mathbf{b}_I = \left(\dots b_I^k \dots\right)^T \text{ pour } k = 0 \cdot\cdot N_f - 2 \text{ avec } b_I^k = \begin{cases} 1 & \text{si } f_I^{k+1} \geq f_I^k \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases} \tag{12}$$

Mesures non paramétriques

Utilisation des comparaisons des niveaux de gris : *Increment Sign Correlation*

On détermine si les niveaux de gris varient dans le même sens

- Utilisation des vecteurs $\mathbf{b}_I$:

$$\mathbf{b}_I = \left(\dots b_I^k \dots\right)^T \text{ pour } k = 0 \cdot\cdot N_f - 2 \text{ avec } b_I^k = \begin{cases} 1 & \text{si } f_I^{k+1} \geq f_I^k \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases} \tag{12}$$

- Si le niveau de gris augmente entre f_I^k et f_I^{k+1}, alors b_I^k vaut 1 ou 0 dans le cas contraire
- ISC = comparaison entre $\mathbf{b}_1$ et $\mathbf{b}_2$

$$\text{ISC}(\mathbf{f}_1, \mathbf{f}_2) = \frac{1}{N_f - 1}(\mathbf{b}_1 \cdot \mathbf{b}_2 + (\mathbf{1} - \mathbf{b}_1) \cdot (\mathbf{1} - \mathbf{b}_2)) \tag{13}$$

Mesures non paramétriques

Mesure de recensement = utilisation de la transformation de recensement qui permet d'obtenir une chaîne de bits représentative des pixels contenus dans la fenêtre de corrélation

Mesures non paramétriques

Mesure de recensement = utilisation de la transformation de recensement qui permet d'obtenir une chaîne de bits représentative des pixels contenus dans la fenêtre de corrélation

- **Principe de la chaîne :** rend compte des pixels dont l'intensité est inférieure à celle du pixel central

Mesures non paramétriques

Mesure de recensement = utilisation de la transformation de recensement qui permet d'obtenir une chaîne de bits représentative des pixels contenus dans la fenêtre de corrélation

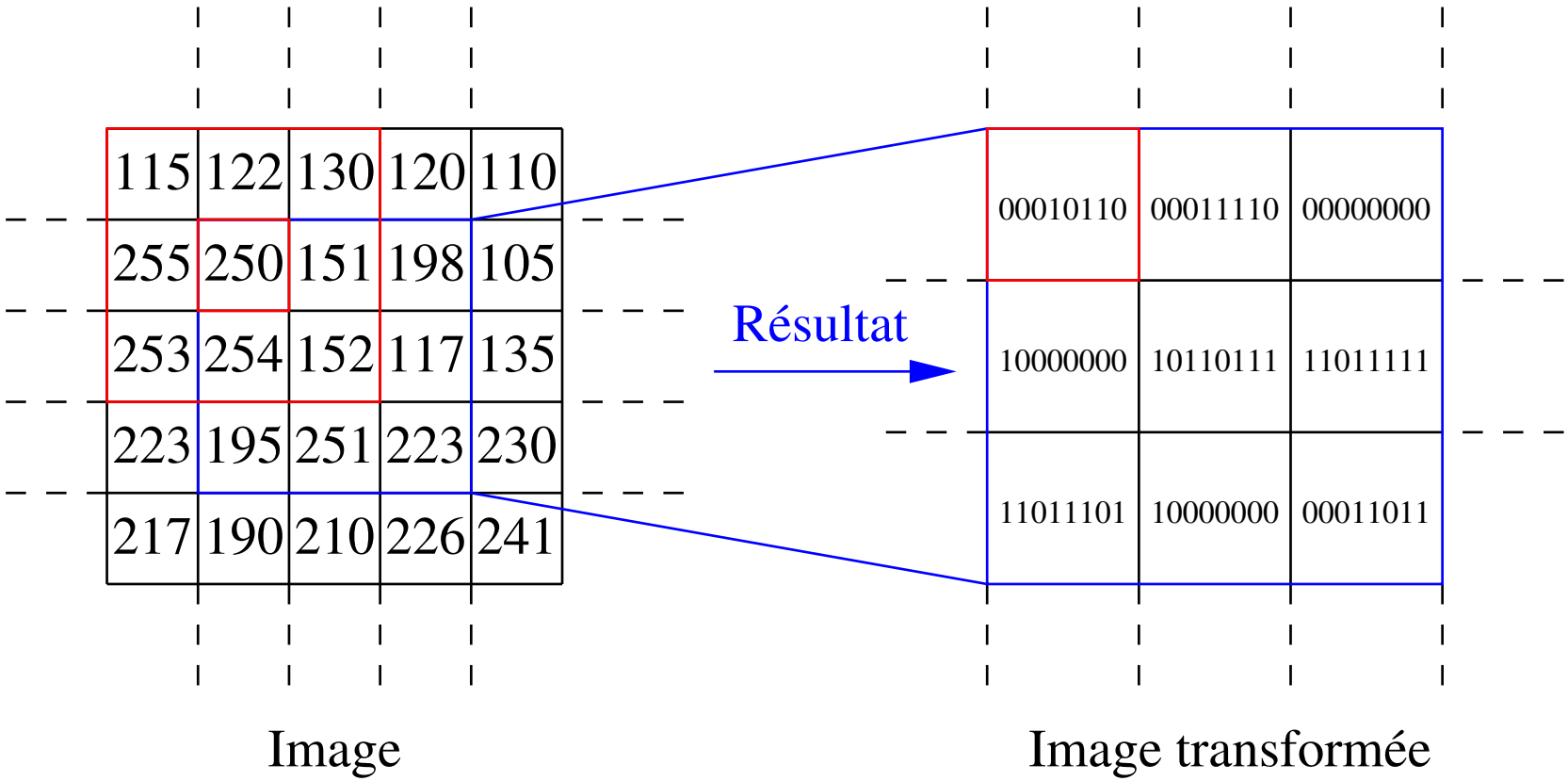
- **Principe de la chaîne :** rend compte des pixels dont l'intensité est inférieure à celle du pixel central
- Transformation en chaîne

$$\mathrm{R}_\tau(\mathbf{f}_I) = \bigotimes_{k\in[0;N_f-1]} \xi(f_I^{N_f/2}, f_I^k). \tag{14}$$

Le terme $\xi(f_I^{N_f/2}, f_I^k)$ vaut 1 si $f_I^{N_f/2} < f_I^k$ ou 0 dans le cas contraire.

Mesures non paramétriques

Transformation de recensement



Mesures non paramétriques

Mesure de recensement = CENSUS

$$\mathrm{CENSUS}(\mathbf{f}_1, \mathbf{f}_2) = \sum_{k}^{N_f - 1} \mathrm{D}_{Ham}(\mathrm{R}_\tau(\mathbf{p}_1^k), \mathrm{R}_\tau(\mathbf{p}_2^k)). \tag{15}$$

où la distance de Hamming est donnée par :

$$\mathrm{D}_{\mathrm{Ham}}(\mathbf{f}_1, \mathbf{f}_2) = \sum_{k=0}^{N_f - 1} \mathrm{sgn}|f_1^k - f_2^k| \tag{16}$$

avec la fonction sgn définie par :

$$\mathrm{sgn}(x) = \begin{cases} -1 & \text{si } x < 0 \\ 0 & \text{si } x = 0 \\ 1 & \text{sinon.} \end{cases} \tag{17}$$

Mesures robustes

- **Gestion des occultations**

  Dans le voisinage d'un pixel situé à la frontière d'un changement de profondeur, certains pixels appartiennent au premier niveau de profondeur et d'autres au deuxième niveau de profondeur

  Cette situation peut perturber la mise en correspondance et provoquer des résultats erronés

Mesures robustes

- **Gestion des occultations**

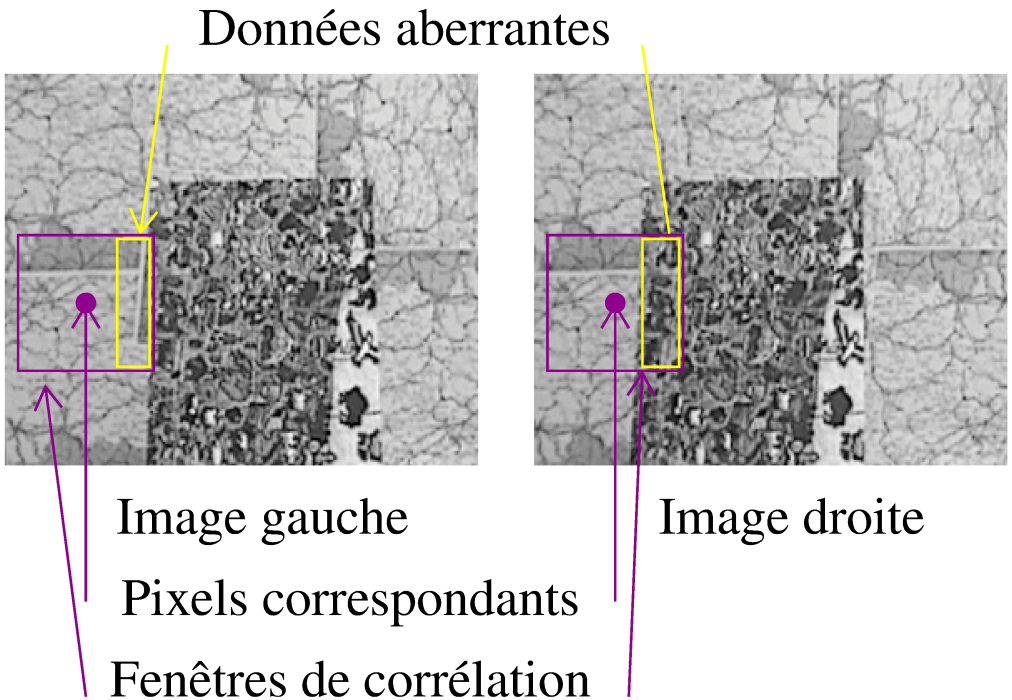
  Dans le voisinage d'un pixel situé à la frontière d'un changement de profondeur, certains pixels appartiennent au premier niveau de profondeur et d'autres au deuxième niveau de profondeur

  Cette situation peut perturber la mise en correspondance et provoquer des résultats erronés

- **Principe des mesures robustes** :

  Les pixels qui ont une profondeur différente du pixel étudié sont considérés comme des données aberrantes

Mesures robustes



Traitement des données aberrantes pour la reconstruction 3D

Mesures robustes

- Outils de statistiques robustes qui sont beaucoup moins sensibles aux données aberrantes que les outils des statistiques classiques

Mesures robustes

- Outils de statistiques robustes qui sont beaucoup moins sensibles aux données aberrantes que les outils des statistiques classiques
- En utilisant une norme/distance L_P, nous avons cette mesure, SMPD_P (*Smooth Median Powered Deviation*) = somme des h premières puissances des écarts à la médiane :

$$\text{SMPD}_P(\mathbf{f}_1, \mathbf{f}_2) = \sum_{k=0}^{h-1} \left(|\mathbf{f}_1 - \mathbf{f}_2 - \text{med}(\mathbf{f}_1 - \mathbf{f}_2)|^P \right)_{k:N_f-1}. \quad (18)$$

Mesures robustes

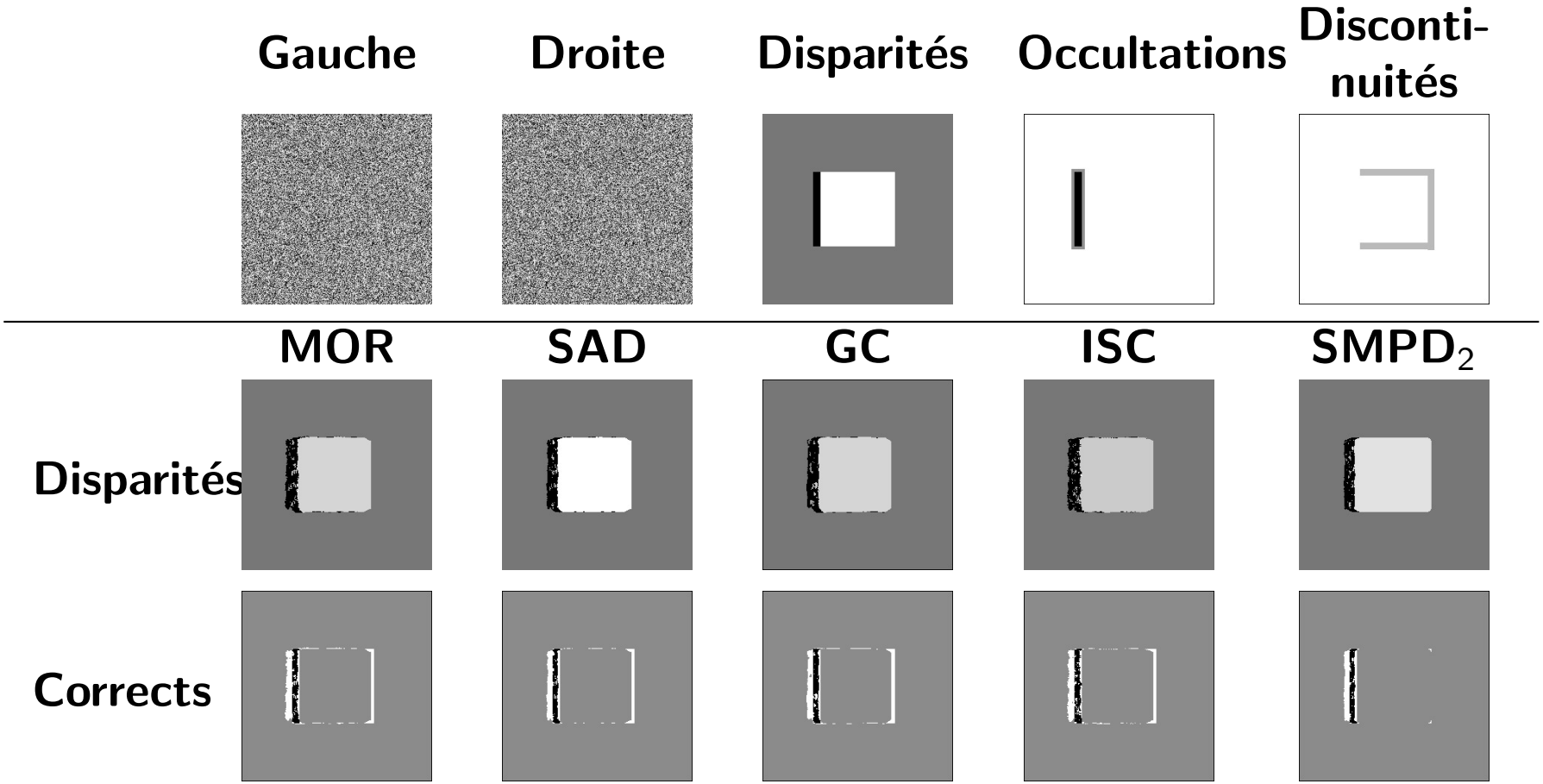
- Outils de statistiques robustes qui sont beaucoup moins sensibles aux données aberrantes que les outils des statistiques classiques
- En utilisant une norme/distance L_P, nous avons cette mesure, SMPD_P (*Smooth Median Powered Deviation*) = somme des h premières puissances des écarts à la médiane :

$$\text{SMPD}_P(\mathbf{f}_1, \mathbf{f}_2) = \sum_{k=0}^{h-1} \left(|\mathbf{f}_1 - \mathbf{f}_2 - \text{med}(\mathbf{f}_1 - \mathbf{f}_2)|^P \right)_{k:N_f-1}. \quad (18)$$

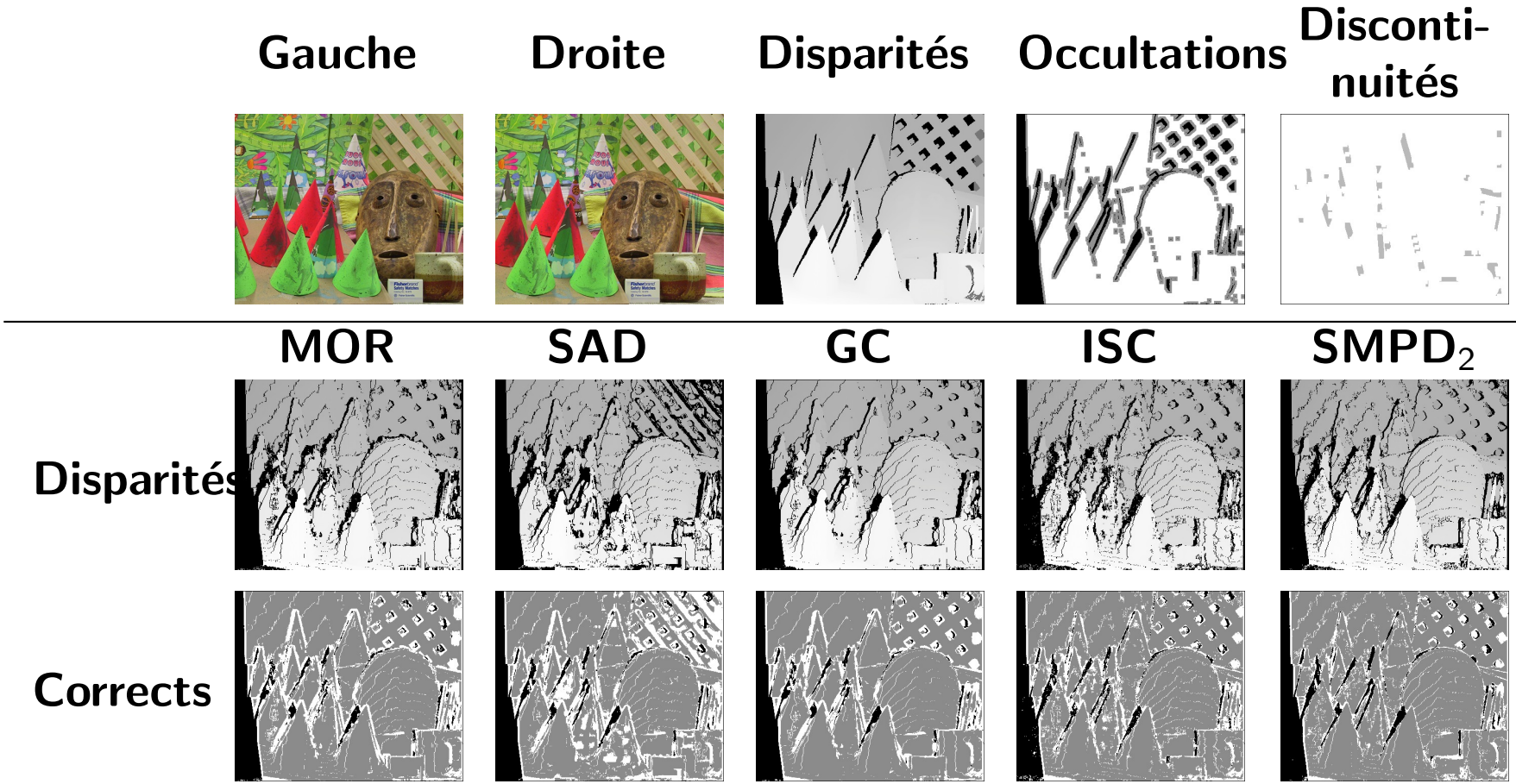
- Si nous choisissons $P = 2$, nous obtenons la mesure **Smooth Median Powered Deviation**

$$\text{SMAD}(\mathbf{f}_1, \mathbf{f}_2) = \sum_{k=0}^{h-1} \left(|\mathbf{f}_1 - \mathbf{f}_2 - \text{med}(\mathbf{f}_1 - \mathbf{f}_2)|^2 \right)_{k:N_f-1} \quad (19)$$

Résultats sur images de synthèse et réelles



Résultats sur images de synthèse et réelles



Plan

Introduction
- Éléments à déterminer
- Approches globales
- Approches locales
- Approches locales/globales
- Mise en correspondance et segmentation

Mesures de similarité locale
- Définition et difficultés
- Famille de mesures

Contraintes pour la mise en correspondance

Appariement basé SIFT

Détecteur KLT (Kanade-Lucas-Tomasi)

Contraintes pour la mise en correspondance

- Intervention dans le terme de coût global ou en affinement de l'appariement

Contraintes pour la mise en correspondance

- Intervention dans le terme de coût global ou en affinement de l'appariement
- **Buts**
  - Limiter le nombre de correspondants potentiels pour chaque pixel
  - Choisir entre plusieurs correspondants potentiels
  - Vérifier et supprimer des correspondances

Contraintes pour la mise en correspondance

- Intervention dans le terme de coût global ou en affinement de l'appariement
- **Buts**
  - Limiter le nombre de correspondants potentiels pour chaque pixel
  - Choisir entre plusieurs correspondants potentiels
  - Vérifier et supprimer des correspondances
- **Contraintes les plus utilisées** : symétrie, seuil sur le score de corrélation, ordre, unicité

Origine

- **Propriété découle d'hypothèses faites sur :**

Origine

- **Propriété découle d'hypothèses faites sur :**
  - Géométrie du capteur (Contrainte épipolaire)

Origine

- **Propriété découle d'hypothèses faites sur :**
  - Géométrie du capteur (Contrainte épipolaire)
  - Géométrie de la scène (Contraintes de compatibilité)

Origine

- **Propriété découle d'hypothèses faites sur :**
  - Géométrie du capteur (Contrainte épipolaire)
  - Géométrie de la scène (Contraintes de compatibilité)
  - Réflectance de la surface des objets ainsi que le type et la position de la source lumineuse (Contrainte de dissimilarité)

Origine

- **Propriété découle d'hypothèses faites sur :**
  - Géométrie du capteur (Contrainte épipolaire)
  - Géométrie de la scène (Contraintes de compatibilité)
  - Réflectance de la surface des objets ainsi que le type et la position de la source lumineuse (Contrainte de dissimilarité)
- Contraintes unaires / contraintes binaires

Contrainte géométrique

- Pour faciliter la mise en correspondance en réduisant la zone de recherche

Contrainte géométrique

- Pour faciliter la mise en correspondance en réduisant la zone de recherche
- Un point $\mathbf{P}$ (scène)

$+$ Deux centres de projection des deux caméras, $\mathbf{O}_1$ et $\mathbf{O}_2$

$=$ Définition du plan épipolaire

Contrainte géométrique

- Pour faciliter la mise en correspondance en réduisant la zone de recherche
- Un point $\mathbf{P}$ (scène)

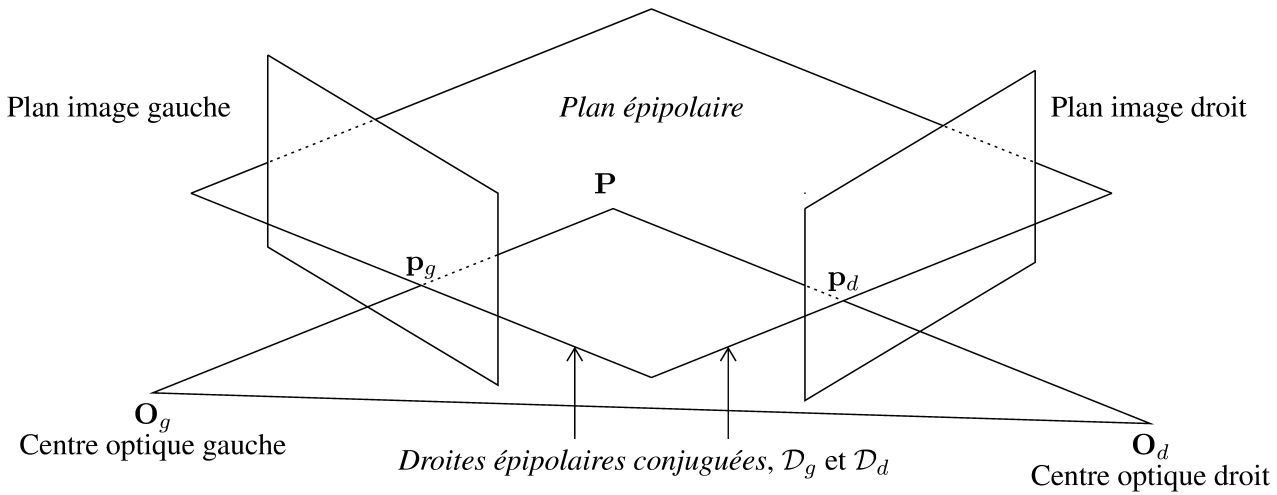
$+$ Deux centres de projection des deux caméras, $\mathbf{O}_1$ et $\mathbf{O}_2$

$=$ Définition du plan épipolaire

- Intersections du plan épipolaire avec les deux plans images

$=$ Deux droites appelées épipolaires conjuguées

Illustration



- Reprendre la notion d'épipole

Définitions

Déf. 1 Le correspondant $\mathbf{p}_2$ d'un point $\mathbf{p}_1$, qui se trouve sur la droite épipolaire gauche $\mathcal{D}_1$, se trouve nécessairement sur la droite $\mathcal{D}_2$, image de $\mathcal{D}_1$ dans le plan droit

Déf. 2 La droite $\mathcal{D}_2$ est appelée la droite épipolaire droite associée au point $\mathbf{p}_1$

Prop. Toutes les droites épipolaires concourent en un point appelé l'épipôle, noté $\mathbf{e}_l$

Cette épipôle est également l'image du centre de projection de l'autre image

$\mathbf{e}_l$ = intersection de la droite formée par les deux centres des caméras et les plans de formation des images de chaque caméra

Conclusion

1. La contrainte épipolaire permet d'obtenir une relation entre les points de l'image gauche et les points de l'image droite qui **ne dépend que des paramètres des caméras et des coordonnées image et qui est indépendante des coordonnées du point de la scène**
2. La matrice qui représente cette relation est appelée la **matrice fondamentale**

Rectification épipolaire

- **Rectification épipolaire = Configuration particulière du capteur : configuration parallèle**

Rectification épipolaire

- **Rectification épipolaire = Configuration particulière du capteur : configuration parallèle**

Déf. Droites épipolaires toutes parallèles et horizontales dans les deux images

Deux pixels correspondants se trouvent sur la même ligne

Rectification épipolaire

- **Rectification épipolaire = Configuration particulière du capteur : configuration parallèle**

Déf. Droites épipolaires toutes parallèles et horizontales dans les deux images

Deux pixels correspondants se trouvent sur la même ligne

Prop. Déplacement entre un pixel et son correspondant = une simple translation

Rectification épipolaire

- **Rectification épipolaire = Configuration particulière du capteur : configuration parallèle**

Déf. Droites épipolaires toutes parallèles et horizontales dans les deux images

Deux pixels correspondants se trouvent sur la même ligne

Prop. Déplacement entre un pixel et son correspondant = une simple translation

- Rectification épipolaire = transformation géométrique que l'on fait subir aux deux images

Estimation de la rectification épipolaire

- Difficulté = estimation des paramètres de la transformation

Estimation de la rectification épipolaire

- Difficulté = estimation des paramètres de la transformation
- Deux techniques selon l'information dont on dispose

Estimation de la rectification épipolaire

- Difficulté = estimation des paramètres de la transformation
- Deux techniques selon l'information dont on dispose
  1. **Paramètres de calibrage pour les deux images disponibles**
     Matrices de projection perspective associées à chaque image estimées
  et Déduction des transformations à appliquer

Estimation de la rectification épipolaire

- Difficulté = estimation des paramètres de la transformation
- Deux techniques selon l'information dont on dispose
  1. **Paramètres de calibrage pour les deux images disponibles**
     Matrices de projection perspective associées à chaque image estimées
  et Déduction des transformations à appliquer
  2. **Informations incomplètes sur le calibrage**
     Estimation de la matrice fondamentale à partir de correspondance de points

Conclusion sur la rectification épipolaire

- Simplification de la méthode de recherche des correspondants

Conclusion sur la rectification épipolaire

- Simplification de la méthode de recherche des correspondants
- Contrainte géométrique utilisée pendant la mise en correspondance alors que les contraintes de compatibilité peuvent être utilisées pendant ou après l'étape de mise en correspondance

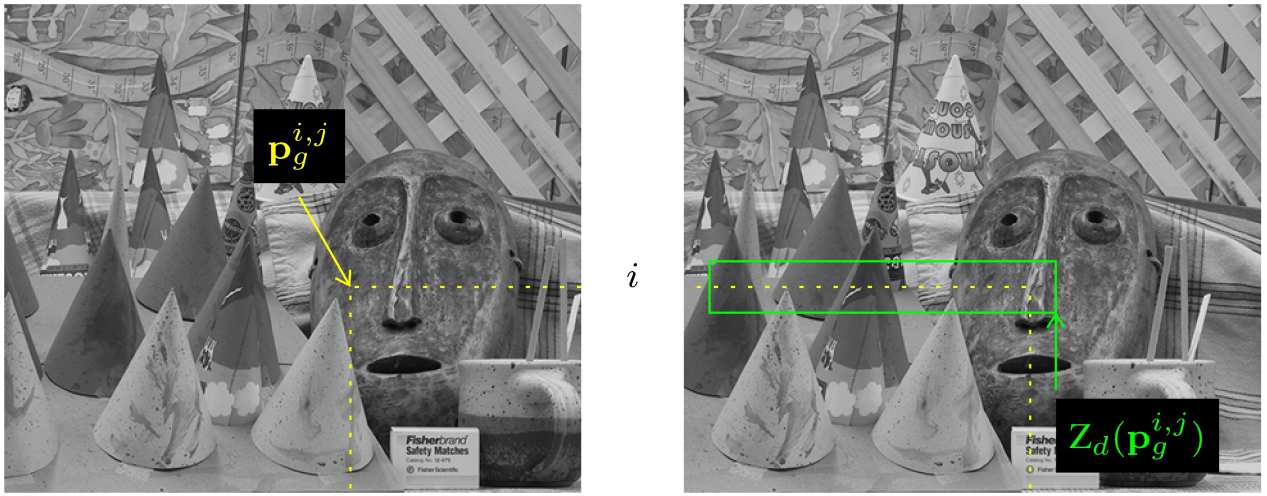
Conclusion sur la rectification épipolaire

- Simplification de la méthode de recherche des correspondants
- Contrainte géométrique utilisée pendant la mise en correspondance alors que les contraintes de compatibilité peuvent être utilisées pendant ou après l'étape de mise en correspondance
- Disparité = simple différence de colonnes

Conclusion sur la rectification épipolaire

- Simplification de la méthode de recherche des correspondants
- Contrainte géométrique utilisée pendant la mise en correspondance alors que les contraintes de compatibilité peuvent être utilisées pendant ou après l'étape de mise en correspondance
- Disparité = simple différence de colonnes
- Zone de recherche dans l'image droite = pixels sur la ligne i et situés sur les colonnes dont l'indice est inférieur ou égal à j

Conclusion sur la rectification épipolaire



Notations utilisées

- Images rectifiées

Notations utilisées

- Images rectifiées
- Toutes les contraintes présentées se généralisent simplement aux cas de déplacements dans les 2 directions

Notations utilisées

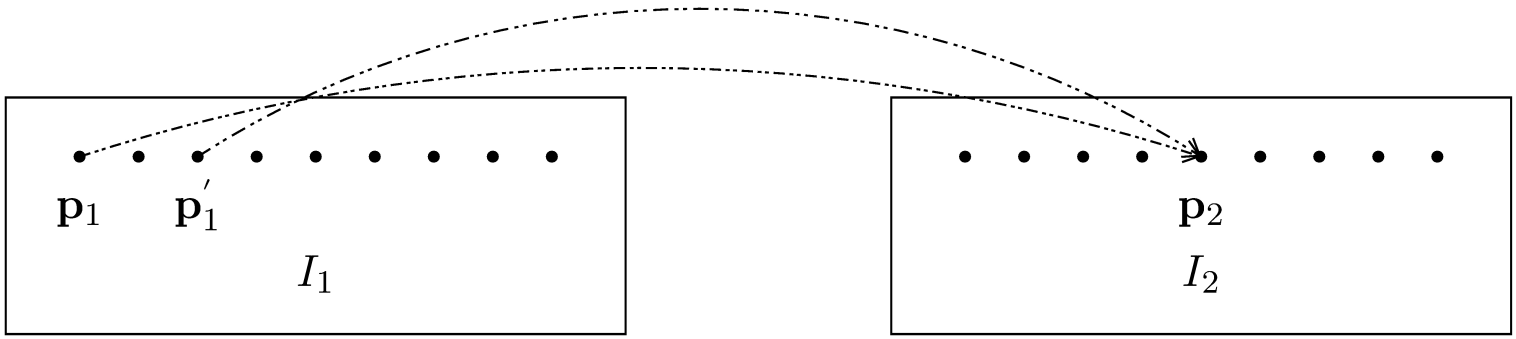
- Images rectifiées
- Toutes les contraintes présentées se généralisent simplement aux cas de déplacements dans les 2 directions
- $\mathbf{p}_2 = \mathbf{p}_1 + d(\mathbf{p}_1)$ le correspondant $\mathbf{p}_2$ dans I_2 du point $\mathbf{p}_1$ de I_1

Notations utilisées

- Images rectifiées
- Toutes les contraintes présentées se généralisent simplement aux cas de déplacements dans les 2 directions
- $\mathbf{p}_2 = \mathbf{p}_1 + d(\mathbf{p}_1)$ le correspondant $\mathbf{p}_2$ dans I_2 du point $\mathbf{p}_1$ de I_1

Représentation	Signification
	Un pixel
	Correspondance entre deux pixels
	Correspondance interdite ou pixel occulté
	Correspondance respectant une contrainte
	Correspondance ne respectant pas une contrainte

Unicité : illustration

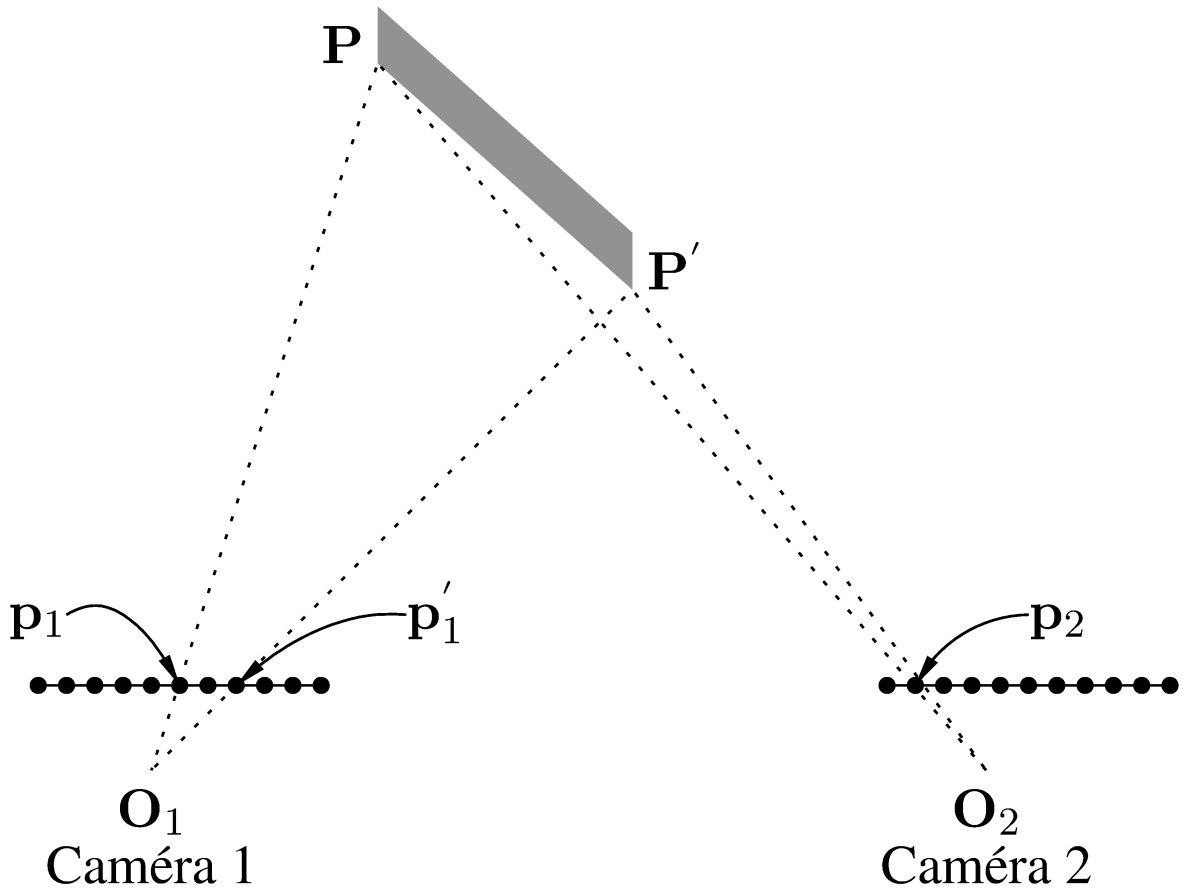


Unicité : Définition

Si deux pixels différents ont le même correspondant, alors la contrainte d'unicité n'est pas vérifiée

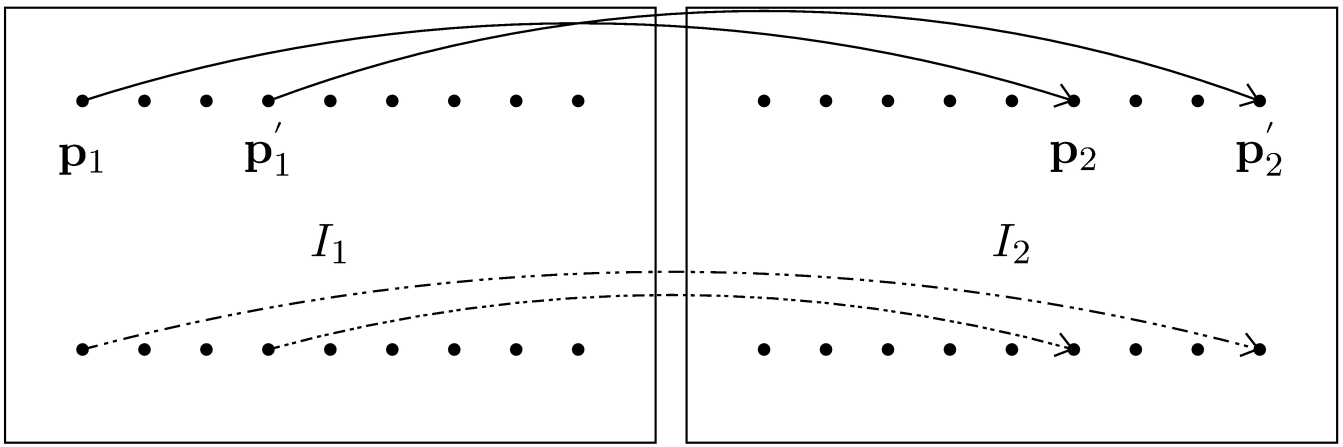
$$\text{Si } \mathbf{p}_1 + d(\mathbf{p}_1) = \mathbf{p}_2 \text{ alors } \forall\ \mathbf{p}_1^{'} \neq \mathbf{p}_1\ \mathbf{p}_1^{'} + d(\mathbf{p}_1^{'}) \neq \mathbf{p}_2. \qquad (20)$$

Non respect de la contrainte d'unicité



Contrainte difficile à respecter dans un cas de surface transparente ou fortement inclinée

Ordre : illustration



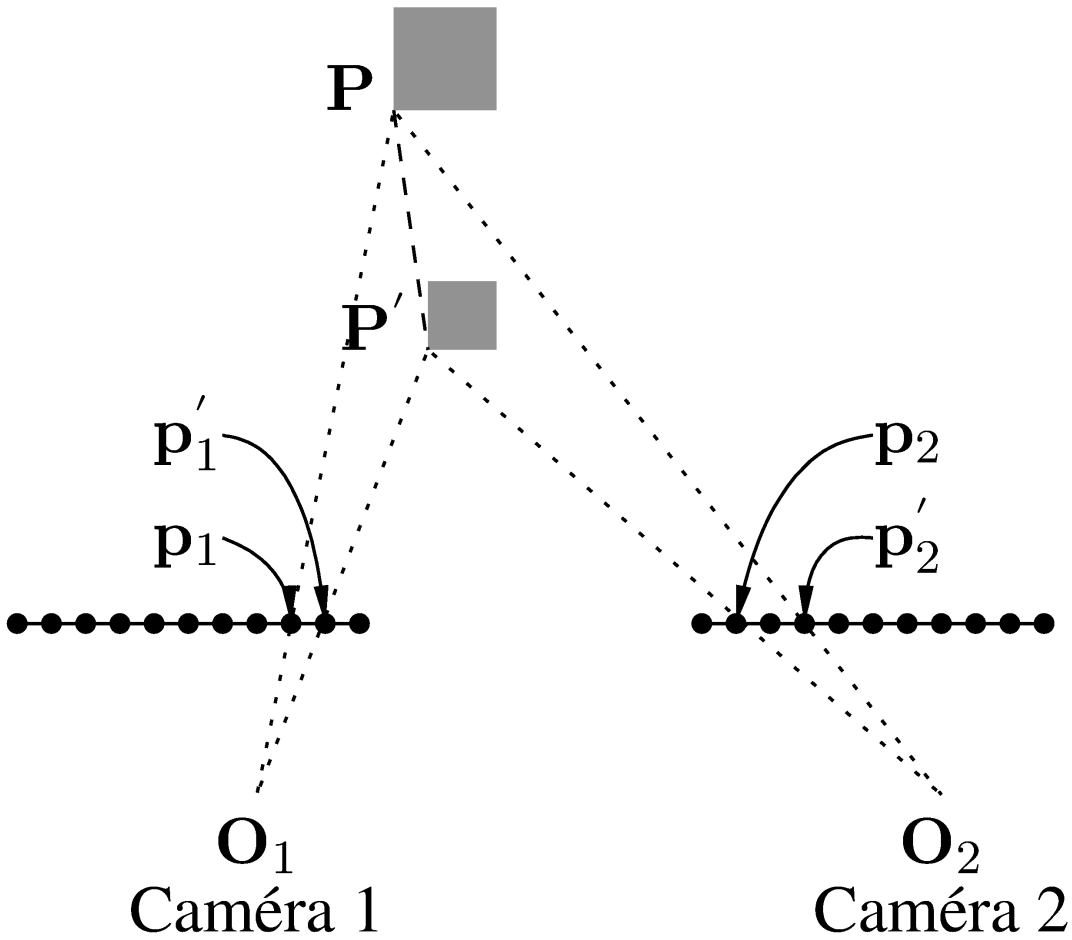
Contrainte difficile à respecter dans un cas de surface transparente ou fortement inclinée

Ordre : Définition

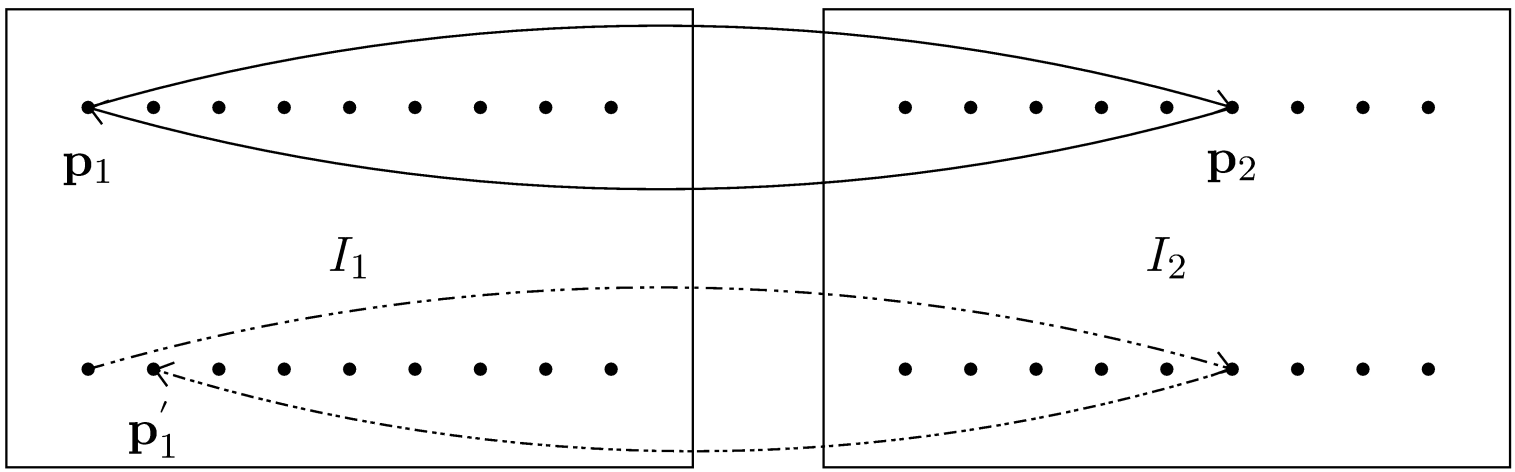
L'ordre des pixels de l'image I_1 doit être le même que celui de leurs correspondants.

$$\text{Si } \mathbf{p}_1 + d(\mathbf{p}_1) = \mathbf{p}_2 \text{ et } \mathbf{p}_1^{'} + d(\mathbf{p}_1^{'}) = \mathbf{p}_2^{'} \text{ alors } (y_1 - y_1^{'})(y_2 - y_2^{'}) \geq 0. \tag{21}$$

Non respect de la contrainte d'ordre



Contrainte de symétrie : illustration



Contrainte de symétrie : définition

- Deux mises en correspondance sont effectuées, de I_1 vers I_2 puis de I_2 vers I_1
- Si un pixel $\mathbf{p}_1$ a pour correspondant le pixel $\mathbf{p}_2$, alors, $\mathbf{p}_2$ doit avoir pour correspondant $\mathbf{p}_1$

$$\text{Si } \mathbf{p}_1 + d(\mathbf{p}_1) = \mathbf{p}_2 \text{ alors } \mathbf{p}_2 + d(\mathbf{p}_2) = \mathbf{p}_1. \tag{22}$$

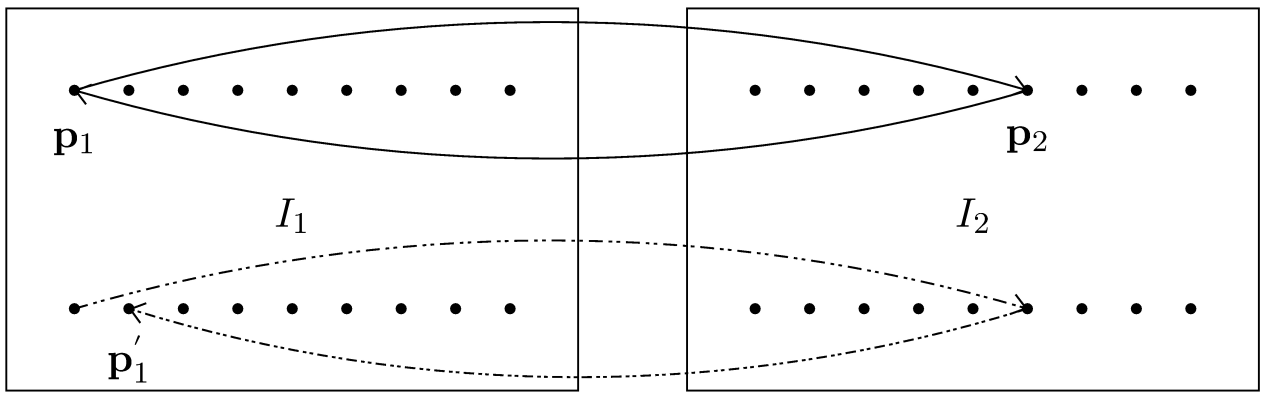
Contrainte de symétrie : définition

- Deux mises en correspondance sont effectuées, de I_1 vers I_2 puis de I_2 vers I_1
- Si un pixel $\mathbf{p}_1$ a pour correspondant le pixel $\mathbf{p}_2$, alors, $\mathbf{p}_2$ doit avoir pour correspondant $\mathbf{p}_1$

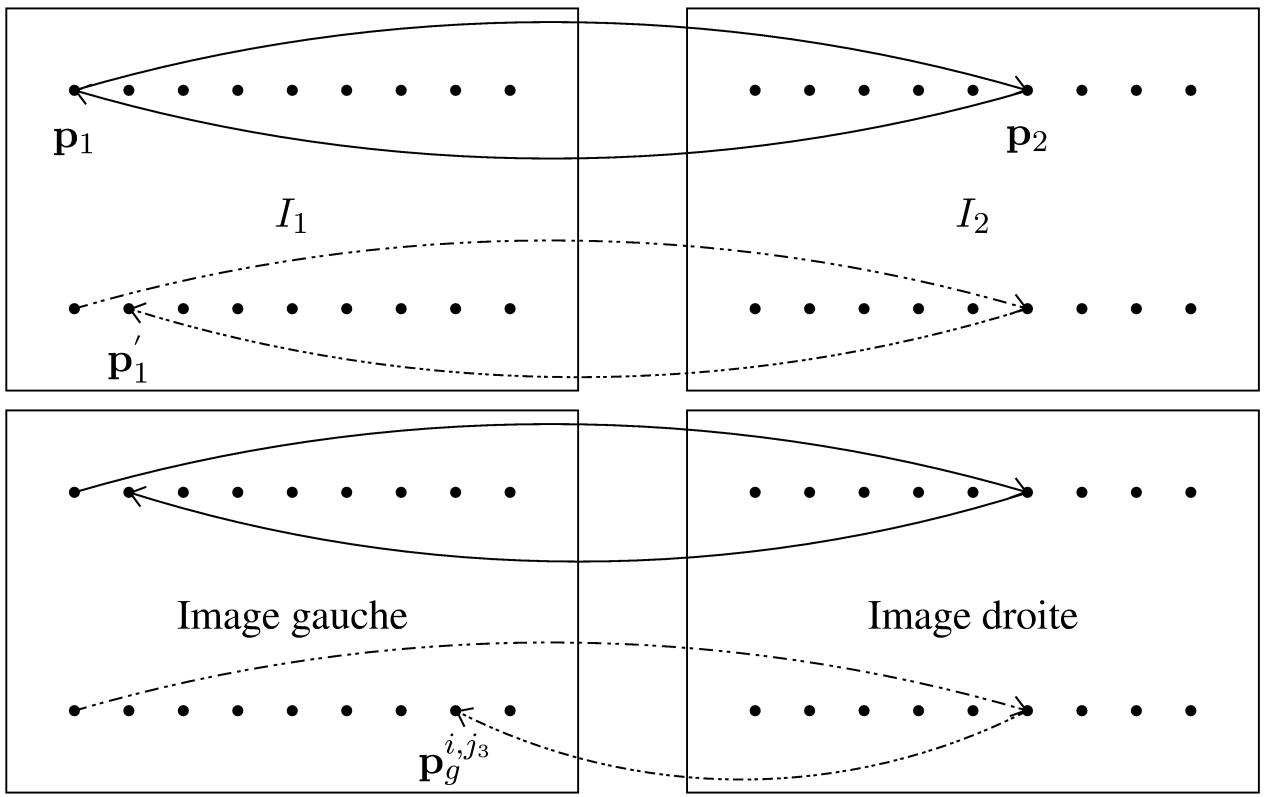
$$\text{Si } \mathbf{p}_1 + d(\mathbf{p}_1) = \mathbf{p}_2 \text{ alors } \mathbf{p}_2 + d(\mathbf{p}_2) = \mathbf{p}_1. \tag{22}$$

- Conjonction de la contrainte d'unicité de I_1 vers I_2 puis de I_2 vers I_1.
- **contrainte de symétrie assure la contrainte d'unicité**

Contrainte de symétrie faible : illustration



Contrainte de symétrie faible : illustration



Contrainte de symétrie faible : définition

Contrainte de symétrie très forte $\rightarrow$ Version qui tolère une erreur de quelques pixels

$$\text{Si } \mathbf{p}_1 + d(\mathbf{p}_1) = \mathbf{p}_2 \text{ et } \mathbf{p}_2 + d(\mathbf{p}_2) = \mathbf{p}_1^{'} \text{ alors } |y_1 - y_1^{'}| < T_j, \qquad (23)$$

avec T_j est un seuil à fixer, en général 1 ou 2 pixel(s)

Consistance faible : définition

- Variante contrainte d'ordre et unicité

Consistance faible : définition

- Variante contrainte d'ordre et unicité
- Limiter l'effet des contraintes d'unicité et d'ordre : interdire moins de correspondances

Consistance faible : définition

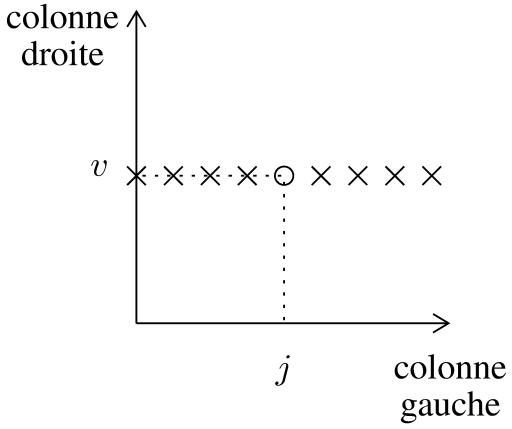
- Variante contrainte d'ordre et unicité
- Limiter l'effet des contraintes d'unicité et d'ordre : interdire moins de correspondances
- Si $\mathbf{p}_1^{i,j}$ a pour correspondant $\mathbf{p}_2^{i,v}$ alors la **contrainte de symétrie** doit être vérifiée pour :
  - tous les pixels sur la même ligne que $\mathbf{p}_1^{i,j}$ tels que leurs indices de colonne soient supérieurs à j

  ET tous les pixels sur la même ligne que $\mathbf{p}_2^{i,v}$ tels que leurs indices de colonnes soient inférieurs à v

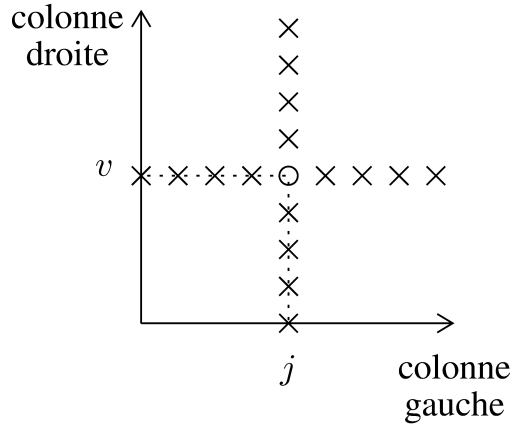
$$\text{Si } \mathbf{p}_1^{i,j} + d(\mathbf{p}_1^{i,j}) = \mathbf{p}_2^{i,v} \text{ alors}$$
$$\forall\, j' > j\ \mathbf{p}_1^{i,j'} + d(\mathbf{p}_1^{i,j'}) \neq \mathbf{p}_2^{i,v} \text{ et } \forall\, v' < v\ \mathbf{p}_2^{i,v'} + d(\mathbf{p}_2^{i,v'}) \neq \mathbf{p}_1^{i,j}. \quad (24)$$

Synthèse sur les contraintes

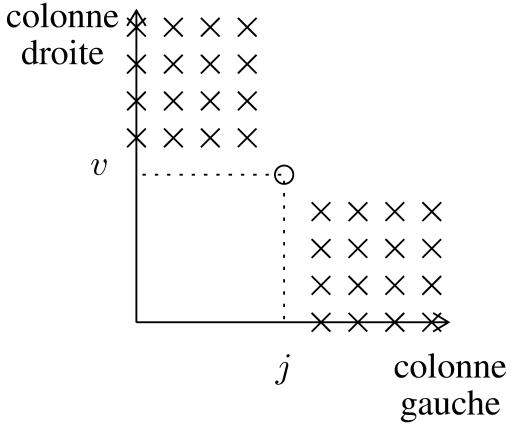
Unicité (gauche vers droite)



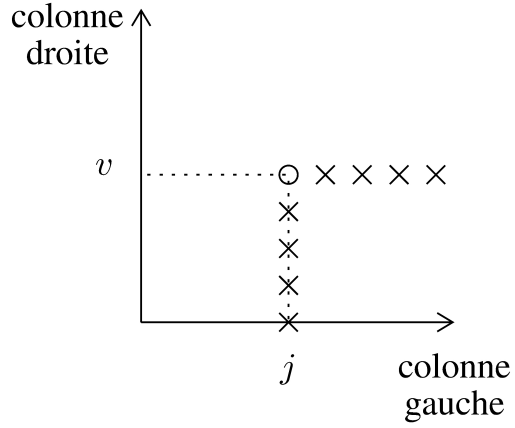
Symétrie



Ordre



Consistance faible



Question

Peut on combiner les contraintes ?

- Oui : symétrie + ordre ou tout autre combinaison
- Plus on applique de contraintes, plus on réduit le nombre de correspondances

Limite du gradient de disparité : définition

- **Hypothèse :** continuité dans les disparités = le gradient de disparité, G_{disp}, ne doit pas dépasser une certaine valeur

Limite du gradient de disparité : définition

- **Hypothèse :** continuité dans les disparités = le gradient de disparité, G_{disp}, ne doit pas dépasser une certaine valeur
- Une **approximation du gradient de disparité** : différence des disparités divisée par la séparation cyclopéenne (distance entre les milieux des paires formées par les pixels correspondants dans les images I_1 et I_2)

Limite du gradient de disparité : définition

- **Hypothèse :** continuité dans les disparités = le gradient de disparité, G_{disp}, ne doit pas dépasser une certaine valeur
- Une **approximation du gradient de disparité** : différence des disparités divisée par la séparation cyclopéenne (distance entre les milieux des paires formées par les pixels correspondants dans les images I_1 et I_2)

$$\text{Si } \mathbf{p}_1 + d(\mathbf{p}_1) = \mathbf{p}_2 \text{ et } \mathbf{p}_1^{'} + d(\mathbf{p}_1^{'}) = \mathbf{p}_2^{'} \text{ alors}$$

$$G_{disp} = \frac{\left\| (\mathbf{p}_1 - \mathbf{p}_1^{'}) - (\mathbf{p}_2 - \mathbf{p}_2^{'}) \right\|}{\left\| \frac{1}{2} \left((\mathbf{p}_1 + \mathbf{p}_2) - (\mathbf{p}_1^{'} + \mathbf{p}_2^{'}) \right) \right\|} < T_G,$$

Limite du gradient de disparité : définition

- **Hypothèse :** continuité dans les disparités = le gradient de disparité, G_{disp}, ne doit pas dépasser une certaine valeur
- Une **approximation du gradient de disparité** : différence des disparités divisée par la séparation cyclopéenne (distance entre les milieux des paires formées par les pixels correspondants dans les images I_1 et I_2)

$$\text{Si } \mathbf{p}_1 + d(\mathbf{p}_1) = \mathbf{p}_2 \text{ et } \mathbf{p}_1^{'} + d(\mathbf{p}_1^{'}) = \mathbf{p}_2^{'} \text{ alors}$$

$$G_{disp} = \frac{\left\| (\mathbf{p}_1 - \mathbf{p}_1^{'}) - (\mathbf{p}_2 - \mathbf{p}_2^{'}) \right\|}{\left\| \frac{1}{2} \left((\mathbf{p}_1 + \mathbf{p}_2) - (\mathbf{p}_1^{'} + \mathbf{p}_2^{'}) \right) \right\|} < T_G,$$

1. $(\mathbf{p}_1 - \mathbf{p}_1^{'})$: disparité pour $\mathbf{p}_1$
2. $(\mathbf{p}_2 - \mathbf{p}_2^{'})$: disparité pour $\mathbf{p}_2$

Limite du gradient de disparité : définition

- **Hypothèse :** continuité dans les disparités = le gradient de disparité, G_{disp}, ne doit pas dépasser une certaine valeur
- Une **approximation du gradient de disparité** : différence des disparités divisée par la séparation cyclopéenne (distance entre les milieux des paires formées par les pixels correspondants dans les images I_1 et I_2)

$$\text{Si } \mathbf{p}_1 + d(\mathbf{p}_1) = \mathbf{p}_2 \text{ et } \mathbf{p}_1^{'} + d(\mathbf{p}_1^{'}) = \mathbf{p}_2^{'} \text{ alors}$$

$$G_{disp} = \frac{\left\| (\mathbf{p}_1 - \mathbf{p}_1^{'}) - (\mathbf{p}_2 - \mathbf{p}_2^{'}) \right\|}{\left\| \frac{1}{2} \left((\mathbf{p}_1 + \mathbf{p}_2) - (\mathbf{p}_1^{'} + \mathbf{p}_2^{'}) \right) \right\|} < T_G,$$

1. $(\mathbf{p}_1 - \mathbf{p}_1^{'})$: disparité pour $\mathbf{p}_1$
2. $(\mathbf{p}_2 - \mathbf{p}_2^{'})$: disparité pour $\mathbf{p}_2$
3. $\frac{1}{2}\left((\mathbf{p}_1 + \mathbf{p}_2) - (\mathbf{p}_1^{'} + \mathbf{p}_2^{'})\right)$: disparité du milieu du segment $[\mathbf{p}_1\mathbf{p}_2]$

Limite du gradient de disparité : définition

- **Hypothèse :** continuité dans les disparités = le gradient de disparité, G_{disp}, ne doit pas dépasser une certaine valeur
- Une **approximation du gradient de disparité** : différence des disparités divisée par la séparation cyclopéenne (distance entre les milieux des paires formées par les pixels correspondants dans les images I_1 et I_2)

$$\text{Si } \mathbf{p}_1 + d(\mathbf{p}_1) = \mathbf{p}_2 \text{ et } \mathbf{p}_1^{'} + d(\mathbf{p}_1^{'}) = \mathbf{p}_2^{'} \text{ alors}$$

$$G_{disp} = \frac{\left\| (\mathbf{p}_1 - \mathbf{p}_1^{'}) - (\mathbf{p}_2 - \mathbf{p}_2^{'}) \right\|}{\left\| \frac{1}{2} \left((\mathbf{p}_1 + \mathbf{p}_2) - (\mathbf{p}_1^{'} + \mathbf{p}_2^{'}) \right) \right\|} < T_G,$$

1. $(\mathbf{p}_1 - \mathbf{p}_1^{'})$: disparité pour $\mathbf{p}_1$
2. $(\mathbf{p}_2 - \mathbf{p}_2^{'})$: disparité pour $\mathbf{p}_2$
3. $\frac{1}{2}\left((\mathbf{p}_1 + \mathbf{p}_2) - (\mathbf{p}_1^{'} + \mathbf{p}_2^{'})\right)$: disparité du milieu du segment $[\mathbf{p}_1\mathbf{p}_2]$
4. T_G : un seuil à fixer

Contrainte de rang : définition

- Comparaison du niveau de gris du pixel central avec celui des pixels de la zone d'agrégation

Contrainte de rang : définition

- Comparaison du niveau de gris du pixel central avec celui des pixels de la zone d'agrégation
- Signes des différences entre $\mathbf{p}_1$ et sa zone d'aggrégation indentiques à ceux obtenus avec $\mathbf{p}_2$ et sa zone d'aggrégation

Contrainte de rang : définition

- Comparaison du niveau de gris du pixel central avec celui des pixels de la zone d'agrégation
- Signes des différences entre $\mathbf{p}_1$ et sa zone d'aggrégation indentiques à ceux obtenus avec $\mathbf{p}_2$ et sa zone d'aggrégation

Si $\mathbf{p}_1 + d(\mathbf{p}_1) = \mathbf{p}_2$ alors

$$\forall\ \mathbf{p}_1^{'} \in \mathrm{ZAC}^c(\mathbf{p}_1),\ \mathbf{p}_2^{'} \in \mathrm{ZAC}^c(\mathbf{p}_2) \text{ tels que } y_1^{'} - y_1 = y_2^{'} - y_2 \qquad (25)$$

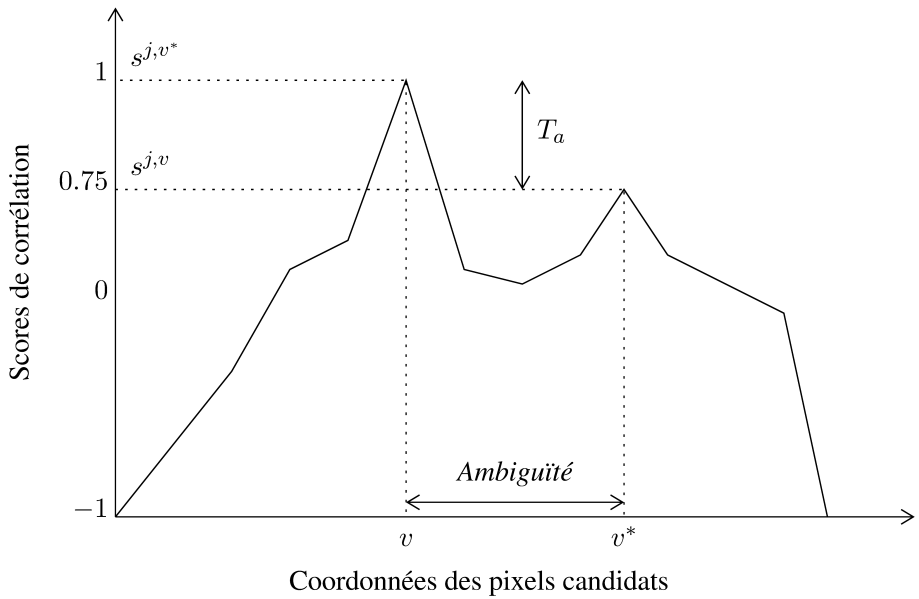
$$(I_1(x_1^{'}, y_1^{'}) - I_1(x_1, y_1))(I_2(x_2^{'}, y_2^{'}) - I_2(x_2, y_2)) > 0.$$

Contrainte de rang : illustration

$$\underset{\text{(a)}}{\begin{pmatrix} 250 & 200 & 198 \\ 100 & \mathbf{104} & 110 \\ 50 & 48 & 78 \end{pmatrix}} \quad \Big| \quad \underset{\text{(b)}}{\begin{pmatrix} 255 & 205 & 203 \\ 105 & \mathbf{109} & 115 \\ 55 & 53 & 93 \end{pmatrix}} \qquad \underset{\text{(c)}}{\begin{pmatrix} 255 & 205 & \mathit{100} \\ 105 & \mathbf{109} & \mathit{105} \\ 55 & 53 & \mathit{110} \end{pmatrix}}$$

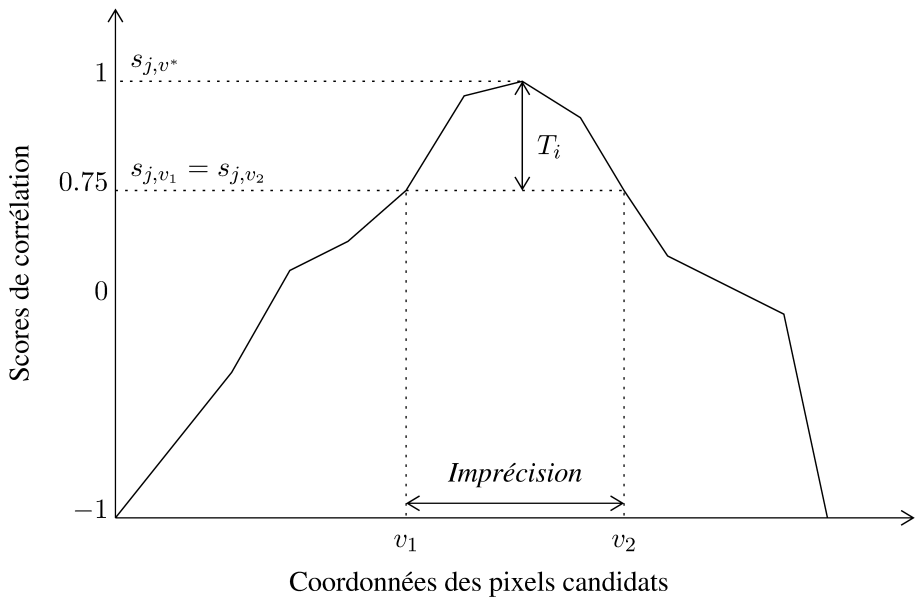
1. Entre (a) et (b) : contrainte respectée
2. Entre (a) et (c) : contrainte non respectée

Ambiguïté



$T_a = 0.25$

Imprécision



$T_a = 0.25$

Utilisation de l'ambiguïté et l'imprécision

Comment se servir des notions d'ambiguïté et d'imprécision pour faire le choix sur l'appariement ?

- Éliminer toutes les correspondances qui ne respectent pas cette contrainte
- Utiliser ce résultat pour pondérer les calculs réalisés par la suite
- Pour l'ambiguïté : utiliser des correspondances multiples
- Pour l'imprécision : appliquer un calcul au sous pixel

Prise en compte d'une contrainte

1. Toutes les correspondances ne respectant pas la contrainte sont éliminées : disparité éparse

Prise en compte d'une contrainte

1. Toutes les correspondances ne respectant pas la contrainte sont éliminées : disparité éparse
2. Une partie des correspondances est éliminée/l'autre est conservée, voire corrigée

Prise en compte d'une contrainte

1. Toutes les correspondances ne respectant pas la contrainte sont éliminées : disparité éparse
2. Une partie des correspondances est éliminée/l'autre est conservée, voire corrigée
   - 2.1 Éliminer le plus petit sous-ensemble de manière à respecter la contrainte

Exemple Contrainte figurale : on va conserver la correspondance qui se trouve sur le contour principal

Prise en compte d'une contrainte

1. Toutes les correspondances ne respectant pas la contrainte sont éliminées : disparité éparse
2. Une partie des correspondances est éliminée/l'autre est conservée, voire corrigée
   - 2.1 Éliminer le plus petit sous-ensemble de manière à respecter la contrainte

Exemple Contrainte figurale : on va conserver la correspondance qui se trouve sur le contour principal

   - 2.2 Une autre solution consiste à vérifier ou compléter cette contrainte par une seconde contrainte pour faire le choix

Exemple Contrainte de seuil sur le critère de similarité pour déterminer quelle correspondance conservée dans le cas où la contrainte d'ordre n'est pas respectée

Contraintes liées à la réflectance

$$\text{Si } \mathbf{p}_1 + (\mathbf{p}_1) = \mathbf{p}_2 \text{ alors } \text{Mes}(\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2) > T \tag{26}$$

- T relatif au type de critère utilisé et à la qualité des résultats attendue
- Plus le seuil est restrictif, plus de correspondances erronées éliminées

MAIS également plus de correspondances justes éliminées

Plan

Introduction
- Éléments à déterminer
- Approches globales
- Approches locales
- Approches locales/globales
- Mise en correspondance et segmentation

Mesures de similarité locale
- Définition et difficultés
- Famille de mesures

Contraintes pour la mise en correspondance

Appariement basé SIFT

Détecteur KLT (Kanade-Lucas-Tomasi)

Appariement basé SIFT

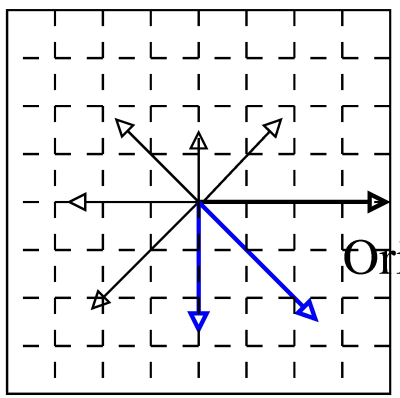
Affectation d'une orientation principale

1. Estimation de la norme et de l'orientation du vecteur gradient

Appariement basé SIFT

Affectation d'une orientation principale

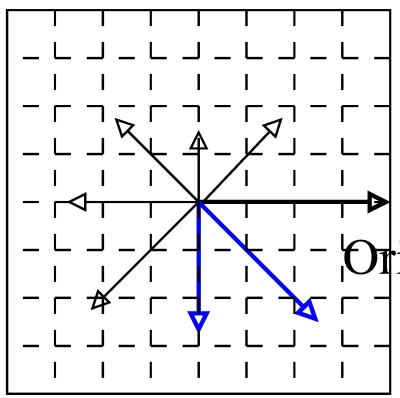
1. Estimation de la norme et de l'orientation du vecteur gradient
2. Construction d'un histogramme local d'orientation
   - 2.1 36 orientations
   - 2.2 Pondération par la norme et des poids gaussiens



Appariement basé SIFT

Affectation d'une orientation principale

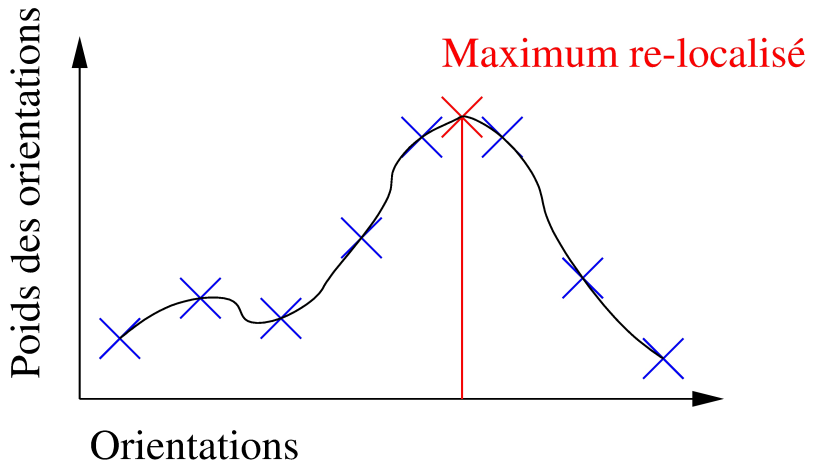
1. Estimation de la norme et de l'orientation du vecteur gradient
2. Construction d'un histogramme local d'orientation
   - 2.1 36 orientations
   - 2.2 Pondération par la norme et des poids gaussiens



3. Sélection des orientations principale et secondaires

Affectation d'une orientation principale

(4) Interpolation des orientations (pour localiser correctement le maximum local)



Calcul des descripteurs

1. **Utilisation de l'orientation et de l'histogramme déjà estimés** avec trois différences

Calcul des descripteurs

1. **Utilisation de l'orientation et de l'histogramme déjà estimés** avec trois différences
   1.1 8 orientations

Calcul des descripteurs

1. **Utilisation de l'orientation et de l'histogramme déjà estimés** avec trois différences
   - 1.1 8 orientations
   - 1.2 Rotation, relative à l'orientation du point ed'intérêt (invariance aux rotations)

Calcul des descripteurs

1. **Utilisation de l'orientation et de l'histogramme déjà estimés** avec trois différences
   - 1.1 8 orientations
   - 1.2 Rotation, relative à l'orientation du point ed'intérêt (invariance aux rotations)
   - 1.3 Pondération par la distance au point d'intérêt

Calcul des descripteurs

1. **Utilisation de l'orientation et de l'histogramme déjà estimés** avec trois différences
   - 1.1 8 orientations
   - 1.2 Rotation, relative à l'orientation du point ed'intérêt (invariance aux rotations)
   - 1.3 Pondération par la distance au point d'intérêt
2. **Normalisation du vecteur-descripteur** : Invariance aux changements affines d'illumination

Calcul des descripteurs

1. **Utilisation de l'orientation et de l'histogramme déjà estimés** avec trois différences
   - 1.1 8 orientations
   - 1.2 Rotation, relative à l'orientation du point ed'intérêt (invariance aux rotations)
   - 1.3 Pondération par la distance au point d'intérêt
2. **Normalisation du vecteur-descripteur** : Invariance aux changements affines d'illumination
3. **Seuillage des forts gradients** : Prise en compte des changements d'illumination non-linéaires, ceci implique une **deuxième normalisation du vecteur-descripteur**

Calcul des descripteurs

1. **Utilisation de l'orientation et de l'histogramme déjà estimés** avec trois différences
   - 1.1 8 orientations
   - 1.2 Rotation, relative à l'orientation du point ed'intérêt (invariance aux rotations)
   - 1.3 Pondération par la distance au point d'intérêt
2. **Normalisation du vecteur-descripteur** : Invariance aux changements affines d'illumination
3. **Seuillage des forts gradients** : Prise en compte des changements d'illumination non-linéaires, ceci implique une **deuxième normalisation du vecteur-descripteur**

Mise en correspondance

1. Descripteurs de taille 128 : voisinage 4×4 et 8 orientations
2. Mise en correspondance par ZNCC

À retenir sur le descripteur SIFT

- Un descripteur riche (128 contre $n \times n$ avec $n = 3, 5, 7 ou 9$)

Donc plus fiable pour assurer le suivi

- Un descriteur robuste (rotation, éclairage)

Plan

Introduction
- Éléments à déterminer
- Approches globales
- Approches locales
- Approches locales/globales
- Mise en correspondance et segmentation

Mesures de similarité locale
- Définition et difficultés
- Famille de mesures

Contraintes pour la mise en correspondance

Appariement basé SIFT

Détecteur KLT (Kanade-Lucas-Tomasi)

Présentation

- **Originalité :** C'est le modèle de suivi qui va conditionner la sélection des points à suivre

Présentation

- **Originalité :** C'est le modèle de suivi qui va conditionner la sélection des points à suivre
- **Une nouvelle définition des points d'intérêt !**

Présentation

- **Originalité :** C'est le modèle de suivi qui va conditionner la sélection des points à suivre
- **Une nouvelle définition des points d'intérêt !**
- Points/régions qui se distinguent des autres par le fait qu'ils sont adaptés à un modèle de suivi donné

Présentation

- **Originalité :** C'est le modèle de suivi qui va conditionner la sélection des points à suivre
- **Une nouvelle définition des points d'intérêt !**
- Points/régions qui se distinguent des autres par le fait qu'ils sont adaptés à un modèle de suivi donné
- **Rappel sur le recalage en 1D**

$$d = \text{argmin} E$$
$$\text{avec} \quad E = \text{Dist}(I_t(x+d), I_{t+1}(x)),$$

avec d, le déplacement

Dist : L_1, L_2 ou une corrélation, comme ZNCC

$I_t(x+d)$ suppose un déplacement de la droite vers la gauche, mais, on peut choisir l'inverse

Comment résoudre ce problème d'optimisation

1. **Recherche exhaustive sur d** : complexité en $O(M^2N^2)$
   (M : zone de recherche et N : taille de l'image)
   Trop coûteuse !

Comment résoudre ce problème d'optimisation

1. **Recherche exhaustive sur d** : complexité en $O(M^2N^2)$

   (M : zone de recherche et N : taille de l'image)

   Trop coûteuse !
2. **Utilisation de méthodes gloutonnes itératives**, *hill-climbing* : solution intiale mise à jour par petites variations locales

   Nécessite une bonne estimation initiale !

Comment résoudre ce problème d'optimisation

1. **Recherche exhaustive sur d** : complexité en $O(M^2N^2)$

   (M : zone de recherche et N : taille de l'image)

   Trop coûteuse !
2. **Utilisation de méthodes gloutonnes itératives**, *hill-climbing* : solution intiale mise à jour par petites variations locales

   Nécessite une bonne estimation initiale !
3. **Utilisation de méthodes locales**, de type *winner takes all*

   Performances réduites en cas de changements d'échelles ou de déplacements trop importants

Comment résoudre ce problème d'optimisation

1. **Recherche exhaustive sur d** : complexité en $O(M^2N^2)$

   (M : zone de recherche et N : taille de l'image)

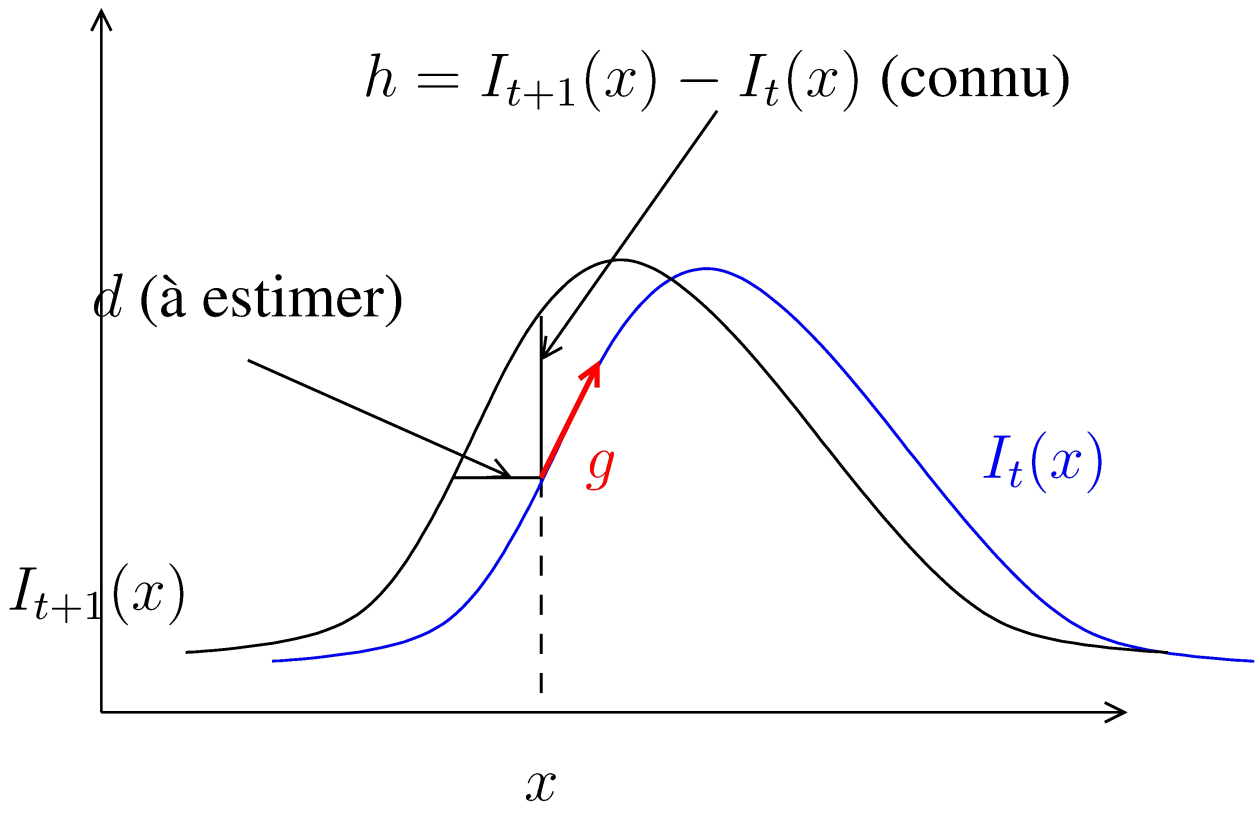
   Trop coûteuse !
2. **Utilisation de méthodes gloutonnes itératives**, *hill-climbing* : solution intiale mise à jour par petites variations locales

   Nécessite une bonne estimation initiale !
3. **Utilisation de méthodes locales**, de type *winner takes all*

   Performances réduites en cas de changements d'échelles ou de déplacements trop importants
4. **Approche pyramidale ou multi-échelle**

   Recommandée (SIFT, KLT)

Ce qu'on cherche à estimer (en 1D en supposant une translation)



d en fonction de g et h connus

Caractéristiques de l'approche

1. Utilisation des gradients de l'image
2. Algorithme itératif s'appuyant sur la méthode de Newton-Raphson
3. Approche multi-résolution ou pyramidale

Caractéristiques de l'approche

1. **Utilisation des gradients de l'image**
2. **Algorithme itératif s'appuyant sur la méthode de Newton-Raphson**
3. Approche multi-résolution ou pyramidale

Recalage en 1D naïf : Exprimer d en fonction des éléments connus

- **Définition de la dérivée en** x : d (le déplacement) supposé petit

$$I_t'(x) \approx \frac{I_t(x+d) - I_t(x)}{d}$$

Recalage en 1D naïf : Exprimer d en fonction des éléments connus

- **Définition de la dérivée en** x : d (le déplacement) supposé petit

$$I_t'(x) \approx \frac{I_t(x+d) - I_t(x)}{d}$$

- **Invariance photométrique des éléments suivis** :
  $I_{t+1}(x) = I_t(x+d)$

$$I_t'(x) \approx \frac{I_t(x+d) - I_t(x)}{d} = \frac{I_{t+1}(x) - I_t(x)}{d}$$

Recalage en 1D naïf : Exprimer d en fonction des éléments connus

- **Définition de la dérivée en** x : d (le déplacement) supposé petit

$$I_t'(x) \approx \frac{I_t(x+d) - I_t(x)}{d}$$

- **Invariance photométrique des éléments suivis** :
  $I_{t+1}(x) = I_t(x+d)$

$$I_t'(x) \approx \frac{I_t(x+d) - I_t(x)}{d} = \frac{I_{t+1}(x) - I_t(x)}{d}$$

- Ainsi d :

$$d \approx \frac{I_{t+1}(x) - I_t(x)}{I'(x)}$$

Recalage en 1D naïf
Amélioration de cette expression

1. **Moyenne sur une portion de courbe**
   La fenêtre d'observation doit être plus petite que le déplacement d
2. **Pondération des points par la norme de la dérivée seconde**
   Pour faire en sorte que les points sur des fortes courbures aient moins d'influence

$$d \approx \frac{1}{\sum_x w(x)} \sum_x w(x) \frac{I_{t+1}(x) - I_t(x)}{I_t'(x)}$$

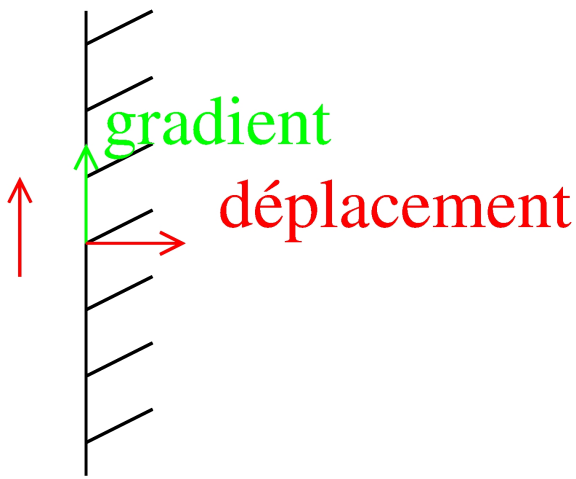
avec des poids $w(x)$ inversement proportionnel à la norme de la dérivée seconde :

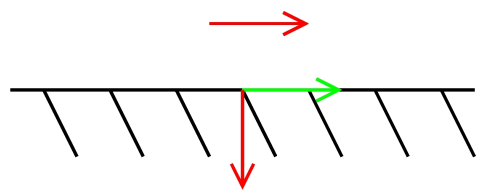
$$w(x) = \frac{1}{\|I_{t+1}'(x) - I_t'(x)\|} \text{ avec } I''(x) \approx \frac{I_{t+1}'(x) - I_t'(x)}{d}$$

en supprimant d, constant pour tous les poids

Recalage en 1D naïf : remarques

le déplacement peut être ainsi estimé en projetant la différence d'intensité observée sur le gradient
Si le déplacement a lieu suivant le gradient, il sera difficile d'estimer le déplacement !





Recalage en 1D naïf
Schéma de Newton-Raphson

1. $d_0 = 0$;
2. $$d_{k+1} = d_k + \frac{\sum_x w(x) \frac{I_{t+1}(x) - I_t(x + d_k)}{I_t'(x + d_k)}}{\sum_x w(x)}$$

Recalage en 1D naïf
Schéma de Newton-Raphson

1. $d_0 = 0$;
2. $$d_{k+1} = d_k + \frac{\sum_x w(x) \frac{I_{t+1}(x) - I_t(x + d_k)}{I_t'(x + d_k)}}{\sum_x w(x)}$$

Limites de cette approche

1. Approximation linéaire en 2D difficile
2. Expression de d non définie pour $I_t'(x) = 0$

Recalage en 1D généralisable au 2D

- Utilisation d'un **développement de Taylor à l'ordre 1**

$$I_t(x+d) \approx I_t(x) + dI_t^{'}(x)$$

Recalage en 1D généralisable au 2D

- Utilisation d'un **développement de Taylor à l'ordre 1**

$$I_t(x+d) \approx I_t(x) + dI_t^{'}(x)$$

- **Énergie à minimiser**

$$E = \sum_x w(x)(I_t(x+d) - I_{t+1}(x))^2 \approx \sum_x (I_t(x) + dI_t^{'}(x) - I_{t+1}(x))^2$$

Recalage en 1D généralisable au 2D

- Utilisation d'un **développement de Taylor à l'ordre 1**

$$I_t(x+d) \approx I_t(x) + dI_t'(x)$$

- **Énergie à minimiser**

$$E = \sum_x w(x)(I_t(x+d) - I_{t+1}(x))^2 \approx \sum_x (I_t(x) + dI_t'(x) - I_{t+1}(x))^2$$

- Minimiser cette expression revient à trouver la solution de

$$0 = \frac{\partial E}{\partial d} \approx \sum_x w(x) I_t'(x)(I_t(x) + dI_t'(x) - I_{t+1}(x))$$

Recalage en 1D généralisable au 2D

- Utilisation d'un **développement de Taylor à l'ordre 1**

$$I_t(x+d) \approx I_t(x) + dI_t'(x)$$

- **Énergie à minimiser**

$$E = \sum_x w(x)(I_t(x+d) - I_{t+1}(x))^2 \approx \sum_x (I_t(x) + dI_t'(x) - I_{t+1}(x))^2$$

- Minimiser cette expression revient à trouver la solution de

$$0 = \frac{\partial E}{\partial d} \approx \sum_x w(x) I_t'(x)(I_t(x) + dI_t'(x) - I_{t+1}(x))$$

- d'où

$$d \approx \frac{\sum_x w(x) I_t'(x)(I_{t+1}(x) - I_t(x))}{\sum_x w(x) I_t'(x)^2}$$

Recalage en 1D généralisable au 2D
Schéma de Newton-Raphson

1. $d_0 = 0$;
2. $$d_{k+1} = d_k + \frac{\sum_x w(x) I_t'(x + d_k) \left(I_{t+1}(x) - I_t(x + d_k)\right)}{\sum_x w(x) I_t'(x + d_k)^2}$$

   avec les poids définis de la même manière

Recalage en 1D généralisable au 2D
Schéma de Newton-Raphson

1. $d_0 = 0$;
2. $$d_{k+1} = d_k + \frac{\sum_x w(x) I_t'(x + d_k) \left(I_{t+1}(x) - I_t(x + d_k)\right)}{\sum_x w(x) I_t'(x + d_k)^2}$$

   avec les poids définis de la même manière

Remarques

1. En présence de hautes fréquences : **convergence de l'algorithme compromise**

   Conseil : Pré-filtrage de l'image permettant de supprimer les hautes fréquences
2. Problème engendré par ce pré-filtrage : **perte de certains détails**

   Conseil : Approche pyramidale ou multi-échelle

Recalage en 2D

- **Énergie à minimiser**

$$E = \sum_{\mathbf{x}} w(\mathbf{x})(I_t(\mathbf{x}+\mathbf{d}) - I_{t+1}(\mathbf{x}))^2$$

Recalage en 2D

- **Énergie à minimiser**

$$E = \sum_{\mathbf{x}} w(\mathbf{x})(I_t(\mathbf{x}+\mathbf{d}) - I_{t+1}(\mathbf{x}))^2$$

- **Expression similaire**

$$I_t(\mathbf{x}+\mathbf{d}) \approx I_t(\mathbf{x}) + \mathbf{g}^T\mathbf{d}$$

Recalage en 2D

- **Énergie à minimiser**

$$E = \sum_{\mathbf{x}} w(\mathbf{x})(I_t(\mathbf{x}+\mathbf{d}) - I_{t+1}(\mathbf{x}))^2$$

- **Expression similaire**

$$I_t(\mathbf{x}+\mathbf{d}) \approx I_t(\mathbf{x}) + \mathbf{g}^T\mathbf{d}$$

- avec le **vecteur gradient**

$$\mathbf{g} = \frac{\partial I_t(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} = \begin{bmatrix} \frac{\partial I_t(\mathbf{x})}{\partial x} & \frac{\partial I_t(\mathbf{x})}{\partial y} \end{bmatrix}^T$$

Recalage en 2D

- Minimiser E revient à trouver la solution de

$$
\begin{aligned}
0 &= \frac{\partial E}{\partial d} \\
&\approx \frac{\partial}{\partial d}\left(\sum_{\mathbf{x}} w(\mathbf{x})\left[I_t(\mathbf{x}) + \mathbf{g}^T\mathbf{d} - I_{t+1}(\mathbf{x})\right]^2\right) \\
&= \sum_{\mathbf{x}} w(\mathbf{x})\mathbf{g}\left[I_t(\mathbf{x}) + \mathbf{g}^T\mathbf{d} - I_{t+1}(\mathbf{x})\right]
\end{aligned}
$$

Recalage en 2D

- **Nouvelle expression de d**

$$\mathbf{d}^T \approx \left[\sum_{\mathbf{x}} w(\mathbf{x})\mathbf{g}(I_{t+1}(\mathbf{x}) - I_t(\mathbf{x}))\right]^T \left[\sum_{\mathbf{x}} w(\mathbf{x})\mathbf{g}\mathbf{g}^T\right]^{-1}$$

Recalage en 2D

On peut ré-écrire de manière plus lisible

$$\mathbf{d}^T = \mathbf{e}^T \mathbf{G}^{-1}$$

avec

$$\mathbf{G} = \left[\sum_{\mathbf{x}} w(\mathbf{x}) \mathbf{g}\mathbf{g}^T \right] \text{ et}$$

$$e = \left[\sum_{\mathbf{x}} w(\mathbf{x}) \mathbf{g} (I_{t+1}(\mathbf{x}) - I_t(\mathbf{x})) \right]$$

Recalage en 2D
Schéma de Newton-Raphson

$$\mathbf{d}_{k+1} = \mathbf{d}_k + \left[\sum_{\mathbf{x}} w(\mathbf{x}) \frac{\partial I_t(\mathbf{x}+\mathbf{d}_k)}{\partial \mathbf{x}} \left(I_{t+1}(\mathbf{x}) - I_t(\mathbf{x}+\mathbf{d}_k)\right)\right] \left[\sum_{\mathbf{x}} \frac{\partial I_t(\mathbf{x}+\mathbf{d}_k)}{\partial \mathbf{x}}^T \frac{\partial I_t(\mathbf{x}+\mathbf{d}_k)}{\partial \mathbf{x}}\right]^{-1} \quad (27)$$

Expérimentalement, 5 itérations suffisent pour estimer le déplacement

Généralisation aux transformations affines

- On pose

$$I_{t+1}(\mathbf{x}) = I_t(\mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{d})$$

avec

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} a_{xx} & a_{xy} \\ a_{yx} & a_{yy} \end{pmatrix}$$

(rotation , mise à l'échelle, transvection)

Généralisation aux transformations affines

- Ainsi

$$E = \sum_{\mathbf{x}} w(\mathbf{x})(I_t(\mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{d}) - I_{t+1}(\mathbf{x}))^2$$

avec

$$I_t(\mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{d}) \approx I_t(\mathbf{x}) + \mathbf{g}^T(\mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{d}) \quad (28)$$

Généralisation aux transformations affines

- En minimisant la dérivée de cette énergie (utilisation des dérivées partielles)

$$0 = \frac{\partial E}{\partial \mathbf{A}} = \sum_{\mathbf{x}} w(\mathbf{x})(I_t(\mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{d}) - I_{t+1}(\mathbf{x}))\mathbf{g}\mathbf{x}^T$$

$$0 = \frac{\partial E}{\partial \mathbf{d}} = \sum_{\mathbf{x}} w(\mathbf{x})(I_t(\mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{d}) - I_{t+1}(\mathbf{x}))\mathbf{g}$$

Généralisation aux transformations affines

- En remplaçant $I_t(\mathbf{Ax} + \mathbf{d})$ dans ces deux équations

$$\sum_{\mathbf{x}} w(\mathbf{x})\mathbf{g}\mathbf{x}^T\mathbf{g}^T\mathbf{u} = \sum_{\mathbf{x}} w(\mathbf{x})(I_t(\mathbf{x}) - I_{t+1}(\mathbf{x}))\mathbf{g}\mathbf{x}^T$$

$$\sum_{\mathbf{x}} w(\mathbf{x})\mathbf{g}\mathbf{g}^T\mathbf{u} = \sum_{\mathbf{x}} w(\mathbf{x})(I_t(\mathbf{x}) - I_{t+1}(\mathbf{x}))\mathbf{g}$$

avec

$$\mathbf{u} = \mathbf{Ax} + \mathbf{d}$$

Généralisation aux transformations affines
Schéma de Newton-Raphson

1. **Schéma de Newton-Raphson**
   - 1.1 $\mathbf{A}_0 = \mathbf{1}$; $\mathbf{d}_0 = \mathbf{0}$; $I_t^0 = I_t(\mathbf{x})$
   - 1.2 Résoudre les équations précédente en remplaçant I_t^i par $I_t^{i-1}(\mathbf{A}_i\mathbf{x} + \mathbf{d_i})$
2. Généralement, on estime de manière alternative $\mathbf{A}$ et $\mathbf{d}$ pour simplifier les calculs

Généralisation aux changements de luminosité

1. **Prise en compte des paramètres liés aux changements de luminosité**

$$I_{t+1}(\mathbf{x}) = \alpha I_t(\mathbf{x}) + \beta. \tag{29}$$

2. **Énergie E à minimiser**

$$E = \sum_{\mathbf{x}} w(\mathbf{x})(I_t(\mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{d}) - (\alpha I_{t+1}(\mathbf{x}) + \beta))^2$$

3. Même raisonnement pour la suite
4. **Conclusion** : si tous les aspects sont pris en compte : il y a 8 paramètres à estimer !

Sélection des zones à suivre

1. **Questions**
   - 1.1 Comment choisir les éléments à suivre ?
   - 1.2 Comment choisir la taille d'observation ?
   - 1.3 Que se passe-t-il en présence de surfaces très fortement inclinées ?
   - 1.4 Que se passe-t-il lorsque des objets sont occultés ?
2. **Contraintes**
   - 2.1 Faible changement de l'apparence : **Toute fenêtre dont l'apparence varie brusquement est abandonnée**
     Conséquence : Prise en compte des zones difficiles
   - 2.2 Pour la taille d'observation : petite taille de fenêtre (robuste aux occultations)

Sélection des zones à suivre

1. **Zones faiblement affectée par la présence de bruit**

   Zone non uniforme et suffisamment texturée

2. **Condition sur G**

   2.1 λ_1 et λ_2 : les deux valeurs propres

   $$\min(\lambda_1, \lambda_2) > S_\lambda, \tag{30}$$

   2.2 **Choix pour** S_λ : 2 solutions

   2.2.1 Calculer les valeurs propres de zones uniformes préalablement identifiées

   2.2.2 Calculer toutes les valeurs propres minimales et analyser l'histogramme de ces valeurs
   Choisir ensuite le seuil permettant de distinguer les 2 modes de l'histogramme