

Découverte automatique de la région d'intérêt en recalage direct d'images

Florent Brunet, Adrien Bartoli, Nassir Navab, Rémy Malgouyres

Plan

- Introduction
 - Le recalage d'image
 - Problème adressé
- Découverte automatique de la région d'intérêt
- Expérimentations

Plan

- **Introduction**
 - Le recalage d'image
 - Problème adressé
- Découverte automatique de la région d'intérêt
- Expérimentations

Recalage d'images



Image 1



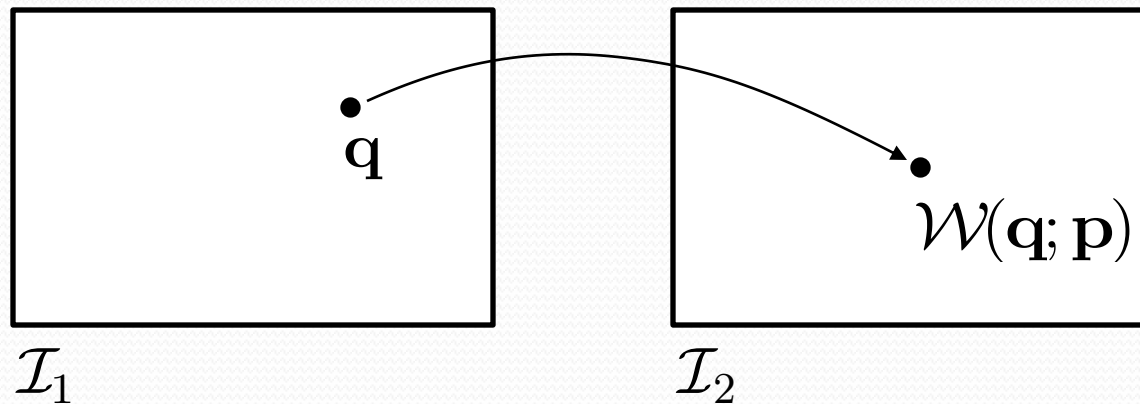
Image 2

Applications : mosaïque d'images, suivi d'objets, super-résolution, ...

Approches classiques

- Variationnelles / **paramétriques**
- Deux types d'approches :
 - L'approche géométrique
 - Mettre en correspondance des « éléments saillants »
 - **L'approche photométrique (directe, basée intensité)**
 - Minimiser la différence en couleur

L'approche directe



$$\min_{\mathbf{p}} \sum_{\mathbf{q}_i \in \mathcal{R}} \left\| \mathcal{I}_1(\mathbf{q}_i) - \mathcal{I}_2(\mathcal{W}(\mathbf{q}_i; \mathbf{p})) \right\|^2$$

Transformation géométrique : paramétrique, générique (homographie, B-Spline, etc.)

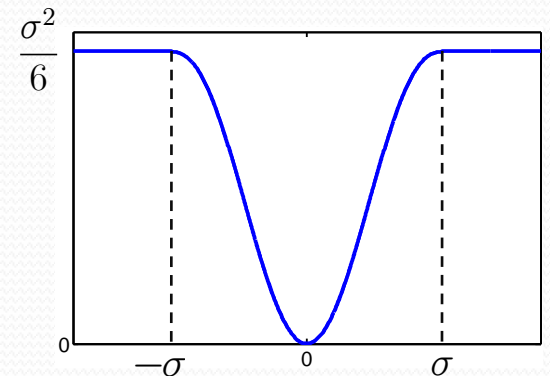
Robustesse

- Gérer les (auto-)occultations : robustesse
- M-Estimeur

$$\min_{\mathbf{p}} \sum_{\mathbf{q}_i \in \mathcal{R}} \rho \left(\left\| \mathcal{I}_1(\mathbf{q}_i) - \mathcal{I}_2(\mathcal{W}(\mathbf{q}_i; \mathbf{p})) \right\| \right)$$

- Fonction Bicarrée de Tukey

$$\rho(x) = \begin{cases} \frac{\sigma^2}{6} \left(1 - \left(1 - \left(\frac{x}{\sigma} \right)^2 \right)^3 \right) & \text{si } |x| < \sigma \\ \frac{\sigma^2}{6} & \text{sinon} \end{cases}$$



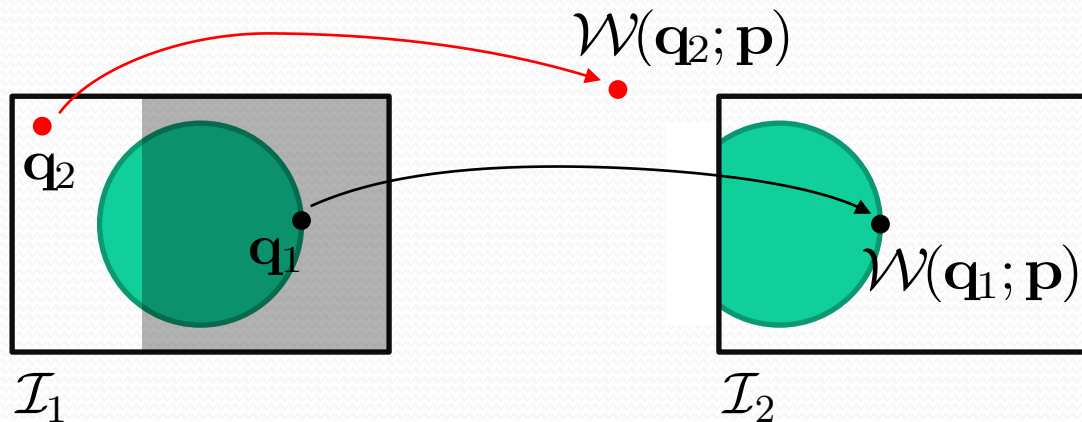
Optimisation

- Problème non linéaire
- Gauss-Newton (linéarisation locale, itératif)
- Moindres carrés itérativement repondérés

- Très efficace avec les M-Estimeurs
- Nécessite une fonction de coût dérivable

La région d'intérêt

- Parties communes aux deux images



$$\min_{\mathbf{p}} \sum_{\mathbf{q}_i \in \mathcal{R}} \rho \left(\left\| \mathcal{I}_1(\mathbf{q}_i) - \mathcal{I}_2(\mathcal{W}(\mathbf{q}_i; \mathbf{p})) \right\| \right)$$

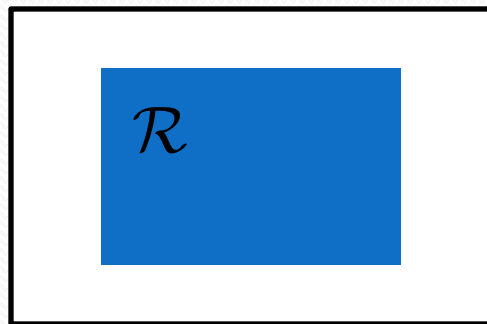
- **Problème : la région d'intérêt n'est pas connue !**

Plan

- Introduction
 - Le recalage d'image
 - Problème adressé
- **Découverte automatique de la région d'intérêt**
- Expérimentations

Approche classique

- Considérer une marge



\mathcal{I}_1



\mathcal{I}_2

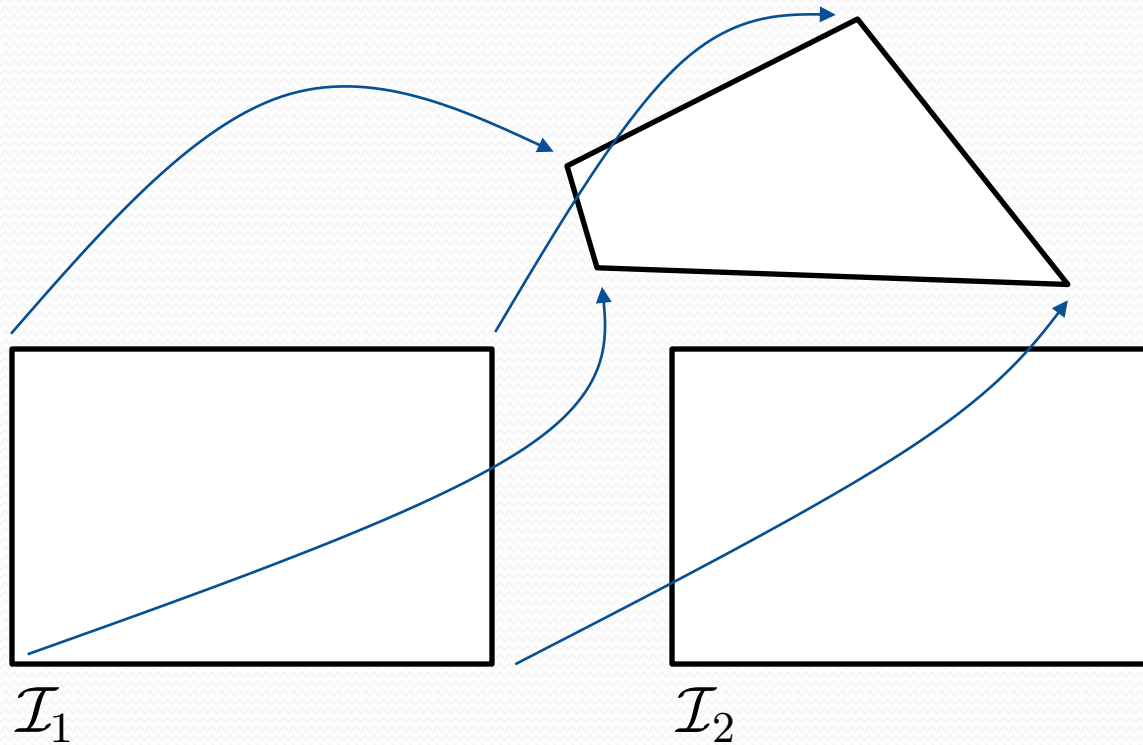
- Problèmes :
 - La transformation de R est-elle vraiment dans \mathcal{I}_2 ?
 - Perte d'information

Approche « triviale »

- Principe :
 - Considérer tous les points
 - Ne retenir que ceux qui « tombent bien »

$$\min_{\mathbf{p}} \sum_{\substack{\mathbf{q}_i \in \mathcal{I}_1 \\ \mathcal{W}(\mathbf{q}_i; \mathbf{p}) \in \mathcal{I}_2}} \rho\left(\|\mathcal{I}_1(\mathbf{q}_i) - \mathcal{I}_2(\mathcal{W}(\mathbf{q}_i; \mathbf{p}))\|\right)$$

- Problèmes :
 - La fonction de coût n'est pas continue
 - Il existe des solutions de coût minimal mais incorrectes

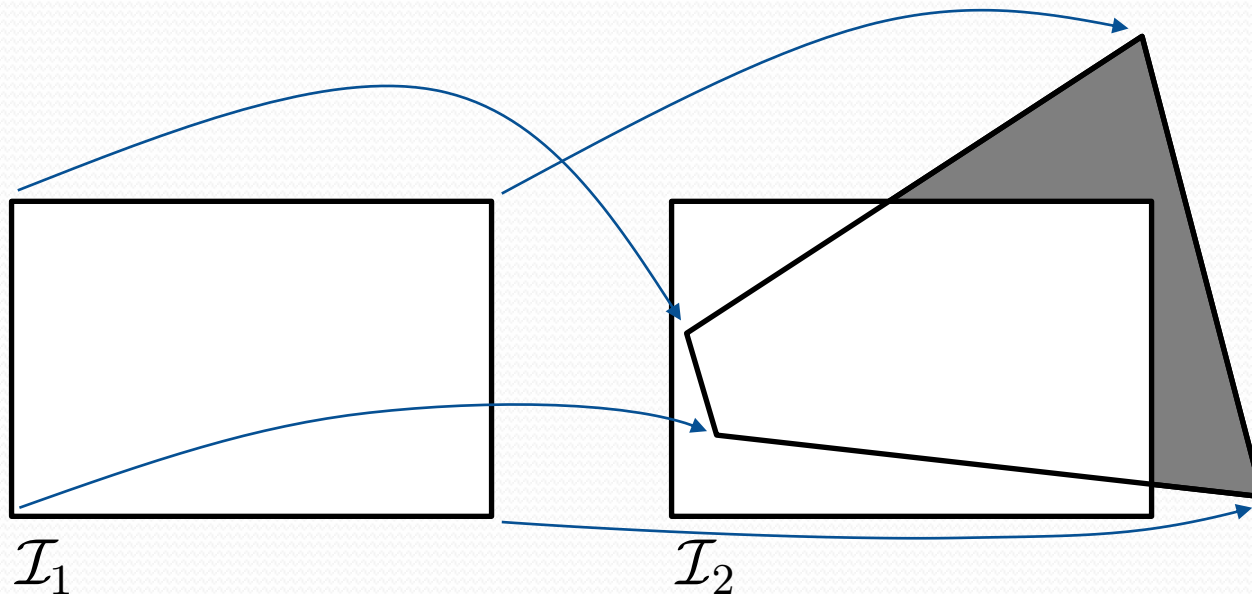


$$\min_{\mathbf{p}} \sum_{\substack{\mathbf{q}_i \in \mathcal{I}_1 \\ \mathcal{W}(\mathbf{q}_i; \mathbf{p}) \in \mathcal{I}_2}} \rho(\|\mathcal{I}_1(\mathbf{q}_i) - \mathcal{I}_2(\mathcal{W}(\mathbf{q}_i; \mathbf{p}))\|)$$

Aucun des pixels transformés ne tombe dans \mathcal{I}_2 : coût nul !

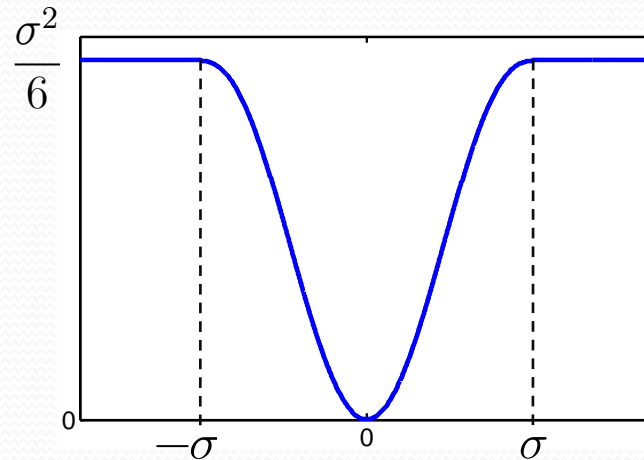
Notre approche

- Donner une pénalité aux points qui sortent



Notre approche

- La pénalité correspond à la valeur résultante d'un outlier



- Favorise un chevauchement maximal
- Limité par le contexte robuste

Notre approche

$$(\mathbf{q}'_i = \mathcal{W}(\mathbf{q}_i; \mathbf{p}))$$

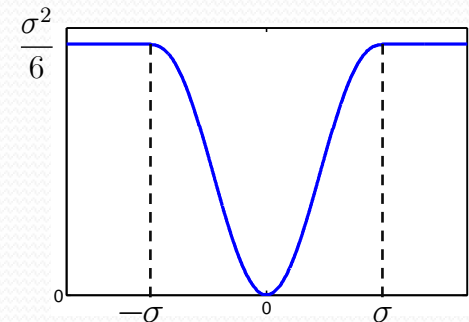
$$\min_{\mathbf{p}} \sum_{\substack{\mathbf{q}_i \in \mathcal{I}_1 \\ \mathbf{q}'_i \in \mathcal{I}_2}} \rho\left(\|\mathcal{I}_1(\mathbf{q}_i) - \mathcal{I}_2(\mathbf{q}'_i)\|\right) + \sum_{\substack{\mathbf{q}_i \in \mathcal{I}_1 \\ \mathbf{q}'_i \notin \mathcal{I}_2}} \frac{\sigma^2}{6}$$

- Encore quelques défauts :
 - Comment optimise-t-on ce coût ?
 - Fonction de coût non-continue

Notre approche

- Inclure la pénalité dans le M-Estimateur

$$\min_{\mathbf{p}} \sum_{\mathbf{q}_i \in \mathcal{I}_1} \rho \left([\mathbf{q}'_i \in \mathcal{I}_2] \|\mathcal{I}_1(\mathbf{q}_i) - \mathcal{I}_2(\mathbf{q}'_i)\| + (1 - [\mathbf{q}'_i \in \mathcal{I}_2]) \sigma \right)$$



Notre approche

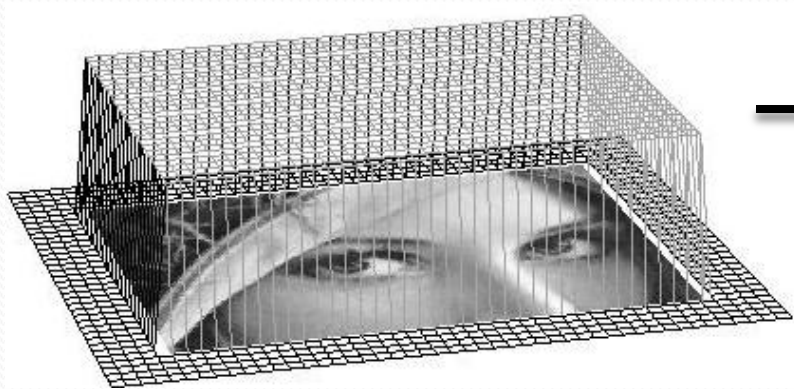
- Inclure la pénalité dans le M-Estimateur

$$\min_{\mathbf{p}} \sum_{\mathbf{q}_i \in \mathcal{I}_1} \rho \left([\mathbf{q}'_i \in \mathcal{I}_2] \|\mathcal{I}_1(\mathbf{q}_i) - \mathcal{I}_2(\mathbf{q}'_i)\| + (1 - [\mathbf{q}'_i \in \mathcal{I}_2]) \sigma \right)$$

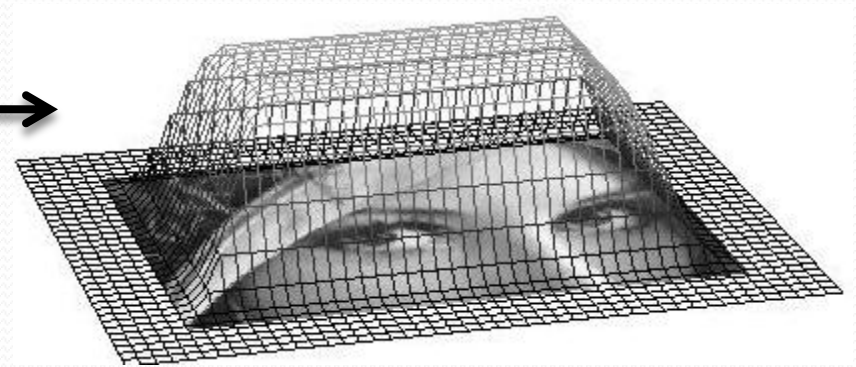
- Toujours pas différentiable

Notre approche

- Remplacer la fonction $[\cdot]$ par une fonction continue



$[\mathbf{q}' \in \mathcal{I}_2]$



$\mathcal{B}(\mathbf{q}')$

Notre approche

- Finalement :

$$\min_{\mathbf{p}} \sum_{\mathbf{q}_i \in \mathcal{I}_1} \rho \left(\mathcal{B}(\mathbf{q}'_i) \left\| \mathcal{I}_1(\mathbf{q}_i) - \mathcal{I}_2(\mathbf{q}'_i) \right\| + (1 - \mathcal{B}(\mathbf{q}'_i)) \sigma \right)$$

Plan

- Introduction
 - Le recalage d'image
 - Problème adressé
- Découverte automatique de la région d'intérêt
- **Expérimentations**

Transformations géométriques

- Homographies

$$\mathcal{W}_H(\mathbf{q}; \mathbf{p}) = \frac{1}{p_7x + p_8y + 1} \begin{pmatrix} p_1x + p_2y + p_3 \\ p_4x + p_5y + p_7 \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{p}^\top = (p_1 \ \dots \ p_8) \in \mathbb{R}^8$$

Transformations géométriques

- Produit tensoriel de B-Splines

$$\mathcal{W}_B(\mathbf{q}; \mathbf{p}) = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \mathbf{p}_{i,j} N_i(x) N_j(y)$$

$$\mathbf{p}^\top = (\mathbf{p}_{1,1} \ \dots \ \mathbf{p}_{m,1} \ \dots \ \mathbf{p}_{m,n}) \in \mathbb{R}^{2 \times mn}$$

Exemple

\mathcal{I}_1



\mathcal{I}_2



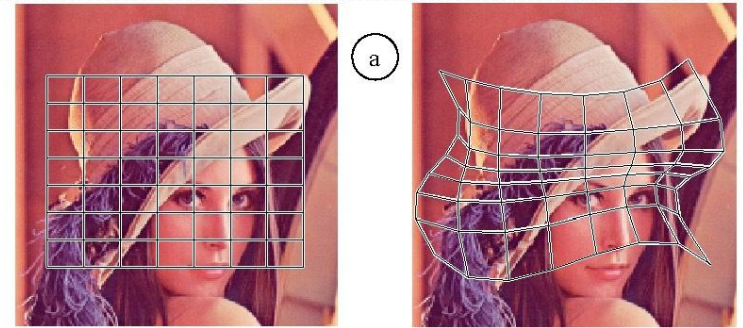
Avec marge



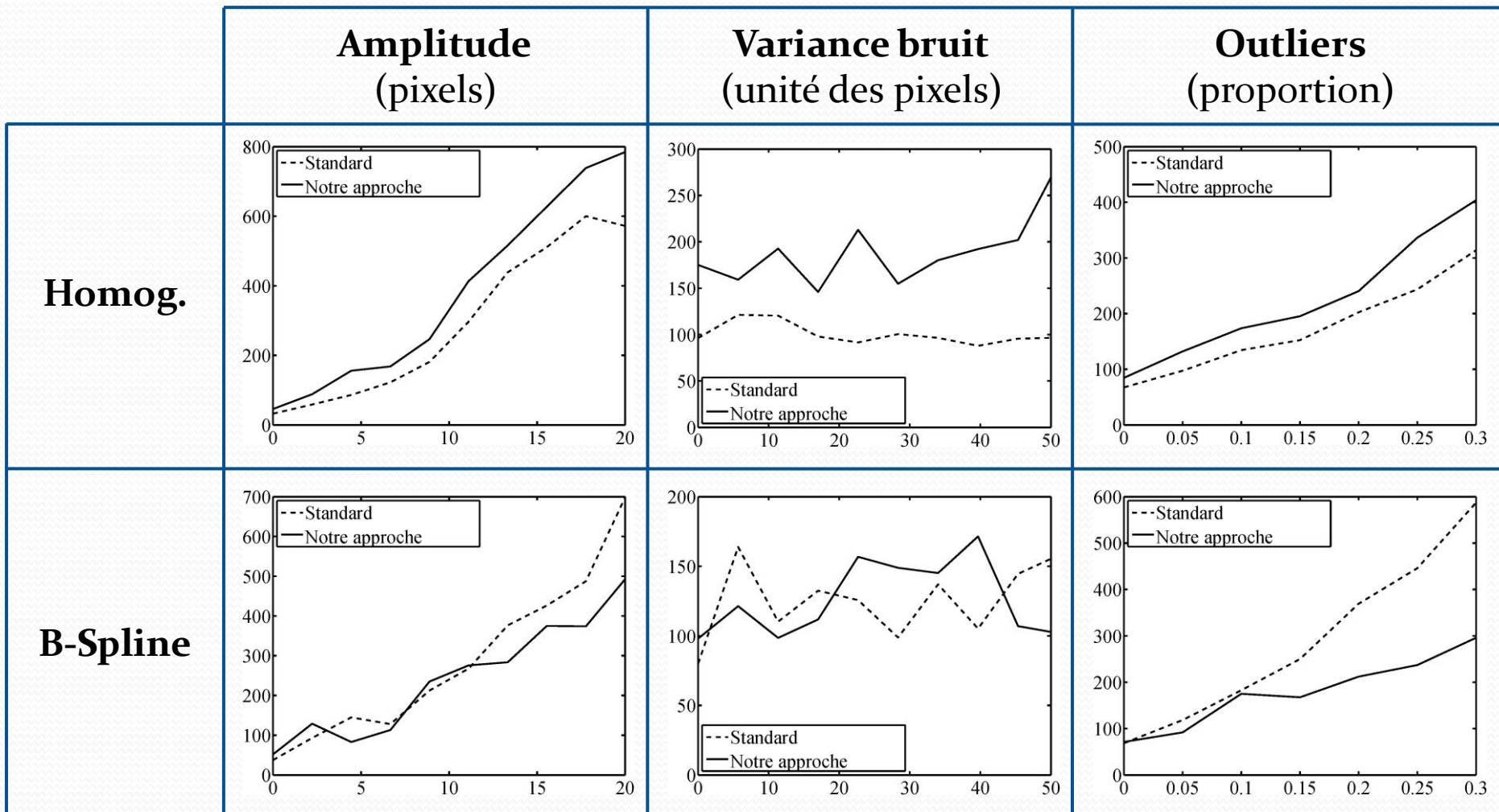
Notre approche

Données synthétiques

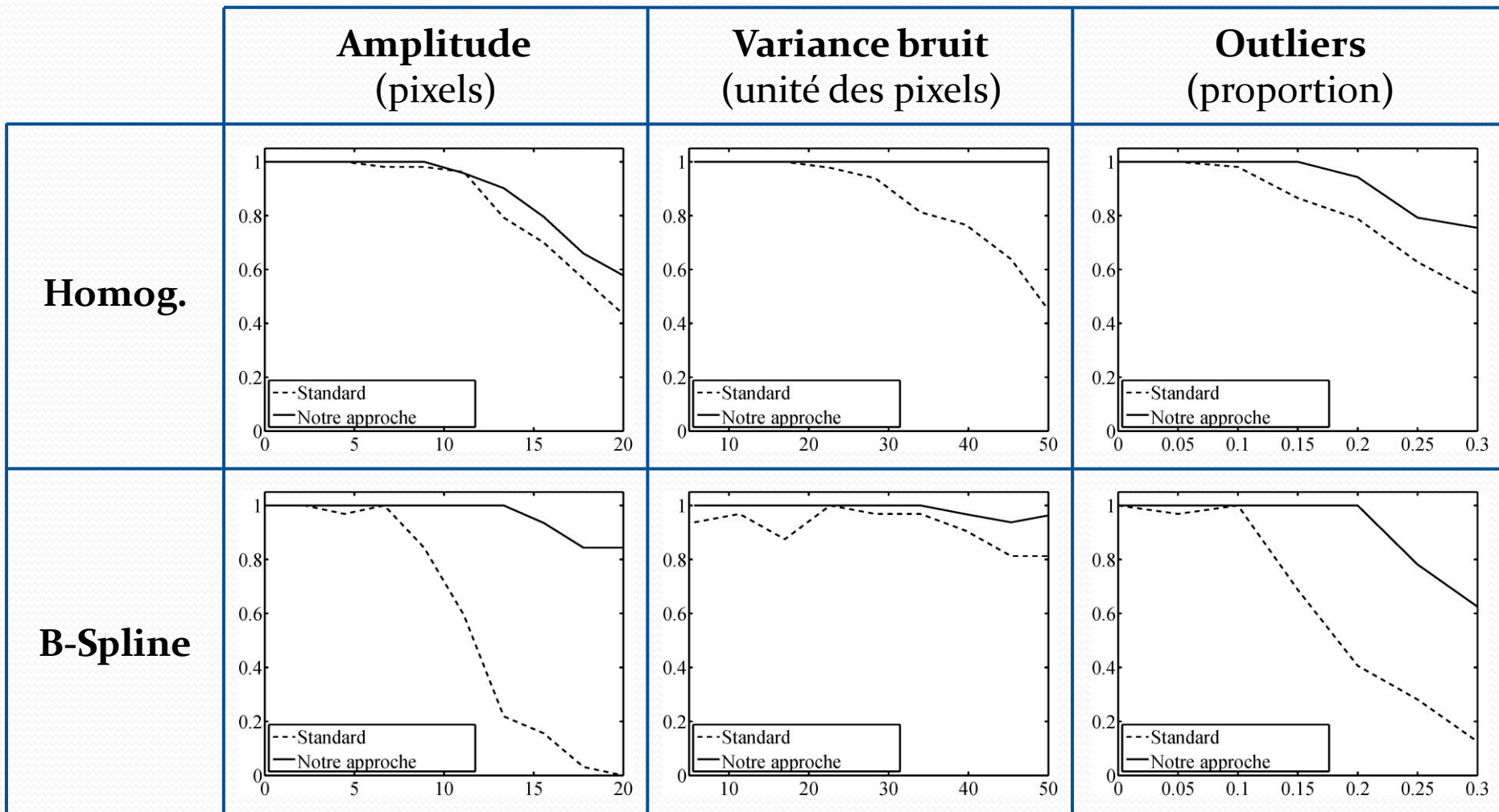
- Influence de 3 paramètres :
 - Amplitude : de 0 à 20 pixels (défaut : 10 pix.)
 - Bruit : de 0 à 50 % (défaut : 25%)
 - Outliers : de 0 à 30 % (défaut : 15%)
- Deux approches :
 - Approche classique (marge)
 - Notre approche
- Homographies et B-Splines
- Moyenne sur 100 images



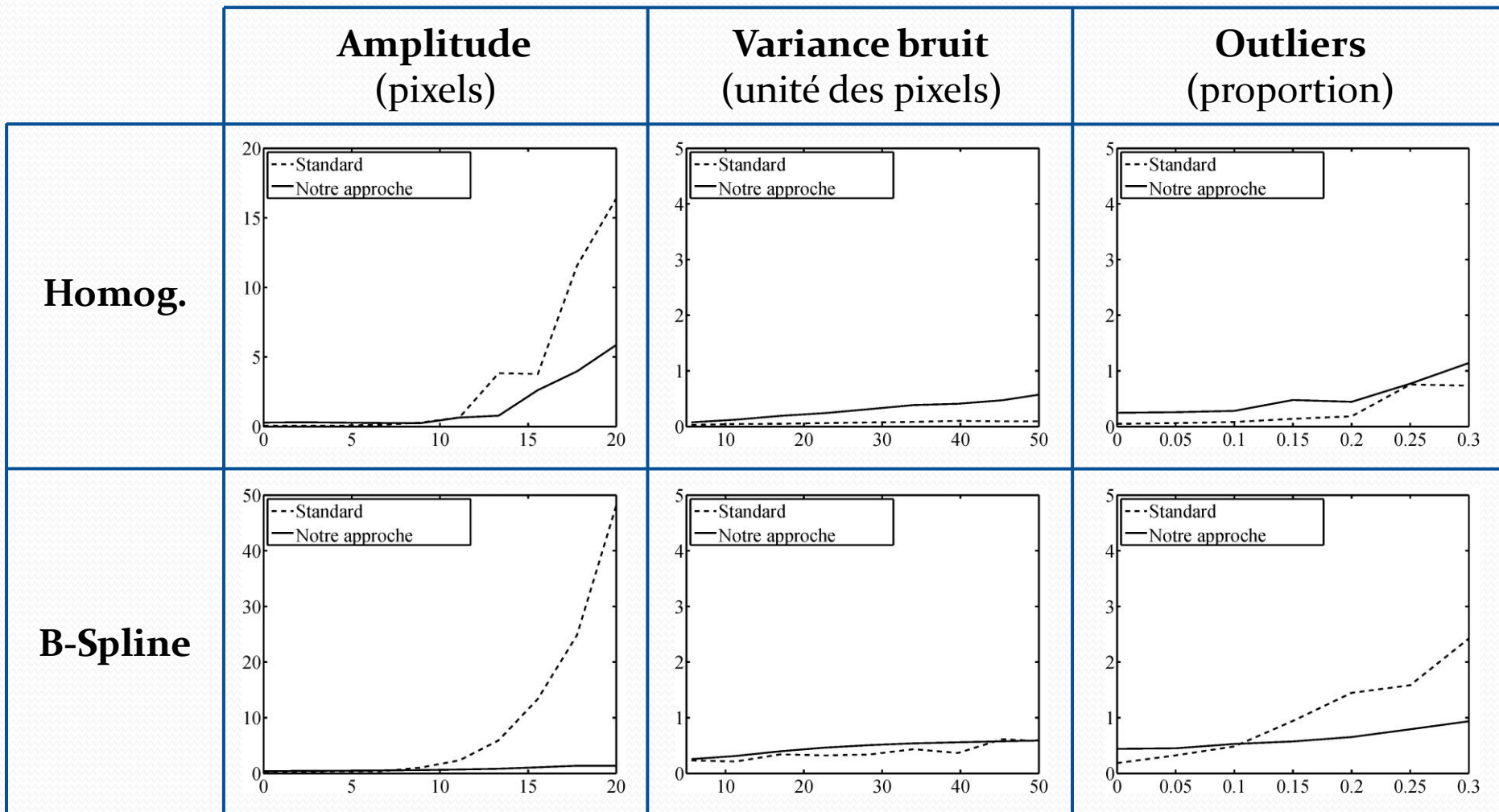
Nombre d'itérations



Taux de succès



Erreur géométrique



Conclusion

- Nouvelle approche pour le recalage direct d'images
- Unique problème d'optimisation incluant :
 - La minimisation de la différence de couleur
 - La maximisation du chevauchement
- Les expériences montrent que notre approche mène à de bons résultats



Merci !