



RÉPUBLIQUE
FRANÇAISE

*Liberté
Égalité
Fraternité*

ONERA



THE FRENCH AEROSPACE LAB

www.onera.fr

Cours ES210 Capteurs d'images de nouvelles générations

Intervenants : P. Cornic, C. Kulcsár et P. Trouv -Peloux

Mars – Avril 2023

Organisation des cours

1. Co-conception : Application à l'amélioration de la qualité image - 24/03/2022
2. TP d'application - 31/03/2022
3. Co-conception : Application aux capteurs RGBD – 21/08/2022
4. Notions avancées de co-conception 28/04/2022 +interro

Objectifs du cours

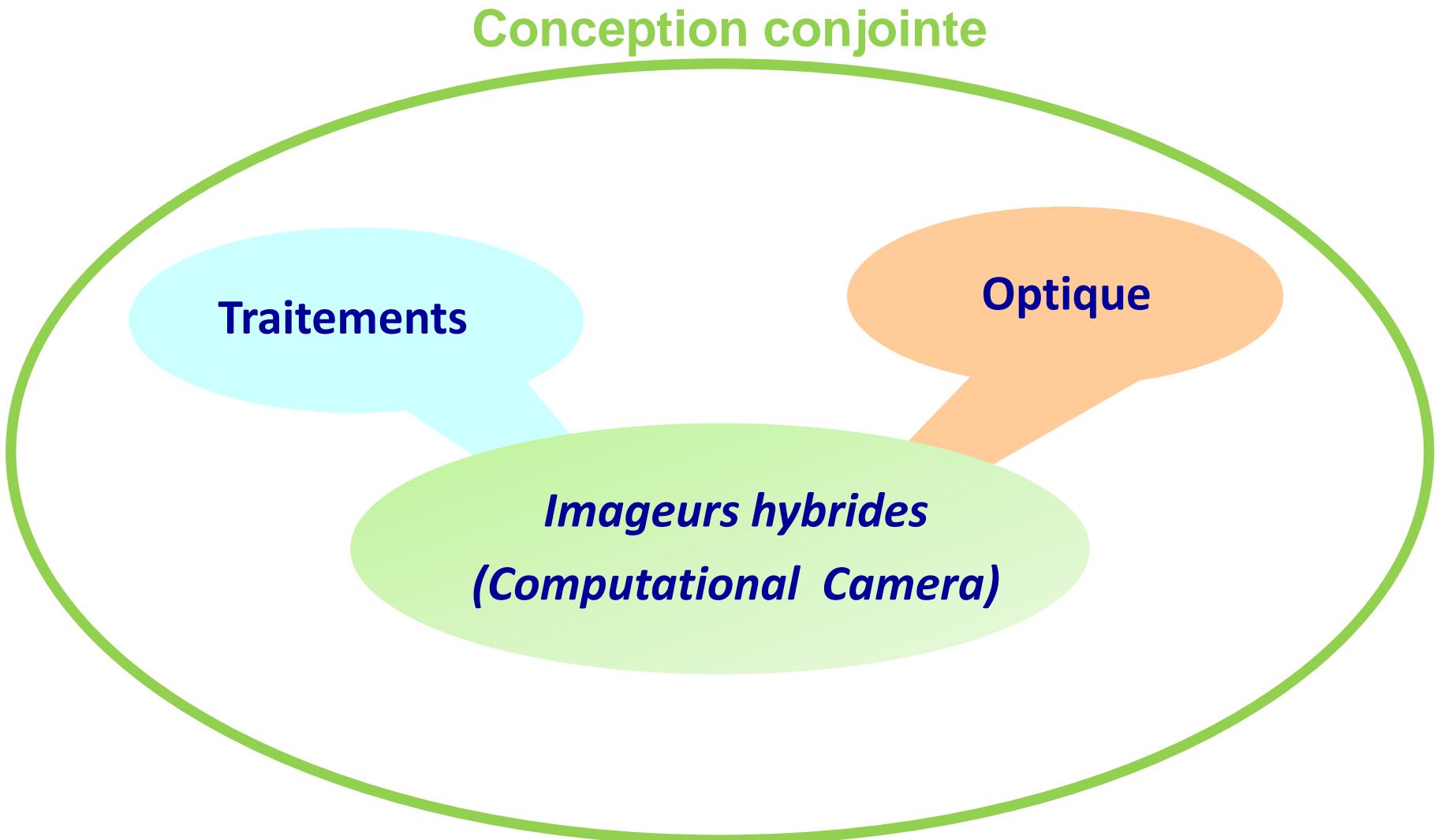
Présentation des principales limitations des imageurs

Étude d'exemples d'imageurs hybrides qui dépassent ces limitations

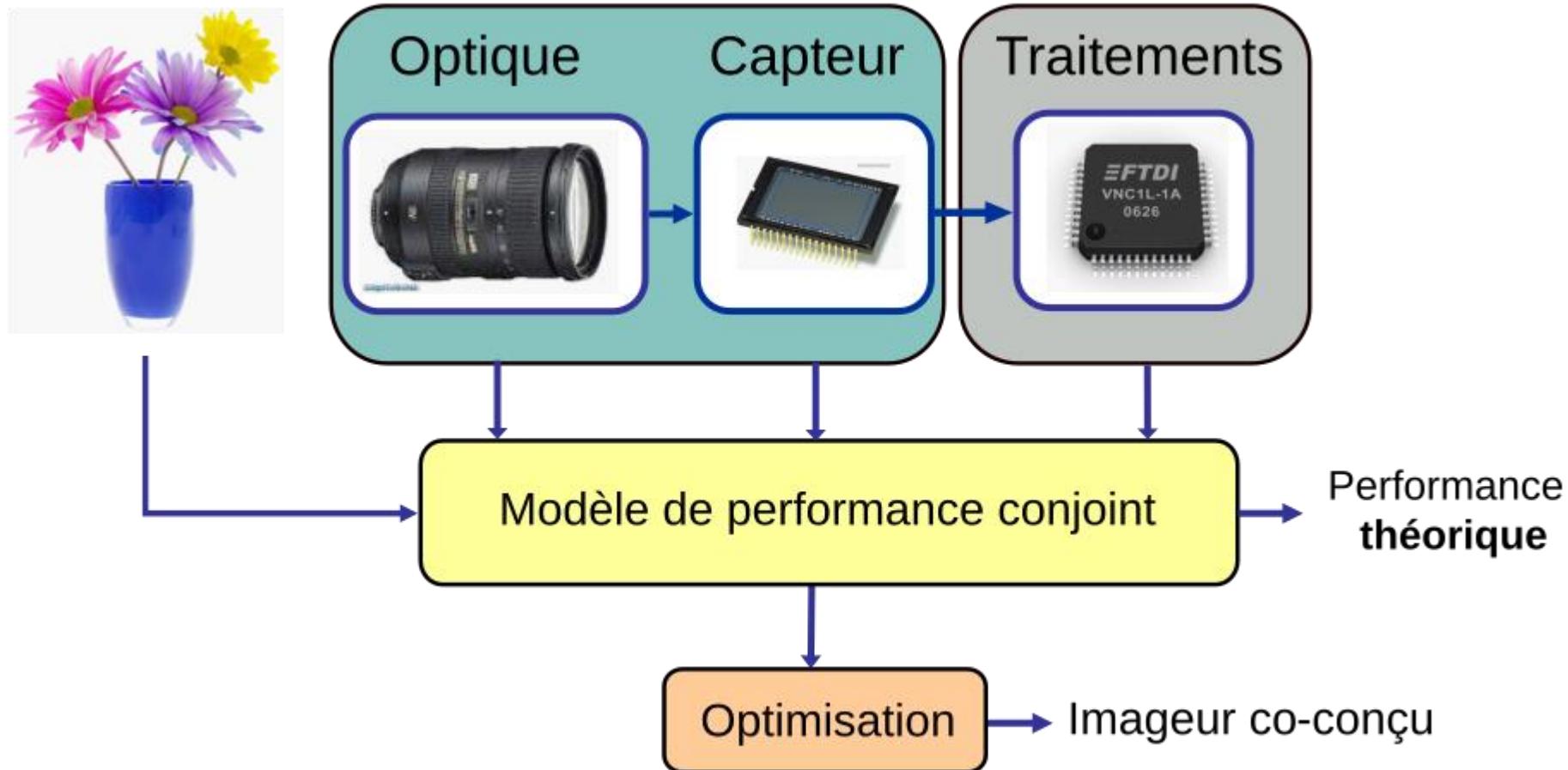
Sensibilisation à l'approche de conception conjointe (TP)

Des références bibliographiques pour approfondir

Qu'est ce que la co-conception ?



Principe

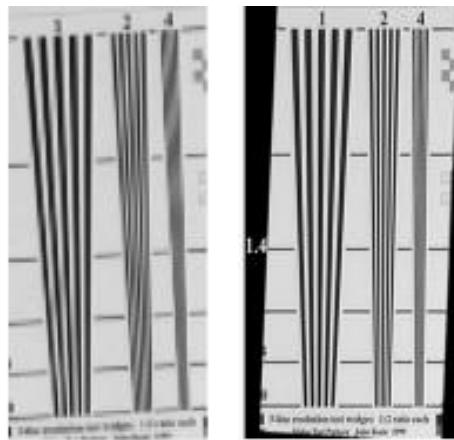


Que peut apporter la co-conception ?

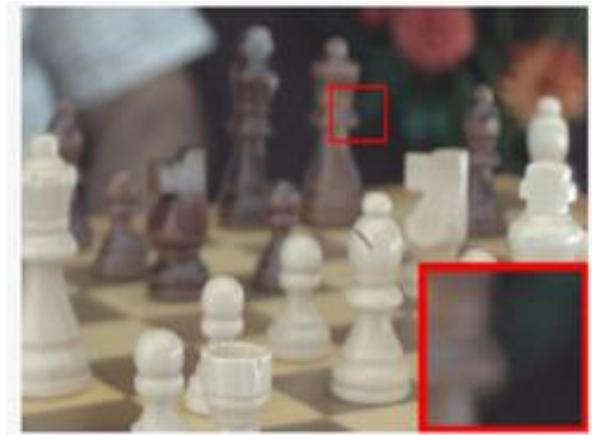
Une plus « belle » image



Correction du flou de bougé



Superrésolution



Extension de profondeur de champ

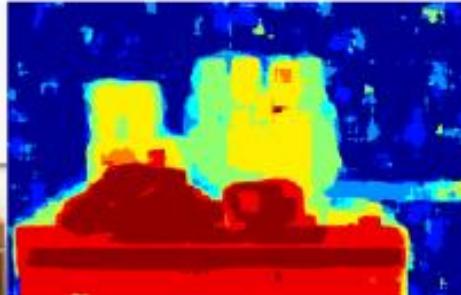
Que peut apporter la co-conception ?

Une image plus informative

3D



Image



Carte de profondeur

[Levin et al, SIGGRAPH 2007]

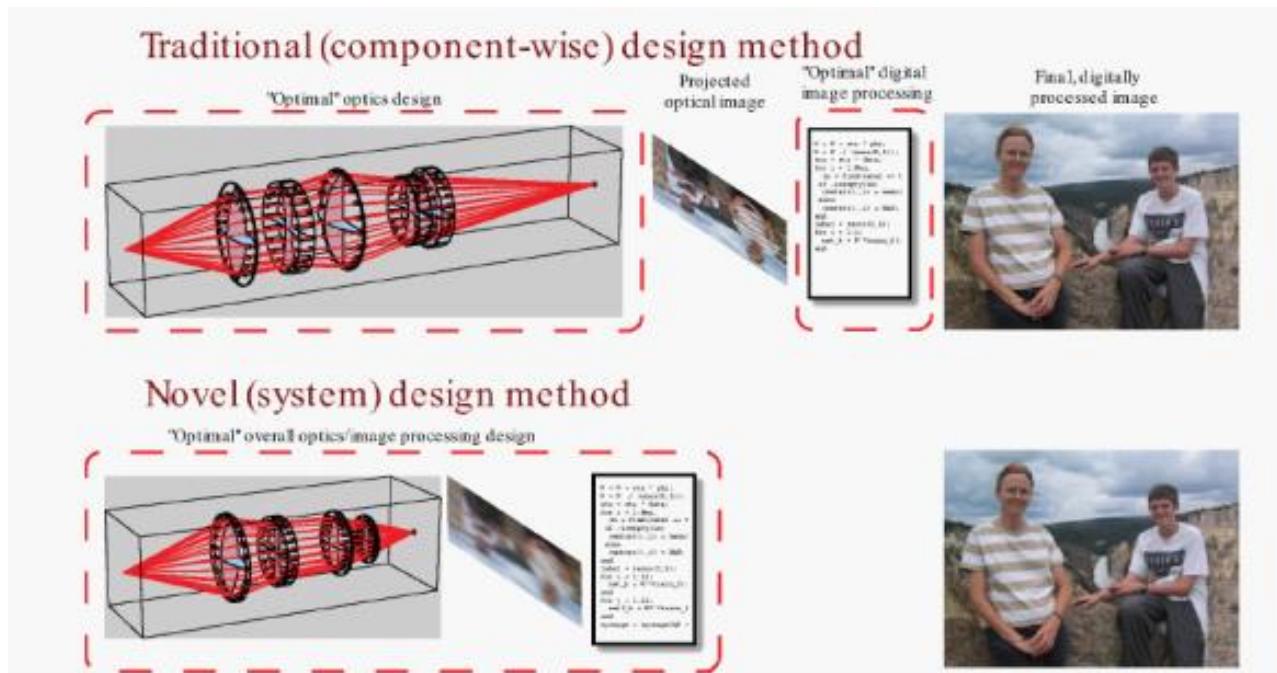
Large champ



[Brady et al, Nature, 2012]

Que peut apporter la co-conception ?

Un imageur plus compact et/ou moins coûteux



[Stork et al, Applied Optics, 2008]

Organisation des cours

1. Comment améliorer la qualité image des imageurs ?
2. Comment leur donner de nouvelles capacités (3D) ?
3. Exemples de co-conception
4. Vers le « deep codesign »

Partie 1

Comment améliorer la qualité image des
imageurs ?

Plan du cours

Introduction

Les compromis et limitations classiques de la qualité image

Quelques rappels

Modèle de formation d'images

Loi de Bayes et son utilisation en restauration d'images

Exemples de loi a priori sur la scène et le bruit

Deux limitations particulièrement explorées

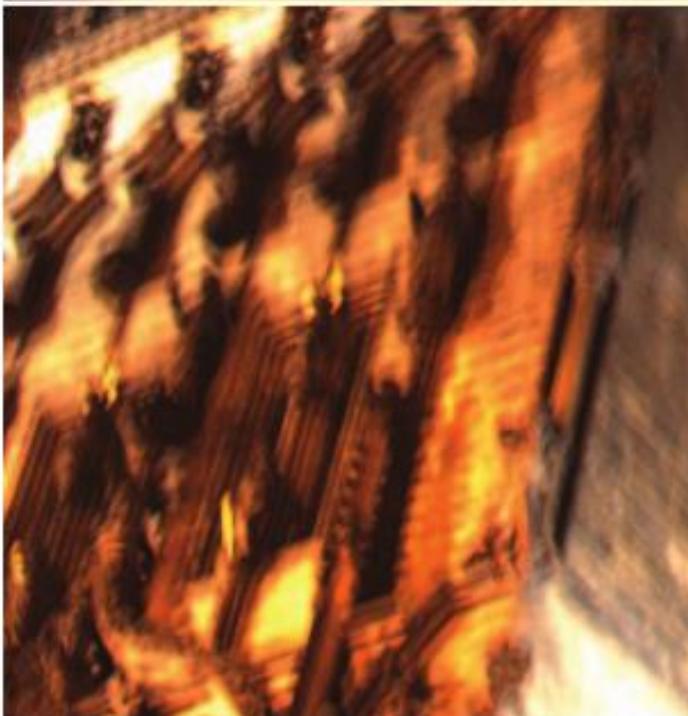
Flou de bougé

Flou de défocalisation

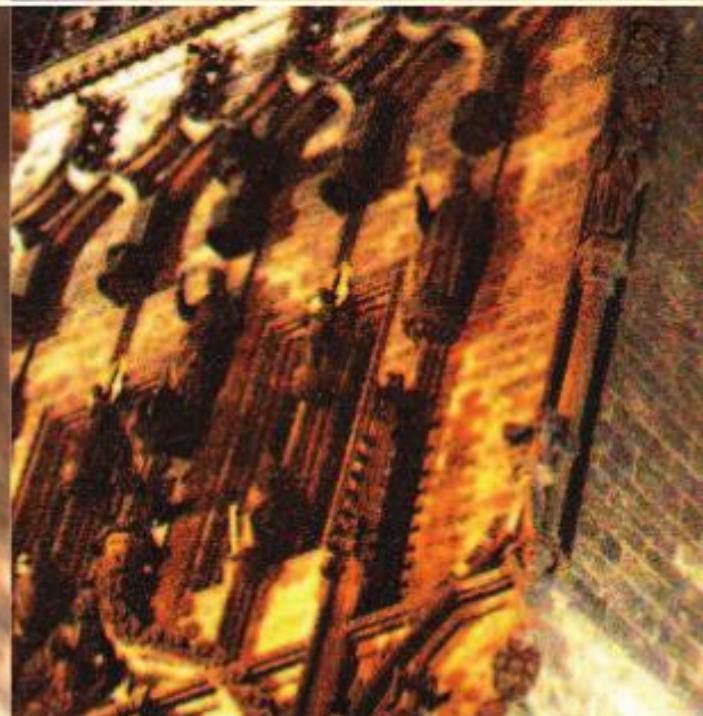
Conclusion

Les compromis des imageurs classiques

Flou de bougé



Bruit

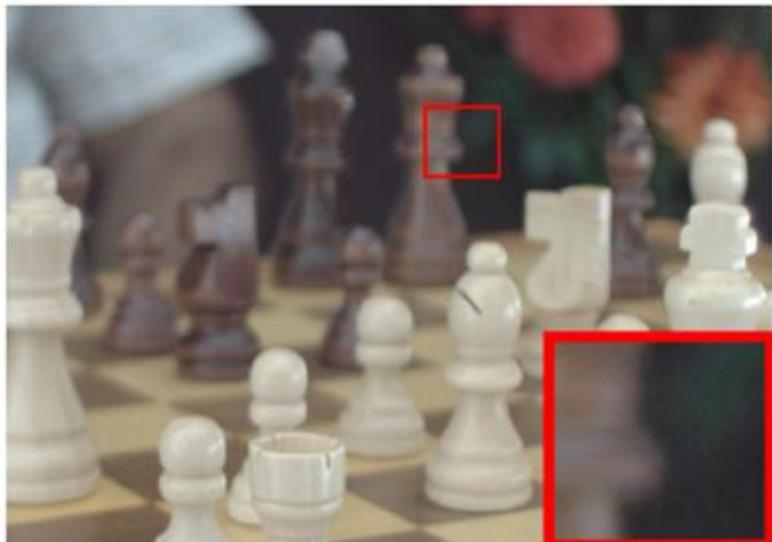


Paramètre de réglage : le temps d'intégration

Illustration tirée de Sorel et al, ICIP 2009

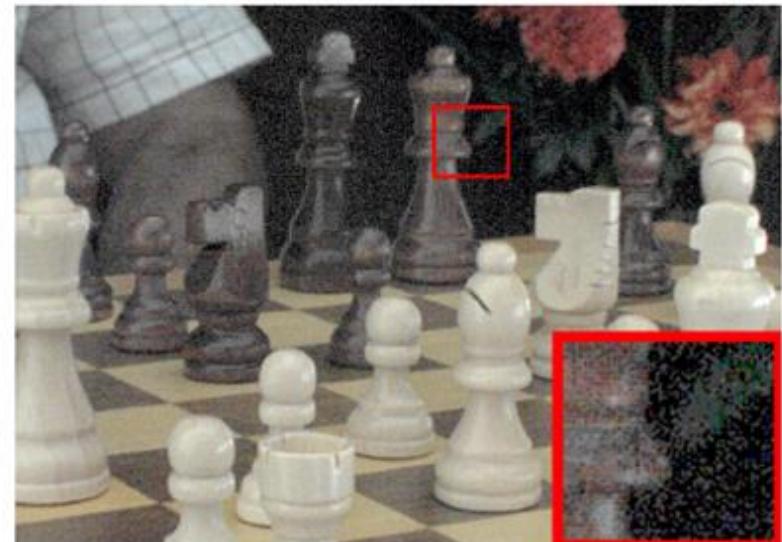
Les compromis des imageurs classiques

Flou de défocalisation



(c) Image from Normal Camera
($f/1.4$, $T=0.36\text{sec}$, Near Focus)

Bruit



(d) Image from Normal Camera
($f/8$, $T = 0.36\text{sec}$, Near Focus) with Scaling

Paramètre de réglage : Ouverture N

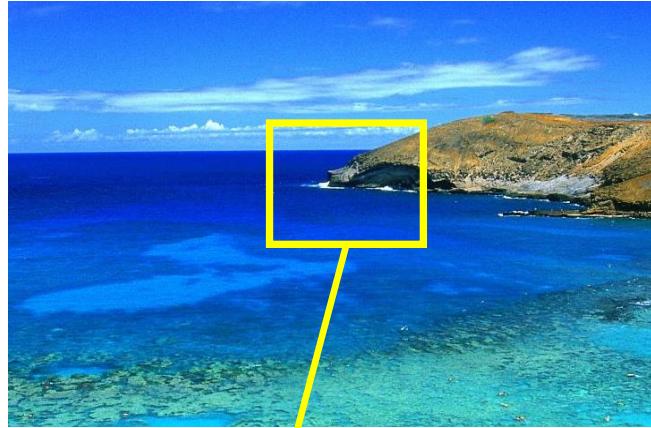
Illustration tirée de Nagahara et al, ECCV 2010

Les compromis des imageurs classiques

Champ



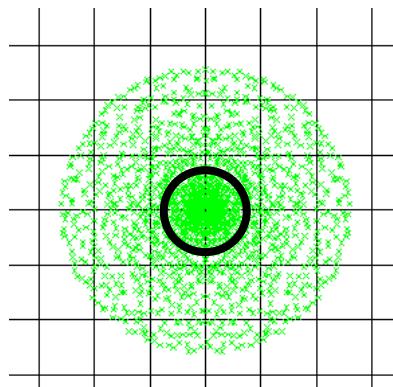
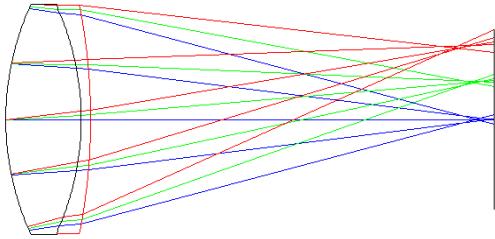
Résolution



Paramètres clefs : focale, taille du détecteur, taille du pixel

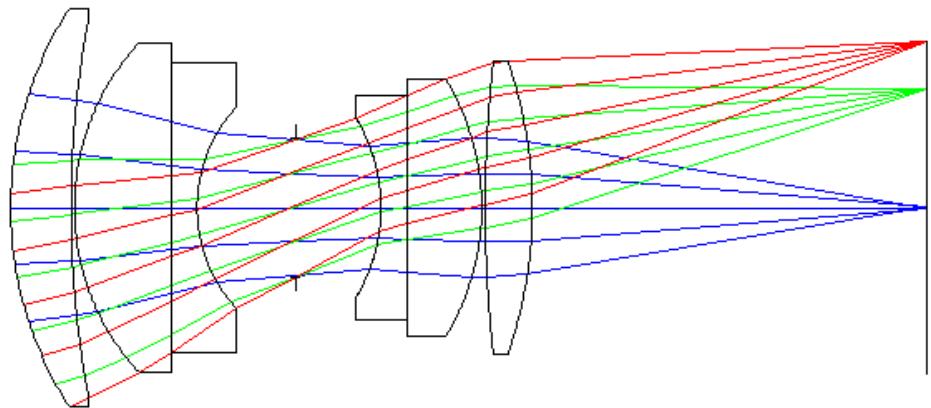
Les compromis des imageurs classiques

Mauvaise qualité image



SPOT DIAGRAM

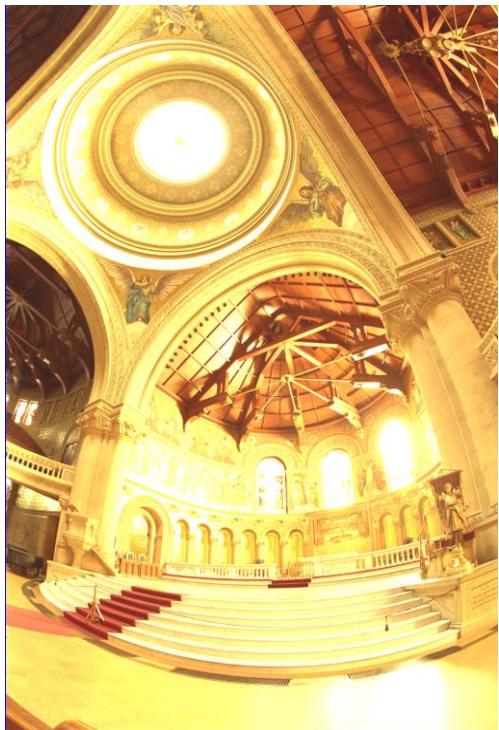
Grand encombrement



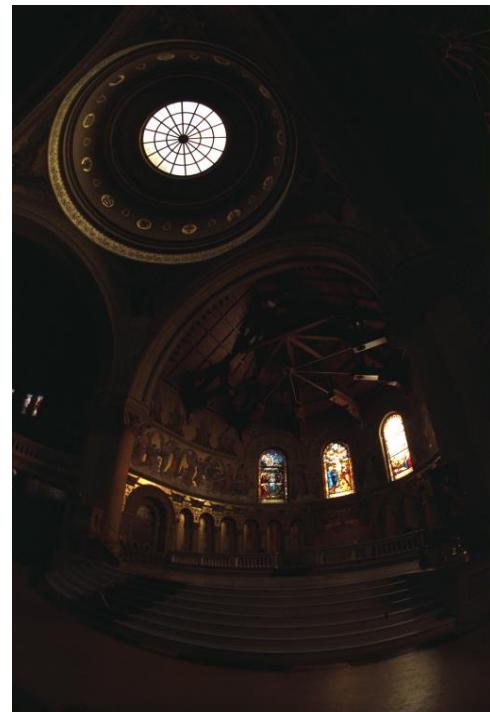
SPOT DIAGRAM

Les compromis des imageurs classiques

Saturation



Bruit

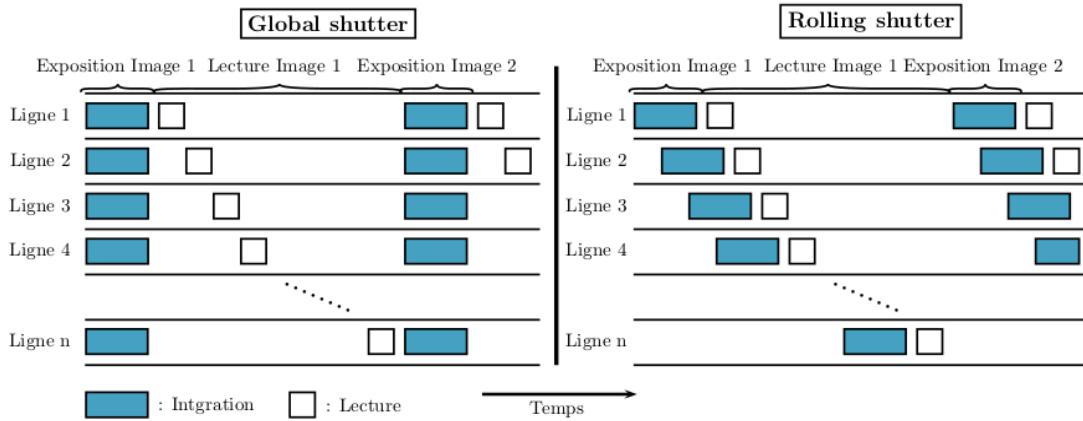


Paramètre de réglage : le temps d'intégration T_i

Illustration tirée de Debevec et al, SIGGRAPH 1997

Autres limitations

Rolling Shutter



Aliasing



Plan du cours

Introduction

Les compromis et limitations classiques de la qualité image

Quelques rappels

Modèle de formation d'images

Loi de Bayes et son utilisation en restauration d'images

Exemples de loi a priori sur la scène et le bruit

Deux limitations particulièrement explorées

Flou de bougé

Flou de défocalisation

Conclusion

Modèle de formation d'images

Principe

$$\mathbf{y} = h * \mathbf{x} + \mathbf{b} \quad h = h_{capteur} * h_{bougé} * h_{defocus} * h_{diff}$$

Version discrète

$$y(i,j) = \sum_{k,l} h(i-k, j-l) x(k, l) + b(i, j)$$

Version matricielle

$$\mathbf{y} = H\mathbf{x} + \mathbf{b}$$

H matrice de convolution

Attention aux hypothèses de bord !

Exemple 1D : hypothèse « valid »

$$\begin{array}{|c|c|c|c|c|c|c|} \hline x_1 & x_2 & x_3 & x_4 & x_5 & x_6 & x_7 \\ \hline \end{array} \rightarrow y_3 = x_1 h_5 + x_2 h_4 + x_3 h_3 + x_4 h_2 + x_5 h_1$$

$$h_5 \ h_4 \ h_3 \ h_2 \ h_1$$

$$\begin{array}{|c|c|c|c|c|c|c|} \hline x_1 & x_2 & x_3 & x_4 & x_5 & x_6 & x_7 \\ \hline \end{array} \rightarrow y_4 = x_2 h_5 + x_3 h_4 + x_4 h_3 + x_5 h_2 + x_6 h_1$$

$$h_5 \ h_4 \ h_3 \ h_2 \ h_1$$

$$\begin{array}{|c|c|c|c|c|c|c|} \hline x_1 & x_2 & x_3 & x_4 & x_5 & x_6 & x_7 \\ \hline \end{array} \rightarrow y_5 = x_3 h_5 + x_4 h_4 + x_5 h_3 + x_6 h_2 + x_7 h_1$$

$$h_5 \ h_4 \ h_3 \ h_2 \ h_1$$

Modèle de formation d'images

Principe

$$\mathbf{y} = h * \mathbf{x} + \mathbf{b} \quad h = h_{capteur} * h_{bougé} * h_{defocus} * h_{diff}$$

Version discrète

$$y(i,j) = \sum_{k,l} h(i-k, j-l) x(k, l) + b(i, j)$$

Version matricielle

$$\mathbf{y} = H\mathbf{x} + \mathbf{b}$$

H matrice de convolution

Attention aux hypothèses de bord !

Exemple 1D : hypothèse « valid »

$$\begin{bmatrix} x_1 & x_2 & x_3 & x_4 & x_5 & x_6 & x_7 \end{bmatrix}$$

$$\begin{matrix} h_5 & h_4 & h_3 & h_2 & h_1 \end{matrix}$$

$$\begin{bmatrix} x_1 & x_2 & x_3 & x_4 & x_5 & x_6 & x_7 \end{bmatrix}$$

$$\begin{matrix} h_5 & h_4 & h_3 & h_2 & h_1 \end{matrix}$$

$$\begin{bmatrix} x_1 & x_2 & x_3 & x_4 & x_5 & x_6 & x_7 \end{bmatrix}$$

$$\begin{matrix} h_5 & h_4 & h_3 & h_2 & h_1 \end{matrix}$$



H (toeplitz)

$$\begin{bmatrix} y_3 \\ y_4 \\ y_5 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_5 & h_4 & h_3 & h_2 & h_1 & 0 & 0 \\ 0 & h_5 & h_4 & h_3 & h_2 & h_1 & 0 \\ 0 & 0 & h_5 & h_4 & h_3 & h_2 & h_5 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \\ x_5 \\ x_6 \\ x_7 \end{bmatrix} + \mathbf{b}$$

y est plus petit que x

Modèle de formation d'images

Principe

$$\mathbf{y} = h * \mathbf{x} + \mathbf{b} \quad h = h_{capteur} * h_{bougé} * h_{defocus} * h_{diff}$$

Version discrète

$$y(i,j) = \sum_{k,l} h(i-k, j-l) x(k, l) + b(i, j)$$

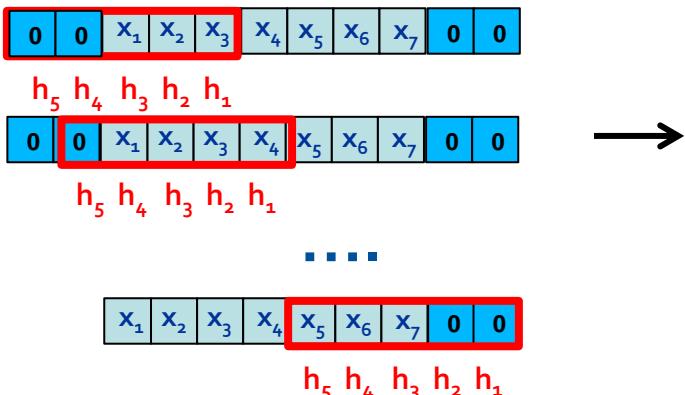
Version matricielle

$$\mathbf{y} = H\mathbf{x} + \mathbf{b}$$

H matrice de convolution

Attention aux hypothèses de bord !

Exemple 1D : hypothèse « same »



Modèle de formation d'images

Principe

$$\mathbf{y} = h * \mathbf{x} + \mathbf{b} \quad h = h_{capteur} * h_{bougé} * h_{defocus} * h_{diff}$$

Version discrète

$$y(i,j) = \sum_{k,l} h(i-k, j-l) x(k, l) + b(i, j)$$

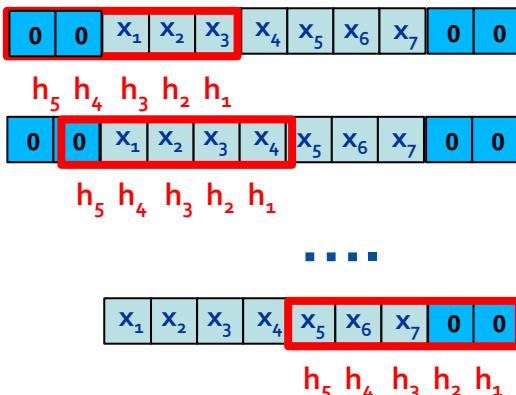
Version matricielle

$$\mathbf{y} = H\mathbf{x} + \mathbf{b}$$

H matrice de convolution

Attention aux hypothèses de bord !

Exemple 1D : hypothèse « same »



$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \\ y_4 \\ y_5 \\ y_6 \\ y_7 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_3 & h_2 & h_1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ h_4 & h_3 & h_2 & h_1 & 0 & 0 & 0 \\ h_5 & h_4 & h_3 & h_2 & h_1 & 0 & 0 \\ 0 & h_5 & h_4 & h_3 & h_2 & h_1 & 0 \\ 0 & 0 & h_5 & h_4 & h_3 & h_2 & h_1 \\ 0 & 0 & 0 & h_5 & h_4 & h_3 & h_2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & h_5 & h_4 & h_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \\ x_5 \\ x_6 \\ x_7 \end{bmatrix} + \mathbf{b}$$

y est de même taille que \mathbf{x}

Modèle de formation d'images

Principe

$$y = h * x + b \quad h = h_{capteur} * h_{bougé} * h_{defocus} * h_{diff}$$

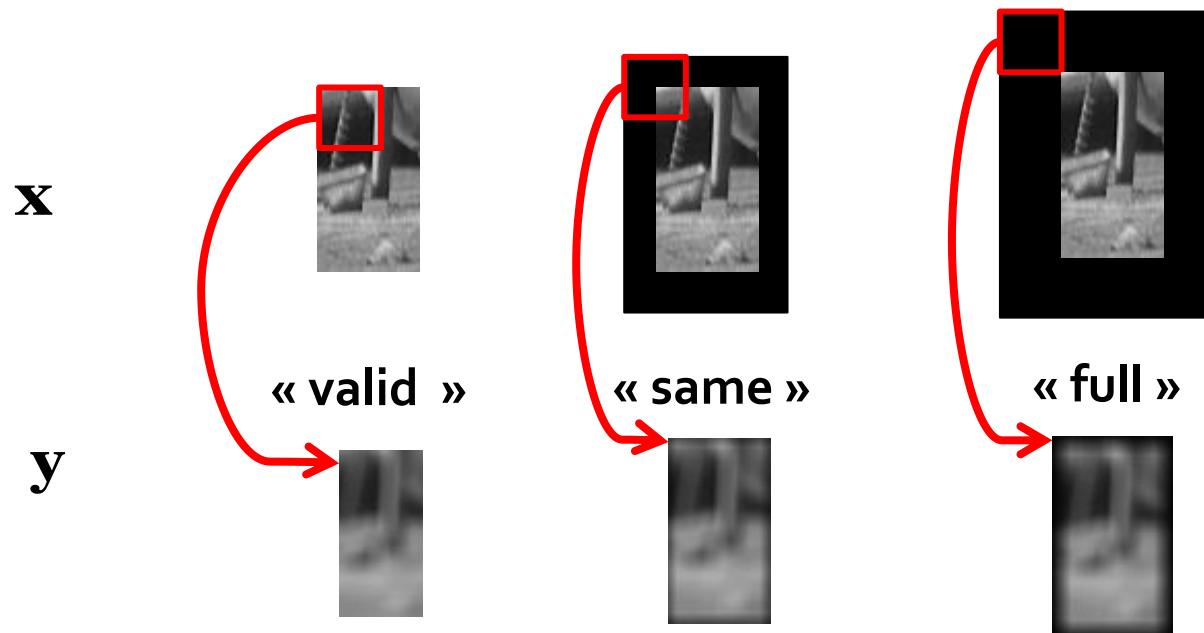
Version discrète

$$y(i,j) = \sum_{k,l} h(i-k, j-l) x(k, l) + b(i,j)$$

Version matricielle

$$\mathbf{y} = H\mathbf{x} + \mathbf{b}$$

H matrice de convolution



Approche bayésienne pour la restauration d'images (rappel)

Principe

$$\mathbf{y} = H\mathbf{x} + \mathbf{b}$$

Cas de la déconvolution classique (H supposée connue)

\mathbf{x} et \mathbf{y} sont des vecteurs aléatoires caractérisés par des lois de probabilités

Règle de Bayes

$$p(\mathbf{x}|\mathbf{y}) \propto p(\mathbf{y}|\mathbf{x})p(\mathbf{x})$$

Loi a posteriori

Vraisemblance
(loi du bruit)

Loi a priori

Loi a priori sur le bruit

Principales sources de bruit d'une image

- Bruit de photons
- Bruit thermique (courant d'obscurité)
- Bruit de lecture
- Bruit d'amplification
- Bruit de quantification

La somme de ces bruits est couramment modélisée par un **bruit blanc centré gaussien**

Vraisemblance :

$$p(\mathbf{b}) \propto \exp\left(-\frac{\|\mathbf{b}\|^2}{2\sigma_b^2}\right)$$

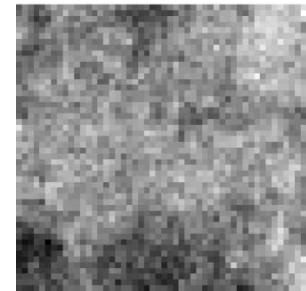
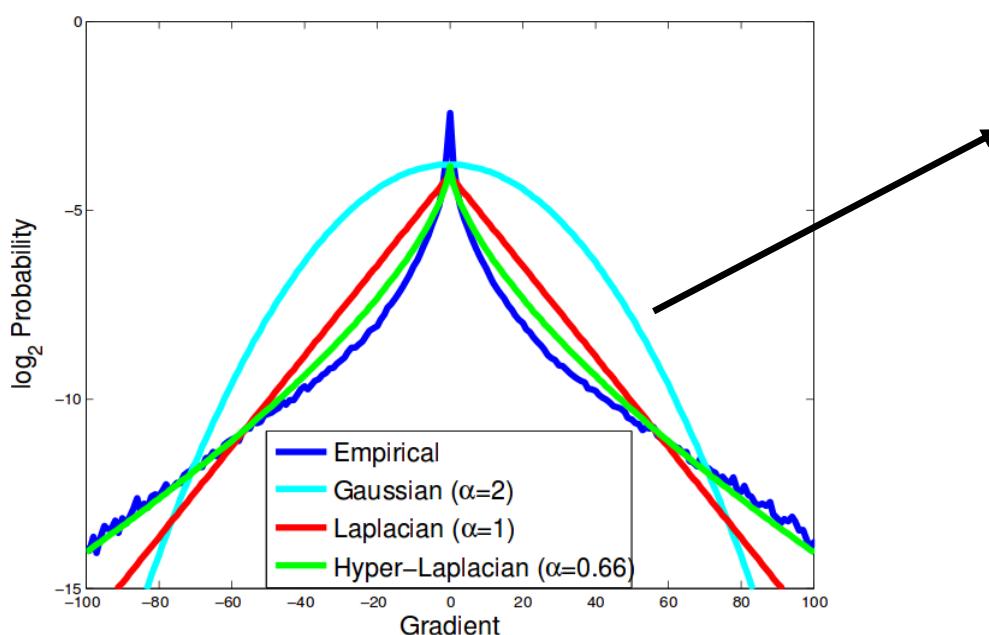
$$p(\mathbf{y}|\mathbf{x}) \propto \exp\left(-\frac{\|\mathbf{y} - \mathbf{Hx}\|^2}{2\sigma_b^2}\right)$$

Exemples de loi a priori sur la scène

On s'intéresse à la distribution des gradients de la scène

$$p(\mathbf{x}) \propto \exp\left(-\frac{\|\mathbf{D}\mathbf{x}\|^\alpha}{2\sigma_x^2}\right)$$

D: matrice de convolution liée aux gradients
(ex $[-1 \ 1], [-1; 1]$)
 σ_x^2 : variance des gradients de la scène



« Monde » suivant le modèle gaussien

Illustration tirée de [Krishnan et al, NIPS 2009]

Approche bayésienne pour la restauration d'images (rappel)

Principe

$$\mathbf{y} = H\mathbf{x} + \mathbf{b}$$

Deux estimateurs classiques

Maximum de vraisemblance (MV)

$$\hat{\mathbf{x}}_{MV} = \arg \max_{\mathbf{x}} p(\mathbf{y}|\mathbf{x})$$

Maximum a posteriori (MAP)

$$\hat{\mathbf{x}}_{MAP} = \arg \max_{\mathbf{x}} p(\mathbf{x}|\mathbf{y})$$

Des expressions analytiques de ces estimateurs existent pour des modèles simples des densités de probabilité

Maximum de vraisemblance dans le cas gaussien

Modèle de bruit blanc centré gaussien

$$p(\mathbf{y}|\mathbf{x}) \propto \exp\left(-\frac{\|\mathbf{y} - H\mathbf{x}\|^2}{2\sigma_b^2}\right) = \exp\left(-\frac{(\mathbf{y} - H\mathbf{x})^t(\mathbf{y} - H\mathbf{x})}{2\sigma_b^2}\right)$$

Estimateur du maximum de vraisemblance

$$\hat{\mathbf{x}}_{MV} = \arg \max_{\mathbf{x}} p(\mathbf{y}|\mathbf{x}) = \arg \min_{\mathbf{x}} (\mathbf{y} - H\mathbf{x})^t (\mathbf{y} - H\mathbf{x})$$

En notation matricielle

$$\hat{\mathbf{x}}_{MV} = (H^T H)^{-1} H^T \mathbf{y} \quad \text{Filtre inverse}$$

Si $H^T H$ non inversible : amplification du bruit

Maximum a posteriori dans le cas gaussien

Modèle de **bruit blanc** centré gaussien

$$p(\mathbf{y}|\mathbf{x}) \propto \exp\left(-\frac{-(\mathbf{y} - H\mathbf{x})^t(\mathbf{y} - H\mathbf{x})}{2\sigma_b^2}\right)$$

Modèle de scène gaussien centré

$$p(\mathbf{x}) \propto \exp\left(-\frac{\|D\mathbf{x}\|^2}{2\sigma_x^2}\right)$$

Estimateur du maximum a posteriori

$$\hat{\mathbf{x}}_{MAP} = \arg \max_{\mathbf{x}} p(\mathbf{x}|\mathbf{y}) = \arg \max_{\mathbf{x}} p(\mathbf{y}|\mathbf{x})p(\mathbf{x})$$

$$= \arg \min_{\mathbf{x}} (\mathbf{y} - H\mathbf{x})^t(\mathbf{y} - H\mathbf{x}) + \alpha \mathbf{x}^t D^t D \mathbf{x}$$

$$= (H^t H + \alpha D^t D)^{-1} H^t \mathbf{y}$$

Filtrage de Wiener

$$\alpha = \frac{\sigma_b^2}{\sigma_x^2}$$

Plan du cours

Introduction

Les compromis et limitations classique de la qualité image

Quelques rappels

Modèle de formation d'images

Loi de Bayes pour la restauration d'images

Exemples de loi a priori sur la scène et le bruit

Deux limitations particulièrement explorées

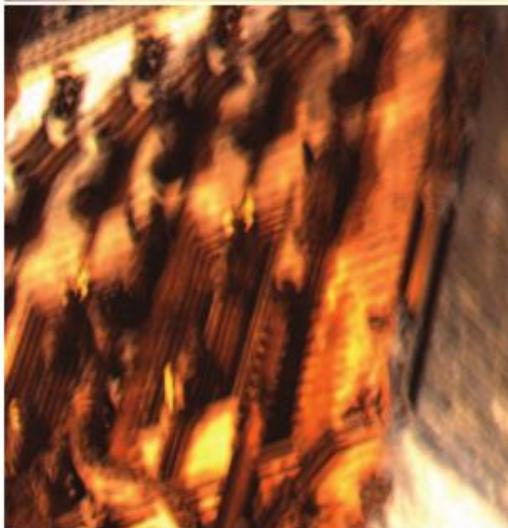
Flou de bougé

Flou de défocalisation

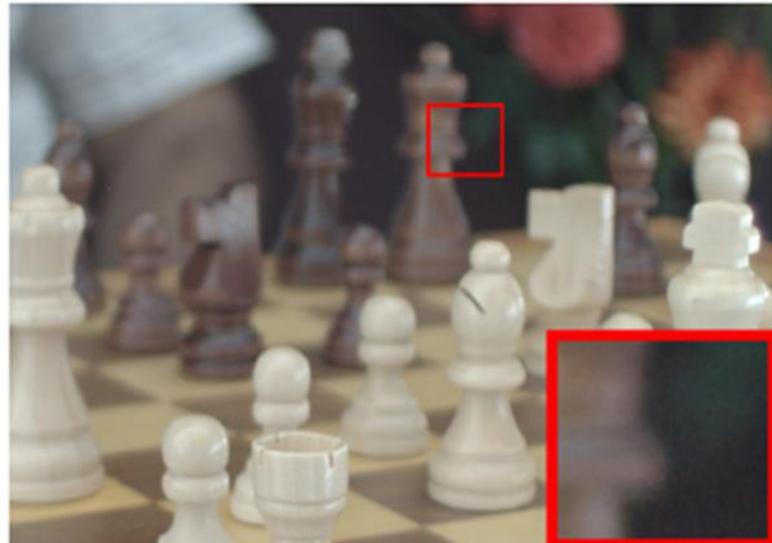
Conclusion

Deux limitations particulièrement explorées

Flou de bougé



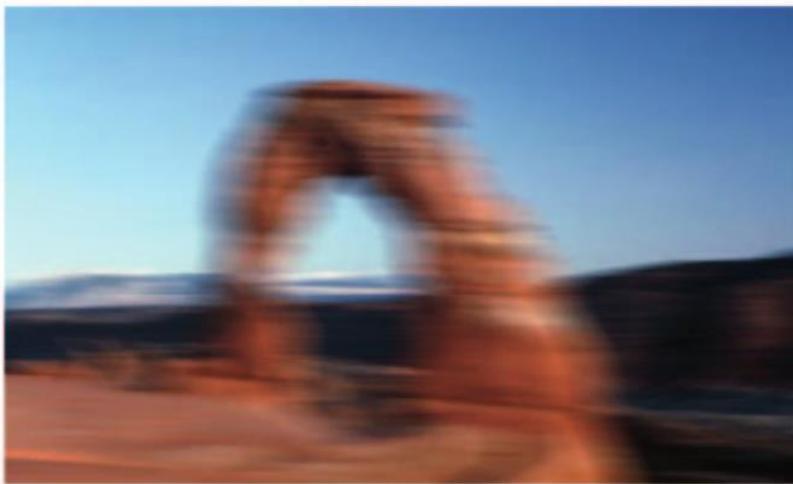
Flou de défocalisation



- Solutions matérielles
- Solutions logicielles : correction du flou
- Exemples d'imageurs hybrides

Flou de bougé

Deux configurations



L'imageur bouge



Objets mobiles

Position du problème

Modélisation de l'image floue avec un formalisme matriciel



$$\longrightarrow \mathbf{y} = \boxed{H\mathbf{x}} + \mathbf{b}$$

Exemples de flous de bougés : imprévisible !



Problème à une équation et deux inconnues : \mathbf{x} et H

Comment corriger le flou de bougé ?

Solutions matérielles

Stabilisation optique

Solutions logicielles : correction du flou de bougé

Estimation mono-image du flou

Approches multi-images

Exploitation des données inertielles

Imageurs hybrides

Déplacement parabolique de la caméra

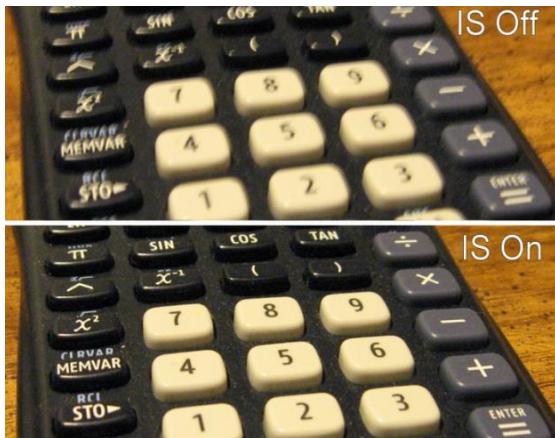
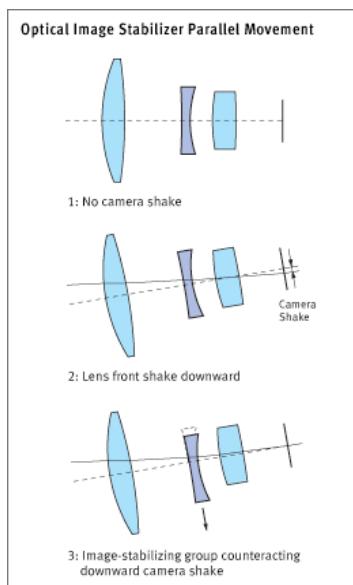
« Flutter Shutter » (obturation codée)

Variation spatio-temporelle de la PSF

Stabilisation optique

Principe

- Mesure des rotations par un gyromètre/accéléromètre
- Déplacement de l'optique par électroaimants ou déplacement du capteur
- Stabilisation "brushless" : 3 moteurs pour compenser les mouvements sur 3 axes



http://en.wikipedia.org/wiki/Image_stabilization

**Stabilisateur brushless
Feiyu G5**

Comment corriger le flou de bougé ?

Solutions matérielles

Stabilisation optique

Solutions logicielles : correction du flou de bougé

Estimation mono-image du flou

Approches multi-images

Exploitation des données inertielles

Imageurs hybrides

Déplacement parabolique de la caméra

« Flutter Shutter » (obturation codée)

Variation spatio-temporelle de la PSF

Approche mono-image

Principe: estimation du flou et de la scène à partir d'une seule image
-> problème de déconvolution aveugle

Exemples :

Fergus et al, SIGGRAPH 2006

Levin et al, NIPS, 2006

Chakrabarti et al, CVPR, 2010

Trouvé et al, ICIP, 2011



Figure 1: *Left:* An image spoiled by camera shake. *Middle:* result from Photoshop “unsharp mask”. *Right:* result from our algorithm.

Illustration tirée de Fergus et al, SIGGRAPH 2006

Approche bayésienne dans le cas du flou de bougé

Principe

$$\mathbf{y} = H\mathbf{x} + \mathbf{b}$$

Cas de la **déconvolution aveugle** (H inconnue)

X et Y **et H** sont des variables aléatoires caractérisées par des lois de probabilités

Règle de Bayes

$$p(H, \mathbf{x}|\mathbf{y}) \propto p(\mathbf{y}|H, \mathbf{x}) p(\mathbf{x}) p(H)$$

↓

Loi a posterioriVraisemblanceLois a priori

(loi du bruit)

Exemples de loi a priori pour la PSF

- Probabilité uniforme pour un jeu de PSFs potentielles

[Levin et al, NIPS 2008], [Chakrabarti et al, CVPR 2010], [Trouvé et al, ICIP 2011]

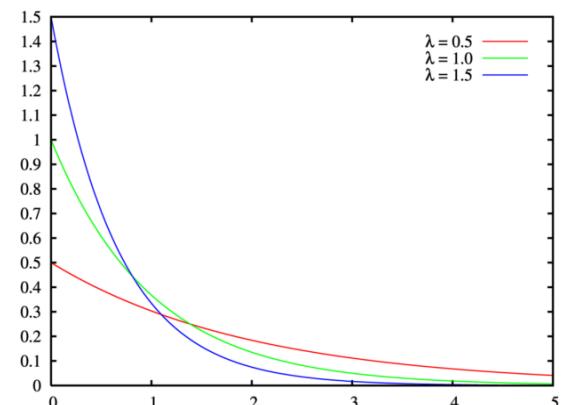
$$H \in \{H_1, H_2, \dots, H_k, \dots, H_N\} \quad p(H_k) = 1/N$$

Ex 

- Somme de probabilités exponentielles

[Fergus et al, SIGGRAPH 2006]

$$p(H) = \sum_i \pi_i E(H | \lambda_i)$$



Estimation du flou

Illustrations tirées de [Levin et al, CVPR 2009]

Approche jointe MAP

$$(\hat{H}, \hat{\mathbf{x}}) = \arg \max_{H, \mathbf{x}} p(H, \mathbf{x} | \mathbf{y})$$

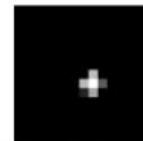


Image floue



Vérité terrain



Approche jointe MAP(H,x)

Tend vers la solution triviale

$$\left\{ \begin{array}{l} \mathbf{y} = \mathbf{x} \\ h = \delta \end{array} \right.$$

L'estimation jointe de (H,x) par MAP ne fonctionne pas

Estimation mono-image du flou

Approche dite « MAPk »: [Levin, CVPR, 2009]

1. Estimation d'abord de H avec un modèle sur \mathbf{x}

$$\hat{H} = \arg \max_H p(H|\mathbf{y}) = \arg \max_H p(\mathbf{y}|H)p(H)$$

avec

$$p(\mathbf{y}|H) = \int p(\mathbf{y}|H, \mathbf{x})p(\mathbf{x})d\mathbf{x}$$

Vraisemblance marginale

(\mathbf{x} « intégré hors du problème »)

2. Estimation de \mathbf{x} avec H connue

MAPk dans le cas gaussien

Modèle de **bruit blanc** centré gaussien

$$p(\mathbf{y}|\mathbf{x}) \propto \exp\left(-\frac{\|\mathbf{y} - H\mathbf{x}\|^2}{2\sigma_b^2}\right)$$

Modèle de scène gaussien centré

$$p(\mathbf{x}) \propto \exp\left(-\frac{\|D\mathbf{x}\|^2}{2\sigma_x^2}\right)$$

Vraisemblance marginale

$$p(\mathbf{y}|H) = \left| \frac{Q}{2\pi} \right|^{1/2} e^{-\frac{\mathbf{y}^T Q \mathbf{y}}{2}}$$
$$Q = \frac{1}{\sigma_b^2} \left(I - H \left(H^T H + \alpha D^T D \right)^{-1} H^T \right)$$
$$\alpha = \frac{\sigma_b^2}{\sigma_x^2}$$

Exemples de résultats

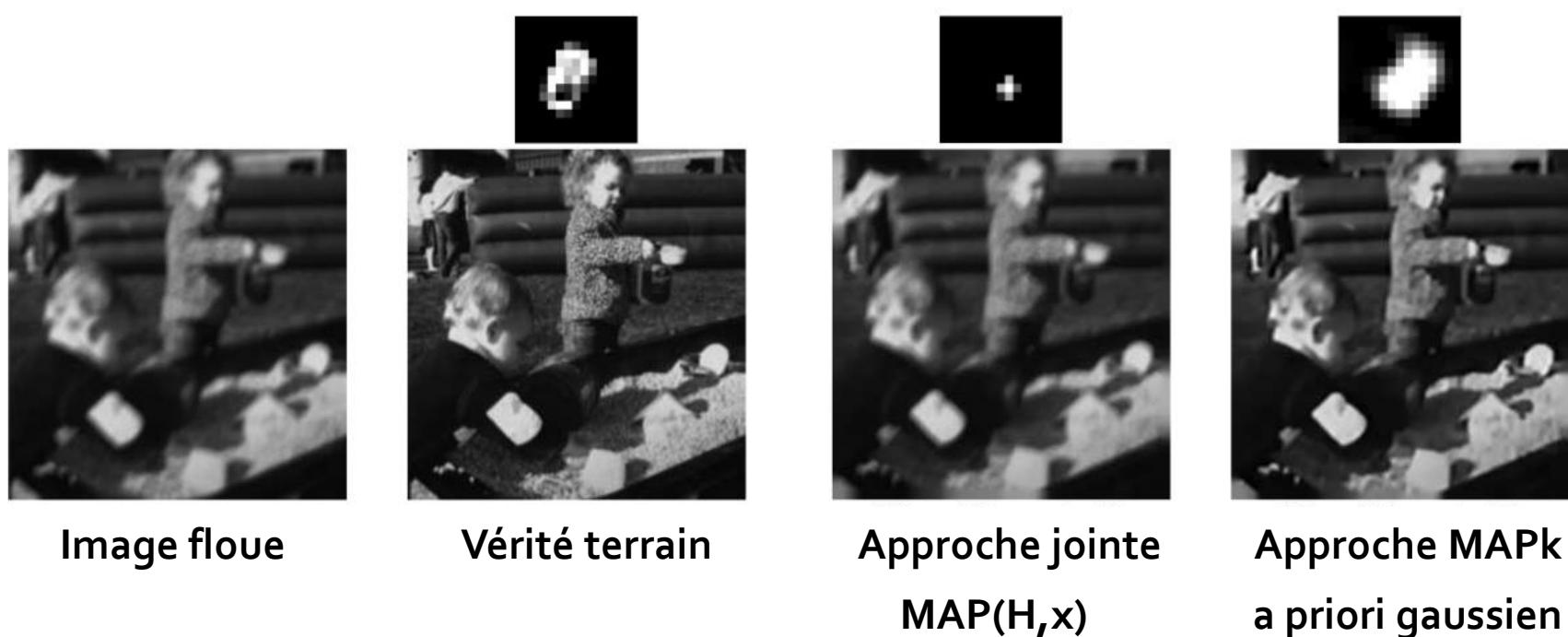
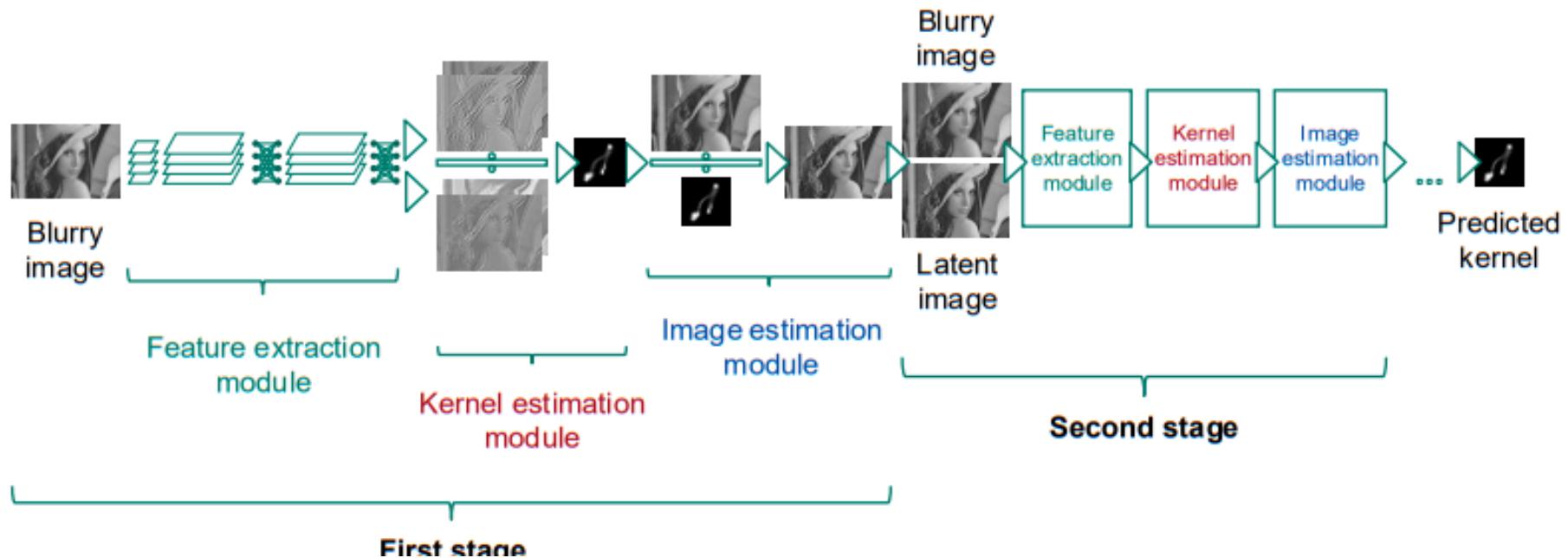


Illustration tirée de [Levin et al, CVPR 2009]

Et les réseaux de neurones ?

Restauration par réseau de neurones: sujet d'intérêt.....



[Schuler et al, PAMI 2016] pour n'en citer qu'un !

On retrouve un peu l'approche MAPk !

Comment corriger le flou de bougé ?

Solutions matérielles

Stabilisation optique

Solutions logicielles : correction du flou de bougé

Estimation mono-image du flou

Approches multi-images

Exploitation des données inertielles

Imageurs hybrides

Déplacement parabolique de la caméra

« Flutter Shutter »(obturation codée)

Variation spatio-temporelle de la PSF

Approche multi-images

Principe : Utiliser un autre mode d'acquisition pour « connaître » la scène

Exemples :

Une image avec flash et sans flash



Blurred image B



Flash image F



Our result

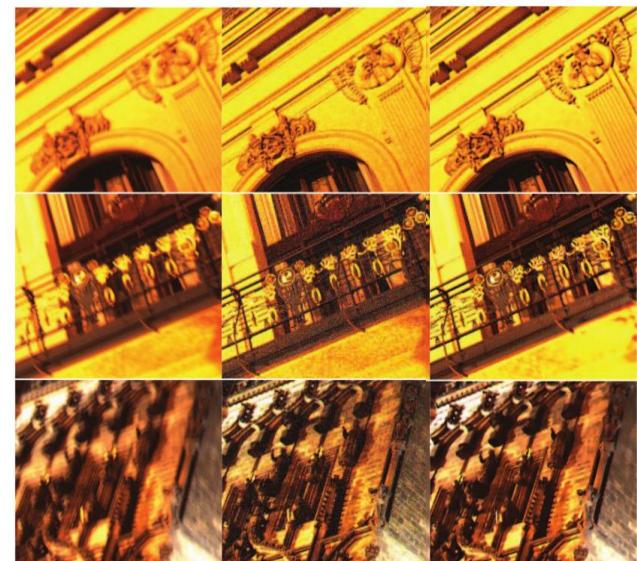
[Zhuo et al, CVPR 2010]

Enjeu

Scène dynamique

Images longue pose et courte pose

Blurred Noisy Restored



[Sorel et al, ICIP 2009]

[Yang et al, SIGGRAPH2007]

Exploitation de données inertielles

Principe : estimer la PSF à l'aide de capteurs inertIELLES

Exemple

Joshi et al, SIGGRAPH, 2010



Approche algorithmique

Estimation du flou à l'aide des données inertielles

$$H = \int_0^{T_i} A_t dt$$

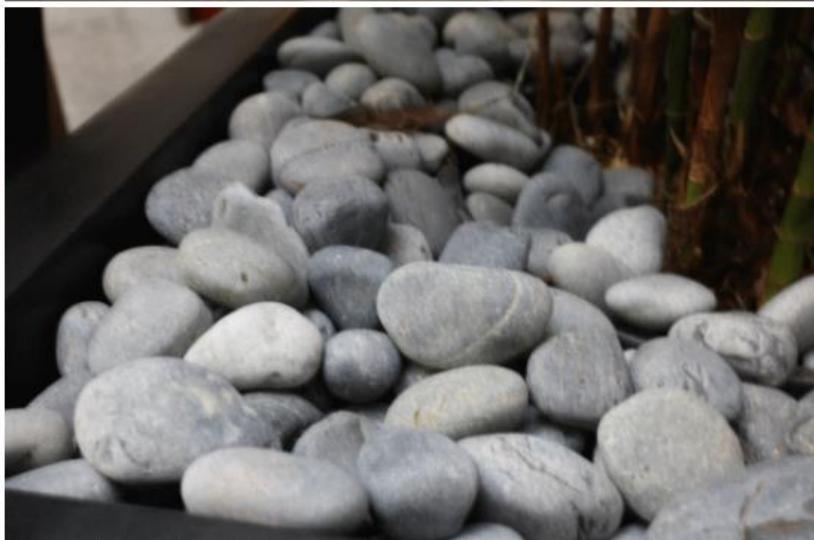
A_t contient l'homographie liée au mouvement estimé

Déconvolution locale

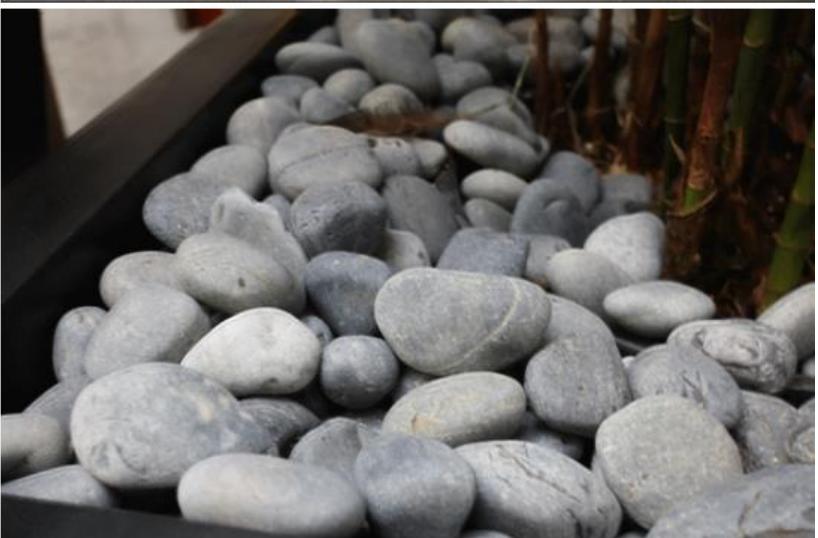
$$\hat{\mathbf{x}} = \arg \min_{\mathbf{x}} \|\mathbf{y} - H\mathbf{x}\|^2 + \lambda R_2(\mathbf{x})$$

Enjeu : Etalonnage de l'ensemble du système

Exemples de résultats



Exemples de résultats



Exemples de résultats



Flou de bougé

Deux cas de figure



L'imageur bouge



Objets mobiles

Flou de bougé variable spatialement

Démarche similaire à l'approche globale

Enjeux

- Estimation locale sur des petites fenêtres : peu de données !
- TF non valide à cause de l'hypothèse de circularité (*« problème de bord »*)

Quelques références :

[Chakrabarti et al, CVPR, 2010]

[Trouvé et al, ICIP 2011]

Comment corriger le flou de bougé ?

Solutions matérielles

Stabilisation optique

Solutions logicielles : correction du flou de bougé

Estimation mono-image du flou

Approches multi-images

Exploitation des données inertielles

Imageurs hybrides

Déplacement parabolique de la caméra

« Flutter Shutter »(obturation codée)

Variation spatio-temporelle de la PSF

Flou de bougé

Deux cas de figure

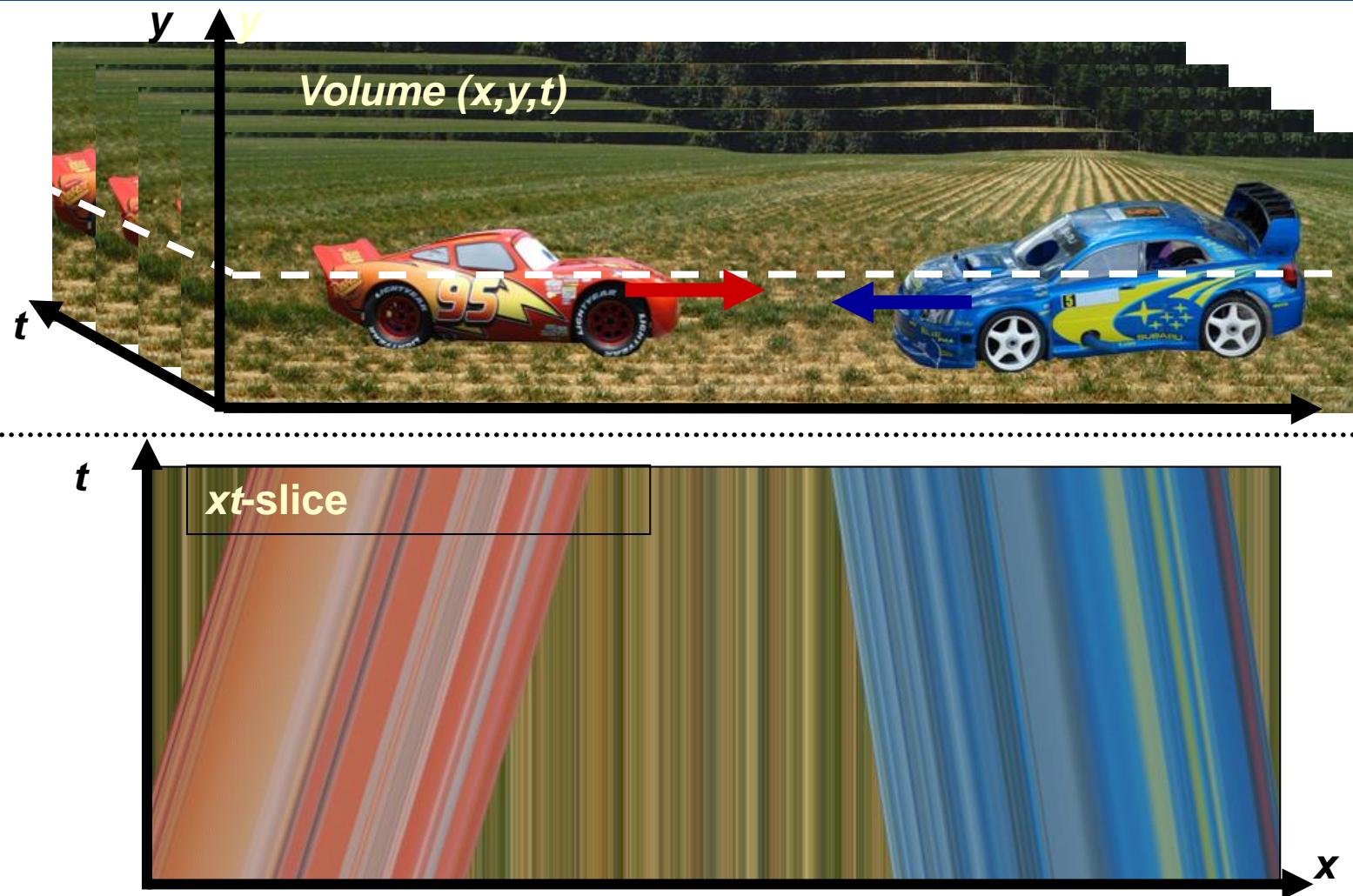


L'imageur bouge



Objets mobiles

Déplacement de la caméra durant l'acquisition

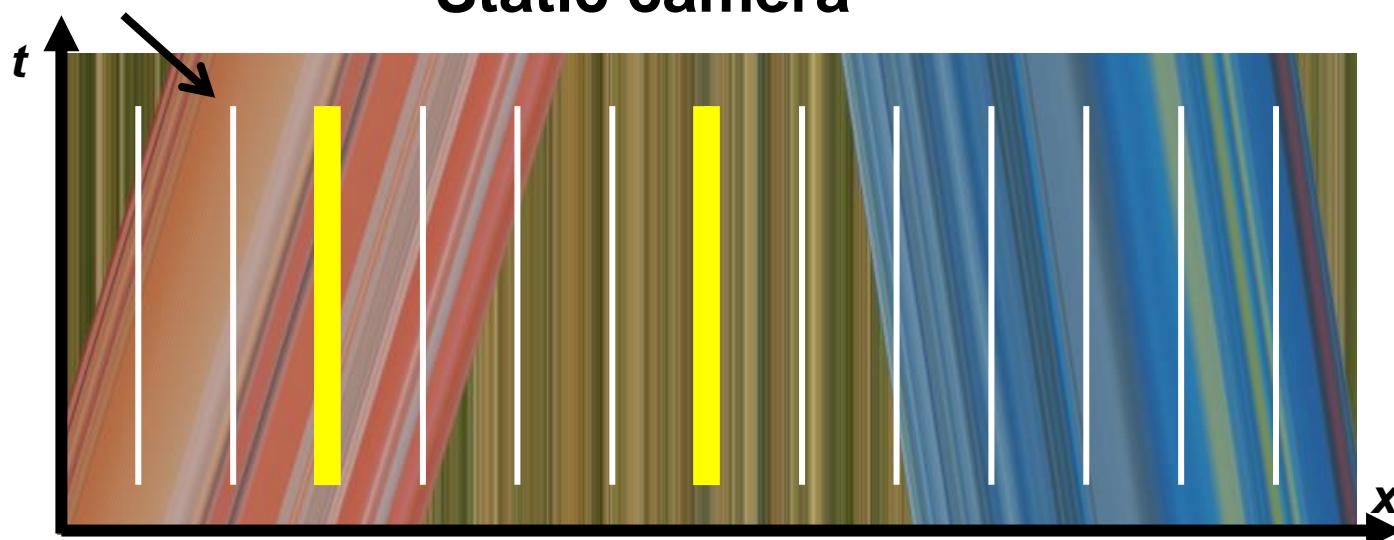


[Levin et al, SIGGRAPH 2008]

Déplacement du capteur durant l'acquisition



Pixels de la caméra

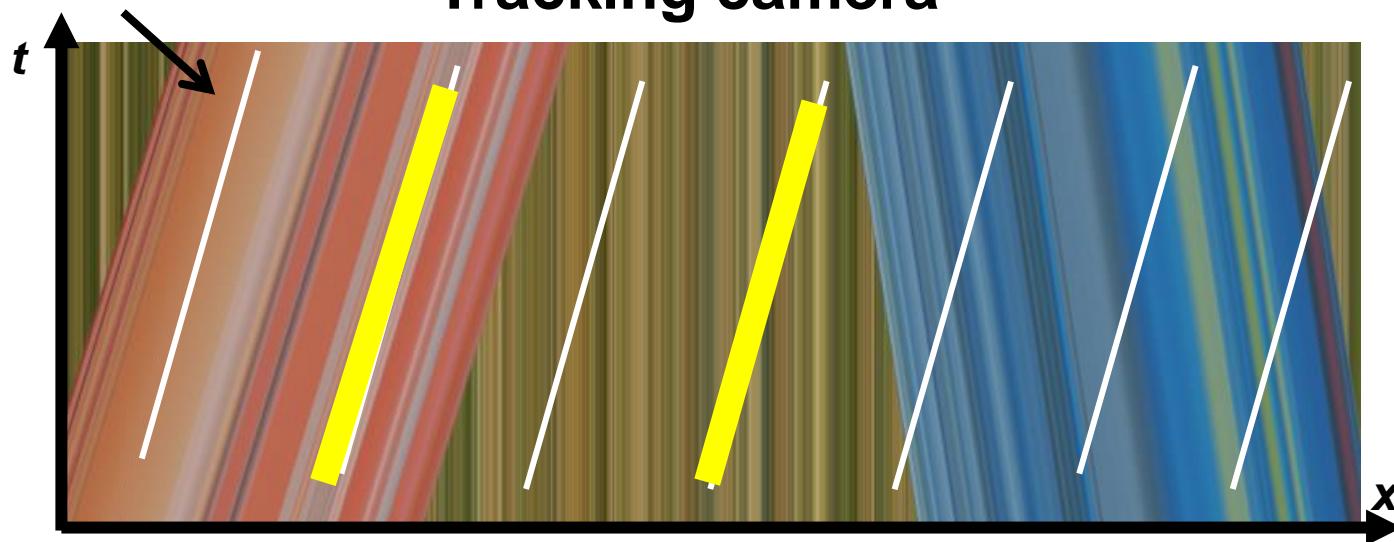


[Levin et al, SIGGRAPH 2008]

Déplacement du capteur durant l'acquisition



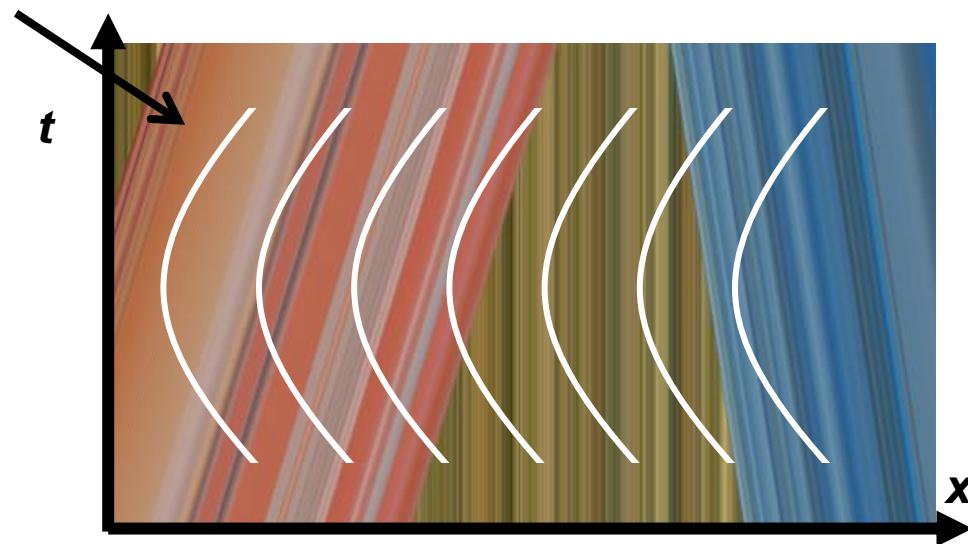
Pixels de la caméra



Déplacement du capteur durant l'acquisition



Pixels de la caméra



Interprétation mathématique

Soit un déplacement rectiligne uniforme de l'objet dans le repère « monde » :

$$x_{O/M}(t) = x_0 + st$$

Déplacement parabolique du capteur dans le repère « monde » :

$$x_{C/M}(t) = at^2$$

Déplacement de l'objet vu par la caméra :

Interprétation mathématique

Soit un déplacement rectiligne uniforme de l'objet dans le repère « monde » :

$$x_{O/M}(t) = x_0 + st$$

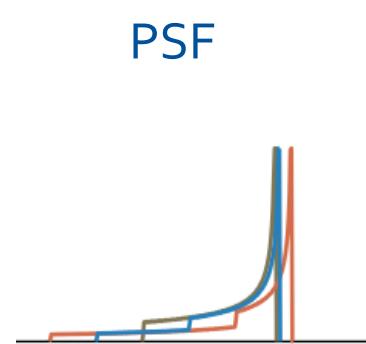
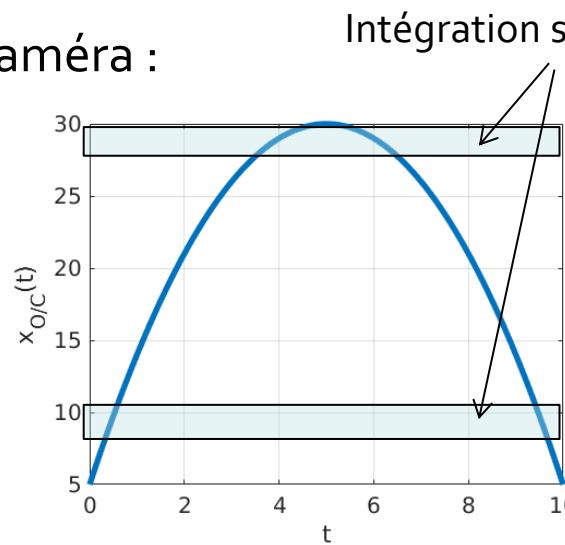
Déplacement parabolique du capteur dans le repère « monde » :

$$x_{C/M}(t) = at^2$$

Déplacement de l'objet vu par la caméra :

$$x_{O/C}(t) = x_0 + st - at^2$$

$$x_{O/C}(t) = -a \left(t - \frac{s}{2a} \right)^2 + x_0 + \frac{s^2}{4a}$$

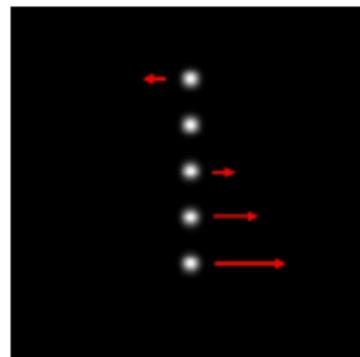


La trajectoire de l'objet vu par la caméra est une parabole quelle que soit s !

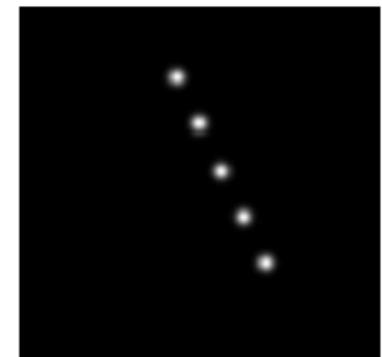
Déplacement du capteur durant l'acquisition

Effet sur la PSF

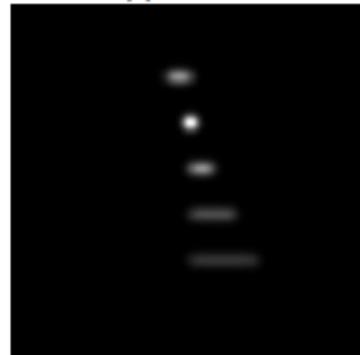
La PSF est la même quelle que soit la vitesse !



(a) Time 1



(b) Time 2



(c) Static camera



(d) Parabolic camera

Approche algorithmique

Déconvolution globale avec PSF connue

Enjeux

Direction du déplacement supposé connu

Mise en œuvre expérimentale

[Levin et al, SIGGRAPH 2008]

Déplacement du capteur durant l'acquisition

Principe

Déplacement du capteur durant l'acquisition avec accélération constante

Avantage

Rend la PSF invariante dans l'image, quelle que soit l'amplitude du mouvement

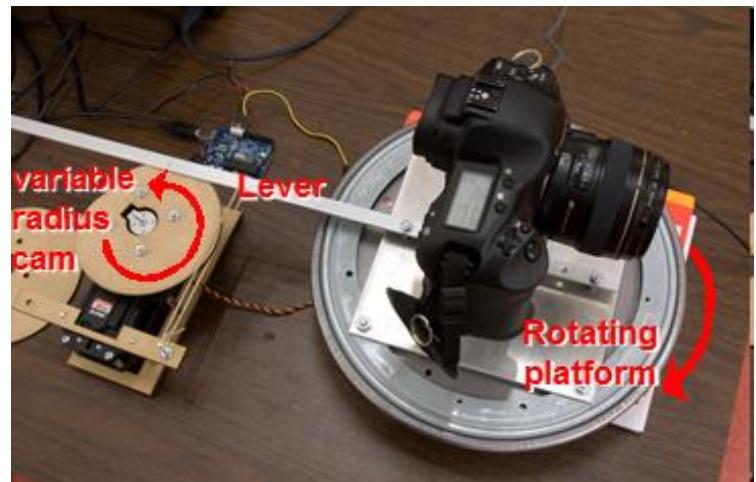
Références

[Levin et al, SIGGRAPH 2008]

[Cho et al, ICCP 2010]

En pratique

Plateforme de rotation de la caméra



Exemples de résultats



[Levin et al, SIGGRAPH 2008]

Comment corriger le flou de bougé ?

Solutions matérielles

Flash

Stabilisation optique

Solutions logicielles : correction du flou de bougé

Approches multi-images

Exploitation des données inertielles

Estimation mono-image du flou

Imageurs hybrides

Déplacement parabolique de la caméra

« Flutter Shutter » (obturation codée)

Variation spatio-temporelle de la PSF

Obturation codée

Principe

Obturation codée du capteur durant l'acquisition pour rendre inversible la PSF



Références

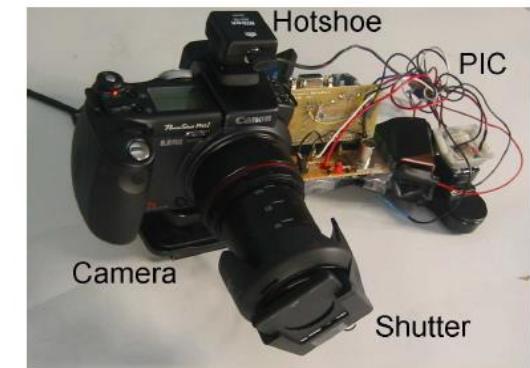
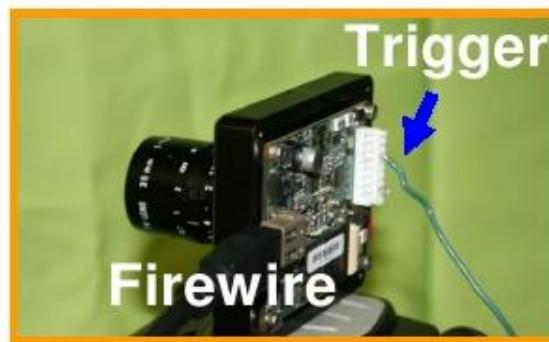
[Agrawal et al, CVPR, 2009]

[Tendero et al, SIAM IS, 2013]

En pratique

Trigger externe

Cristaux liquides devant l'objectif



<http://web.media.mit.edu/~raskar/deblur/>

Obturation codée

Avantages

Amélioration de la qualité de restauration de l'image par déconvolution

Valable quelle que soit la direction du mouvement

Approche algorithmique

Estimation de la PSF

Déconvolution

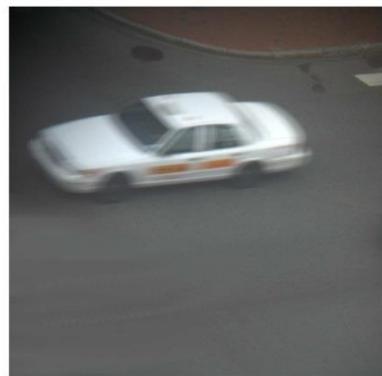
Enjeux

Diminution du flux lumineux

Optimisation du code ?

Obturation codée

Exemples de résultats



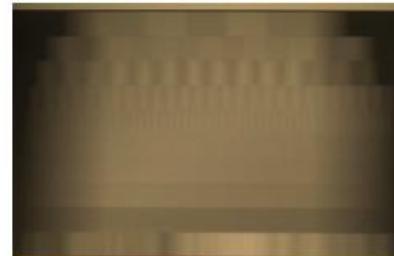
(a) Blurred Image



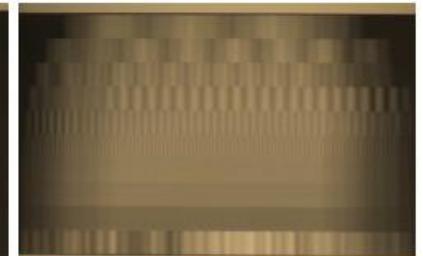
(b) Rectified Crop



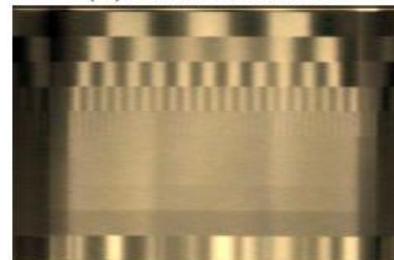
(c) Deblurred Image



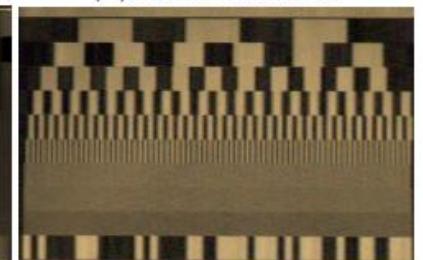
(a) Blurred Photo



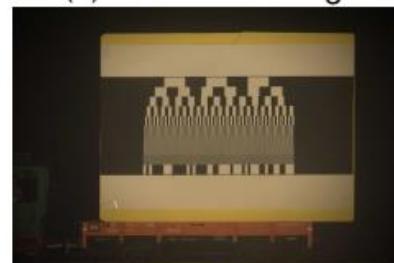
(b) Blurred Photo



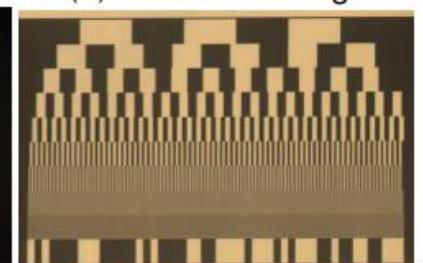
(c) Deblurred Image



(d) Deblurred Image



(e) Photo of Test Setup



(f) Photo of Test Target

Obturation codée : modèle de performance

Comment modéliser la performance du flutter shutter en fonction des différents paramètres (vitesse de déplacement, durée d'exposition) ?



Critère de performance : le RSB après déconvolution

$$RSB = \frac{s / nt i_0}{f_{deconv} \sigma_b}$$

$$\sigma_b = \sqrt{\sigma_{gray}^2 + Cs / nt}$$

$$f_{deconv} = \sqrt{tr\left(\left(H^t H\right)^{-1}\right)} / m$$

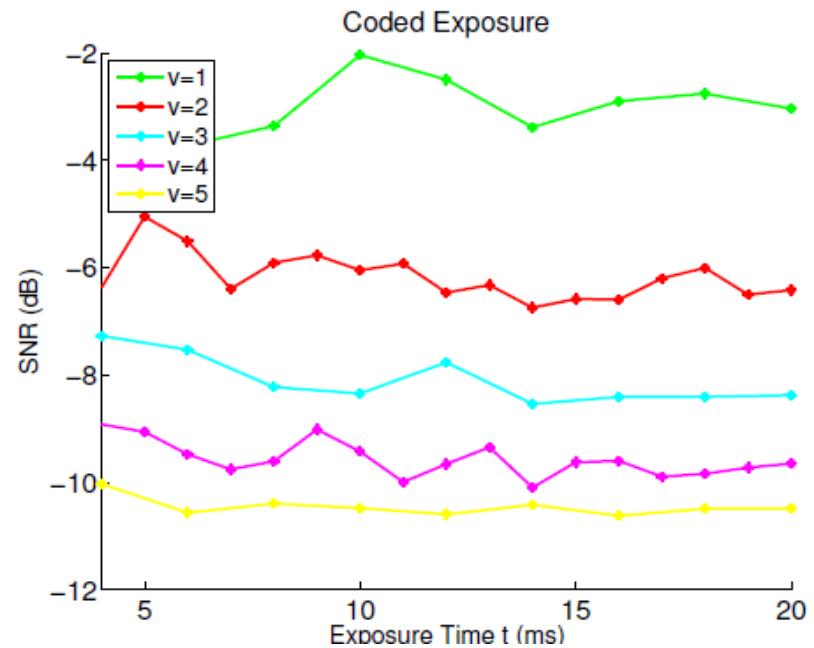
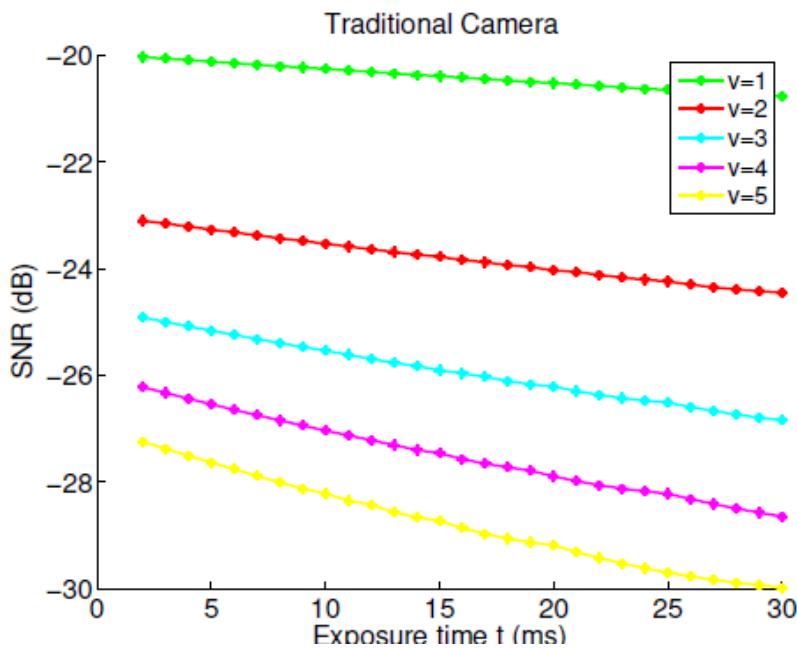
t : temps d'acquisition
s : nombre de 1 dans le code
n: longueur du code
 i_0 : valeur moyenne de l'image
m: longueur de x

Optimisation du flutter shutter

Étude de performance suivant différents paramètres :

Durée d'exposition et vitesse (v)

Voir TP 1



Comment corriger le flou de bougé ?

Solutions matérielles

Flash

Stabilisation optique

Solutions logicielles : correction du flou de bougé

Approches multi-images

Exploitation des données inertielles

Estimation mono-image du flou

Imageurs hybrides

Déplacement parabolique de la caméra

« Flutter Shutter » (obturation codée)

Variation spatio-temporelle de la PSF

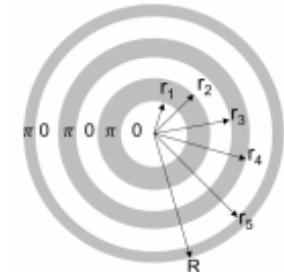
Variation spatio-temporelle de la PSF

Principe

Variation de la mise au point au court du temps (lentille liquide)

Masque de phase annulaire pour ajouter du chromatisme

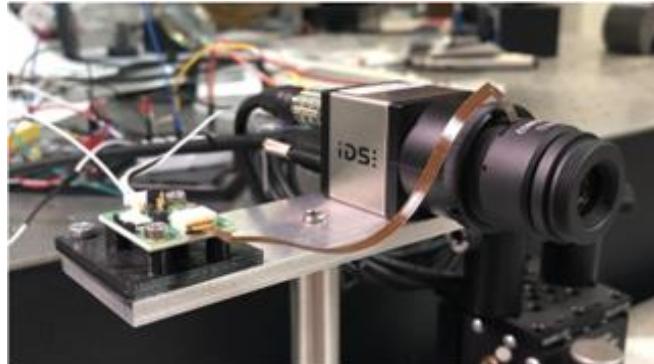
→ La « couleur » d'un objet varie au cours du temps



Source : M-A. Burcklen

Référence

[Elmalem et al, Optica 2020]



Exemple



Variation spatio-temporelle de la PSF

Avantages

Fonctionne quelle que soit la direction du déplacement

Pas d'obturation de la lumière

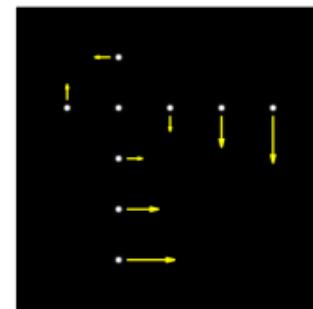
Approche algorithmique

Réseau de neurones

Enjeux

Entraînement du réseau sur des données réalistes

Optimisation de la lame de phase ?



(a) First frame



(b) Last frame



(c) Conventional camera



(d) Fluttered Shutter camera



(e) Parabolic motion camera



(f) Our camera

Résultats



Image intermédiaire Image finale

Plan du cours

Introduction

Les compromis et limitations classique de la qualité image

Quelques rappels

Modèle de formation d'images

Loi de Bayes

Exemples de loi a priori sur la scène et le bruit

Deux limitations particulièrement explorées

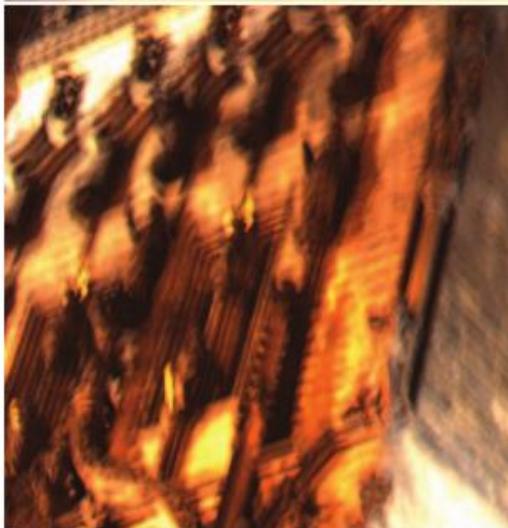
Flou de bougé

Flou de défocalisation

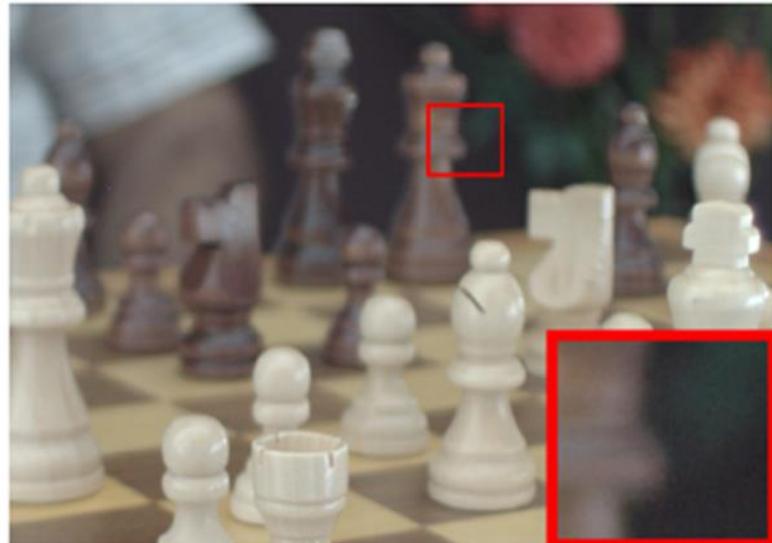
Conclusion

Deux limitations particulièrement explorées

Flou de bougé



Flou de défocalisation



Solutions matérielles

Solutions logicielles : correction du flou

Exemples d'imageurs hybrides

Comment corriger le flou de défocalisation ?

Introduction

Principe et notations

Solution logicielle

Correction du flou de défocalisation

Approche multi-images

Solutions hybrides

Améliorer l'estimation du flou

Exploiter les aberrations

Rendre le capteur insensible à la profondeur

Qu'est-ce que la profondeur de champ ?

Région de l'espace dans laquelle les objets sont vus nets



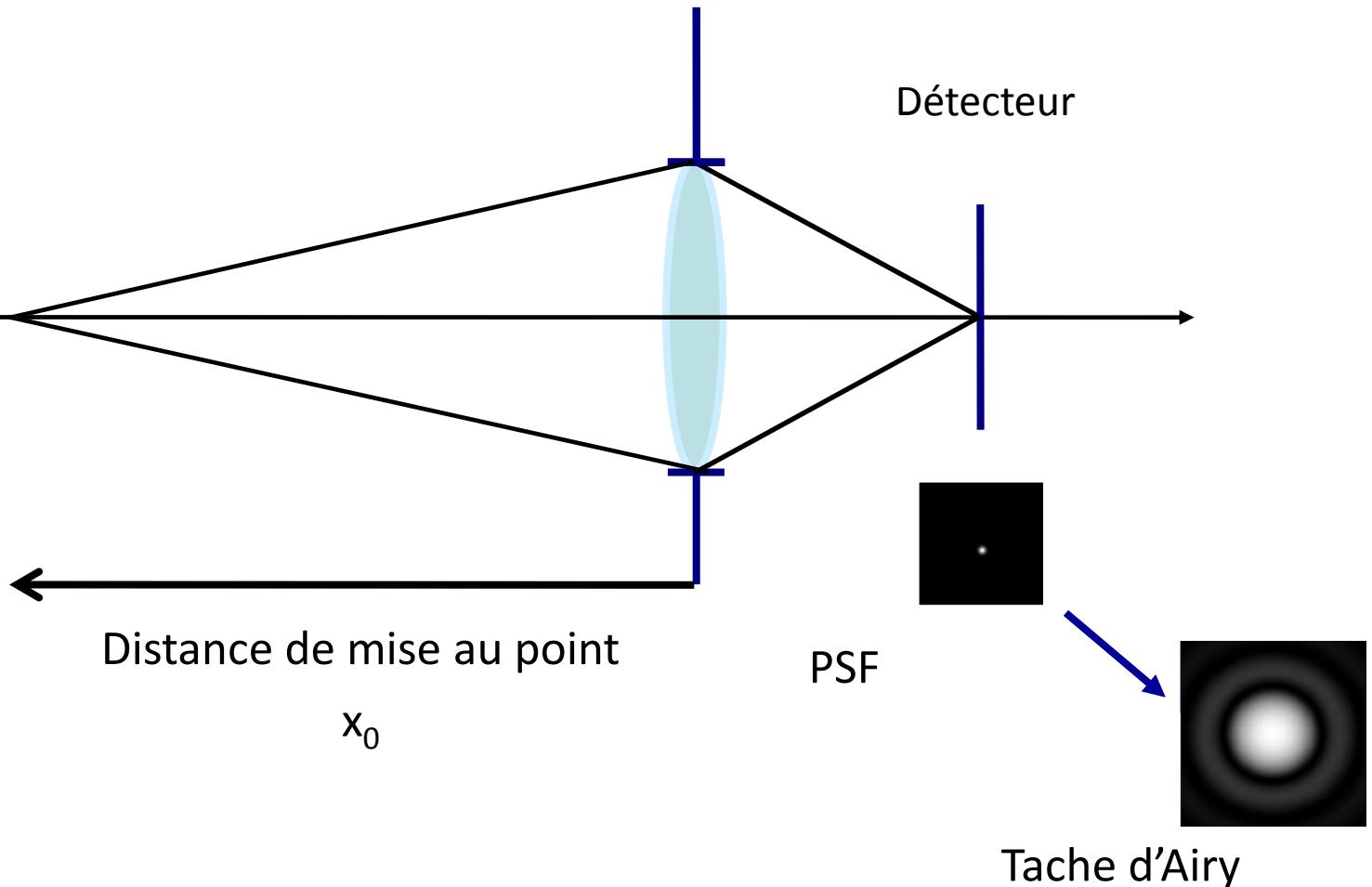
Objectif : étendre la profondeur de champ - *EDOF (extended depth of field)*

Notations

Objet à distance finie

Diaphragme

Détecteur



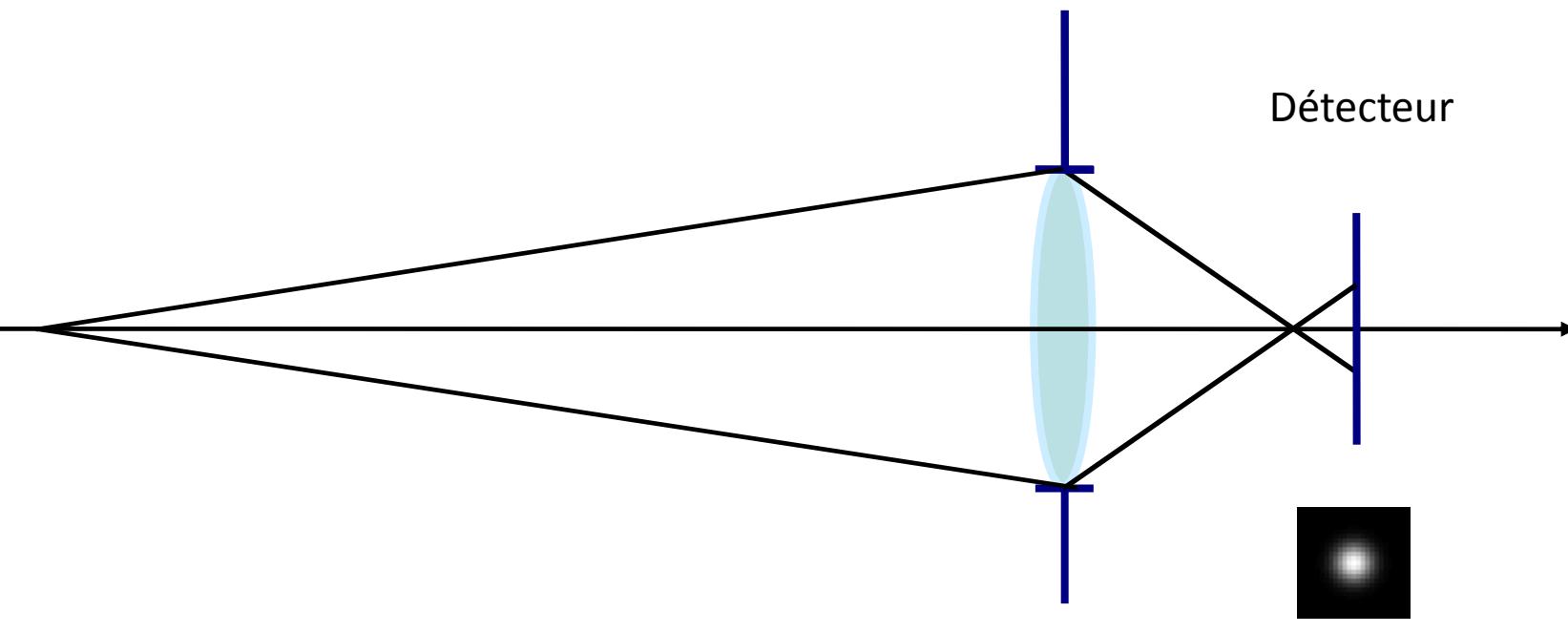
Notations

Objet défocalisé

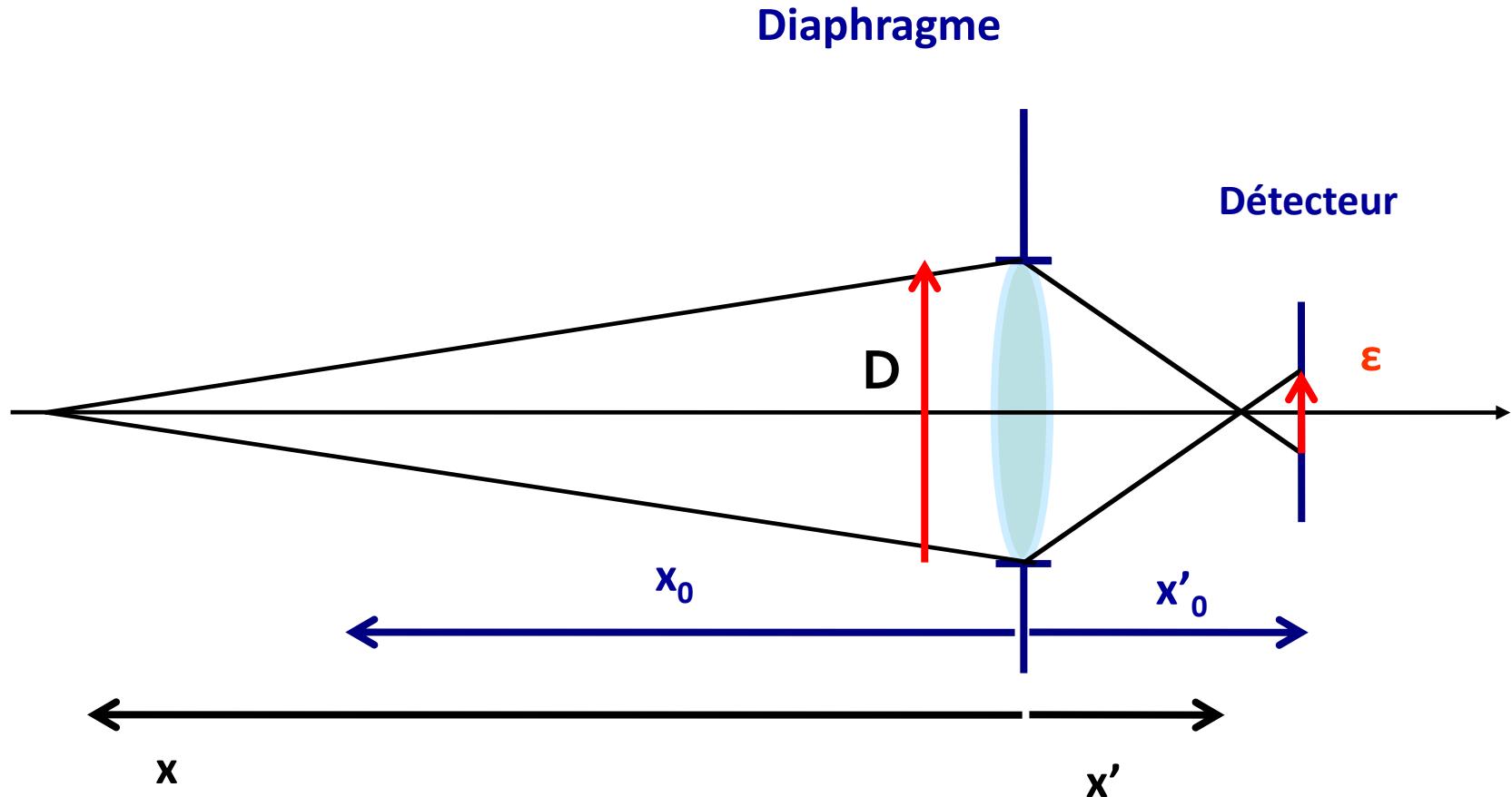
Diaphragme

Détecteur

PSF



Exercice : calcul de la profondeur de champ



Exercice : calcul de la profondeur de champ

1. Exprimer la variation du flou de défocalisation ε en fonction de x, x_o, f' et D
2. Trouver x_{\max} et x_{\min} tels que $|\varepsilon(x)|=t_{px}$ (t_{px} =taille des pixels)
et exprimer les en fonction de f', x_o, N et t_{px}
3. En déduire une formule approchée de la profondeur de champ

Exercice : calcul de la profondeur de champ

Exercice : calcul de la profondeur de champ

Exercice : calcul de la profondeur de champ

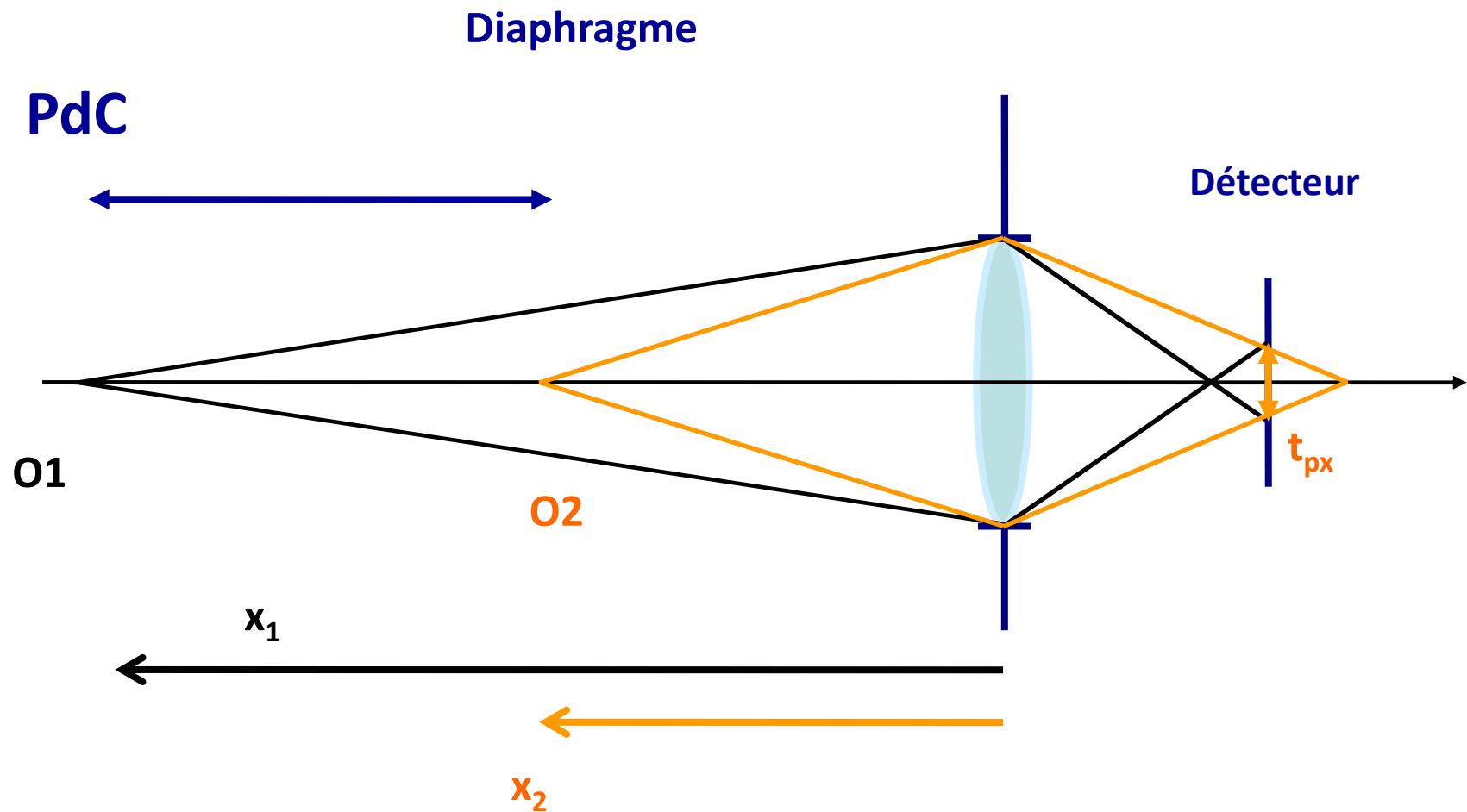
1. Loi des lentilles minces $\frac{1}{x'} - \frac{1}{x} = \frac{1}{f}$

$$\frac{\varepsilon}{D} = \frac{x'_0 - x'}{x'}$$

$$\varepsilon = Dx'_0 \left(\frac{1}{x'} - \frac{1}{x'_0} \right)$$

$$\varepsilon = D \frac{f' x_0}{f' + x_0} \left(\frac{1}{x} - \frac{1}{x_0} \right)$$

Exercice : calcul de la profondeur de champ



Exercice : calcul de la profondeur de champ

Exercice : calcul de la profondeur de champ

2. Profondeur de champ

$$D \frac{f' x_0}{f' + x_0} \left(\frac{1}{x} - \frac{1}{x_0} \right) = \pm t_{px}$$

$$\frac{1}{x} = \frac{1}{x_0} \pm t_{px} \frac{f' + x_0}{Df' x_0}$$

$$\frac{1}{x} = \frac{1}{x_0} \left(1 \pm t_{px} \frac{f' + x_0}{Df'} \right)$$

$$x = x_0 \left(1 \pm t_{px} \frac{f' + x_0}{Df'} \right)^{-1} \quad |t_{px} x_0| \ll Df'$$

$$x \approx x_0 \left(1 \mp t_{px} \frac{x_0}{Df'} \right) \quad f' \ll |x_0|$$

$$x_1 \approx x_0 \left(1 - t_{px} \frac{x_0}{Df'} \right)$$

$$x_2 \approx x_0 \left(1 + t_{px} \frac{x_0}{Df'} \right)$$

$$PdC = |x_1 - x_2| \approx \frac{2x_0^2 t_{px}}{Df'} = \frac{2N t_{px} x_0^2}{f'^2}$$

Comment corriger le flou de défocalisation ?

Introduction

Principe et notations

Solution logicielle

Estimation puis correction du flou de défocalisation

Approche multi-images

Solutions hybrides

Améliorer l'estimation du flou

Exploiter les aberrations

Rendre le capteur insensible à la profondeur

Position du problème

Modélisation avec des fonctions continues



$$y = \boxed{h} * \boxed{x} + b$$

Une équation deux inconnues : x et h
 h varie spatialement !

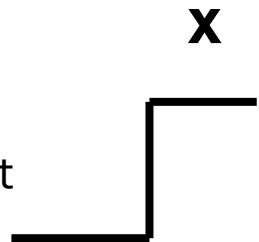


Estimation du flou de défocalisation

Deux approches algorithmiques

[Zhuo et al, Pattern Recognition 2011]

- x modélisé comme un bord de plage parfait dans la direction du gradient
- PSF gaussiennes d'écart-type variable
- Rapport de gradients



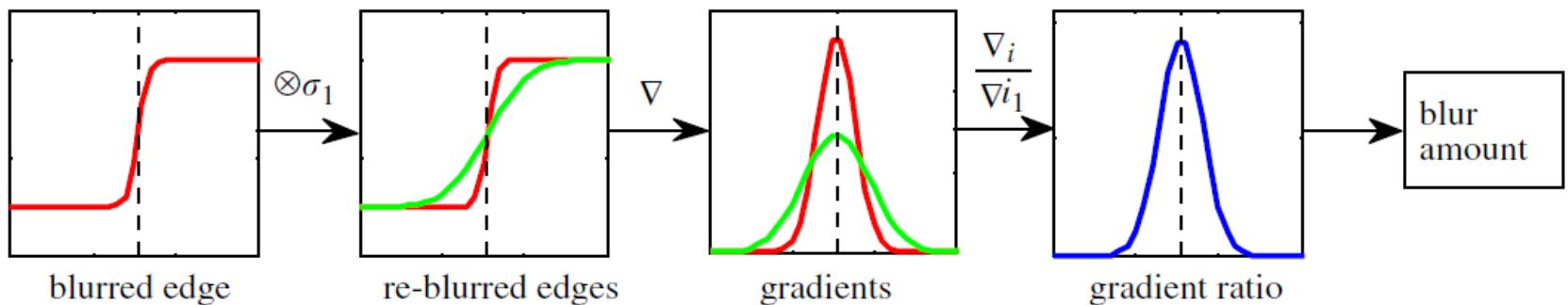
[Trouvé et al, ICIP 2011]

- x modélisé par une densité de probabilité gaussienne
- PSF calibrées ou simulées pour une plage de profondeur
- Maximum de vraisemblance marginale « approche MAPk » (cf flou de bougé)

Estimation du flou de défocalisation

Exemple : [Zhuo et al, Pattern Recognition, 2011]

- x comme un bord de plage parfait
- PSF gaussiennes d'écart-type variable
- Rapport des gradients de l'image d'origine et de cette même image floutée par une gaussienne d'écart-type σ_1 :



$$R = \frac{|\nabla i(0)|}{|\nabla i_1(0)|} = \sqrt{\frac{\sigma^2 + \sigma_1^2}{\sigma^2}}.$$

Estimation du flou de défocalisation

Exemple : [Trouvé et al, ICIP 2011]

- Modèle de bruit blanc centré gaussien et modèle de scène gaussien centré

$$p(\mathbf{y}|\mathbf{x}) \propto \exp\left(-\frac{\|\mathbf{y} - H\mathbf{x}\|^2}{2\sigma_b^2}\right)$$

$$p(\mathbf{x}) \propto \exp\left(-\frac{\|D\mathbf{x}\|^2}{2\sigma_x^2}\right)$$

D : opérateur des gradients

- Expression de la vraisemblance marginale (approche « MAPk »)

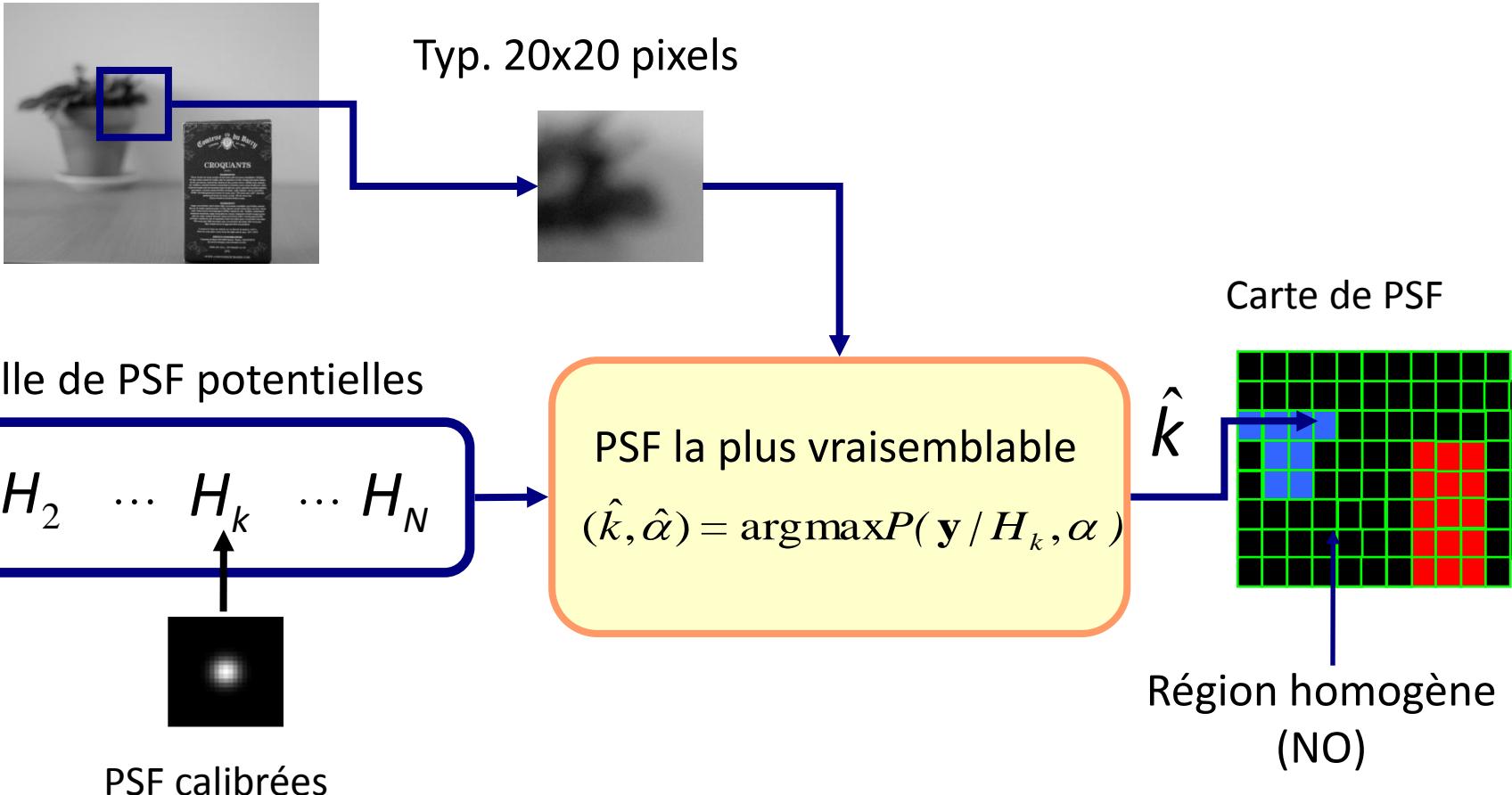
$$P(\mathbf{y}|H, \alpha, \sigma_b^2) = \left| \frac{Q}{2\pi} \right|^{1/2} e^{-\frac{\mathbf{y}^T Q \mathbf{y}}{2}} \quad Q = \frac{1}{\sigma_b^2} \left(I - H \left(H^T H + \alpha D^T D \right)^{-1} H^T \right) \quad \alpha = \frac{\sigma_b^2}{\sigma_x^2}$$

- Maximisation de la vraisemblance généralisée (maximisée par rapport à σ_b^2)

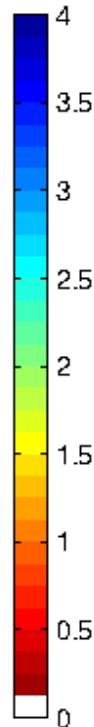
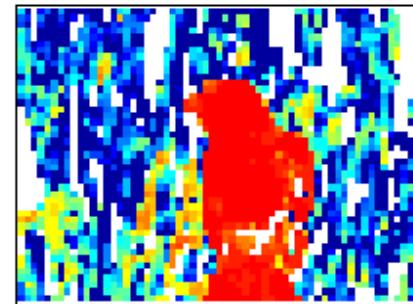
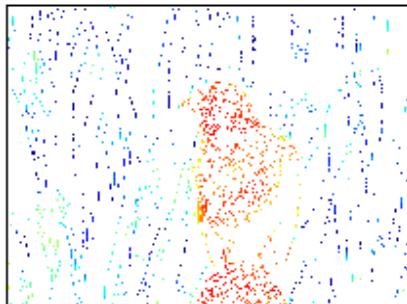
$$(\hat{H}, \hat{\alpha}) = \arg \max_{(H, \alpha)} P(\mathbf{y} | H, \alpha)$$

Estimation du flou de défocalisation

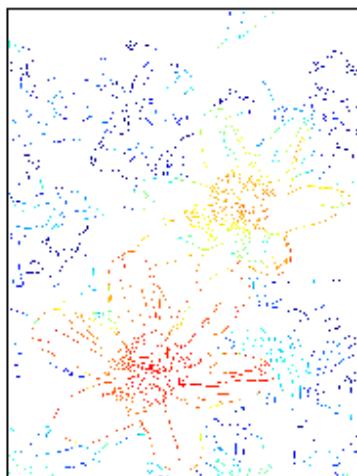
Exemple : [Trouvé et al, ICIP 2011]



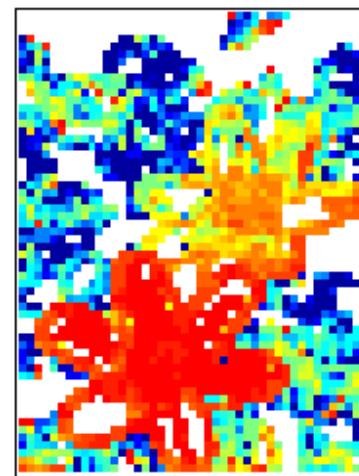
Exemples d'estimation du flou de défocalisation



(a)



(b)



(c)

[Zhuo, PR, 2011]

[Trouvé, ICIP, 2011]

Correction du flou de défocalisation

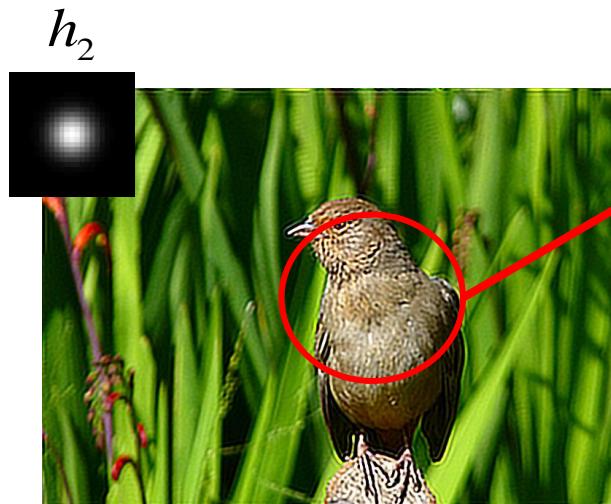
Une approche simple [Levin, SIGGRAPH 2007]

1. Déconvoluer toute l'image par toutes les hypothèses de flou $\hat{x}_k(y, h_k)$
2. Faire une somme des images déconvoluées pondérées par des masques M_k correspondant à la carte de flou estimée

$$\hat{x} = \sum_k \hat{x}_k(y, h_k) M_k$$



$\hat{x}_1(y, h_1)$



$\hat{x}_2(y, h_2)$



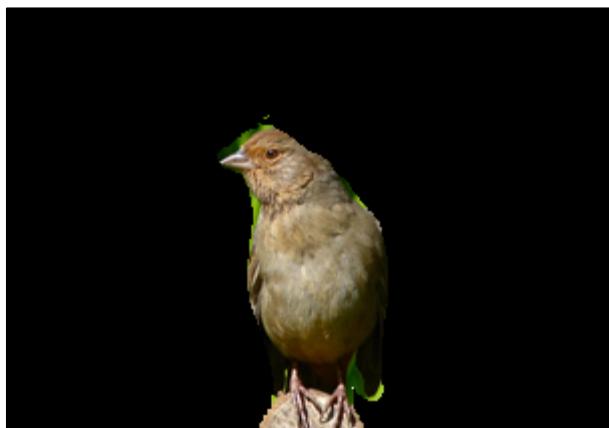
Artefacts de déconvolution par une mauvaise PSF

Correction du flou de défocalisation

Une approche simple [Levin, SIGGRAPH 2007]

1. Déconvoluer toute l'image par toutes les hypothèses de flou $\hat{x}_k(y, h_k)$
2. Faire une somme des images déconvoluées pondérées par des masques M_k correspondant à la carte de flou estimée

$$\hat{x} = \sum_k \hat{x}_k(y, h_k) M_k$$



+



$\hat{x}_1(y, h_1) M_1$

$\hat{x}_2(y, h_2) M_2$

Correction du flou de défocalisation

Une approche simple [Levin, SIGGRAPH 2007]

1. Déconvoluer toute l'image par toutes les hypothèses de flou $\hat{x}_k(y, h_k)$
2. Faire une somme des images déconvoluées pondérées par des masques M_k correspondant à la carte de flou estimée

$$\hat{x} = \sum_k \hat{x}_k(y, h_k) M_k$$



Comment corriger le flou de défocalisation ?

Introduction

Principe et notations

Solution logicielle

Estimation puis correction du flou de défocalisation

Approche multi-images

Solutions hybrides

Améliorer l'estimation du flou

Exploiter les aberrations

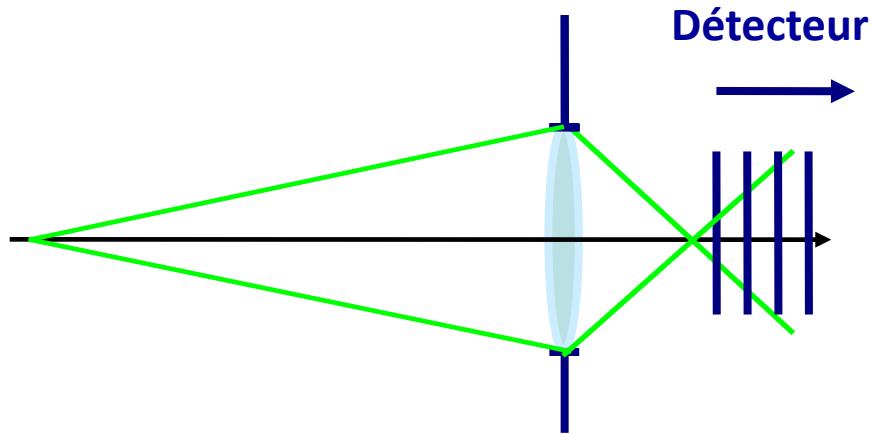
Rendre le capteur insensible à la profondeur

Approche multi-images

Principe : Acquérir un cube d'images avec des mises au point différentes

Exemple

[Kumar et al, ICCP 2013]



Approche algorithmique

Trouver pour chaque pixel, l'image la plus nette dans le cube d'image
Génération d'une image de grande profondeur de champ

Enjeu

Scène dynamique

Exemple de résultats



Pile d'images avec mise au point variable



Numéro de l'image la plus nette



Image EDOF

Comment corriger le flou de défocalisation ?

Introduction

Principe et notations

Solution logicielle

Estimation et correction du flou de défocalisation

Approche multi-images

Solutions hybrides

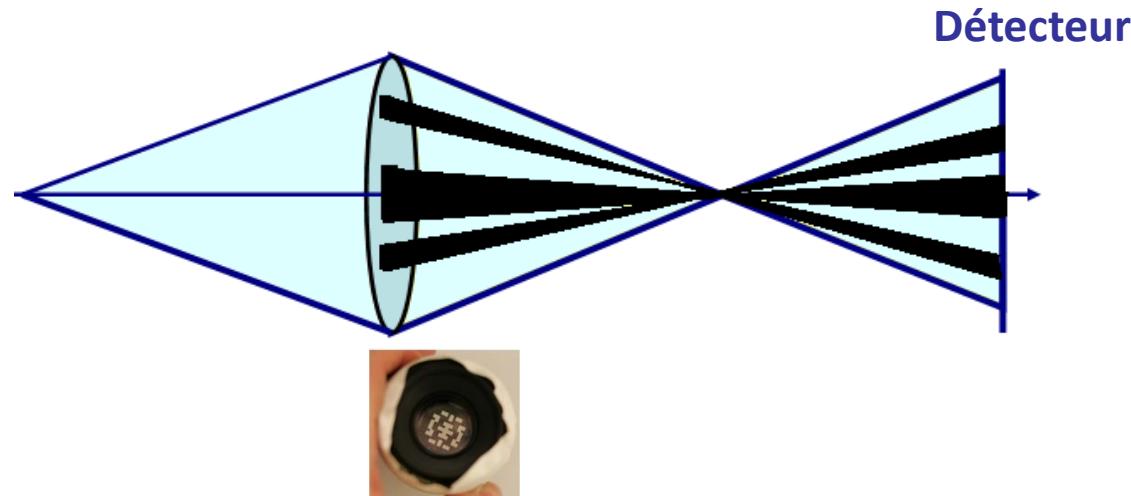
Améliorer l'estimation du flou

Exploiter les aberrations

Rendre le capteur insensible à la profondeur

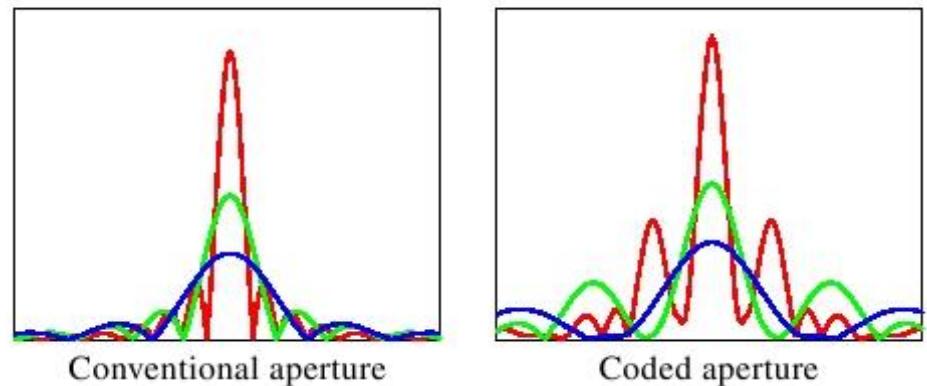
Pupille codée en amplitude

Principe : Rendre le flou de défocalisation plus facile à estimer



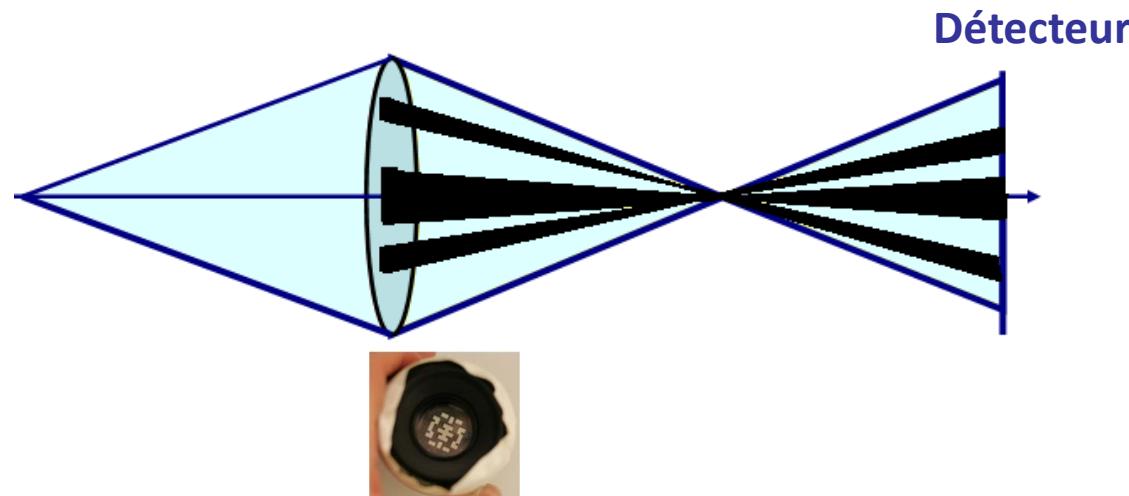
Références

- [Levin et al, SIGGRAPH 2007]
- [Martinello et al, VPCV, 2011]
- [Veeraraghavan, SIGGRAPH 2007]



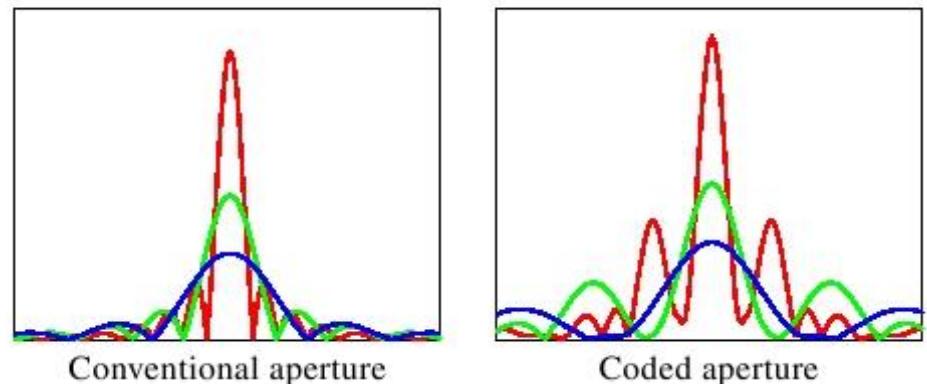
Pupille codée en amplitude

Principe : Rendre le flou de défocalisation plus facile à estimer

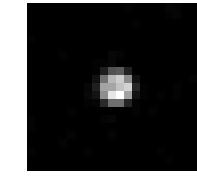
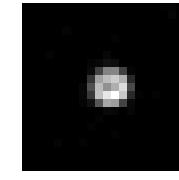
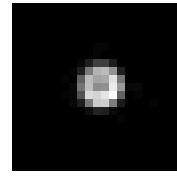
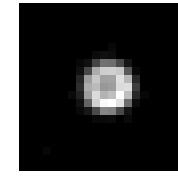
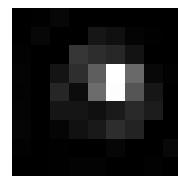
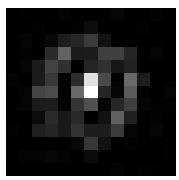
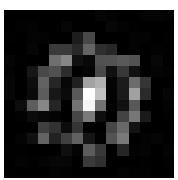
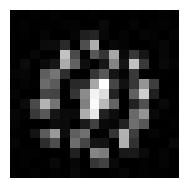


Enjeux

- Perte d'une partie de la lumière
- Zone aveugle
- Optimisation du code

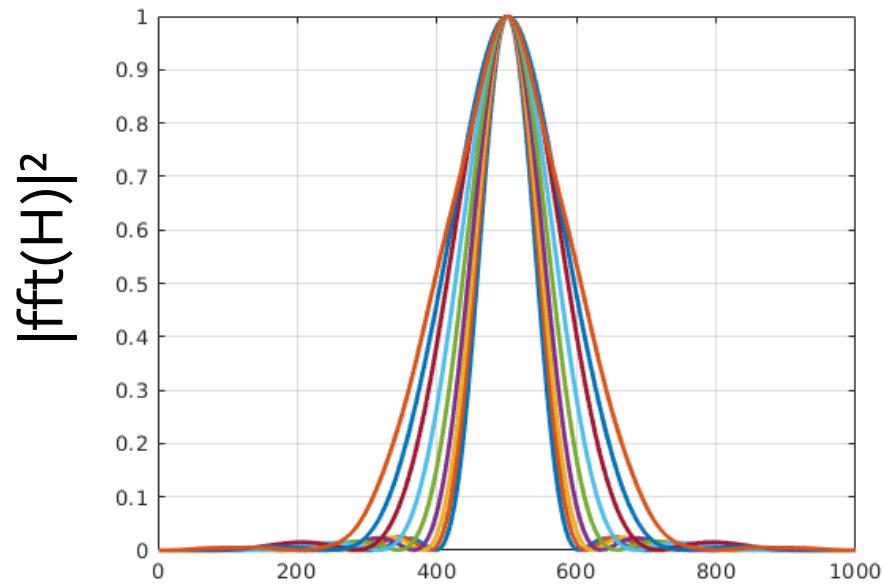
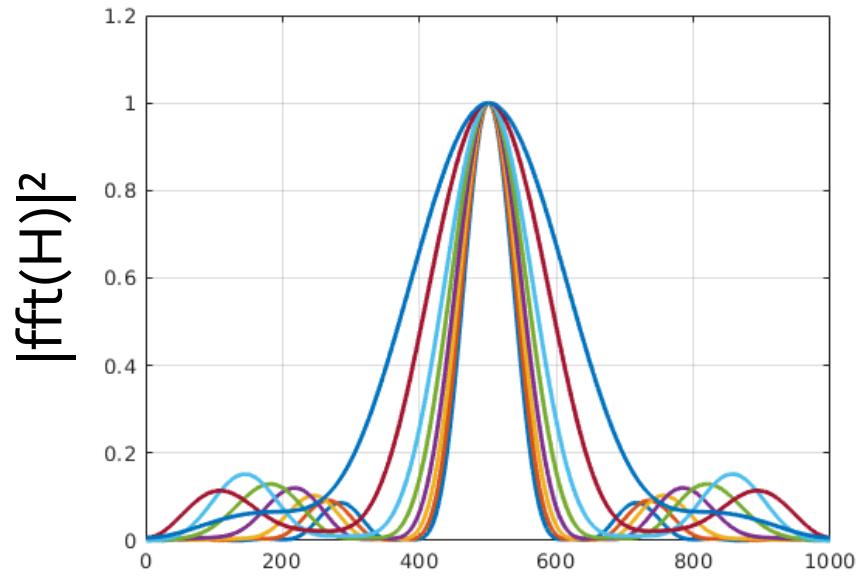


Exemple de PSF expérimentales



Pupille codée

Pupille classique



Comment corriger le flou de défocalisation ?

Introduction

Principe et notations

Solution logicielle

Correction du flou de défocalisation

Approche multi-images

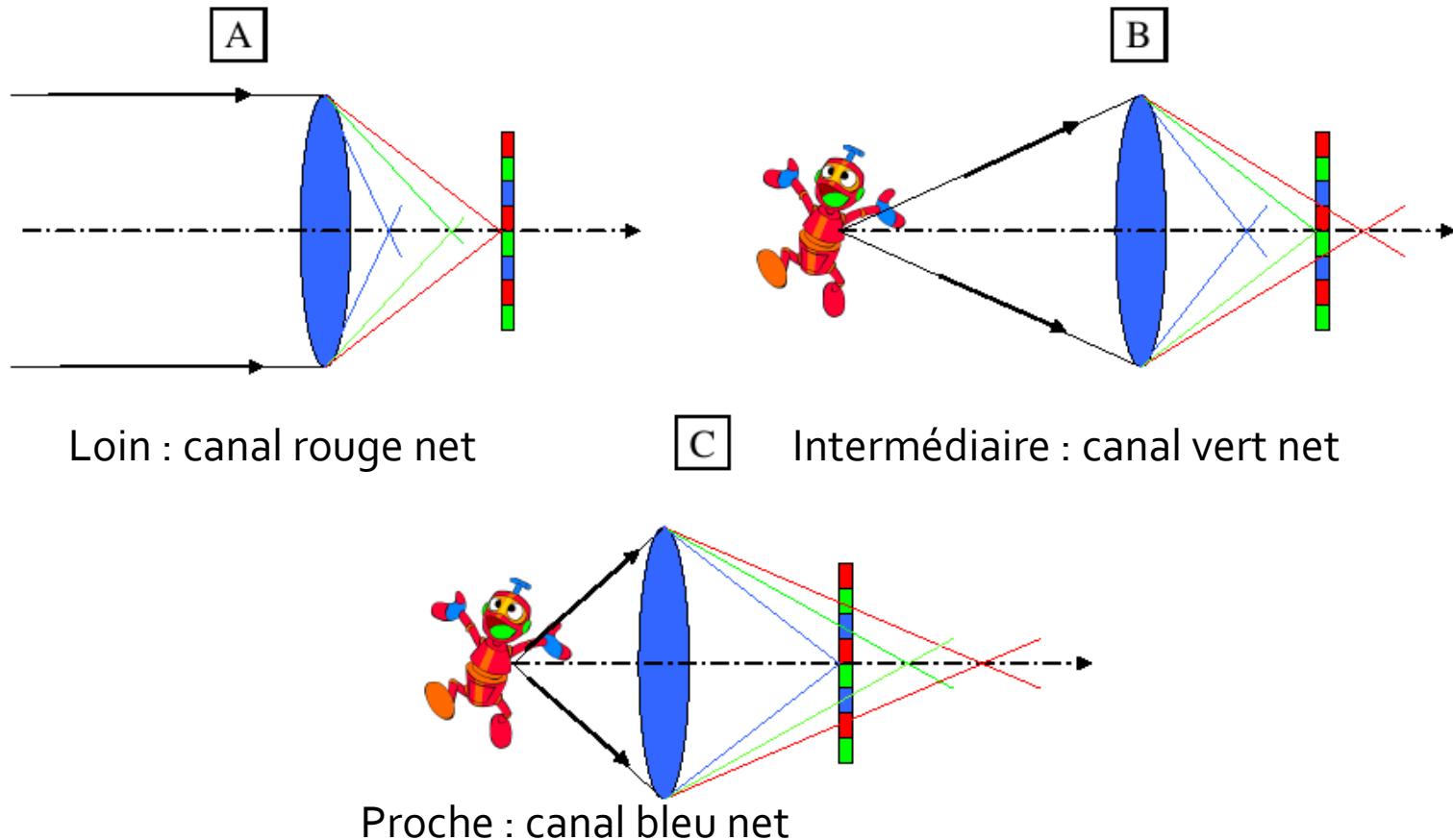
Solutions hybrides

Améliorer l'estimation du flou

Exploiter les aberrations

Rendre le capteur insensible à la profondeur

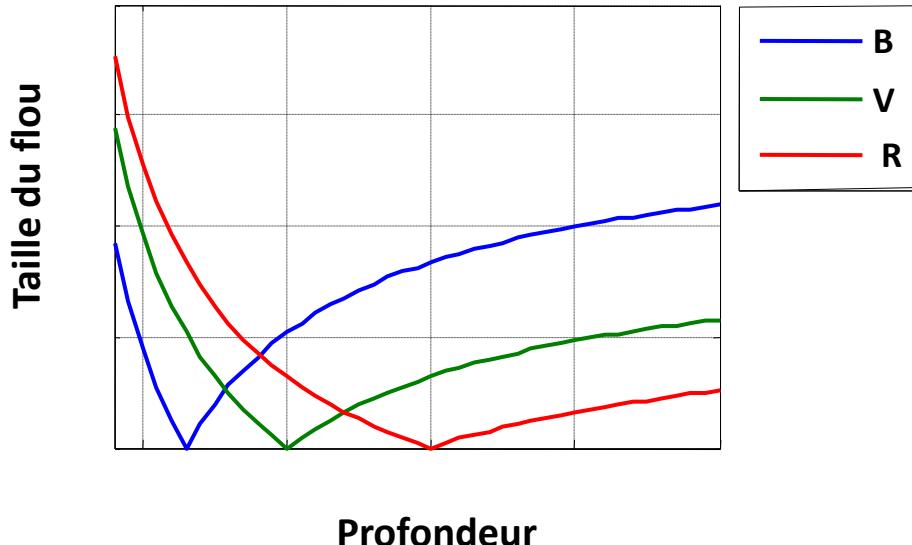
Chromatisme



Optique chromatique et capteur couleur

Principe

Il existe toujours un canal plus net que les autres



Référence

[Guichard et al, SPIE, 2009]

Approche algorithmique
Transfert de hautes fréquences

$$y_{i \in \{R,V,B\}} = y_{i,init} + \alpha HF_R + \beta HF_V + \delta HF_B$$

Enjeu

Optimisation du chromatisme

Optique chromatique et capteur couleur

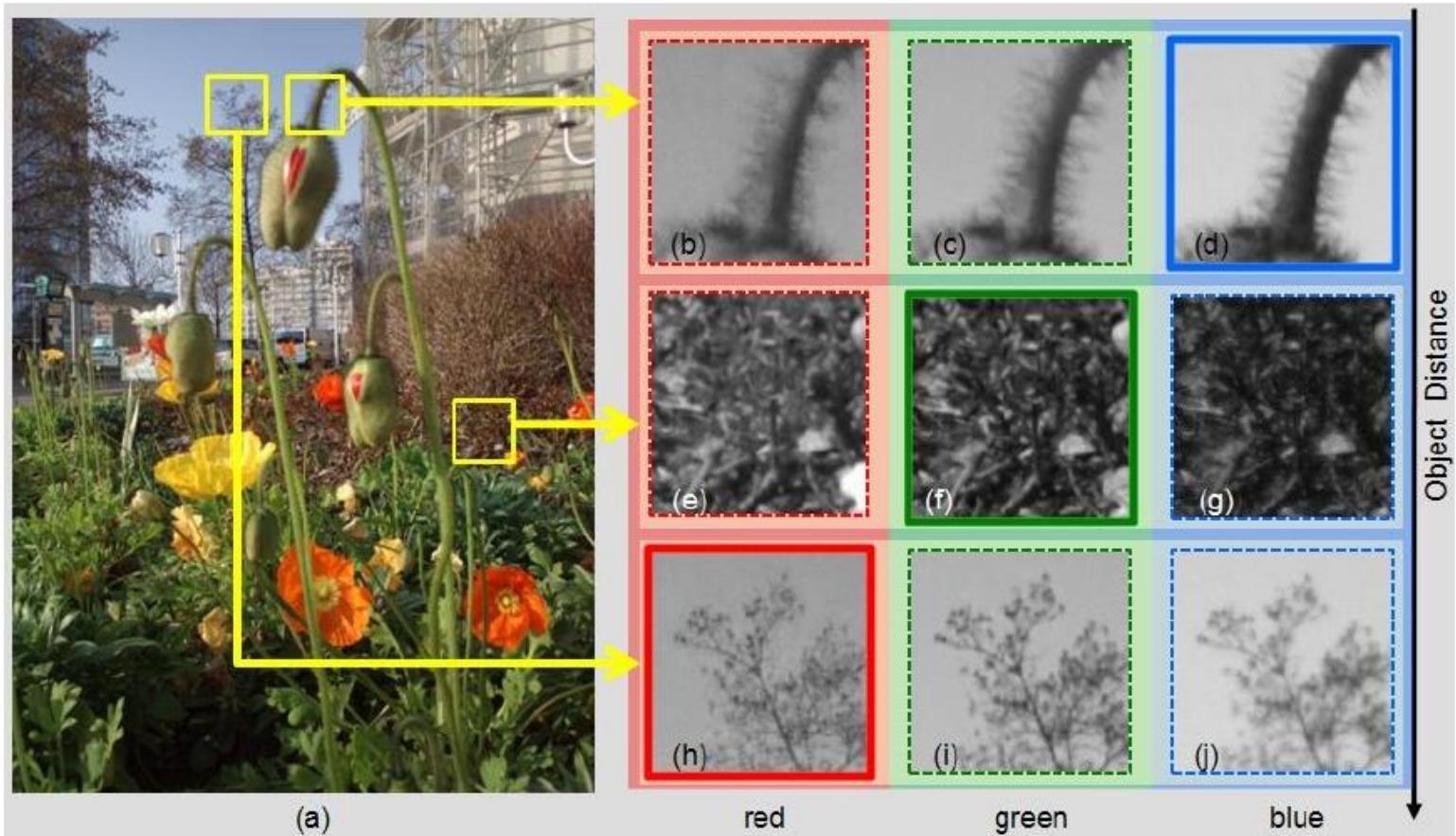


Illustration tirée de [Guichard et al, SPIE, 2009]

Optique chromatique et capteur couleur

Caméra classique



Caméra à autofocus

Caméra chromatique

Illustration tirée de [Guichard et al, SPIE, 2009]

Comment corriger le flou de défocalisation ?

Introduction

Principe et notations

Solution logicielle

Correction du flou de défocalisation

Approche multi-images

Solutions hybrides

Améliorer l'estimation du flou

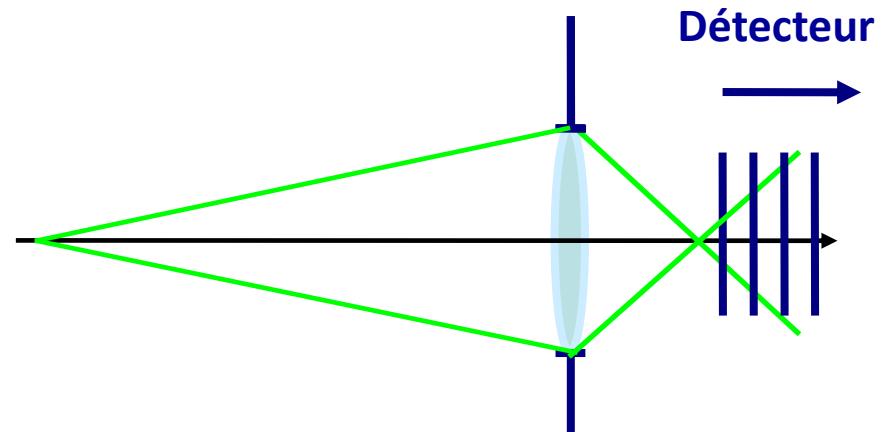
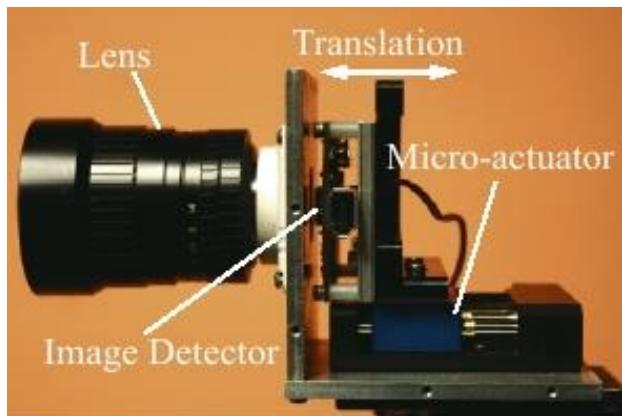
Exploiter les aberrations

Rendre le capteur insensible à la profondeur

Ex 1: Déplacement du capteur

Principe

Le capteur est translaté durant l'acquisition



$$\text{PSF}_{\text{tot}} = \text{[Four PSF images]} + \rightarrow \text{[Total PSF image]}$$

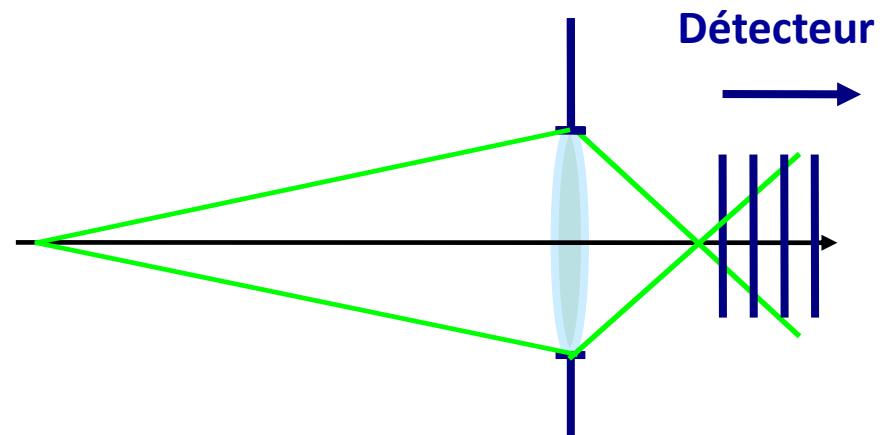
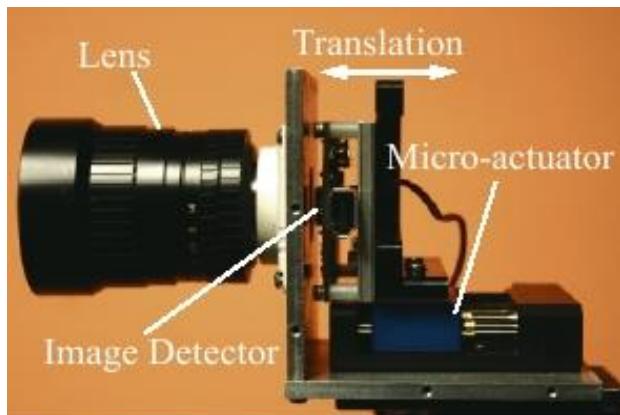
Référence

Nagahara et al, ECCV, 2010

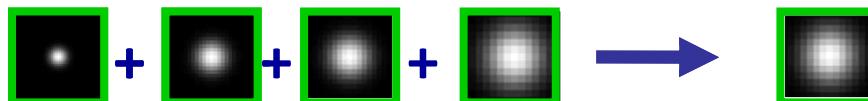
Ex 1: Déplacement du capteur

Principe

Le capteur est translaté durant l'acquisition



$$\text{PSF}_{\text{tot}} =$$



Référence

Nagahara et al, ECCV, 2010

Ex 1: Déplacement du capteur

Approche algorithmique

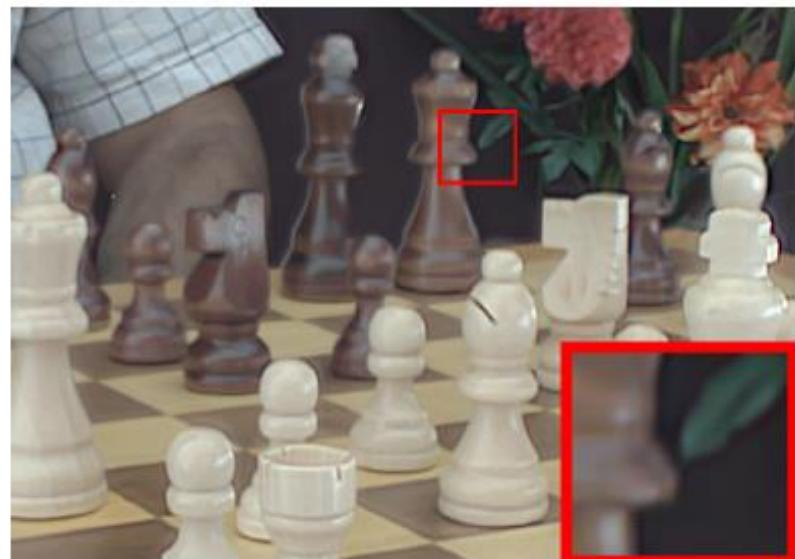
Déconvolution globale avec PSF connue

Enjeu

Mise en œuvre expérimentale



(a) Captured Image ($f/1.4$, $T=0.36\text{sec}$)



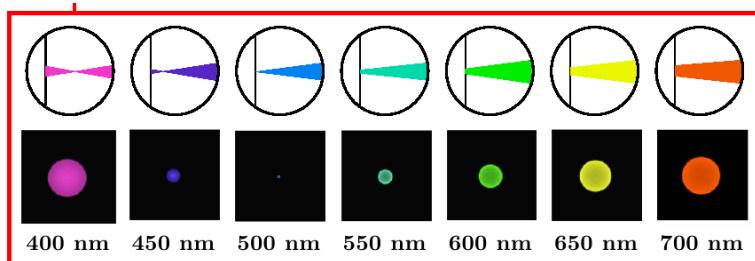
(b) Computed EDOF Image

Ex 2: Optique chromatique et capteur NB

Principe : PSF polychromatique **invariante avec la profondeur**

Référence

[Cossairt et al, ICCP, 2010]



Capteur N/B :

$$\text{PSF}_{\text{poly}}(\mathbf{x}) = \int \text{PSF}(\lambda, p) d\lambda$$

Approche algorithmique

Déconvolution globale avec PSF connue

Enjeux

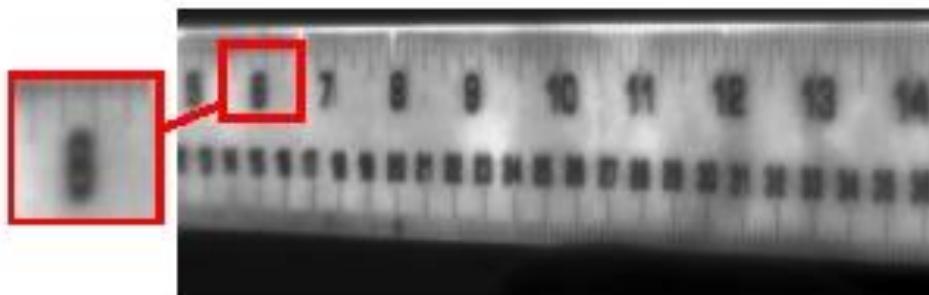
Conception optique avec **fond de mûrite sur mesure**

Limité aux images NB

Ex 2: Optique chromatique et capteur NB



(a) An image captured with a corrected lens (8ms exposure)



(b) An image captured with a SFS camera (8ms exposure)

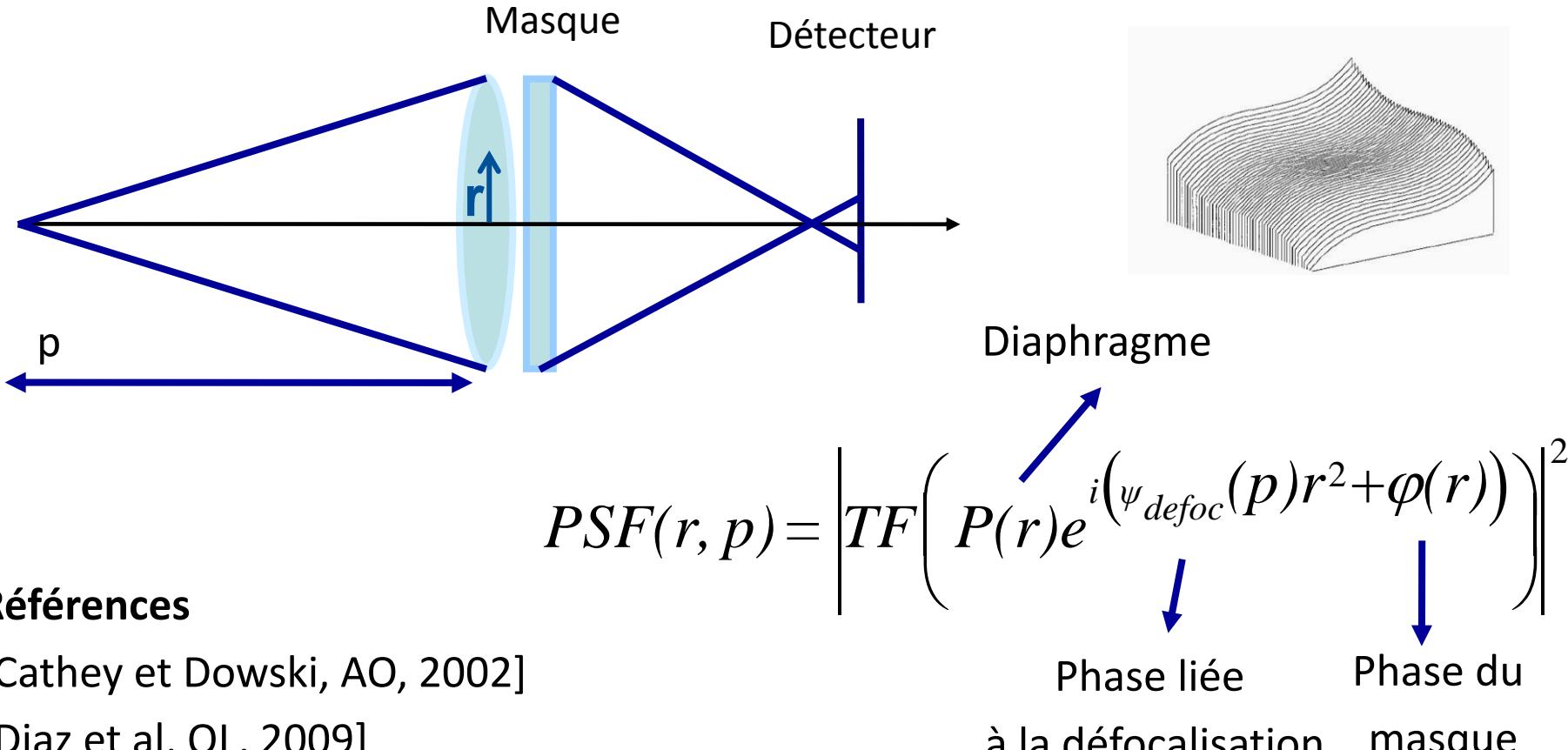


(c) The image from Figure 1(b) after deblurring

Ex 3: Masque de phase

Principe

Rendre la PSF invariante avec la profondeur



Références

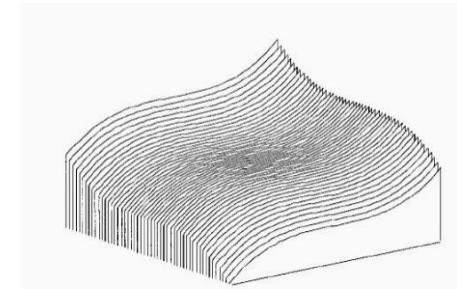
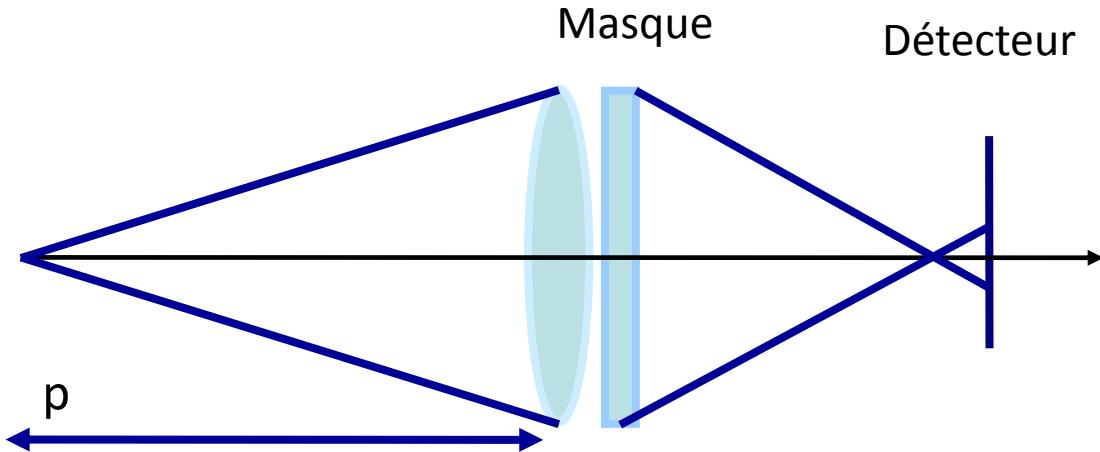
[Cathey et Dowski, AO, 2002]

[Diaz et al, OL, 2009]

Ex 3: Masque de phase

Principe

Rendre la PSF invariante avec la profondeur



Indépendante de p

$$PSF(r, \cancel{X}) = \left| TF \left(P(r) e^{i(\psi_{defoc}(p)r^2 + \varphi(r))} \right) \right|^2$$

Références

[Cathey et Dowski, AO, 2002]

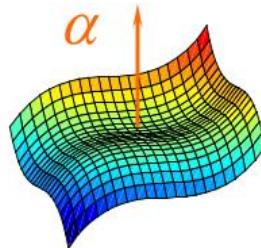
[Diaz et al, OL, 2009]

Phase liée à la défocalisation Phase du masque

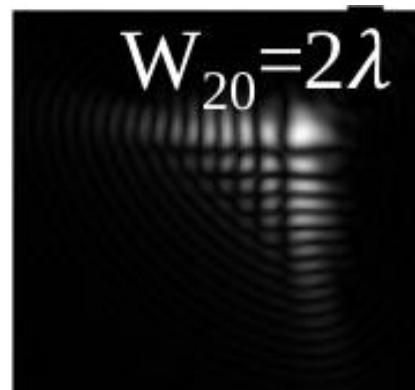
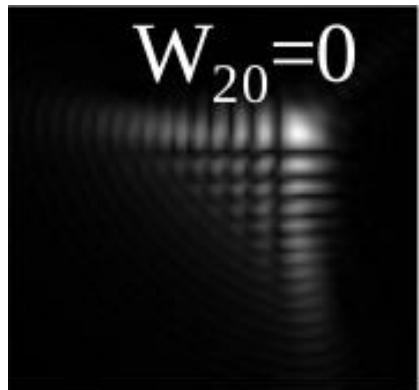
Ex 3: Masque de phase

Masque de phase cubique :

$$\varphi(x, y) = \alpha(x^3 + y^3)$$



Exemples de PSF à différentes profondeurs



Qualité image fortement dégradée mais indépendante de la profondeur !

Restauration par un filtre **unique** de déconvolution

Exemples de résultats

Déconvolution par un filtre de Wiener généralisé (voir dernier cours)



Plan du cours

Introduction

Les compromis et limitations classique de la qualité image

Quelques rappels

Modèle de formation d'images

Loi de Bayes

Exemples de loi a priori sur la scène et le bruit

Deux limitations particulièrement explorées

Flou de bougé

Flou de défocalisation

Conclusion

Conclusion

Limitations d'un imageur

Flou de bougé, bruit, défocalisation, aberrations, saturation, faible résolution, encombrement

Les approches matérielles et logicielles classiques

Approches multi-images, résolution de problèmes inverses, réseaux de neurones

Quelques exemples de solutions hybrides

On joue sur les aberrations, les modes d'acquisitions, les pixels du capteur...

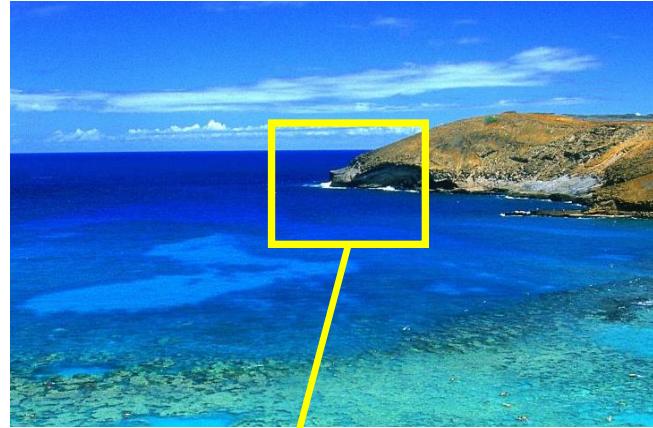
L'image n'est alors plus exploitable sans traitement !

Bonus : Autre limitation des imageurs classiques

Champ



Résolution



Paramètres clefs : focale, taille du détecteur, taille du pixel

Champ ou résolution

Solution logicielle

Mosaiques d'images (*stitching*)

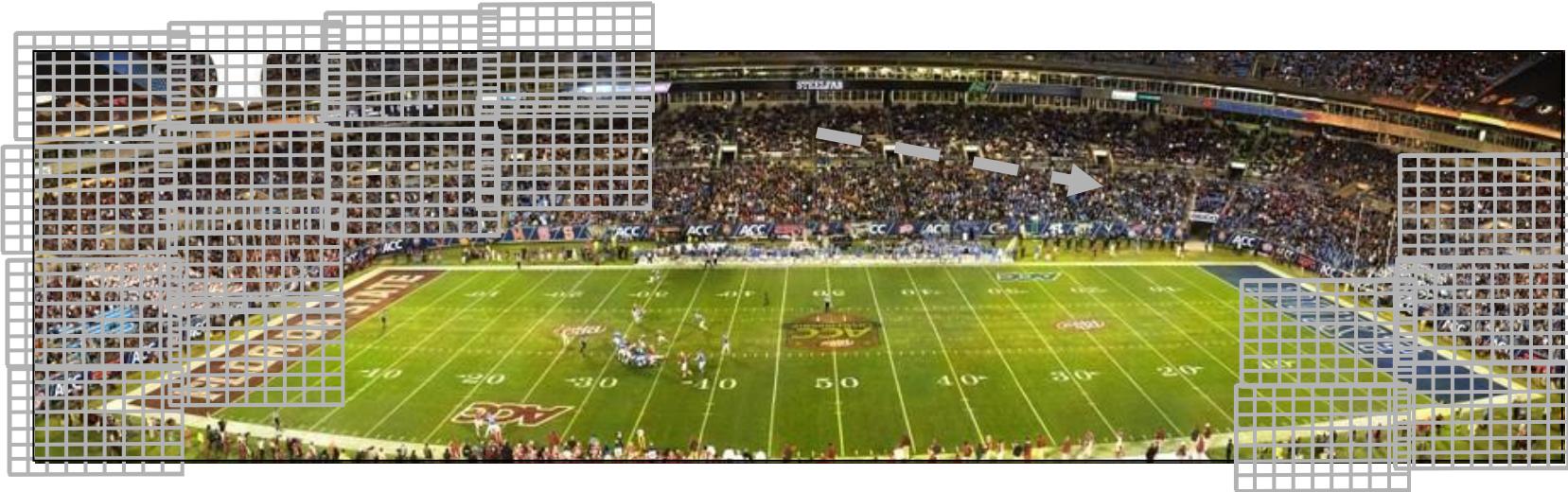
Solutions hybrides

Giga-pixel caméra

Super-résolution

Mosaïque d'images

Principe : Combiner des images petit champ bien résolues (*image stitching*)



Approche algorithmique

Correspondance entre les images

Estimation de la transformation entre les images

Reprojection sur une surface commune

Enjeux

Variation de luminosité

Mobilité de la scène

Champ ou résolution

Solution logicielle

Mosaiques d'images (*stitching*)

Solutions hybrides

Giga-pixel caméra

Super-résolution

Projet AWARE : Gigapixel Camera

Principe

Première lentille monocentrique

98 micro-caméras 14 MP qui corrigent les aberrations

Avantage principal

Lentille monocentrique

- toutes les surfaces ont le même centre de courbure
- plan image hémisphérique

Pas d'aberrations de champ

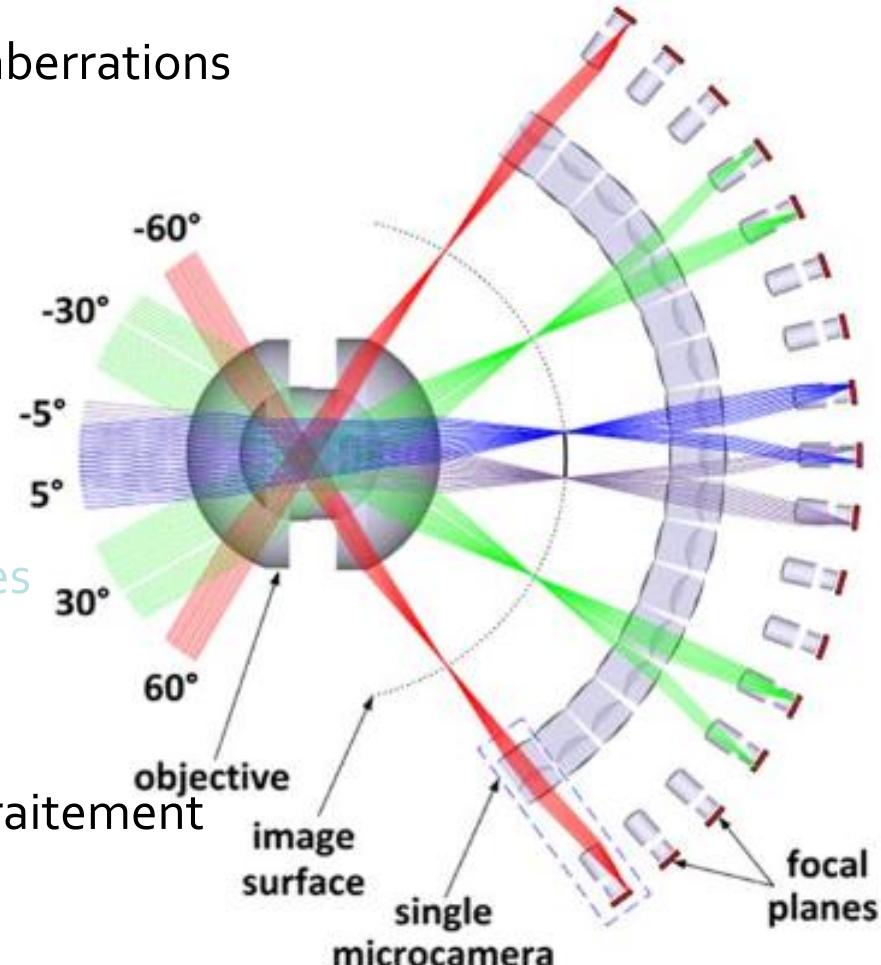
-> toutes les micro-caméras sont identiques

Enjeux

Conception

Acquisition de l'ensemble des données et traitement

Etalonnage du système

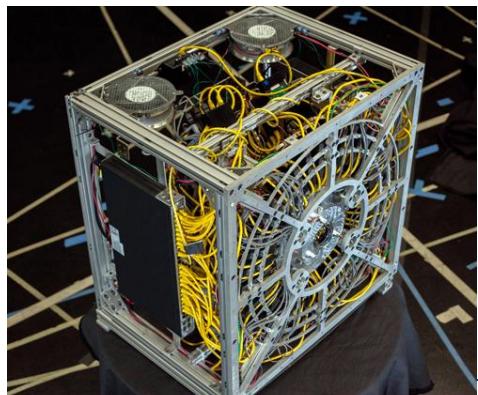


Caméra gigapixels

Référence

Brady et al, Nature, 2012

<http://www.disp.duke.edu/projects/AWARE/>



Champ ou résolution

Solution logicielle

Mosaiques d'images (*stitching*)

Solutions hybrides

Giga-pixel caméra

Super-résolution

Super-résolution (SR)

Principe : Combiner des images grand champ peu résolues



Référence

[Champagnat et al, JOSAA, 2009]

Estimation précise du mouvement inter-image

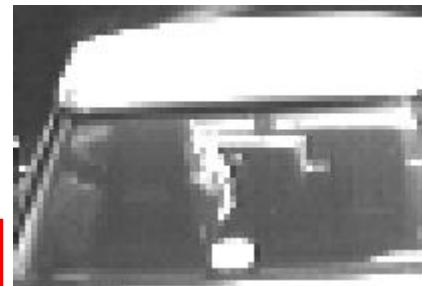
Super-résolution

Principe : Combiner des images grand champ peu résolues pour réduire le repliement



Interpolation spatiale

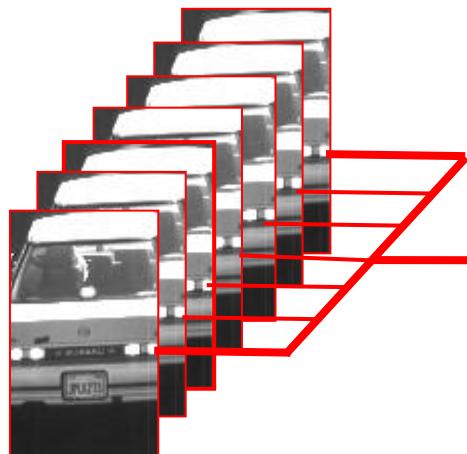
Original Low-Resolution
Video Sequence (70x120)



3x Spatial Zoom

Super-résolution

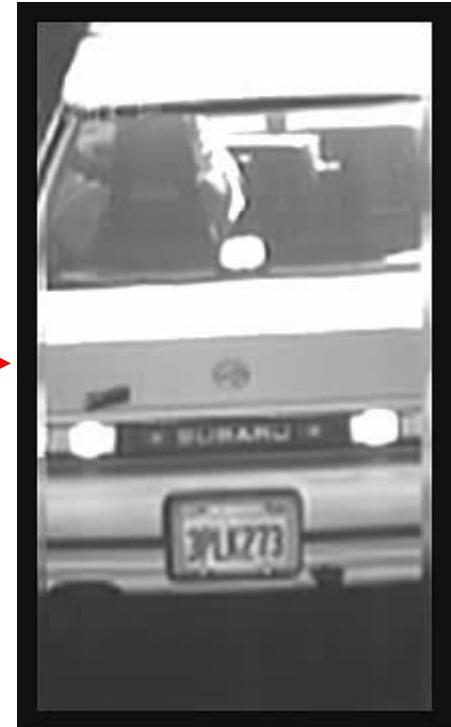
.....mais aussi : réduire le bruit et déconvoluer la réponse instrument



Original Low-Resolution
Video Sequence (70x120)



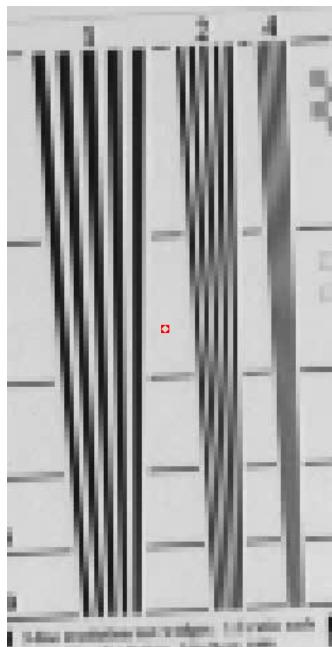
Reconstructed SRx3
11 LR images used



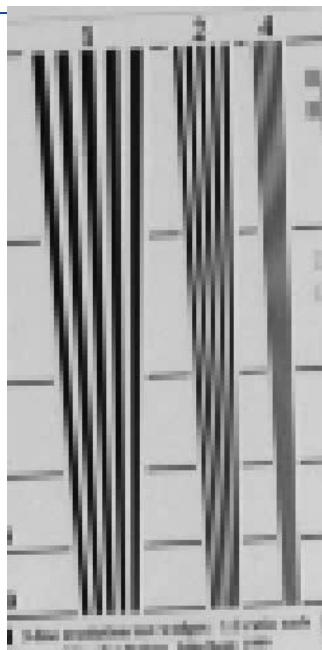
Super-résolution (SR)

Principe

séquence BR



séquence recalée



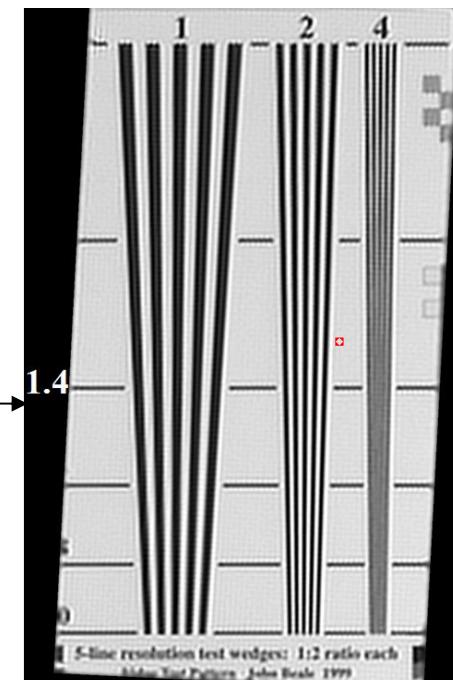
→ Recalage

τ_K

Facteur SR

Inversion linéaire
Modèle de régularisation
Modèle capteur

image SR (x3)

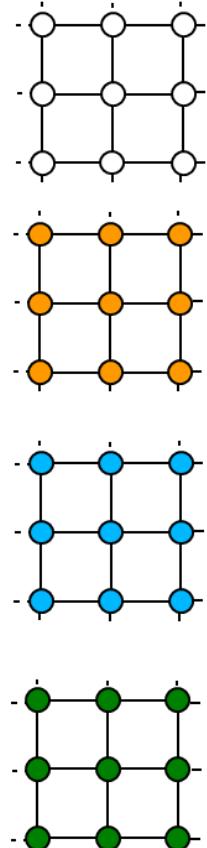


Superrésolution

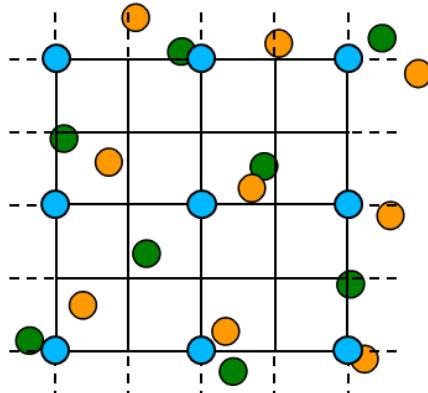
Approche algorithmique

Shift&Add : Recombiner une série d'images basse résolution recalées

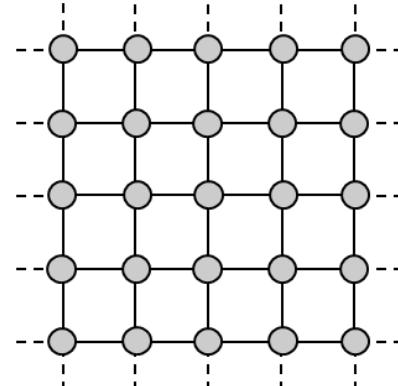
Gains en résolution, contraste, niveau de bruit



1 – recalage



2 – reconstruction
d'image améliorée



Facteur SR M=2

Exemples



Bibliographie

- A. Agrawal et R. Raskar, *Optimal Single Image Capture for Motion Deblurring*, CVPR, 2009
- T. Cathey et E. Dowski, *New paradigm for imaging systems*, Applied Optics, 2002.
- A. Chakrabarti, T. Zickler et W.T. Freeman, *Analyzing spatially varying blur*, CVPR 2010
- C. Cho, A. Levin, F. Durand et W. Freeman, *Motion blur removal with orthogonal parabolic exposures*, ICCP 2010
- O. Cossairt et S. Nayar, *Spectral Focal Sweep: Extended depth of field from chromatic aberrations*, ICCP, 2010
- M. Delbracio, P. Musé, A. Almansa, J-M. Morel, *The non-parametric sub-pixel local point spread function estimation is a well posed problem*, IJCV, 2012
- F. Diaz, F. Goudail, B. Loiseaux et J. Huignard, *Increase in depth of field taking into account deconvolby optimization of pupil mask*, Optics Letters, 2009
- S. Elmalem, R. Giryes, and E. Marom, "Motion deblurring using spatiotemporal phase aperture coding," « Optica 7, 1332-1340 (2020)
- R. Fergus, B. Singh, A. Hertzmann, S.T Roweis et W.T. Freeman, *Removing camera shake from a single photograph*, SIGGRAPH, 2006
- F. Guichard, H. Nguyen, R. Tessières, M. Pyanet, I Tarchouna et F. Cao, *Extended depth offiled using shaprness transport across color channels*, SPIE, 2009
- C. J Schuler, M. Hirsch, S. Harmeling, and B. Scholkopf. *Learning to deblur.* " IEEE trans. on PAMI , 2016.
- H. Jeon, J. Lee, Y. Han, S. J. Kim, and I. S. Kweon. Multi-image deblurring using complementary sets of fluttering patterns. IEEE Transactions on Image Processing, 26(5):2311–2326, May 2017
- N. Joshi, D. Kriegman, *PSF Estimation using Sharp Edge Prediction* CVPR, 2008

Bibliographie

- N. Joshi S.B. Kang L. Zitnick, R. Szeliski, *Image deblurring with inertial measurement sensors*, SIGGRAPH 2010
- D. Krishnan et R. Fergus, *Fast Image deconvolution using Hyper-Laplacian Priors*, NIPS, 2009
- L. Kumar et N. Ahuja, *A generative focus measure with application to omnifocus imaging*, ICCP 2013
- A. Levin, R. Fergus, F. Durand et W.T Freeman, *Image and depth from a conventional camera*, SIGGRAPH, 2007
- A. Levin, Y. Weiss, F. Durand et W.T. Freeman, *Understanding and evaluating blind deconvolution algorithms*, CVPR, 2009
- A. Levin, *Blind motion delurring using image statistics*, NIPS, 2007
- A. Levin, P. Sand, T. S. Cho, F. Durand, W. T. Freeman. *Motion-Invariant Photography*. SIGGRAPH, 2008.
- H. Nagahara, S. Kuthirummal, C. Zhou et S. Nayar, *Flexible depth of field photography*, ECCV 2008
- M. Sorel et Filip Sroubek, *Space variant deblurring unsing one blurred and one underexposed image*, ICIP, 2009
- Y. Tenderro, J-M. Morel et B. Rougé, *The flutter shutter paradox*, SIAM 2013
- P. Trouvé, F. Champagnat, G. Le Besnerais et J. Idier, *Single image local blur identification*, ICIP, 2011
- L. Yang, J. Sun, L. Quan et H-Y. Shum, *Image deblurring with blurred/noisy image pairs*, SIGGRAPH 2007
- S. Zhuo, D. Guo et Terence Sim, *Robust flash deblurring*, CVPR 2010