

Imageur Hyperspectral Adaptatif

vers un système versatile embarqué

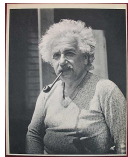
Antoine Monmayrant¹, Simon Lacroix¹, Hervé Carfantan², Julien Roul¹, Elizabeth Hemsley¹, Antoine Rouxel¹, Ibrahim Ardi²

¹ LAAS-CNRS, Toulouse

² IRAP, Toulouse

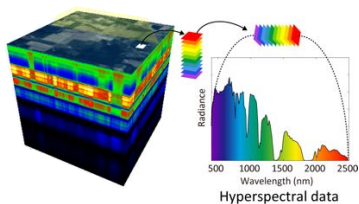
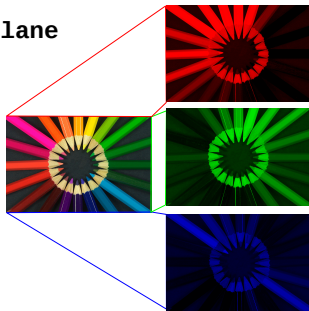


Une image hyperspectrale est un cube



Black&White :
Intensity(x,y) Nx.Ny plane

Color (multispectral) :
Red(x,y), Green(x,y), Blue(x,y)
3.Nx.Ny planes



Hyperspectral :
Intensity(x,y, λ) Nx.Ny.N λ cube

Une image hyperspectrale est très (et même trop) riche

Une image hyperspectrale est très (et même trop) riche

De nombreuses possibilités :
surveillance environnementale, agriculture, défense, ...

Une image hyperspectrale est très (et même trop) riche

De nombreuses possibilités :

surveillance environnementale, agriculture, défense, ...

Mais trop de données ($1000 \times 1000 \times 1000 \sim 1,8\text{Go}$) :

Une image hyperspectrale est très (et même trop) riche

De nombreuses possibilités :

surveillance environnementale, agriculture, défense, ...

Mais trop de données ($1000 \times 1000 \times 1000 \sim 1,8\text{Go}$) :
à acquérir

Une image hyperspectrale est très (et même trop) riche

De nombreuses possibilités :

surveillance environnementale, agriculture, défense, ...

Mais trop de données ($1000 \times 1000 \times 1000 \sim 1,8\text{Go}$) :

à acquérir

à transmettre

Une image hyperspectrale est très (et même trop) riche

De nombreuses possibilités :

surveillance environnementale, agriculture, défense, ...

Mais trop de données ($1000 \times 1000 \times 1000 \sim 1,8\text{Go}$) :

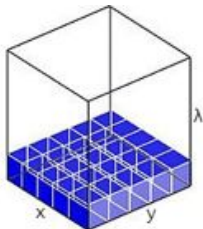
- à acquérir

- à transmettre

- à post-traiter

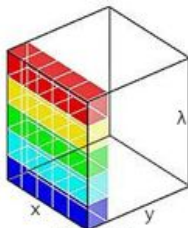
L'acquisition traditionnelle est séquentielle pour résoudre la quadrature du cube

Roue à filtres



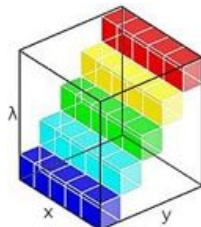
Spectral Scanning

Balayage de fente

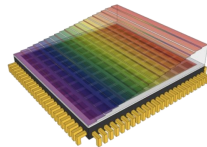
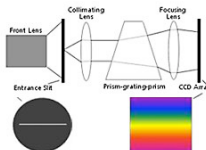


Spatial Scanning

Filtre Gradient

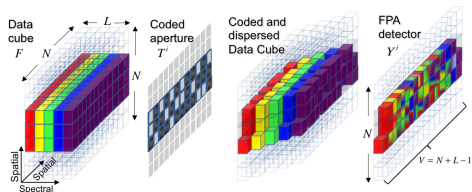
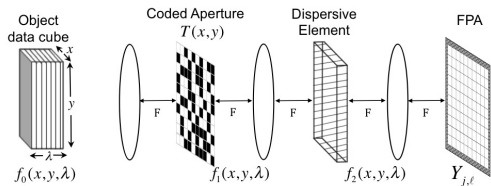


Spatio-Spectral Scanning



L'acquisition codée mesure des mélanges spatio-spectraux

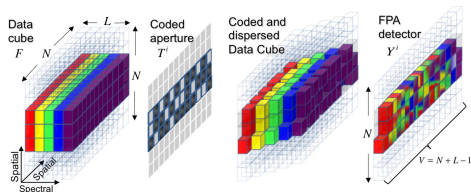
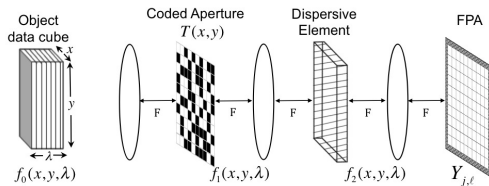
Coded Aperture Snapshot Spectral Imager



DOI :10.1364/AO.52.000D32

L'acquisition codée mesure des mélanges spatio-spectraux

Coded Aperture Snapshot Spectral Imager



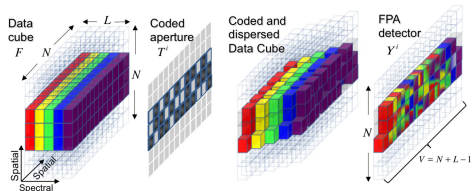
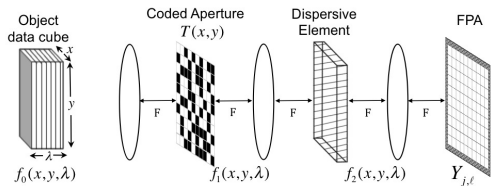
DOI :10.1364/AO.52.000D32

CASSI

Acquisition parcimonieuse

L'acquisition codée mesure des mélanges spatio-spectraux

Coded Aperture Snapshot Spectral Imager



DOI :10.1364/AO.52.000D32

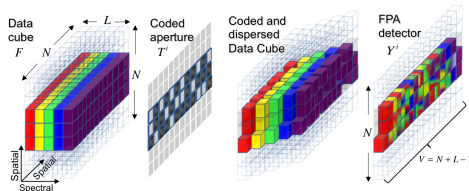
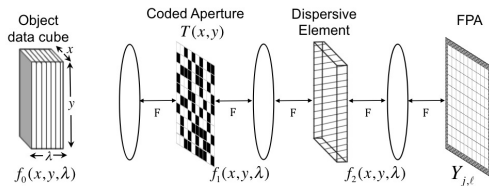
CASSI

Acquisition parcimonieuse

A priori sur les données

L'acquisition codée mesure des mélanges spatio-spectraux

Coded Aperture Snapshot Spectral Imager



DOI :10.1364/AO.52.000D32

CASSI

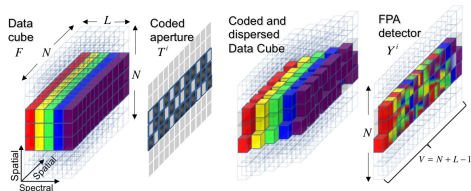
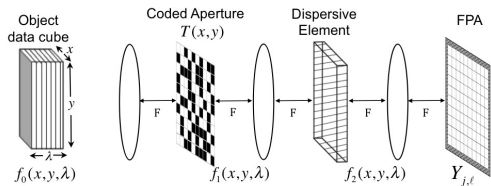
Acquisition parcimonieuse

A priori sur les données

Acquisition compressée

L'acquisition codée mesure des mélanges spatio-spectraux

Coded Aperture Snapshot Spectral Imager



DOI :10.1364/AO.52.000D32

CASSI

Acquisition parcimonieuse

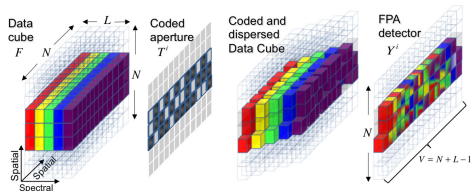
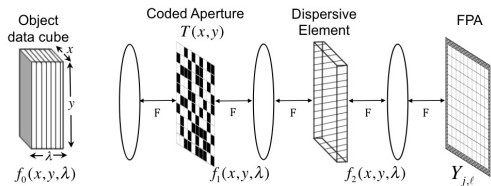
A priori sur les données

Acquisition compressée

Apprentissage profond

L'acquisition codée mesure des mélanges spatio-spectraux

Coded Aperture Snapshot Spectral Imager



DOI :10.1364/AO.52.000D32

CASSI

Acquisition parcimonieuse

A priori sur les données

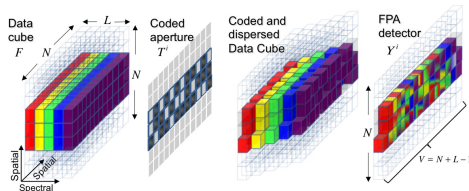
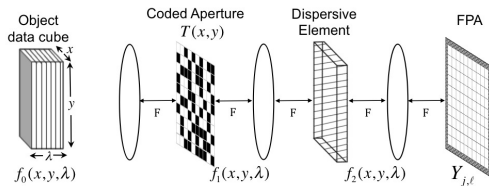
Acquisition compressée

Apprentissage profond

Nombre réduit de mesures

L'acquisition codée mesure des mélanges spatio-spectraux

Coded Aperture Snapshot Spectral Imager



DOI :10.1364/AO.52.000D32

CASSI

Acquisition parcimonieuse

A priori sur les données

Acquisition compressée

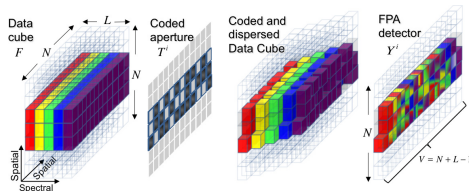
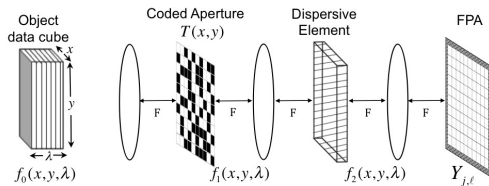
Apprentissage profond

Nombre réduit de mesures

Apprentissage / post-traitement lourds

L'acquisition codée mesure des mélanges spatio-spectraux

Coded Aperture Snapshot Spectral Imager



DOI :10.1364/AO.52.000D32

CASSI

Acquisition parcimonieuse

A priori sur les données

Acquisition compressée

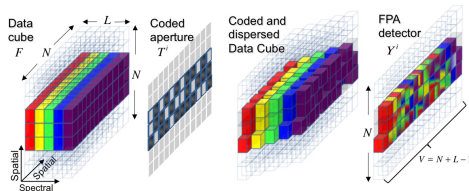
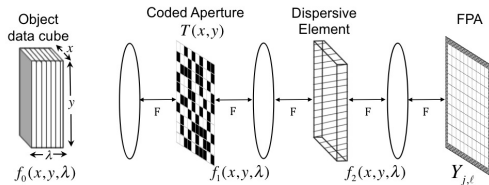
Apprentissage profond

Nombre réduit de mesures

Apprentissage / post-traitement lourds

L'acquisition codée mesure des mélanges spatio-spectraux

Coded Aperture Snapshot Spectral Imager



DOI :10.1364/AO.52.000D32

CASSI

Acquisition parcimonieuse

A priori sur les données

Acquisition compressée

Apprentissage profond

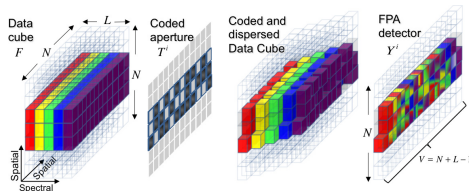
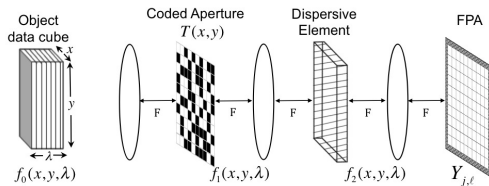
Nombre réduit de mesures

Apprentissage / post-traitement lourds

Imageur Hyperspectral Adaptatif

L'acquisition codée mesure des mélanges spatio-spectraux

Coded Aperture Snapshot Spectral Imager



DOI :10.1364/AO.52.000D32

CASSI

Acquisition parcimonieuse

A priori sur les données

Acquisition compressée

Apprentissage profond

Nombre réduit de mesures

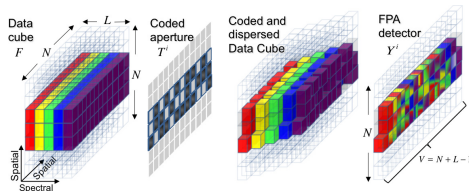
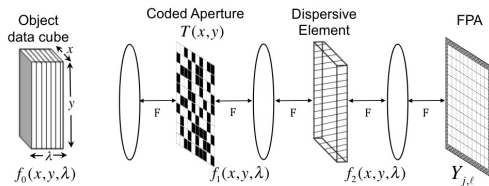
Apprentissage / post-traitement lourds

Imageur Hyperspectral Adaptatif

A priori : corrélations spatio-spectrales

L'acquisition codée mesure des mélanges spatio-spectraux

Coded Aperture Snapshot Spectral Imager



DOI :10.1364/AO.52.000D32

CASSI

Acquisition parcimonieuse

A priori sur les données

Acquisition compressée

Apprentissage profond

Nombre réduit de mesures

Apprentissage / post-traitement lourds

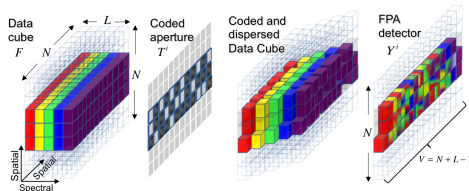
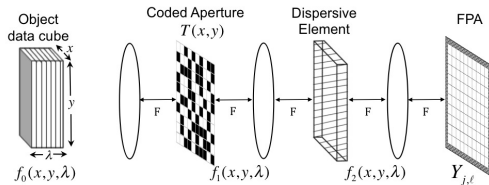
Imageur Hyperspectral Adaptatif

A priori : corrélations spatio-spectrales

Nombre réduit de mesures

L'acquisition codée mesure des mélanges spatio-spectraux

Coded Aperture Snapshot Spectral Imager



DOI :10.1364/AO.52.000D32

CASSI

Acquisition parcimonieuse

A priori sur les données

Acquisition compressée

Apprentissage profond

Nombre réduit de mesures

Apprentissage / post-traitement lourds

Imageur Hyperspectral Adaptatif

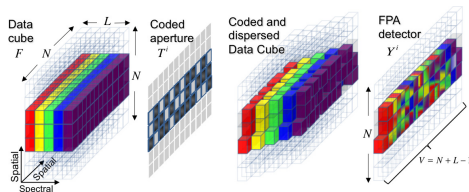
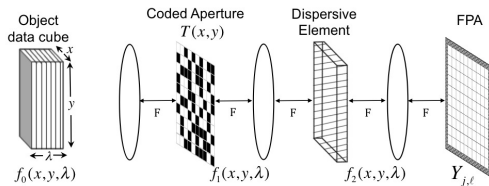
A priori : corrélations spatio-spectrales

Nombre réduit de mesures

Léger en ressources

L'acquisition codée mesure des mélanges spatio-spectraux

Coded Aperture Snapshot Spectral Imager



DOI :10.1364/AO.52.000D32

CASSI

Acquisition parcimonieuse

A priori sur les données

Acquisition compressée

Apprentissage profond

Nombre réduit de mesures

Apprentissage / post-traitement lourds

Imageur Hyperspectral Adaptatif

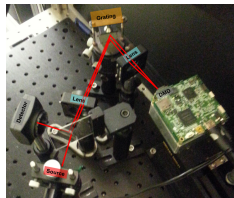
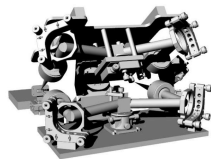
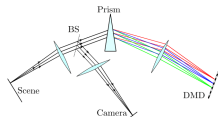
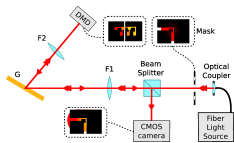
A priori : corrélations spatio-spectrales

Nombre réduit de mesures

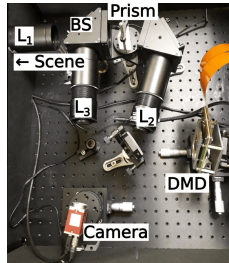
Léger en ressources

Reconstruction rapide

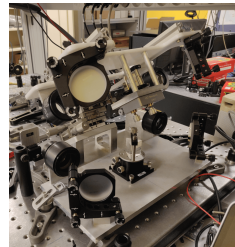
Notre dispositif optique (complexe) offre un filtrage simple



S. McGregor 2015
10.1088/2040-8978/17/8/085607

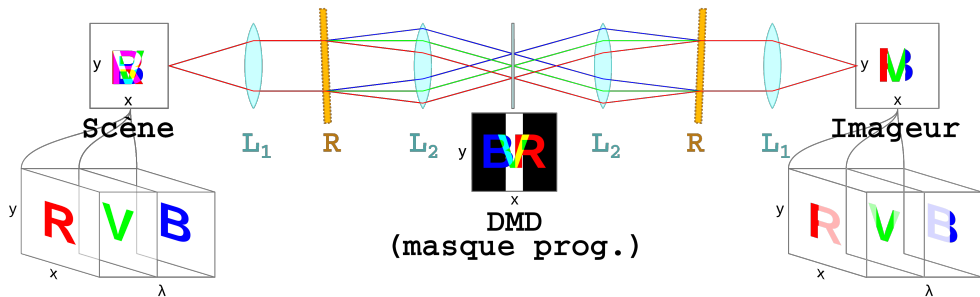


E. Hemsley 2020
10.1016/j.optcom.2020.125767
10.1364/josaa.403594



A. Rouxel 2022?
publi à venir...

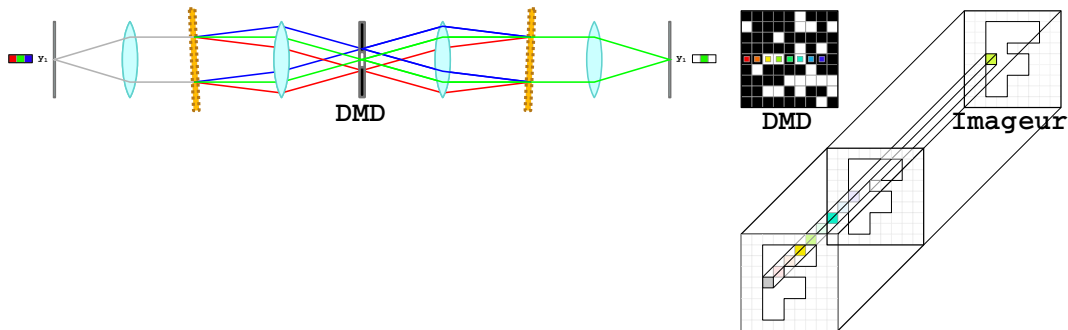
Notre dispositif : un DMD entre deux lignes 4-f symétriques



1^{ère} moitié : image la scène dispersée
masque spatial programmable (DMD)

2^{ème} moitié : annule la dispersion et image sur le détecteur

La colocalisation des données spectrales est essentielle



Aucun couplage spatio-spectral sur l'imageur

Les composantes spectrales d'un même point sont imagées au même pixel de l'imageur

L'image panchromatique n'est qu'une image codée comme les autres

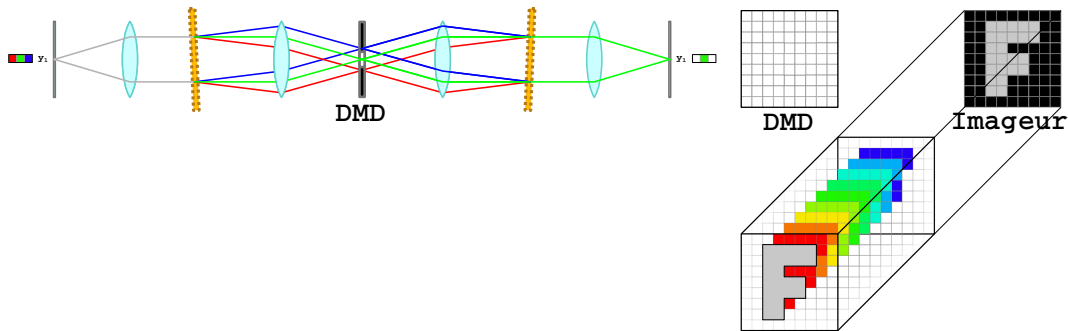
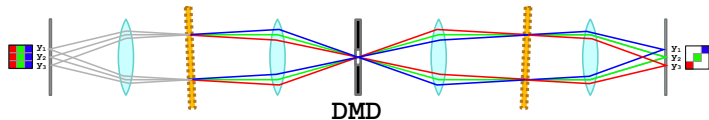
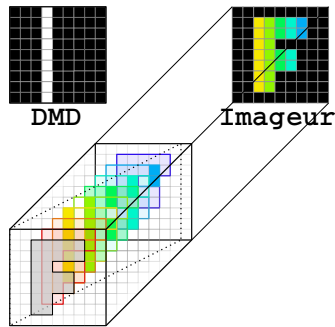


Image panchro parfaitement recalée (mêmes résolutions spatiale & spectrale)
"Pansharpening" gratuit et accès à la structure spatiale

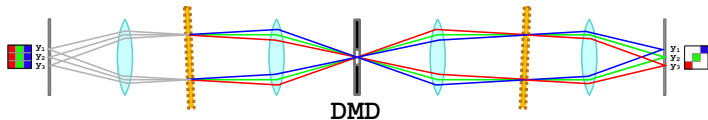
Le filtrage spatio-spectral est simple : exemple d'un gradient programmable



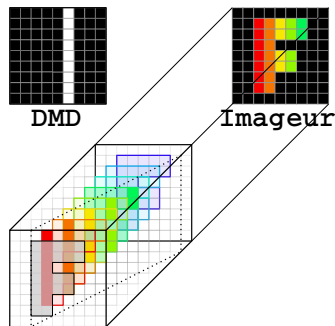
$$\lambda(x_f, x_m) = \lambda_c + x_f/(\beta\alpha) - x_m/\alpha$$



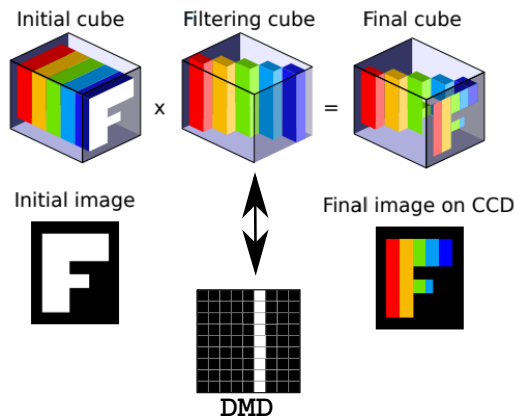
Le filtrage spatio-spectral est simple : exemple d'un gradient programmable



$$\lambda(x_f, x_m) = \lambda_c + x_f/(\beta\alpha) - x_m/\alpha$$



Le filtrage spatio-spectral est simple : cube de filtrage



L'imageur est comme un filtre linéaire
Le cube hyperspectral est filtré point à point
par un **cube de filtrage**
Ce cube s'obtient simplement à partir
du masque et de la dispersion

Un même dispositif offrant de nombreux modes d'acquisition

Acquisitions classiques

Un même dispositif offrant de nombreux modes d'acquisition

Acquisitions classiques

Balayage de fente immobile

Un même dispositif offrant de nombreux modes d'acquisition

Acquisitions classiques

- Balayage de fente immobile

- Balayage de fentes immobiles

Un même dispositif offrant de nombreux modes d'acquisition

Acquisitions classiques

- Balayage de fente immobile

- Balayage de fentes immobiles

- Hadamard

Un même dispositif offrant de nombreux modes d'acquisition

Acquisitions classiques

- Balayage de fente immobile

- Balayage de fentes immobiles

- Hadamard

Acquisitions comprimées

Un même dispositif offrant de nombreux modes d'acquisition

Acquisitions classiques

- Balayage de fente immobile

- Balayage de fentes immobiles

- Hadamard

Acquisitions comprimées

- Reconstruction par approche de régularisation

Un même dispositif offrant de nombreux modes d'acquisition

Acquisitions classiques

- Balayage de fente immobile

- Balayage de fentes immobiles

- Hadamard

Acquisitions comprimées

- Reconstruction par approche de régularisation

- Reconstruction par approche de séparabilité

Un même dispositif offrant de nombreux modes d'acquisition

Acquisitions classiques

- Balayage de fente immobile

- Balayage de fentes immobiles

- Hadamard

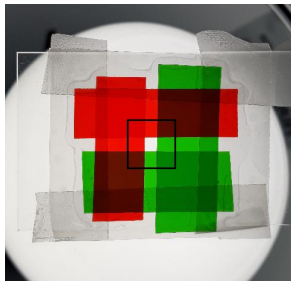
Acquisitions comprimées

- Reconstruction par approche de régularisation

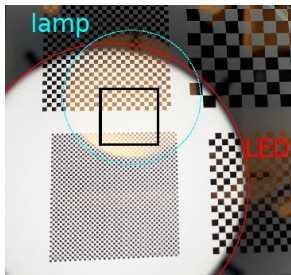
- Reconstruction par approche de séparabilité

Classification sans reconstruction

Deux scènes hyperspectrales de laboratoires pour la validation

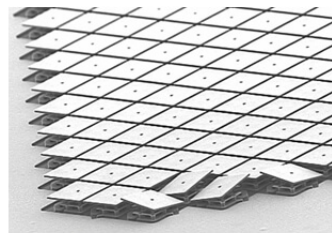
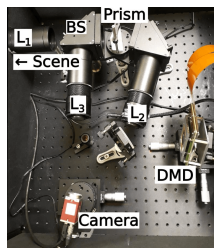
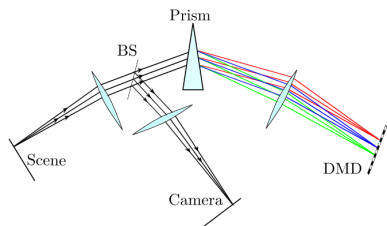


Patchwork de filtres colorés superposés
rétroéclairés par une lampe CFL



Damiers de chrome/verre
éclairés par une lampe CFL
rétro-éclairés par LED blanche

Le dispositif expérimental considéré pour la suite :



E. Hemsley 2020, DOI :10.1016/j.optcom.2020.125767

[400-700] nm

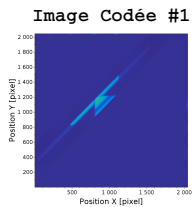
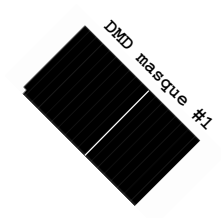
110 à 200 bandes spectrales (regroupement)

Résolution spatiale 11 μ m

Champ de vue : maxi 2048x2048 pixels ; le plus souvent 400x400

Note : une matrice DMD de "diamants"

Balayage de fente (immobile)



Balayage de fente (immobile)

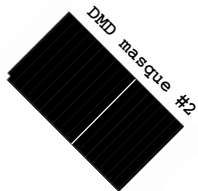
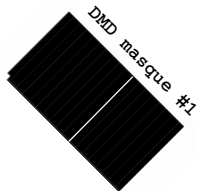


Image Codée #1

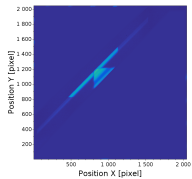
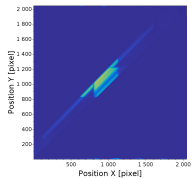


Image Codée #2



Balayage de fente (immobile)

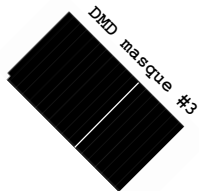
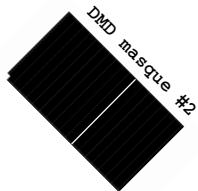
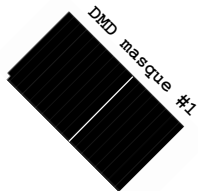


Image Codée #1

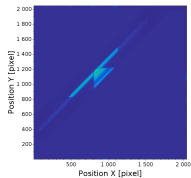


Image Codée #2

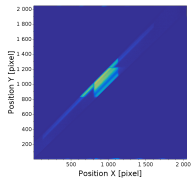
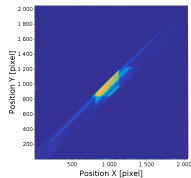
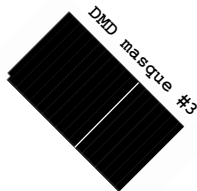
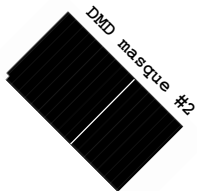
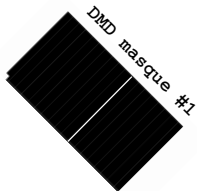


Image Codée #N



Balayage de fente (immobile)



RGB

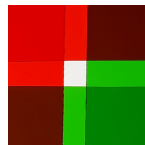


Image Codée #1

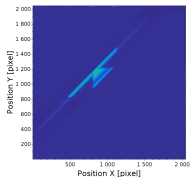


Image Codée #2

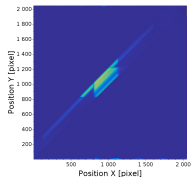
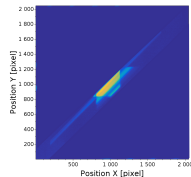
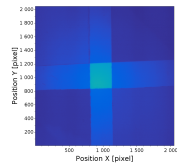


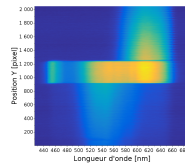
Image Codée #N



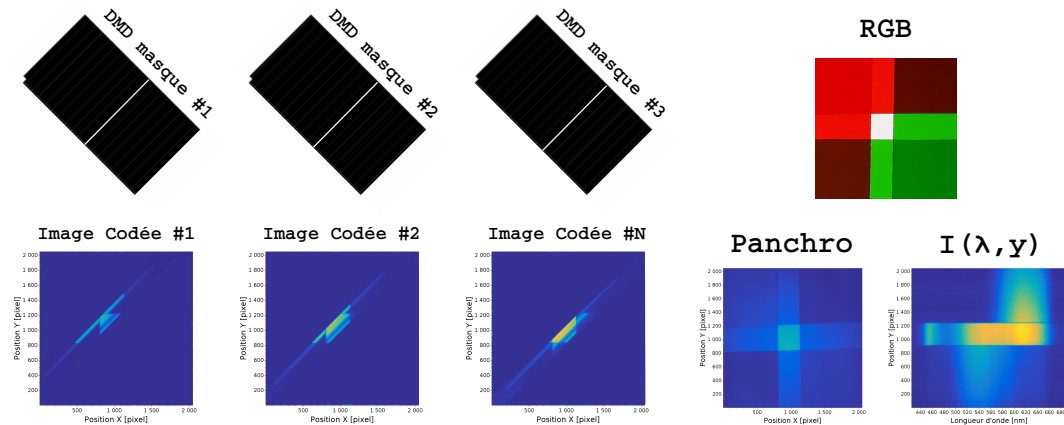
Panchro



$I(\lambda, y)$

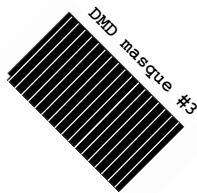
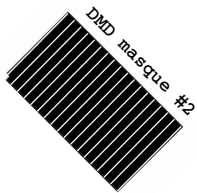
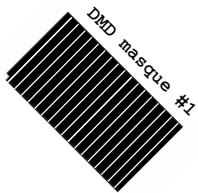


Balayage de fente (immobile)



Peu d'information & beaucoup de 0 dans chaque image codée ...

Balayage de fentes (immobiles) (x13)



RGB

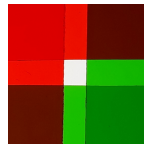


Image Codée #1

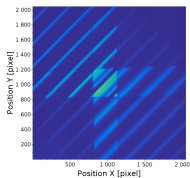


Image Codée #2

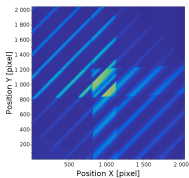
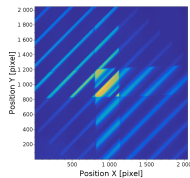
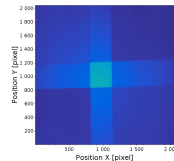


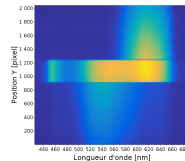
Image Codée #N



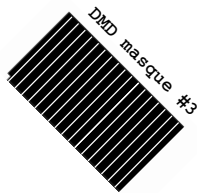
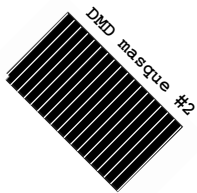
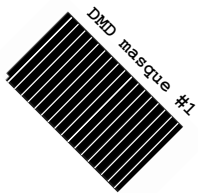
Panchro



$I(\lambda, y)$



Balayage de fentes (immobiles) (x13)



RGB

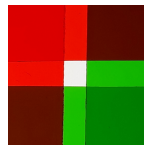


Image Codée #1

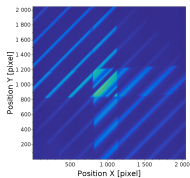


Image Codée #2

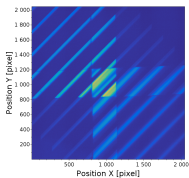
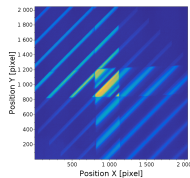
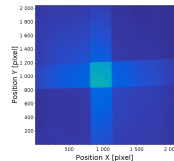


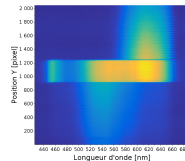
Image Codée #N



Panchro



$I(\lambda, y)$



Doit-on éviter les recouvrements ?

Masques aléatoires (ou presque)

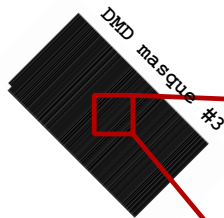
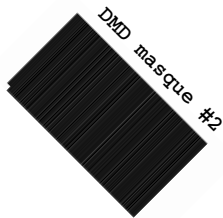
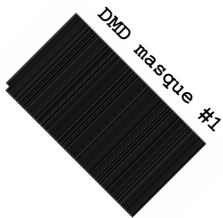


Image Codée #1

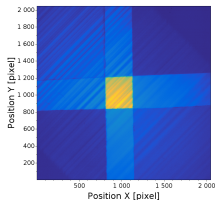


Image Codée #2

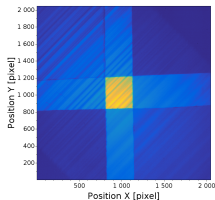
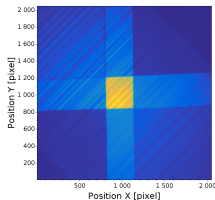


Image Codée #N



Masques aléatoires (ou presque)

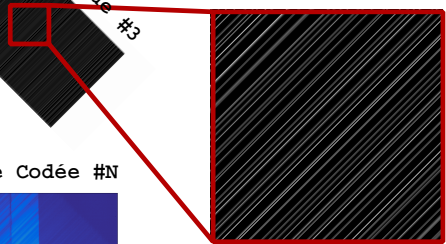
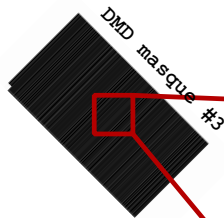
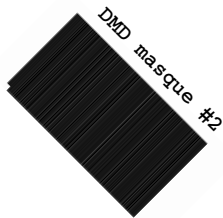
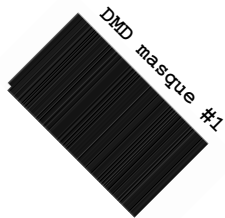


Image Codée #1

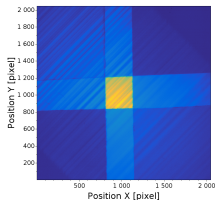


Image Codée #2

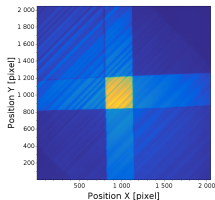
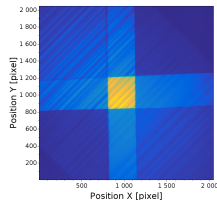


Image Codée #N



Comment reconstruire le cube ? Hadamard ou Acquisitions Comprimées

Reconstruction par régularisation quadratique préservant les contours

Reconstruction par régularisation quadratique préservant les contours

Thèse d'Ibrahim Ardi (IRAP/LAAS)

Reconstruction par régularisation quadratique préservant les contours

Thèse d'Ibrahim Ardi (IRAP/LAAS)

Objectifs :

Reconstruction par régularisation quadratique préservant les contours

Thèse d'Ibrahim Ardi (IRAP/LAAS)

Objectifs :

1. Reconstruire les W bandes spectrales du cube ($R \times C \times W$)
à partir de N images compressées ($R \times C$) avec $N \ll W$

Reconstruction par régularisation quadratique préservant les contours

Thèse d'Ibrahim Ardi (IRAP/LAAS)

Objectifs :

1. Reconstruire les W bandes spectrales du cube ($R \times C \times W$)
à partir de N images compressées ($R \times C$) avec $N \ll W$
2. Rester économe en ressources (algorithme frugal)

Reconstruction par régularisation quadratique préservant les contours

Thèse d'Ibrahim Ardi (IRAP/LAAS)

Objectifs :

1. Reconstruire les W bandes spectrales du cube ($R \times C \times W$)
à partir de N images compressées ($R \times C$) avec $N \ll W$
2. Rester économe en ressources (algorithme frugal)

Reconstruction par régularisation quadratique préservant les contours

Thèse d'Ibrahim Ardi (IRAP/LAAS)

Objectifs :

1. Reconstruire les W bandes spectrales du cube ($R \times C \times W$)
à partir de N images compressées ($R \times C$) avec $N \ll W$
2. Rester économe en ressources (algorithme frugal)

Méthodologie :

1. Régularisation quadratique (Tikhonov)

Reconstruction par régularisation quadratique préservant les contours

Thèse d'Ibrahim Ardi (IRAP/LAAS)

Objectifs :

1. Reconstruire les W bandes spectrales du cube ($R \times C \times W$)
à partir de N images compressées ($R \times C$) avec $N \ll W$
2. Rester économe en ressources (algorithme frugal)

Méthodologie :

1. Régularisation quadratique (Tikhonov)
2. Exploiter la panchro pour préserver les bords

RA : reconstruction par régularisation quadratique préservant les contours

Modèle direct : $\mathbf{m} = \mathbf{H}\mathbf{o}$

Modèle direct : $\mathbf{m} = \mathbf{H}\mathbf{o}$

\mathbf{o} : objet : scène hyperspectrale

\mathbf{H} : modèle de filtrage de l'imageur : cube de filtrage

\mathbf{m} : mesures : images codées

Modèle direct : $\mathbf{m} = \mathbf{H}\mathbf{o}$

\mathbf{o} : objet : scène hyperspectrale

\mathbf{H} : modèle de filtrage de l'imageur : cube de filtrage

\mathbf{m} : mesures : images codées

$\dim(\mathbf{m}) = RCN \ll \dim(\mathbf{o}) = RCW$

Problème sous-déterminé de grande dimension

RA : Régularisation quadratique pur jus (Tikhonov)

Modèle direct : $\mathbf{m} = \mathbf{H}\mathbf{o}$

Pour palier le manque de mesures ($N \ll W$) on introduit une contrainte de douceur

RA : Régularisation quadratique pur jus (Tikhonov)

Modèle direct : $\mathbf{m} = \mathbf{H}\mathbf{o}$

Pour palier le manque de mesures ($N \ll W$) on introduit une contrainte de douceur

\mathbf{D}_x , \mathbf{D}_y et \mathbf{D}_λ : opérateurs de gradients discrets

$$\hat{\mathbf{o}} = \arg \min_{\mathbf{o}} \|\mathbf{m} - \mathbf{H}\mathbf{o}\|_{\Gamma^{-1}}^2 + \mu_x \|\mathbf{D}_x \mathbf{o}\|^2 + \mu_y \|\mathbf{D}_y \mathbf{o}\|^2 + \mu_\lambda \|\mathbf{D}_\lambda \mathbf{o}\|^2$$

RA : Régularisation quadratique pur jus (Tikhonov)

Modèle direct : $\mathbf{m} = \mathbf{H}\mathbf{o}$

Pour palier le manque de mesures ($N \ll W$) on introduit une contrainte de douceur

\mathbf{D}_x , \mathbf{D}_y et \mathbf{D}_λ : opérateurs de gradients discrets

$$\hat{\mathbf{o}} = \arg \min_{\mathbf{o}} \|\mathbf{m} - \mathbf{H}\mathbf{o}\|_{\Gamma^{-1}}^2 + \mu_x \|\mathbf{D}_x \mathbf{o}\|^2 + \mu_y \|\mathbf{D}_y \mathbf{o}\|^2 + \mu_\lambda \|\mathbf{D}_\lambda \mathbf{o}\|^2$$

Problème : \mathbf{D}_x , \mathbf{D}_y lissent les contours

RA : Régularisation quadratique pur jus (Tikhonov)

Modèle direct : $\mathbf{m} = \mathbf{H}\mathbf{o}$

Pour palier le manque de mesures ($N \ll W$) on introduit une contrainte de douceur

\mathbf{D}_x , \mathbf{D}_y et \mathbf{D}_λ : opérateurs de gradients discrets

$$\hat{\mathbf{o}} = \arg \min_{\mathbf{o}} \|\mathbf{m} - \mathbf{H}\mathbf{o}\|_{\Gamma^{-1}}^2 + \mu_x \|\mathbf{D}_x \mathbf{o}\|^2 + \mu_y \|\mathbf{D}_y \mathbf{o}\|^2 + \mu_\lambda \|\mathbf{D}_\lambda \mathbf{o}\|^2$$

Problème : \mathbf{D}_x , \mathbf{D}_y **lissent les contours**

Solution courante si on ne connaît pas les contours : **variation totale (TV)** (coûte cher)

RA : Régularisation quadratique pur jus (Tikhonov)

Modèle direct : $\mathbf{m} = \mathbf{H}\mathbf{o}$

Pour palier le manque de mesures ($N \ll W$) on introduit une contrainte de douceur

\mathbf{D}_x , \mathbf{D}_y et \mathbf{D}_λ : opérateurs de gradients discrets

$$\hat{\mathbf{o}} = \arg \min_{\mathbf{o}} \|\mathbf{m} - \mathbf{H}\mathbf{o}\|_{\Gamma^{-1}}^2 + \mu_x \|\mathbf{D}_x \mathbf{o}\|^2 + \mu_y \|\mathbf{D}_y \mathbf{o}\|^2 + \mu_\lambda \|\mathbf{D}_\lambda \mathbf{o}\|^2$$

Problème : \mathbf{D}_x , \mathbf{D}_y **lissent les contours**

Solution courante si on ne connaît pas les contours : **variation totale (TV)** (coûte cher)

La colocalisation et le pansharping gratuit à la rescousse !

RA : régularisation quadratique préservant les contours

Par simple gradient seuillé sur la panchro, ont détecte les contours (faux positifs OK)

RA : régularisation quadratique préservant les contours

Par simple gradient seuillé sur la panchro, ont détecte les contours (faux positifs OK)

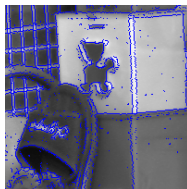
RGB



Panchro



Contours



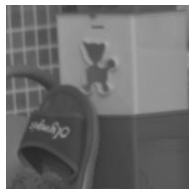
RA : régularisation quadratique préservant les contours

Par simple gradient seuillé sur la panchro, ont détecte les contours (faux positifs OK)

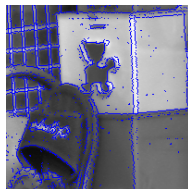
RGB



Panchro



Contours



Sur les contours on autorise des gradients arbitrairement grands

RA : régularisation quadratique préservant les contours

Par simple gradient seuillé sur la panchro, ont détecte les contours (faux positifs OK)

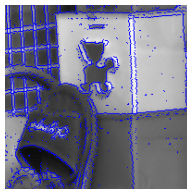
RGB



Panchro



Contours



Sur les contours on autorise des gradients arbitrairement grands
 \tilde{D}_x , \tilde{D}_y et \tilde{D}_λ opérateurs de gradients discrets **modifiés**

RA : régularisation quadratique préservant les contours

Par simple gradient seuillé sur la panchro, ont détecte les contours (faux positifs OK)



Sur les contours on autorise des gradients arbitrairement grands
 $\tilde{\mathbf{D}}_x$, $\tilde{\mathbf{D}}_y$ et $\tilde{\mathbf{D}}_\lambda$ opérateurs de gradients discrets **modifiés**

$$\hat{\mathbf{o}} = \arg \min_{\mathbf{o}} \|\mathbf{m} - \mathbf{H}\mathbf{o}\|_{\Gamma^{-1}}^2 + \mu_x \|\tilde{\mathbf{D}}_x \mathbf{o}\|^2 + \mu_y \|\tilde{\mathbf{D}}_y \mathbf{o}\|^2 + \mu_\lambda \|\tilde{\mathbf{D}}_\lambda \mathbf{o}\|^2$$

RA : régularisation quadratique préservant les contours

Par simple gradient seuillé sur la panchro, ont détecte les contours (faux positifs OK)

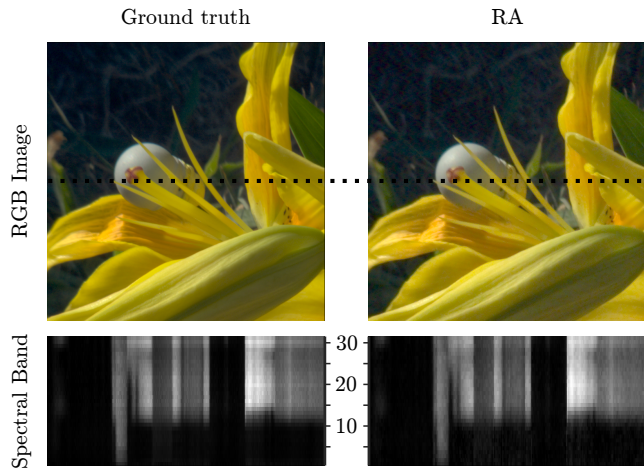


Sur les contours on autorise des gradients arbitrairement grands
 $\tilde{\mathbf{D}}_x$, $\tilde{\mathbf{D}}_y$ et $\tilde{\mathbf{D}}_\lambda$ opérateurs de gradients discrets **modifiés**

$$\hat{\mathbf{o}} = \arg \min_{\mathbf{o}} \|\mathbf{m} - \mathbf{H}\mathbf{o}\|_{\Gamma^{-1}}^2 + \mu_x \|\tilde{\mathbf{D}}_x \mathbf{o}\|^2 + \mu_y \|\tilde{\mathbf{D}}_y \mathbf{o}\|^2 + \mu_\lambda \|\tilde{\mathbf{D}}_\lambda \mathbf{o}\|^2$$

Inversion directe ou CGNR (selon la taille de la scène)

RA : résultat théorique typique

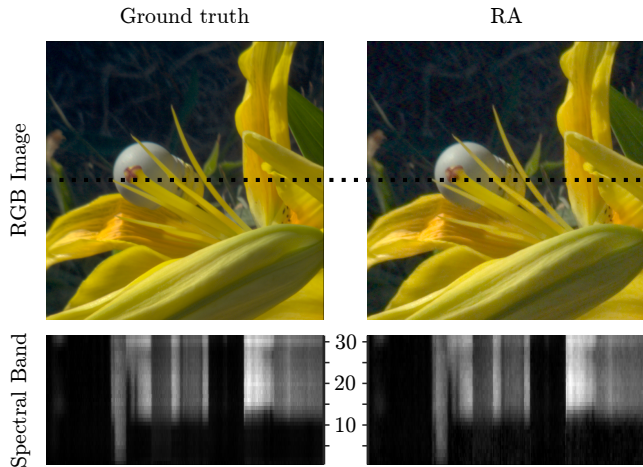


4 images codées

1 image panchro

30 bandes spectrales reconstruites

RA : résultat théorique typique



4 images codées

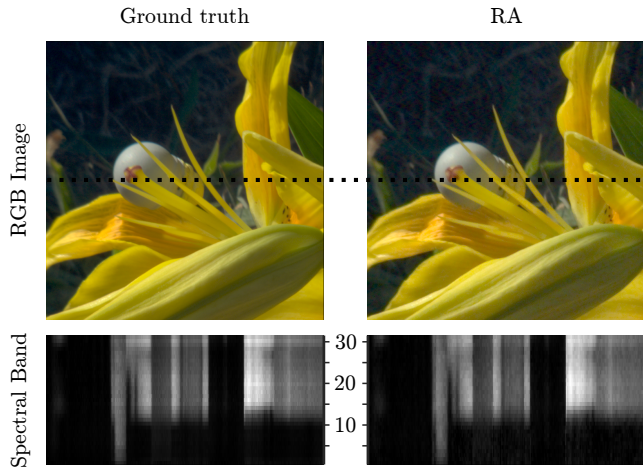
1 image panchro

30 bandes spectrales reconstruites

Bords nets :

préservation des contours

RA : résultat théorique typique



4 images codées

1 image panchro

30 bandes spectrales reconstruites

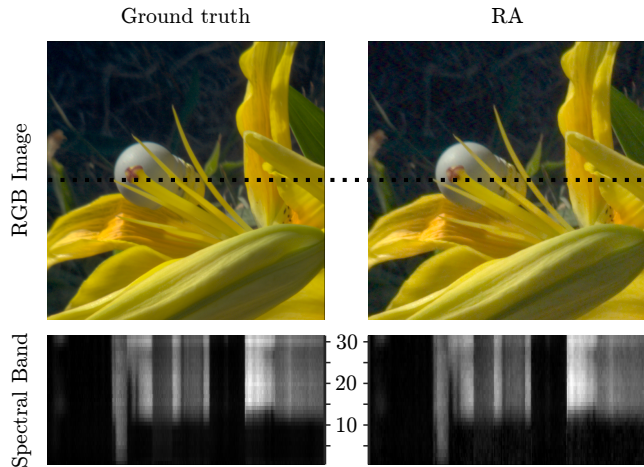
Bords nets :

préservation des contours

Bonne restitution :

des textures et des spectres

RA : résultat théorique typique



4 images codées

1 image panchro

30 bandes spectrales reconstruites

Bords nets :

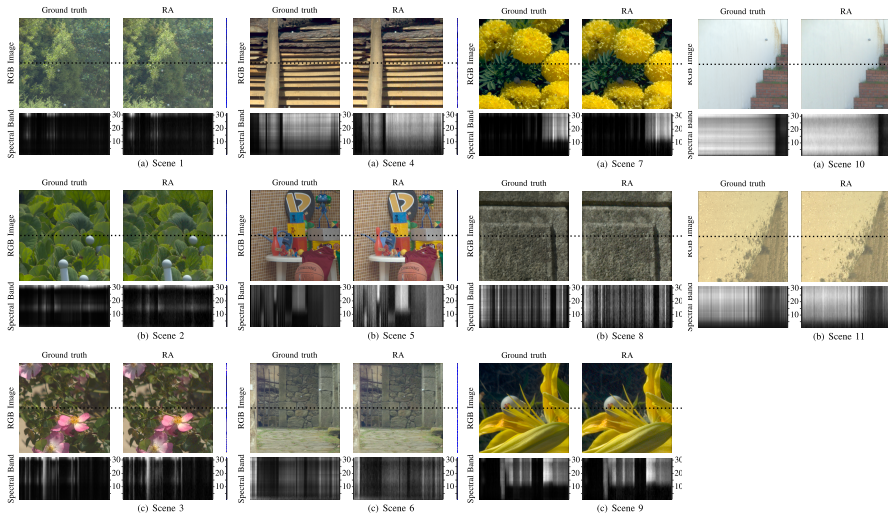
préservation des contours

Bonne restitution :

des textures et des spectres

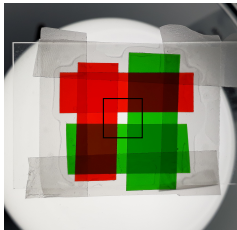
Gain x6

RA : un certain nombre de tests théoriques. . .

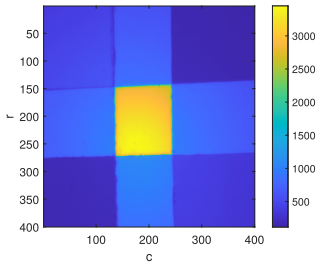


RA : régularisation quadratique préservant les bords : en pratique

RGB



Panchro



Contours

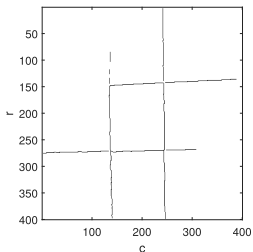
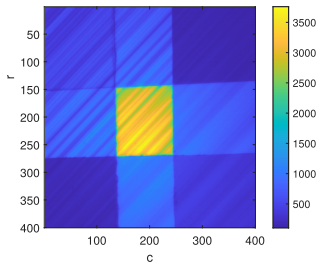
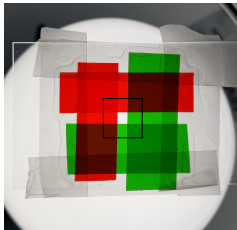


Image codée

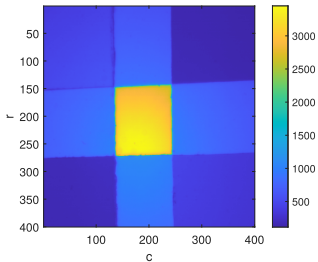


RA : régularisation quadratique préservant les bords : en pratique

RGB



Panchro



Contours

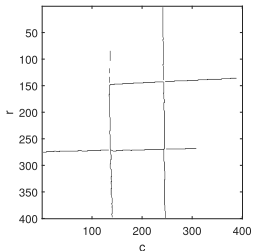
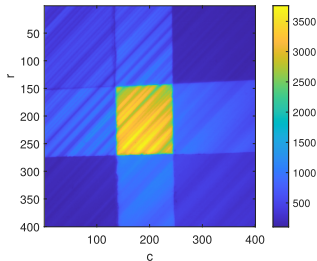


Image codée

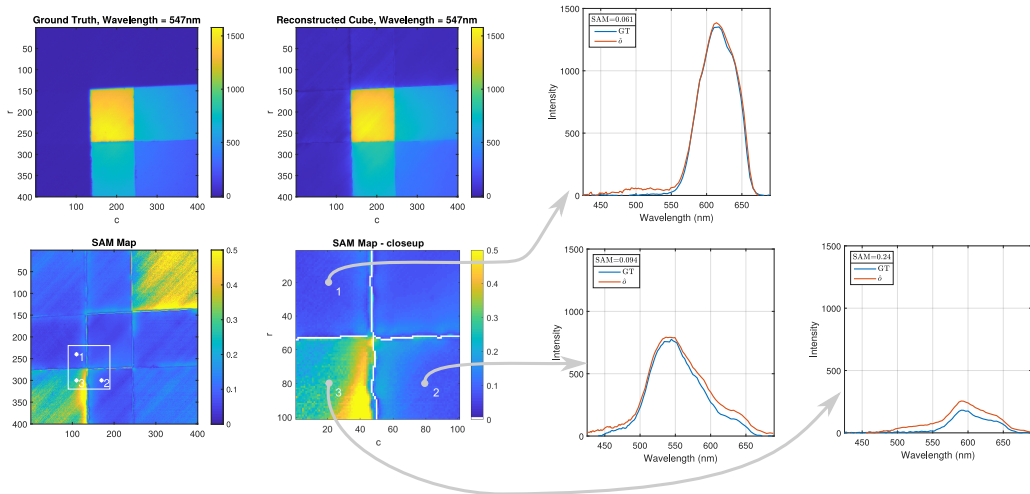


Scène hyperspectrale avec
 $W=110$ bandes

$N=10$ acquisitions codées
+1 acquisition panchro

Reconstruction itérative (CGNR) :
~600 itérations

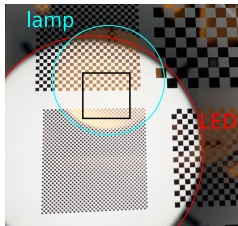
RA : régularisation quadratique préservant les bords : en pratique



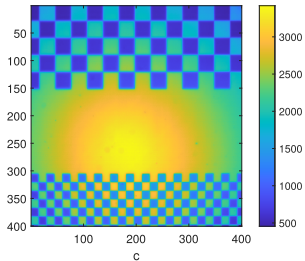
SAM (Spectral Angle Mapper) : spectres proportionnels $\rightarrow 0$; spectres opposés $\rightarrow \pi$

RA : régularisation quadratique préservant les bords : en pratique

RGB



Panchro



Contours

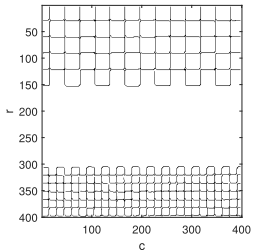
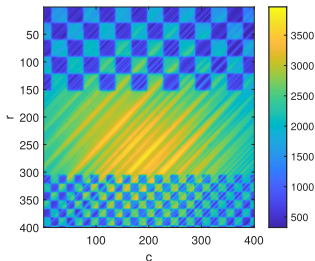


Image codée

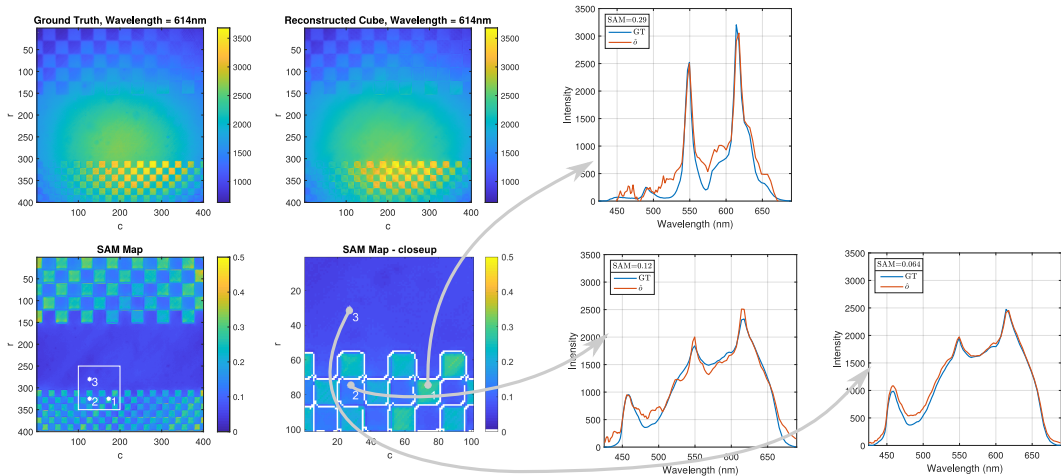


Scène hyperspectrale avec
 $W=110$ bandes

$N=10$ acquisitions codées
+1 acquisition panchro

Reconstruction itérative (CGNR) :
~400 itérations

RA : régularisation quadratique préservant les bords : en pratique



SAM (Spectral Angle Mapper) : spectres proportionnels $\rightarrow 0$; spectres opposés $\rightarrow \pi$

Cela fonctionne correctement (plusieurs métriques)

Cela fonctionne correctement (plusieurs métriques)
Peu sensible aux métaparamètres ($\mu_x, \mu_y, \mu_\lambda, \dots$)

RA : régularisation quadratique préservant les bords : remarques

Cela fonctionne correctement (plusieurs métriques)

Peu sensible aux métaparamètres ($\mu_x, \mu_y, \mu_\lambda, \dots$)

Exception faites des bords, **on peut lisser** (spectralement, spatialement)

Cela fonctionne correctement (plusieurs métriques)

Peu sensible aux métaparamètres ($\mu_x, \mu_y, \mu_\lambda, \dots$)

Exception faites des bords, **on peut lisser** (spectralement, spatialement)

Mais reconstruction **lente pour les grandes scènes** : CGNR itératif

RA : régularisation quadratique préservant les bords : remarques

Cela fonctionne correctement (plusieurs métriques)

Peu sensible aux métaparamètres ($\mu_x, \mu_y, \mu_\lambda, \dots$)

Exception faites des bords, **on peut lisser** (spectralement, spatialement)

Mais reconstruction **lente pour les grandes scènes** : CGNR itératif
ordinateur portable, matlab non optimisé ~1h dans les pires cas

Cela fonctionne correctement (plusieurs métriques)

Peu sensible aux métaparamètres ($\mu_x, \mu_y, \mu_\lambda, \dots$)

Exception faites des bords, **on peut lisser** (spectralement, spatialement)

Mais reconstruction **lente pour les grandes scènes** : CGNR itératif

ordinateur portable, matlab non optimisé ~1h dans les pires cas

ordinateur portable, matlab optimisé ~5m dans les pires cas

Cela fonctionne correctement (plusieurs métriques)

Peu sensible aux métaparamètres ($\mu_x, \mu_y, \mu_\lambda, \dots$)

Exception faites des bords, **on peut lisser** (spectralement, spatialement)

Mais reconstruction **lente pour les grandes scènes** : CGNR itératif

ordinateur portable, matlab non optimisé ~1h dans les pires cas

ordinateur portable, matlab optimisé ~5m dans les pires cas

RA : régularisation quadratique préservant les bords : remarques

Cela fonctionne correctement (plusieurs métriques)

Peu sensible aux métaparamètres ($\mu_x, \mu_y, \mu_\lambda, \dots$)

Exception faites des bords, **on peut lisser** (spectralement, spatialement)

Mais reconstruction **lente pour les grandes scènes** : CGNR itératif

ordinateur portable, matlab non optimisé ~1h dans les pires cas

ordinateur portable, matlab optimisé ~5m dans les pires cas

Peut-on faire mieux ?

RA : régularisation quadratique préservant les bords : remarques

Cela fonctionne correctement (plusieurs métriques)

Peu sensible aux métaparamètres ($\mu_x, \mu_y, \mu_\lambda, \dots$)

Exception faites des bords, **on peut lisser** (spectralement, spatialement)

Mais reconstruction **lente pour les grandes scènes** : CGNR itératif

ordinateur portable, matlab non optimisé ~1h dans les pires cas

ordinateur portable, matlab optimisé ~5m dans les pires cas

Peut-on faire mieux ?

Deux points clefs :

RA : régularisation quadratique préservant les bords : remarques

Cela fonctionne correctement (plusieurs métriques)

Peu sensible aux métaparamètres ($\mu_x, \mu_y, \mu_\lambda, \dots$)

Exception faites des bords, **on peut lisser** (spectralement, spatialement)

Mais reconstruction **lente pour les grandes scènes** : CGNR itératif

ordinateur portable, matlab non optimisé ~1h dans les pires cas

ordinateur portable, matlab optimisé ~5m dans les pires cas

Peut-on faire mieux ?

Deux points clefs :

séparer en plusieurs régions traitées indépendamment (colocalisation)

RA : régularisation quadratique préservant les bords : remarques

Cela fonctionne correctement (plusieurs métriques)

Peu sensible aux métaparamètres ($\mu_x, \mu_y, \mu_\lambda, \dots$)

Exception faites des bords, **on peut lisser** (spectralement, spatialement)

Mais reconstruction **lente pour les grandes scènes** : CGNR itératif

ordinateur portable, matlab non optimisé ~1h dans les pires cas

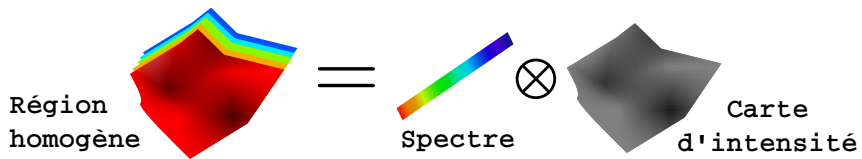
ordinateur portable, matlab optimisé ~5m dans les pires cas

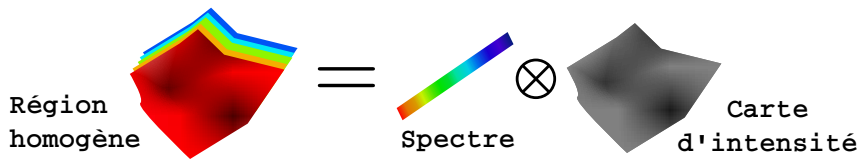
Peut-on faire mieux ?

Deux points clefs :

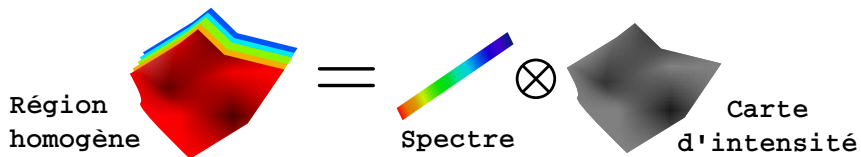
séparer en plusieurs régions traitées indépendamment (colocalisation)

exploiter les zones où le spectre change peu



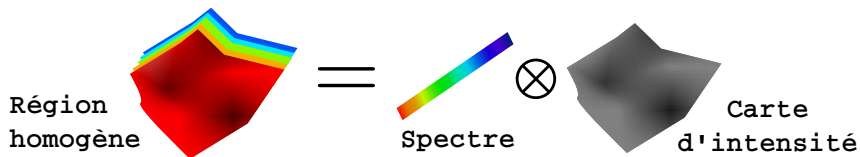


Hypothèse de séparabilité :



Hypothèse de séparabilité :

l'image peut être découpée en **régions homogènes**



Hypothèse de séparabilité :

l'image peut être découpée en **régions homogènes**

dans une région homogène : (un **spectre unique**) \times (une carte d'intensité)

Modèle direct pour chaque région q : $\mathbf{m}_q = \mathbf{H}_q \mathbf{o}_q$

Modèle direct pour chaque région q : $\mathbf{m}_q = \mathbf{H}_q \mathbf{o}_q$

Séparabilité : $\mathbf{o}_q(x, y, \lambda) = \mathbf{I}_q(x, y) \times \mathbf{s}_q(\lambda)$

Modèle direct pour chaque région q : $\mathbf{m}_q = \mathbf{H}_q \mathbf{o}_q$

Séparabilité : $\mathbf{o}_q(x, y, \lambda) = \mathbf{I}_q(x, y) \times \mathbf{s}_q(\lambda)$

$\mathbf{I}_q(x, y)$: intensité panchro connue

Modèle direct pour chaque région q : $\mathbf{m}_q = \mathbf{H}_q \mathbf{o}_q$

Séparabilité : $\mathbf{o}_q(x, y, \lambda) = \mathbf{I}_q(x, y) \times \mathbf{s}_q(\lambda)$

$\mathbf{I}_q(x, y)$: intensité panchro connue

$\mathbf{s}_q(\lambda)$: spectre inconnu

Modèle direct pour chaque région q : $\mathbf{m}_q = \mathbf{H}_q \mathbf{o}_q$

Séparabilité : $\mathbf{o}_q(x, y, \lambda) = \mathbf{I}_q(x, y) \times \mathbf{s}_q(\lambda)$

$\mathbf{I}_q(x, y)$: intensité panchro connue

$\mathbf{s}_q(\lambda)$: spectre inconnu

$$\hat{\mathbf{s}}_q = \arg \min_{\mathbf{s}} \|\mathbf{m} - \mathbf{H}_q \mathbf{I}_q(x, y) \times \mathbf{s}_q\|_{\Gamma^{-1}}^2 + \mu_\lambda \|\tilde{\mathbf{D}}_\lambda \mathbf{s}\|^2$$

Modèle direct pour chaque région q : $\mathbf{m}_q = \mathbf{H}_q \mathbf{o}_q$

Séparabilité : $\mathbf{o}_q(x, y, \lambda) = \mathbf{I}_q(x, y) \times \mathbf{s}_q(\lambda)$

$\mathbf{I}_q(x, y)$: intensité panchro connue

$\mathbf{s}_q(\lambda)$: spectre inconnu

$$\hat{\mathbf{s}}_q = \arg \min_{\mathbf{s}} \|\mathbf{m} - \mathbf{H}_q \mathbf{I}_q(x, y) \times \mathbf{s}_q\|_{\Gamma^{-1}}^2 + \mu_\lambda \|\tilde{\mathbf{D}}_\lambda \mathbf{s}\|^2$$

Note : régularisation spectrale uniquement ($\mu_\lambda \ll 1$)

SA : approche de séparabilité, mise en œuvre

On exploite l'image panchromatique

SA : approche de séparabilité, mise en œuvre

On exploite l'image panchromatique

RGB



Panchro



Regions

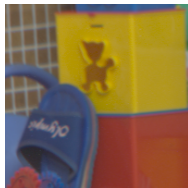


Segmentation en régions fermées : ligne de partage des eaux (watershed)

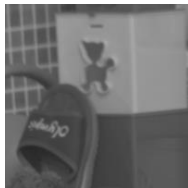
SA : approche de séparabilité, mise en œuvre

On exploite l'image panchromatique

RGB



Panchro



Regions



Segmentation en régions fermées : ligne de partage des eaux (watershed)

<✓> Petites régions reconstruites indépendamment

SA : approche de séparabilité, mise en œuvre

On exploite l'image panchromatique

RGB



Panchro



Regions



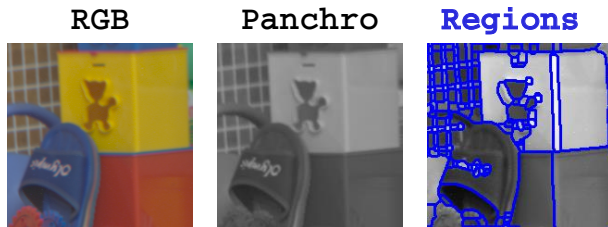
Segmentation en régions fermées : ligne de partage des eaux (watershed)

<✓> Petites régions reconstruites indépendamment

<✓> Reconstruction surdéfinie pour les grandes régions ($Q \gg W$)

SA : approche de séparabilité, mise en œuvre

On exploite l'image panchromatique



Segmentation en régions fermées : ligne de partage des eaux (watershed)

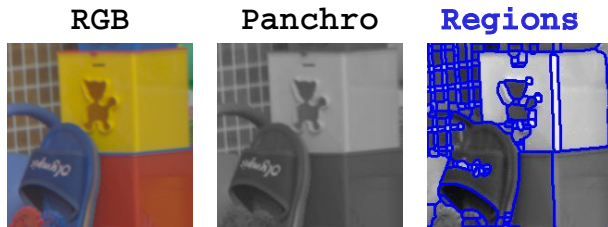
<✓> Petites régions reconstruites indépendamment

<✓> Reconstruction surdéfinie pour les grandes régions ($Q \gg W$)

<!> Hypothèse implicite : les métamères contigus sont rares

SA : approche de séparabilité, mise en œuvre

On exploite l'image panchromatique



Segmentation en régions fermées : ligne de partage des eaux (watershed)

<✓> Petites régions reconstruites indépendamment

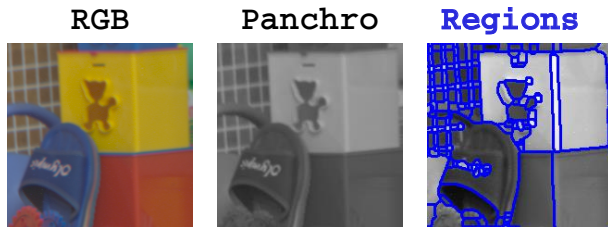
<✓> Reconstruction surdéfinie pour les grandes régions ($Q \gg W$)

<!> Hypothèse implicite : les métamères contigus sont rares

<!> Que faire des points sur les contours (PSF) ?

SA : approche de séparabilité, mise en œuvre

On exploite l'image panchromatique



Segmentation en régions fermées : ligne de partage des eaux (watershed)

<✓> Petites régions reconstruites indépendamment

<✓> Reconstruction surdéfinie pour les grandes régions ($Q \gg W$)

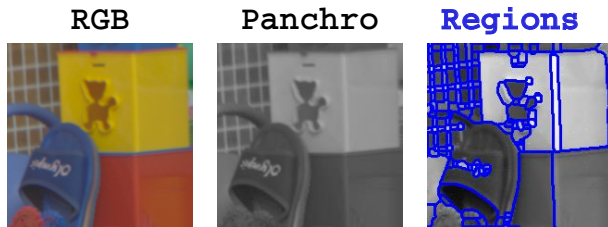
<!> Hypothèse implicite : les métamères contigus sont rares

<!> Que faire des points sur les contours (PSF) ?

on les ignore (pour le moment)

SA : approche de séparabilité, mise en œuvre

On exploite l'image panchromatique



Segmentation en régions fermées : ligne de partage des eaux (watershed)

<✓> Petites régions reconstruites indépendamment

<✓> Reconstruction surdéfinie pour les grandes régions ($Q \gg W$)

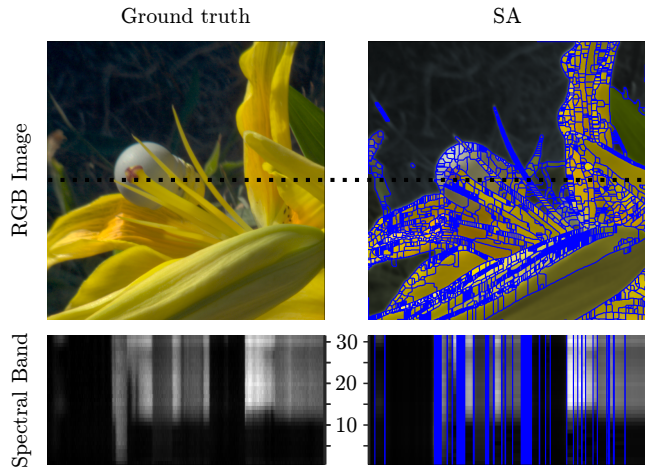
<!> Hypothèse implicite : les métamères contigus sont rares

<!> Que faire des points sur les contours (PSF) ?

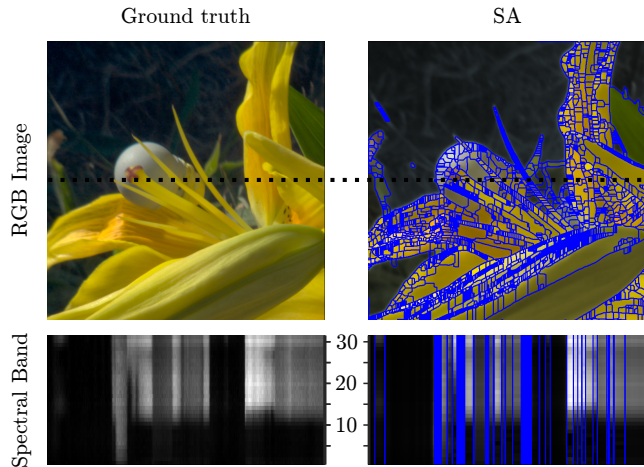
on les ignore (pour le moment)

démélange

SA : résultat théorique typique

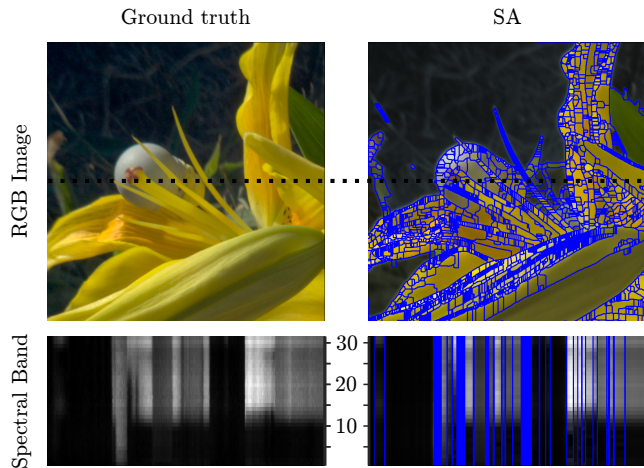


SA : résultat théorique typique



4 images codées
1 image panchro
30 bandes spectrales reconstruites

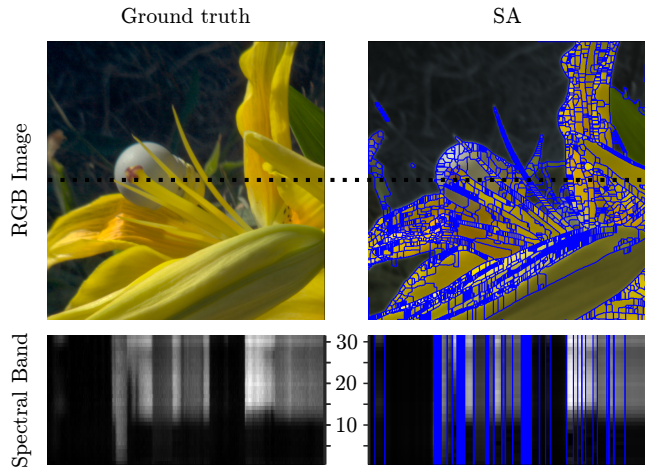
SA : résultat théorique typique



4 images codées
1 image panchro
30 bandes spectrales reconstruites

Reproduction des textures & des spectres

SA : résultat théorique typique

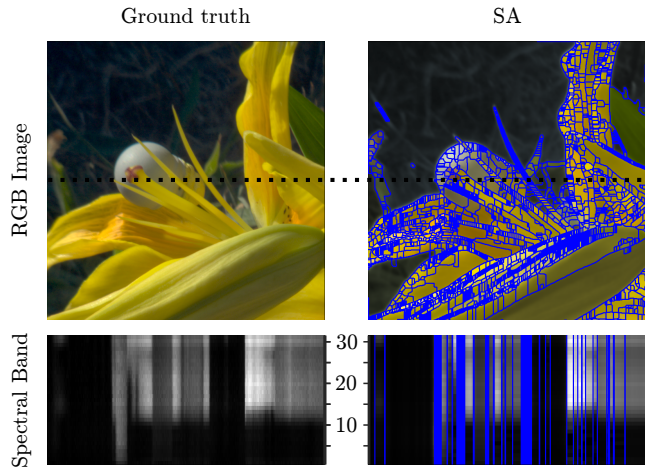


4 images codées
1 image panchro
30 bandes spectrales reconstruites

Reproduction des textures & des spectres

Gain x6

SA : résultat théorique typique



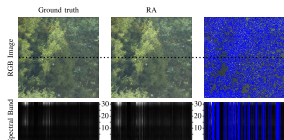
4 images codées
1 image panchro
30 bandes spectrales reconstruites

Reproduction des textures & des spectres

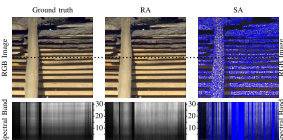
Gain x6

< ! > Contours non-reconstruits
(pour le moment)

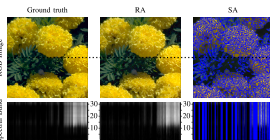
SA (& RA) : un certain nombre de tests théoriques. . .



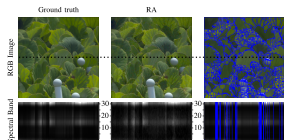
(a) Scene 1



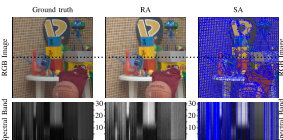
(a) Scene 4



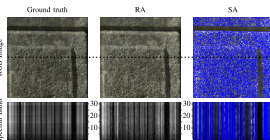
(a) Scene 7



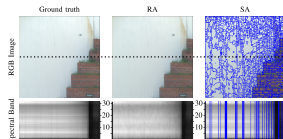
(b) Scene 2



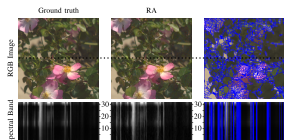
(b) Scene 5



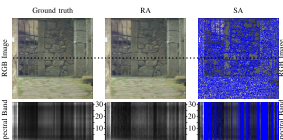
(b) Scene 8



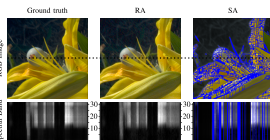
(a) Scene 10



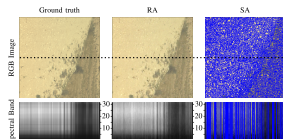
(c) Scene 3



(c) Scene 6



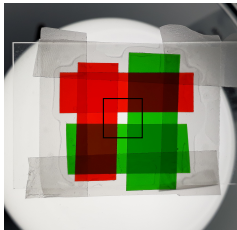
(c) Scene 9



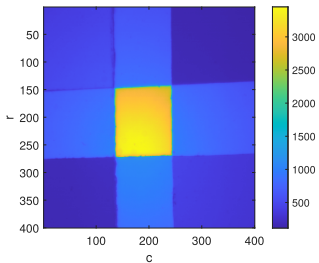
(b) Scene 11

SA : approche de séparabilité : en pratique

RGB



Panchro



Contours

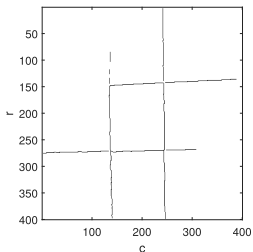
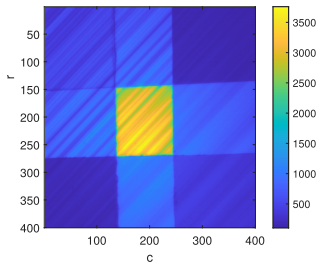
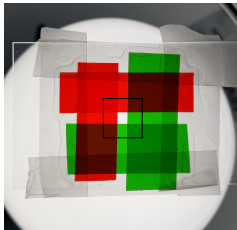


Image codée

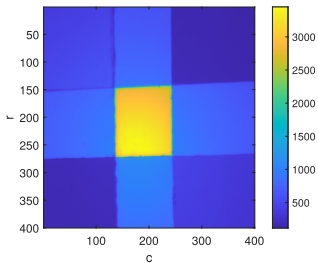


SA : approche de séparabilité : en pratique

RGB



Panchro



Contours

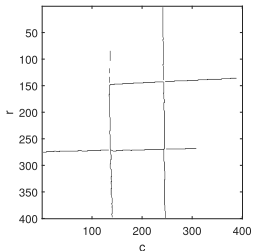
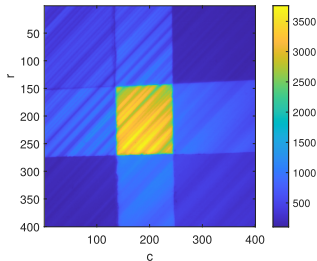


Image codée



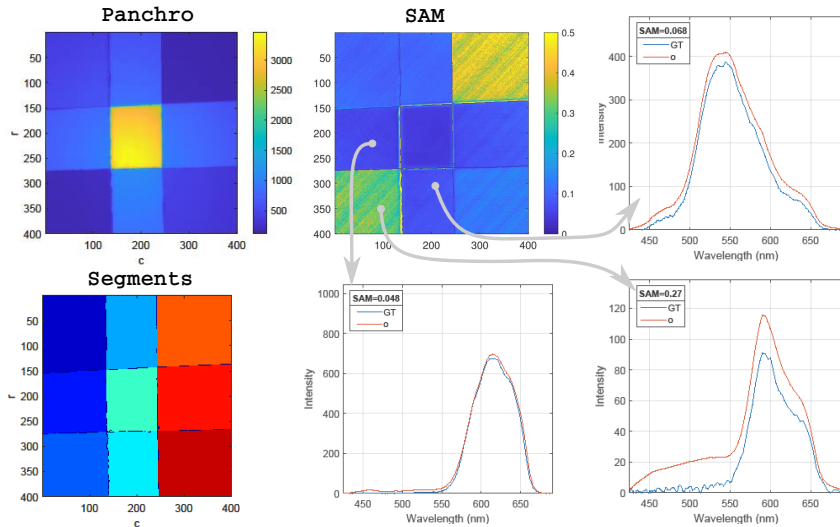
Scène hyperspectrale avec
 $W=110$ bandes

$N=1$ acquisition codée

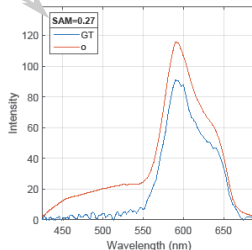
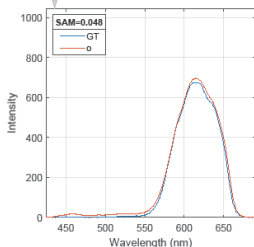
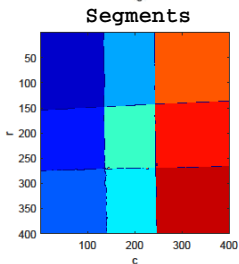
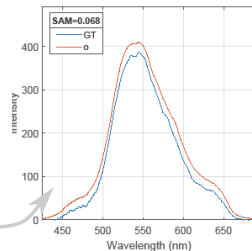
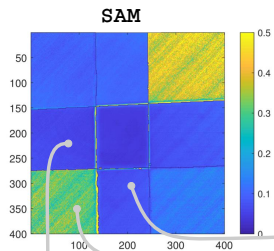
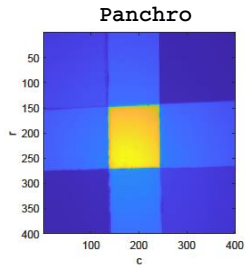
1 acquisition panchro

Reconstruction directe

SA : approche de séparabilité : en pratique



SA : approche de séparabilité : en pratique

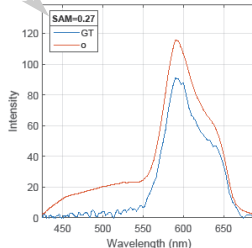
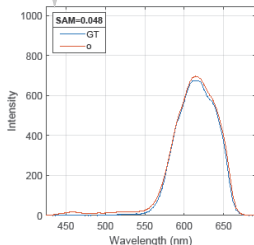
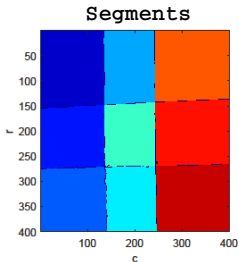
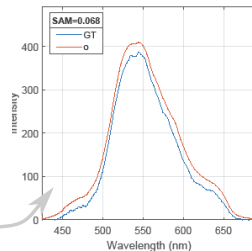
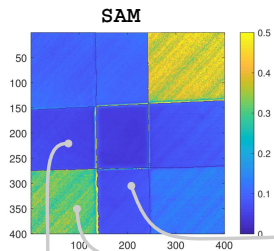
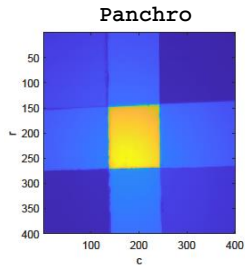


$N=2$ images

$W=110$ bandes

$T=1s$

SA : approche de séparabilité : en pratique



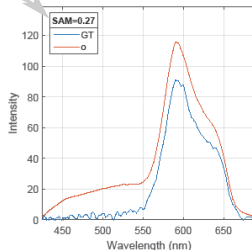
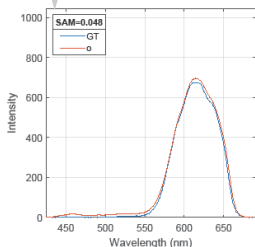
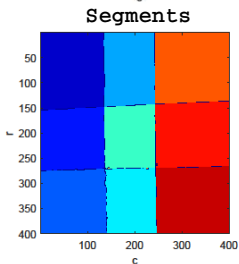
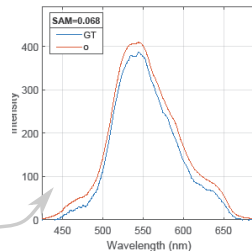
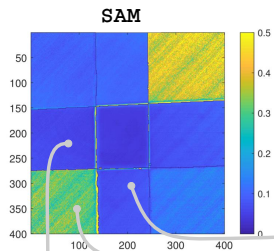
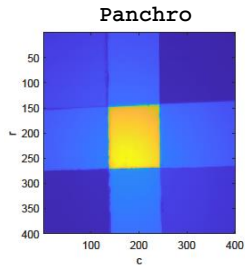
N=2 images

W=110 bandes

T=1s

Gain : x55

SA : approche de séparabilité : en pratique



N=2 images

W=110 bandes

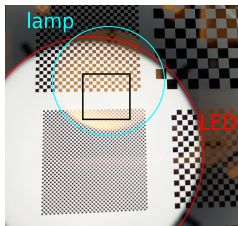
T=1s

Gain : x55

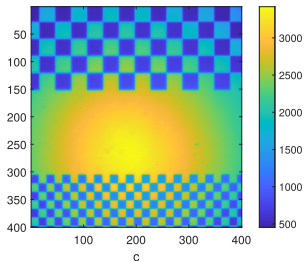
Panchro faible
⇒ SAM élevé

SA : approche de séparabilité : en pratique

RGB



Panchro



Contours

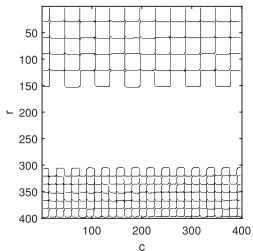
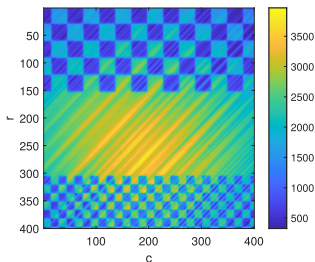


Image codée



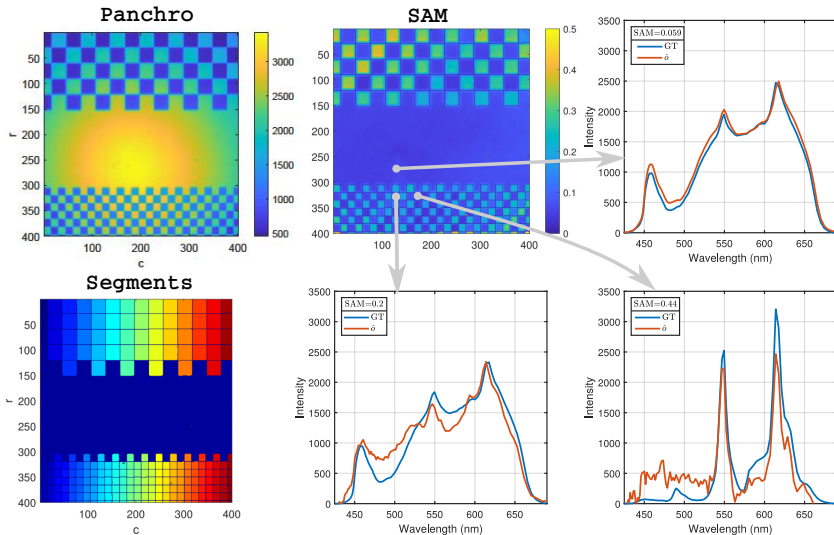
Scène hyperspectrale avec
 $W=110$ bandes

$N=10$ acquisitions codées

1 acquisition panchro

Reconstruction directe

SA : approche de séparabilité : en pratique



Aller au delà de la reconstruction du cube hyperspectral ?

Aller au delà de la reconstruction du cube hyperspectral ?

Qui a **vraiment** besoin de **tout** le cube hyperspectral ?

Aller au delà de la reconstruction du cube hyperspectral ?

Qui a **vraiment** besoin de **tout** le cube hyperspectral ?
Le cube complet est le dénominateur commun

Aller au delà de la reconstruction du cube hyperspectral ?

Qui a **vraiment** besoin de **tout** le cube hyperspectral ?

Le cube complet est le dénominateur commun

Reconfigurer le dispositif à la tête du client

Aller au delà de la reconstruction du cube hyperspectral ?

Qui a **vraiment** besoin de **tout** le cube hyperspectral ?

Le cube complet est le dénominateur commun

Reconfigurer le dispositif à la tête du client

Premier exemple : classification à partir d'images codées

<!\> Je vais vous dire de grosses bêtises <!\>

<!> Je vais vous dire de grosses bêtises <!>
(mais j'ai mes raisons)

<!> Je vais vous dire de grosses bêtises <!>

(mais j'ai mes raisons)

Résultats de la semaine dernière :

Maud Biquard, Antoine Rouxel, Simon Lacroix, (Antoine Monmayrant)

<!> Je vais vous dire de grosses bêtises <!>

(mais j'ai mes raisons)

Résultats de la semaine dernière :

Maud Biquard, Antoine Rouxel, Simon Lacroix, (Antoine Monmayrant)

Contexte :

<!> Je vais vous dire de grosses bêtises <!>

(mais j'ai mes raisons)

Résultats de la semaine dernière :

Maud Biquard, Antoine Rouxel, Simon Lacroix, (Antoine Monmayrant)

Contexte :

Classification par apprentissage profond

<!> Je vais vous dire de grosses bêtises <!>

(mais j'ai mes raisons)

Résultats de la semaine dernière :

Maud Biquard, Antoine Rouxel, Simon Lacroix, (Antoine Monmayrant)

Contexte :

Classification par apprentissage profond

De manière supervisée (on connaît le spectre des classes)

<!> Je vais vous dire de grosses bêtises <!>

(mais j'ai mes raisons)

Résultats de la semaine dernière :

Maud Biquard, Antoine Rouxel, Simon Lacroix, (Antoine Monmayrant)

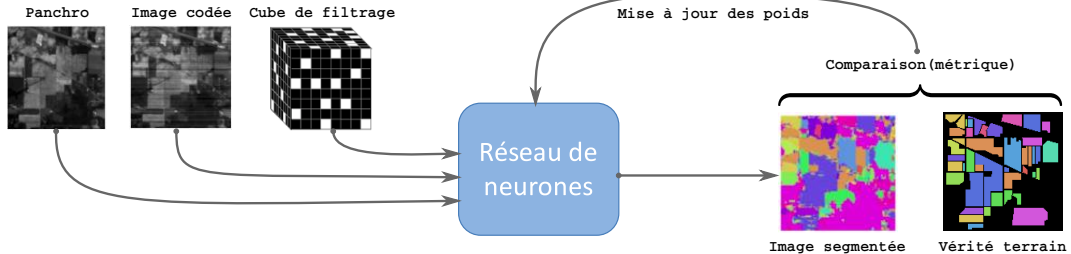
Contexte :

- Classification par apprentissage profond

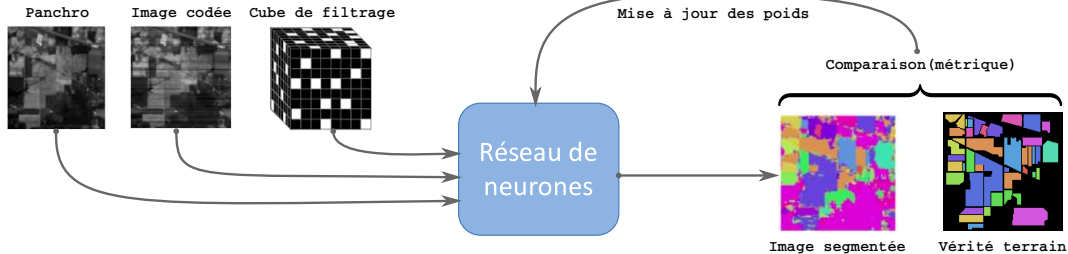
- De manière supervisée (on connaît le spectre des classes)

- Mono-coup (heu, Bi-coup)

Principe de la classification par apprentissage profond

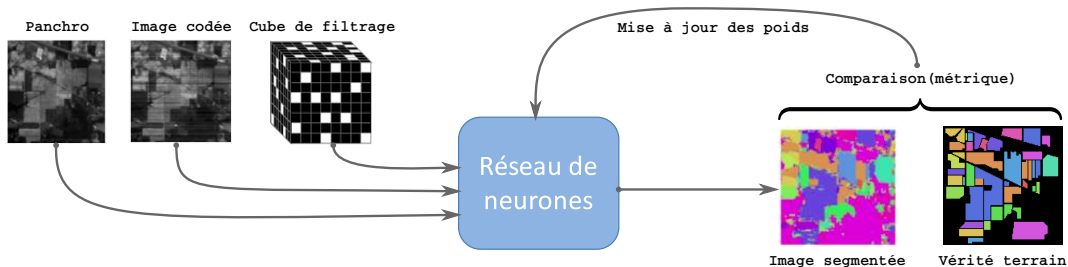


Principe de la classification par apprentissage profond



On se compare à :

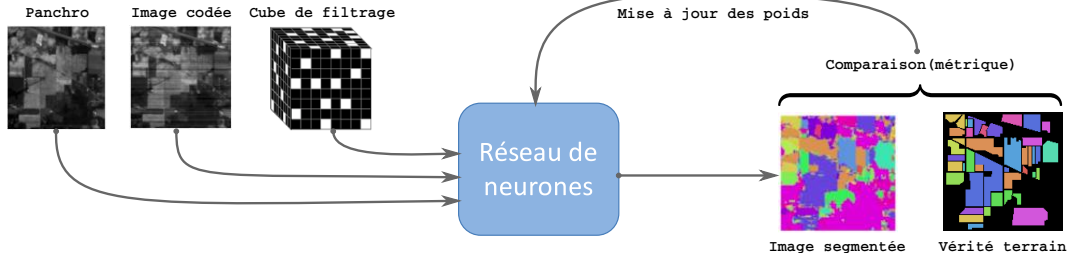
Principe de la classification par apprentissage profond



On se compare à :

Réseau de référence à l'état de l'art : DSSNet

Principe de la classification par apprentissage profond

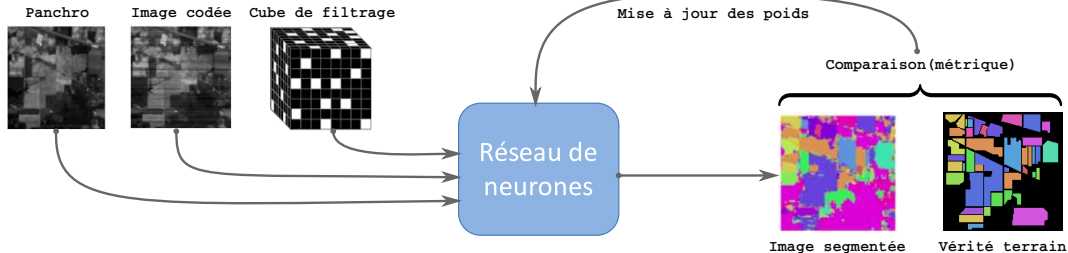


On se compare à :

Réseau de référence à l'état de l'art : DSSNet

DSSNet, 2020, DOI :10.1109/LGRS.2019.2960528

Principe de la classification par apprentissage profond



On se compare à :

Réseau de référence à l'état de l'art : DSSNet
DSSNet, 2020, DOI :10.1109/LGRS.2019.2960528
Utilise le cube complet en entrée

Quelles données d'entrée ?

L'apprentissage profond requiert beaucoup de jeux de données.

Quelles données d'entrée ?

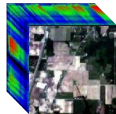
L'apprentissage profond requiert beaucoup de jeux de données.
On manque cruellement de cube hyperspectraux labellisés (vérité terrain).

Quelles données d'entrée ?

L'apprentissage profond requiert beaucoup de jeux de données.
On manque cruellement de cube hyperspectraux labellisés (vérité terrain).
Pavia University & Indian Pine :

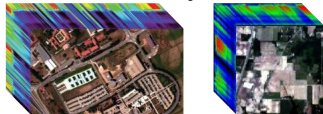
Quelles données d'entrée ?

L'apprentissage profond requiert beaucoup de jeux de données.
On manque cruellement de cube hyperspectraux labellisés (vérité terrain).
Pavia University & Indian Pine :



Quelles données d'entrée ?

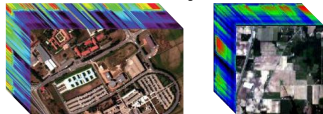
L'apprentissage profond requiert beaucoup de jeux de données.
On manque cruellement de cube hyperspectraux labellisés (vérité terrain).
Pavia University & Indian Pine :



Impossible de mixer les jeux de données (classes labélisées hétérogènes)

Quelles données d'entrée ?

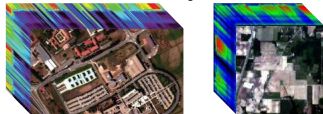
L'apprentissage profond requiert beaucoup de jeux de données.
On manque cruellement de cube hyperspectraux labellisés (vérité terrain).
Pavia University & Indian Pine :



Impossible de mixer les jeux de données (classes labélisées hétérogènes)
1 jeu de données = 1 cube hyperspectral

Quelles données d'entrée ?

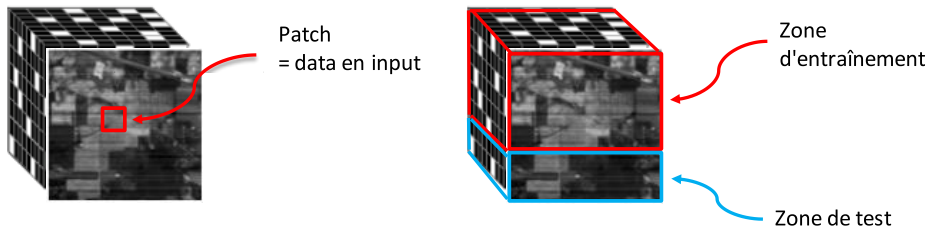
L'apprentissage profond requiert beaucoup de jeux de données.
On manque cruellement de cube hyperspectraux labellisés (vérité terrain).
Pavia University & Indian Pine :



Impossible de mixer les jeux de données (classes labélisées hétérogènes)
1 jeu de données = 1 cube hyperspectral

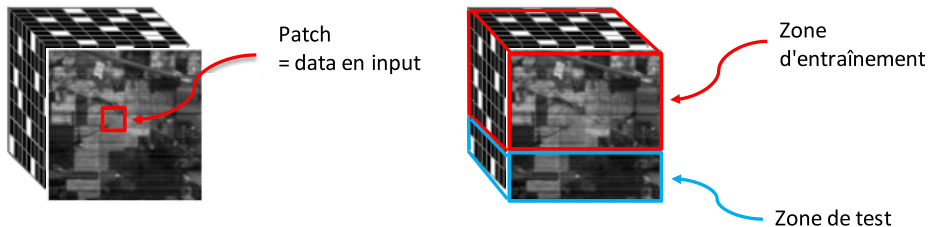
Image codée = Simulateur(Cube Hyperspectral, Masque DMD)

Division des images codées en patches



Jeu de données pour l'apprentissage = {Patch}

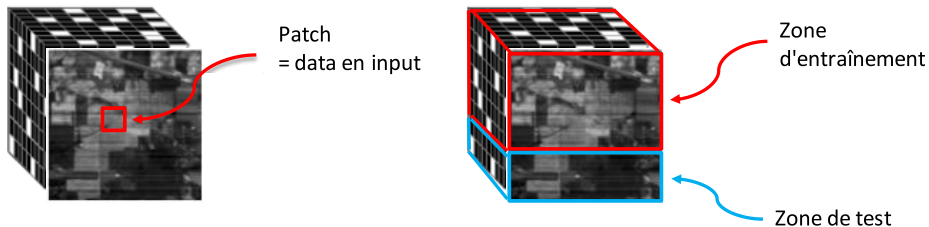
Division des images codées en patches



Jeu de données pour l'apprentissage = {Patch}

Patch : morceau de $7 \times 7 \times W$

Division des images codées en patches

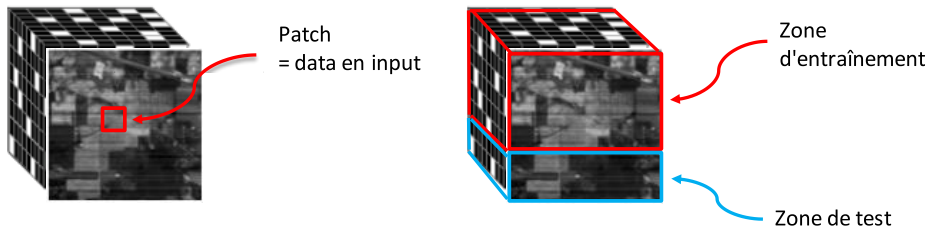


Jeu de données pour l'apprentissage = {Patch}

Patch : morceau de $7 \times 7 \times W$

Séparation claire entre

Division des images codées en patches

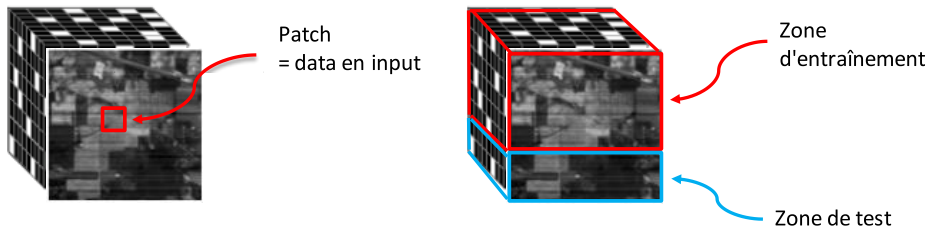


Jeu de données pour l'apprentissage = {Patch}

Patch : morceau de $7 \times 7 \times W$

Séparation claire entre
zone pour l'apprentissage (l'entraînement)

Division des images codées en patches



Jeu de données pour l'apprentissage = {Patch}

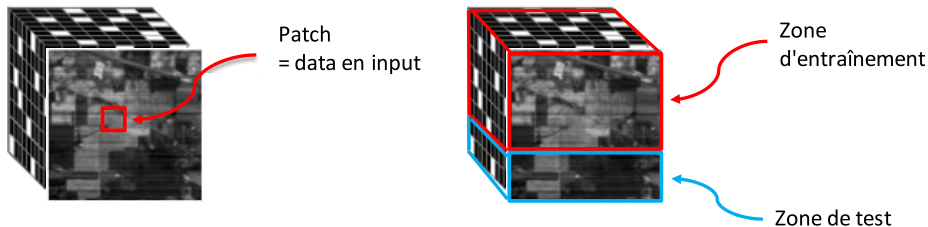
Patch : morceau de $7 \times 7 \times W$

Séparation claire entre

zone pour l'apprentissage (l'entraînement)

et zone pour l'inférence (le test)

Division des images codées en patches



Jeu de données pour l'apprentissage = {Patch}

Patch : morceau de $7 \times 7 \times W$

Séparation claire entre

zone pour l'apprentissage (l'entraînement)

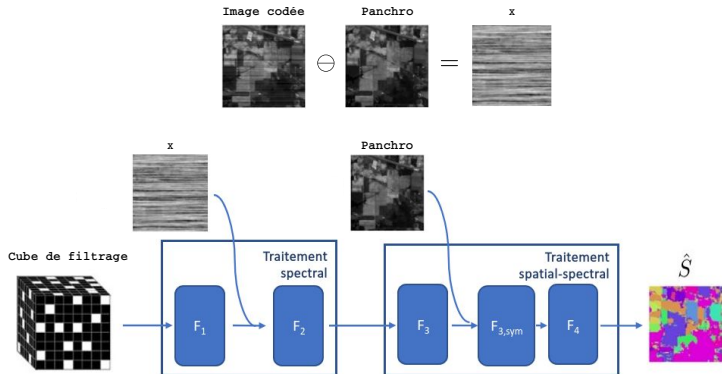
et zone pour l'inférence (le test)

Tout ceci serait impossible sans la colocalisation

Séparer le traitement de l'information spectrale et de l'information spatiale

Architecture de notre réseau CSSNet

Séparer le traitement de l'information spectrale et de l'information spatiale



Résultats DSSNet (eux, 103 bandes) vs CSSNet (nous, 2 images)

Métriques :

Résultats DSSNet (eux, 103 bandes) vs CSSNet (nous, 2 images)

Métriques :

F-score (équilibre faux positifs / faux négatifs)

Résultats DSSNet (eux, 103 bandes) vs CSSNet (nous, 2 images)

Métriques :

F-score (équilibre faux positifs / faux négatifs)

Accuracy (fraction de pixels bien classés)

Résultats DSSNet (eux, 103 bandes) vs CSSNet (nous, 2 images)

Métriques :

F-score (équilibre faux positifs / faux négatifs)

Accuracy (fraction de pixels bien classés)

Résultats DSSNet (eux, 103 bandes) vs CSSNet (nous, 2 images)

Métriques :

F-score (équilibre faux positifs / faux négatifs)

Accuracy (fraction de pixels bien classés)

| Réseau | Accuracy | F-score | Images/Bandes |
|--------|----------|---------|---------------|
| DSSNet | 98 | 98 | 103 |
| CSSNet | 88-91 | 81-83 | 002 |

Résultats DSSNet (eux, 103 bandes) vs CSSNet (nous, 2 images)

Métriques :

F-score (équilibre faux positifs / faux négatifs)

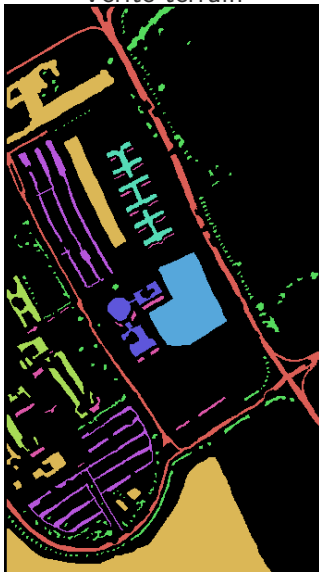
Accuracy (fraction de pixels bien classés)

| Réseau | Accuracy | F-score | Images/Bandes |
|--------|----------|---------|---------------|
| DSSNet | 98 | 98 | 103 |
| CSSNet | 88-91 | 81-83 | 002 |

Moins bon certes mais avec $50 \times (-)$ de données !

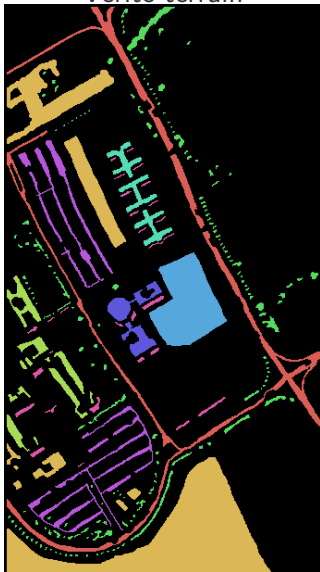
Résultats en images

Vérité terrain



Résultats en images

Vérité terrain

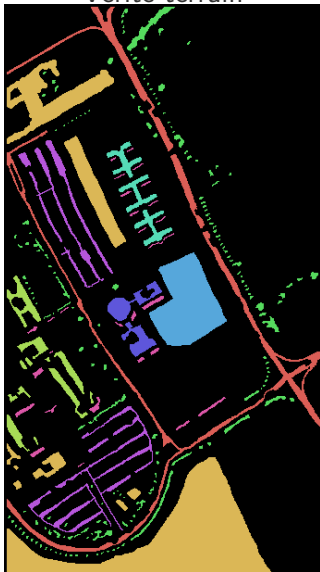


DssNet – eux – 103

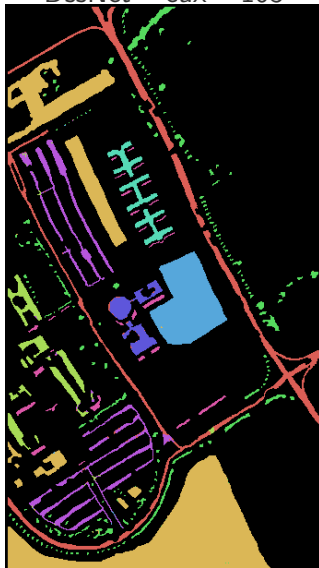


Résultats en images

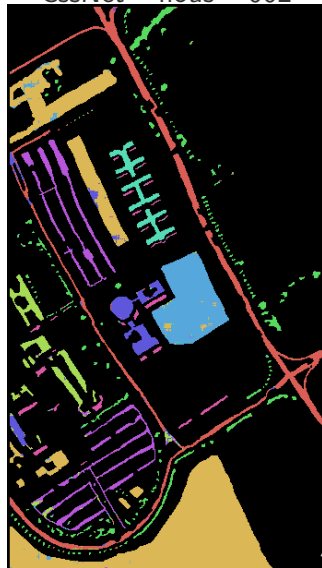
Vérité terrain



DssNet – eux – 103



CssNet – nous – 002



Conclusion - Perspectives

Architecture d'imageur hyperspectral adaptatif :

Architecture d'imageur hyperspectral adaptatif :
colocalisation

Architecture d'imageur hyperspectral adaptatif :

- colocalisation

- cube de filtrage simple

Architecture d'imageur hyperspectral adaptatif :

- colocalisation

- cube de filtrage simple

Diverses stratégies d'acquisition du cube hyperspectral :

Architecture d'imageur hyperspectral adaptatif :

- colocalisation

- cube de filtrage simple

Diverses stratégies d'acquisition du cube hyperspectral :

- multi-fente sans partie mobile

Architecture d'imageur hyperspectral adaptatif :

- colocalisation

- cube de filtrage simple

Diverses stratégies d'acquisition du cube hyperspectral :

- multi-fente sans partie mobile

- par approche de régularisation

Architecture d'imageur hyperspectral adaptatif :

- colocalisation

- cube de filtrage simple

Diverses stratégies d'acquisition du cube hyperspectral :

- multi-fente sans partie mobile

- par approche de régularisation

- par approche de séparabilité

Architecture d'imageur hyperspectral adaptatif :

- colocalisation

- cube de filtrage simple

Diverses stratégies d'acquisition du cube hyperspectral :

- multi-fente sans partie mobile

- par approche de régularisation

- par approche de séparabilité

Masques avancées (au delà de l'aléatoire)

Architecture d'imageur hyperspectral adaptatif :

- colocalisation

- cube de filtrage simple

Diverses stratégies d'acquisition du cube hyperspectral :

- multi-fente sans partie mobile

- par approche de régularisation

- par approche de séparabilité

Masques avancées (au delà de l'aléatoire)

Aller au delà du cube :

Architecture d'imageur hyperspectral adaptatif :

- colocalisation

- cube de filtrage simple

Diverses stratégies d'acquisition du cube hyperspectral :

- multi-fente sans partie mobile

- par approche de régularisation

- par approche de séparabilité

Masques avancées (au delà de l'aléatoire)

Aller au delà du cube :

- classification directe d'images codées

Architecture d'imageur hyperspectral adaptatif :

- colocalisation

- cube de filtrage simple

Diverses stratégies d'acquisition du cube hyperspectral :

- multi-fente sans partie mobile

- par approche de régularisation

- par approche de séparabilité

Masques avancées (au delà de l'aléatoire)

Aller au delà du cube :

- classification directe d'images codées

Architecture d'imageur hyperspectral adaptatif :

- colocalisation

- cube de filtrage simple

Diverses stratégies d'acquisition du cube hyperspectral :

- multi-fente sans partie mobile

- par approche de régularisation

- par approche de séparabilité

Masques avancées (au delà de l'aléatoire)

Aller au delà du cube :

- classification directe d'images codées

Vers des acquisitions adaptatives ?

Architecture d'imageur hyperspectral adaptatif :

- colocalisation

- cube de filtrage simple

Diverses stratégies d'acquisition du cube hyperspectral :

- multi-fente sans partie mobile

- par approche de régularisation

- par approche de séparabilité

Masques avancées (au delà de l'aléatoire)

Aller au delà du cube :

- classification directe d'images codées

Vers des acquisitions adaptatives ?

Téledétection et embarcabilité :

Architecture d'imageur hyperspectral adaptatif :

- colocalisation

- cube de filtrage simple

Diverses stratégies d'acquisition du cube hyperspectral :

- multi-fente sans partie mobile

- par approche de régularisation

- par approche de séparabilité

Masques avancées (au delà de l'aléatoire)

Aller au delà du cube :

- classification directe d'images codées

Vers des acquisitions adaptatives ?

Téledétection et embarcabilité :

- thèse cifre Antoine Rouxel : architecture & stratégie adaptées au pushbroom

Architecture d'imageur hyperspectral adaptatif :

- colocalisation

- cube de filtrage simple

Diverses stratégies d'acquisition du cube hyperspectral :

- multi-fente sans partie mobile

- par approche de régularisation

- par approche de séparabilité

Masques avancées (au delà de l'aléatoire)

Aller au delà du cube :

- classification directe d'images codées

Vers des acquisitions adaptatives ?

Téledétection et embarcabilité :

- thèse cifre Antoine Rouxel : architecture & stratégie adaptées au pushbroom

- codage bas niveau (C > matlab)

Architecture d'imageur hyperspectral adaptatif :

- colocalisation

- cube de filtrage simple

Diverses stratégies d'acquisition du cube hyperspectral :

- multi-fente sans partie mobile

- par approche de régularisation

- par approche de séparabilité

Masques avancées (au delà de l'aléatoire)

Aller au delà du cube :

- classification directe d'images codées

Vers des acquisitions adaptatives ?

Téledétection et embarcabilité :

- thèse cifre Antoine Rouxel : architecture & stratégie adaptées au pushbroom

- codage bas niveau (C > matlab)

- Astrid -> maturation

Merci

Des questions ?