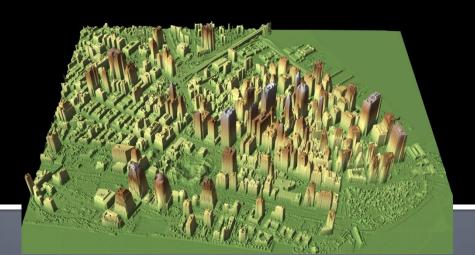
Génie Mathématique et Modélisation 4ème année Méthodes et Modèles Numériques



Modélisation, simulation et restitution d'images 3D d'objets : radar laser imageur



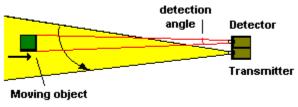
Marie Bonnasse-Gahot
Rémi Chauvin

Date de soutenance : Mercredi 8 juin 2011

Jacques Isbert Pierre Weiss

Ladar





Plan

- Bilan radiométrique
- II. Analyse temporelle
- III. Construction du simulateur
- Ⅳ. Reconstruction de l'image 3D
- V. Tests numériques

- Mesure l'énergie transportée par les rayonnements du lidar.
- Aide à définir les performances du capteur .
 - Distance maximale d'émission du laser.

Fonction de transfert radiométrique

Calcule le nombre de photons qui revient lorsqu'on éclaire une cible.

 \triangleright Puissance reçue pour une cible résolue : $(A_{cible} \ge (\theta_T R + d_{TA}))$

$$P_{reque} = P_{laser} \rho T_A^2 T_R T_T \frac{4 A_R \cos(\theta_S)}{\pi R^2}$$

> Puissance reçue pour une cible non résolue : $(A_{cible} \le (\theta_T R + d_{TA}))$

$$P_{reque} = P_{laser} \rho T_A^2 T_R T_T \frac{4 A_R A_{cible} \cos(\theta_S)}{\pi^2 R^4 \theta_T^2}$$

2) Rapport signal à bruit :SNR

Mesure la qualité de la transmission d'une information par rapport aux bruits.

Détermine la précision de la mesure de distance.

$$SNR = \frac{P_{reçue}}{NEP}$$

NEP, noise equivalent power : puissance reçue par le détecteur correspondant aux bruits.

3) Calcul de la distance maximale en fonction de la visibilité

On cherche:

Pour une cible résolue:

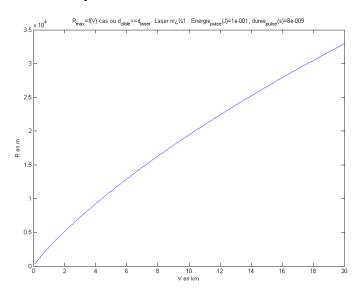
$$\min_{R \in \Re} SNR - (P_{laser} \rho T_R T_T \frac{4 A_R \cos(\theta_S)}{\pi}) \frac{e^{-2\gamma(V)R}}{R^2}$$

Pour une cible non résolue:

$$\min_{R \in \Re} SNR - (P_{laser} \rho T_R T_T \frac{4 A_R A_{cible} \cos(\theta_S)}{\pi^2 \theta_T^2}) \frac{e^{-2\gamma(V)R}}{R^4}$$

3) Calcul de la distance maximale en fonction de la visibilité

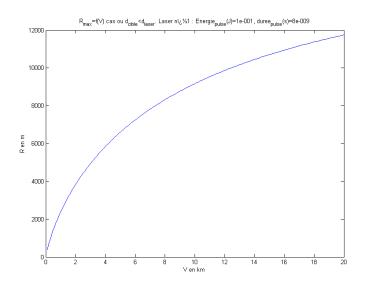
Exemple de résultats obtenus pour un type de laser:



Cible résolue

<u>Visibilité maximale</u>: 20 km

<u>Distance d'émission maximale</u>: 33 km



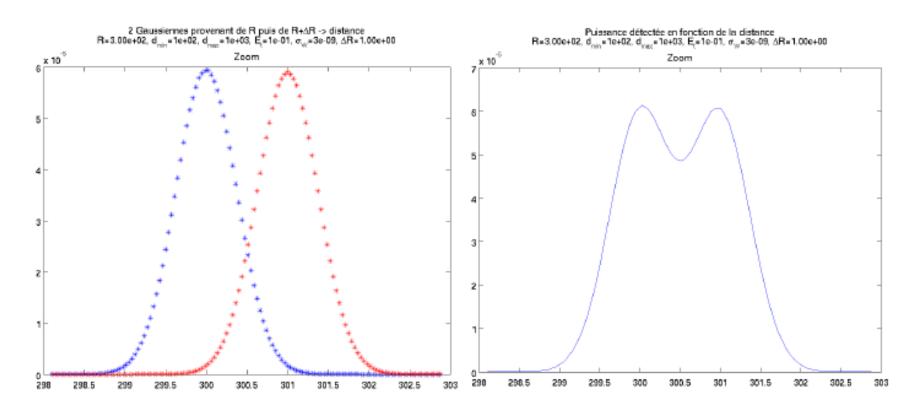
Cible non résolue

<u>Visibilité maximale:</u> 20 km

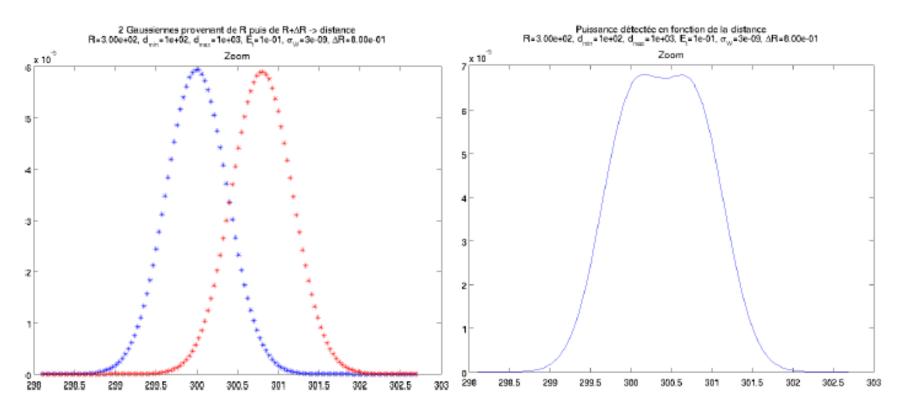
<u>Distance d'émission maximale:</u> 12 km

- Modélisation : plans d'équations
 - z=R
 - $z=R+\Delta R$
- Impulsion gaussienne de variance $\sigma_{
 m W}$
- Retour de l'impulsion atténuée (=> Radiométrie)
- Echantillonnage du retour de signal : $\Delta t = \sigma_W/10$

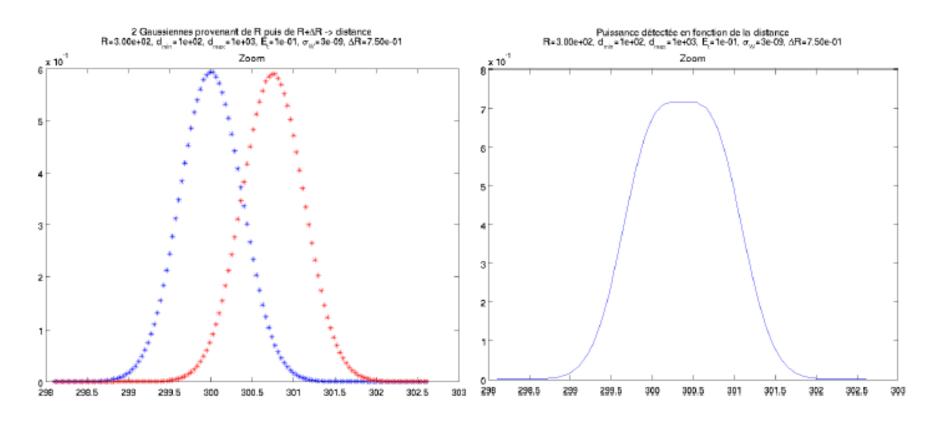
$\Delta R = 1 \text{ m}$



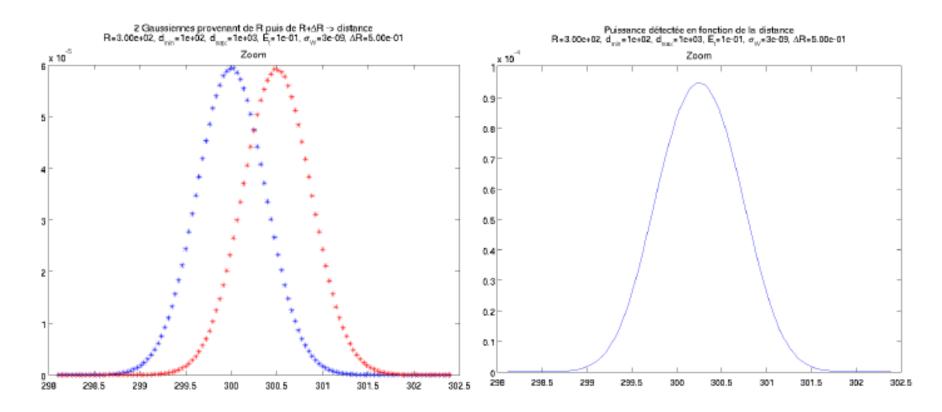
$\Delta R = 0.8 \text{ m}$



$\Delta R = 0.75 \text{ m}$



$\Delta R = 0.5 \text{ m}$



Signal utile

- Conversion puissance -> photons P=hv
- Arrivée de photons => conversion électrons
- Rendement η : 1 photons = η électrons
- lci, η =1

$$E(k) = \int_{t_k - \frac{\Delta t}{2}}^{t_k + \frac{\Delta t}{2}} P_{det}(t) dt \approx P(t_k) \Delta t$$

$$\mathbb{E}[K] = \frac{P_{det}(k)\Delta t}{h\nu}$$

Les bruits

Bruit quantique : arrivée aléatoire des photons

=> Loi de Poisson
$$\mathbb{P}[n,k] = \frac{\left(\mathbb{E}[K]\right)^n e^{-\mathbb{E}[K]}}{n!}$$

- Bruit d'éclairement + bruit d'obscurité
 => Loi de Poisson
- Bruit thermique : gaussienne centrée de variance

$$Q_n^2 = k_B T C / q_e^2$$

3) Algorithme

```
Fonction simulation1prise(R,dmin,dmax,cosVerticaleNormale):
```

K: Nombre d'échantillons

 E_{detect} : Vecteur échantillon indicé de 1 à K

Pour k de 1 à K faire

$$K(i) \leftarrow \int_{t_k - \Delta t/2}^{t_k + \Delta t/2} P_{detect}(t) dt$$

[P_{detect} calculé en combinant formules de radiométrie et temporelles] [dmin et dmax permettent de définir la fenêtre d'analyse temporelle]

Fin Pour Retourner E_{detect}

 \mathbf{Fin}

3) Algorithme

```
Fonction simulateur(X,Y,Z,nbPixels,sigmaXY):
     [(X, Y,Z) Paysage cartésien "réel", sigmaXY écart type du noyau de convolution de la lentille]
    Se donner dmin, dmax, K
    Signal, u_0, Signal capté: matrices nbPixels \times K
     Image detectée : vecteur de dimension nbPixels
    Pour i de 1 à nbPixels faire
        Signal(i, :) \leftarrow simulation1prise(Z(i),dmin,dmax,cosVerticaleNormale)
    Fin Pour
    Pour k de 1 à K faire
        u_0(:,k) = h*Signal(:,k)
        [h qaussienne de variance sigmaXY, * définit le produit de convolution]
        Signal capté(:,k) = \mathscr{P}(Signal(:,k)) + \mathscr{P}(N_b) + \mathscr{N}(0,Q_n^2)
    Fin Pour
    [\mathscr{P}(\lambda)] désigne une loi de Poisson de moyenne \lambda, \mathscr{N} la loi normale]
    Pour i de 1 à nbPixels faire
        Image detectée(i) = max (Signal capté(i,:))
    Fin Pour
    Retourner Image detectée
Fin
```

Position générale du problème

$$u_0 = h * u + b$$

υ image réelle

 u_o l'image réelle convoluée par la lentille de l'appareil

 h noyau de convolution du système optique, supposé connu et gaussien

b bruits

On a alors:

$$u_0 = Hu + b$$

Position générale du problème

On cherche donc:

$$u^* = \operatorname*{arg\,min}_{u \in \mathbb{R}^n} \|\nabla u\|_p^p + \lambda \|Hu - u_0\|_2^2$$
 $p \in \{\text{1, 2}\} \text{ et } \lambda > \text{o}$

On peut raffiner en posant:

$$u^* = \underset{u \in \mathbb{R}^n}{\arg \min} \|\nabla u\|_p^p + \frac{\lambda}{2} \|D(Hu - u_0)\|_2^2$$

D est une matrice diagonale visant à favoriser certains pixels par rapport à d'autres.

2) Algorithme de Chambolle-Pock

 L'algorithme de Chambolle-Pock consiste à résoudre le problème dual d'un problème de minimisation:

$$\underbrace{\min_{x \in X} F(Kx) + G(x)}_{problèmeprimal} = \underbrace{\max_{y \in Y} - (G^*(-K^*y) + F^*(y))}_{problèmedual}$$

2) Algorithme de Chambolle-Pock

- Initialisation: $\tau, \sigma > 0, \theta \in [0;1], (x^0, y^0) \in X \times Y$ et $x^0 = x^0$
- Pour n≥o,

$$\begin{cases} y^{n+1} = (I + \sigma \partial F^*)^{-1} (y^n + \sigma K x^{-n}) \\ x^{n+1} = (I + \tau \partial G)^{-1} (x^n - \tau K^* y^{-n+1}) \\ \overline{x}^{n+1} = x^{n+1} + \theta (x^{n+1} - x^n) \end{cases}$$

2) Algorithme de Chambolle-Pock

Opérateur proximal:

$$f: \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}$$
, convexe s.c.i

$$(I + \partial f)^{-1}(x) = \arg\min_{x' \in \mathbb{R}^n} f(x') + \frac{1}{2} \|x - x\|_2^2$$

Fonction duale:

$$f: \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}$$
, fonction convexe s.c.i
 $f^*(x) = \sup_{x' \in \mathbb{R}^n} \langle x, x' \rangle - f(x')$

Algorithme de Chambolle-Pock

Pour notre problème, nous cherchons:

$$\min_{x \in \Re^{3n}} \|\nabla x\|_{1} + \frac{\lambda}{2} \|D(Hx - \chi_{0})\|_{2}^{2}$$

On pose alors:

$$F: \mathfrak{R}^{3n} \to \mathfrak{R}, \ F(x = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{pmatrix}) = \left\| \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} \right\|_1 + \frac{\lambda}{2} \left\| x_3 - x_0 \right\|_2^2$$

$$G: \mathfrak{R}^{3n} \to \mathfrak{R}, \ G(x) = 0$$

$$K: \mathfrak{R}^n \to \mathfrak{R}^{3n}, \ K(x) = \begin{pmatrix} \nabla x \\ DHx \end{pmatrix}$$

2) Algorithme de Chambolle-Pock

Fonction duale de F:

$$F^{*}(y) = \frac{1}{2\lambda} \|y_{3}\|_{2}^{2} + \langle y_{3}, x_{0} \rangle + \begin{cases} 0 & \text{si } \forall i = 1, ..., n \\ \left((y)_{1}^{i} \right) \\ +\infty & \text{sinon} \end{cases} \leq 1$$

Opérateur proximal de F*:

e
$$F^*$$
:
$$(I + \sigma \partial F^*)^{-1}(y) = \begin{bmatrix} \Pi_{\kappa} \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \end{pmatrix} \\ \frac{y_3 - \sigma x_0}{1 + \frac{\sigma}{\lambda}} \end{bmatrix}$$

où
$$\Pi_{\kappa}$$
 est la projection de $\begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \end{pmatrix}$ sur $\kappa = \left\{ \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \end{pmatrix} \in \Re^2, \left\| \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \end{pmatrix} \right\|_2 \le 1 \right\}$

1) Tests sur des images 2D

• $\sigma = 0.02, \sigma_b = 10^{-3}$

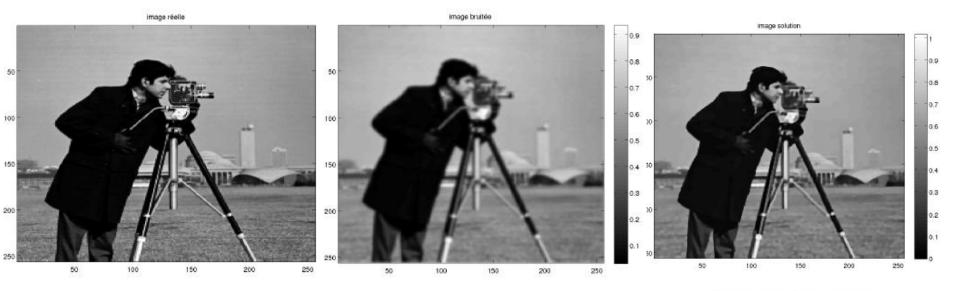


FIGURE 5.1 - Image réelle

Figure 5.2 – Image convolée et bruitée

Figure 5.3 – Image traitée

1) Tests sur des images 2D

• $\sigma = 0.02, \sigma_{\rm b} = 0.05$

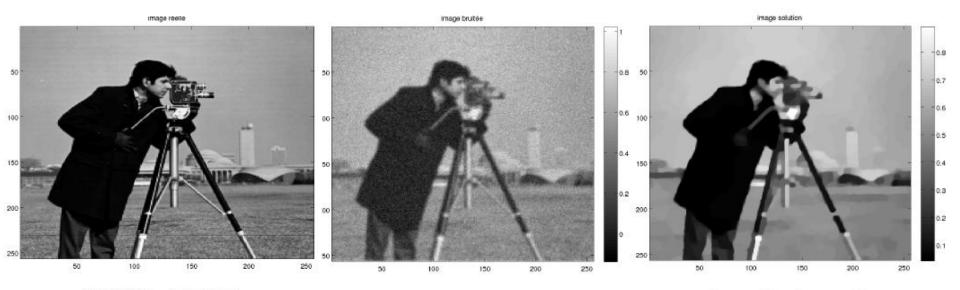


Figure 5.1 - Image réelle

FIGURE 5.5 – Image convolée et bruitée

FIGURE 5.6 - Image traitée

1) Tests sur des images 2D

 $\sigma = 0.02$, $\sigma_{\rm b} = 10^{-3}$, 10% de pixels

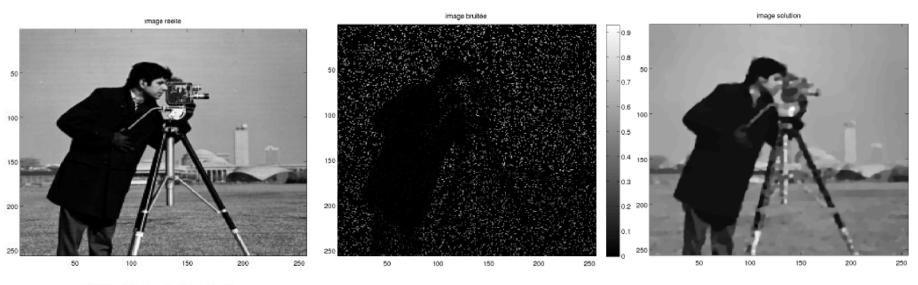


Figure 5.1 - Image réelle

FIGURE 5.7 – Image convolée et bruitée

FIGURE 5.8 – Image traitée

2) Images 3D

Cochon

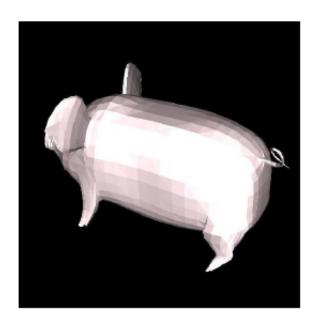


Figure 5.9 - Image maillée

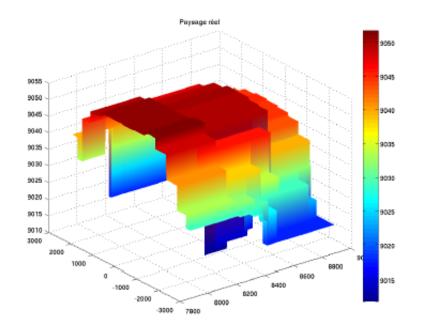


Figure 5.10 – Image cartésienne

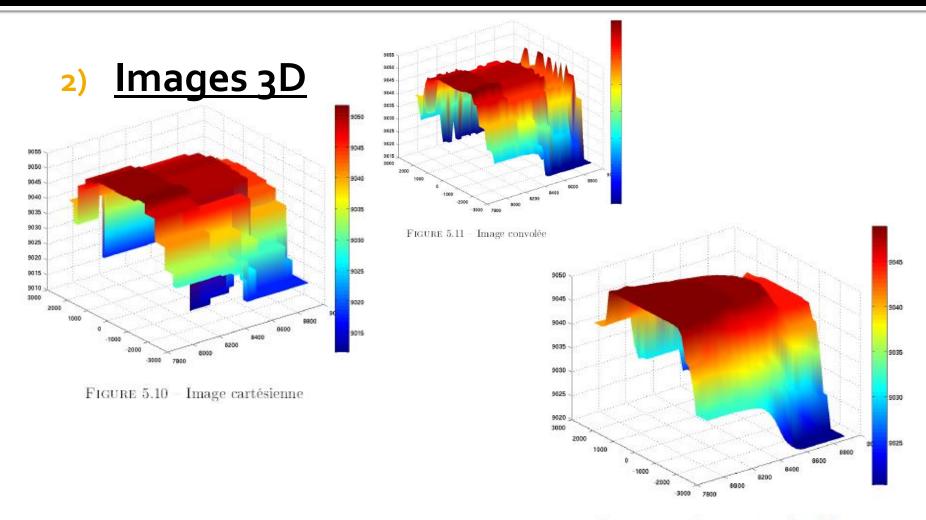


Figure 5.12 - Image traitée, $\lambda = 0.1$

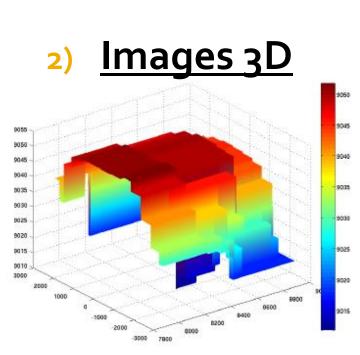


Figure 5.10 - Image cartésienne

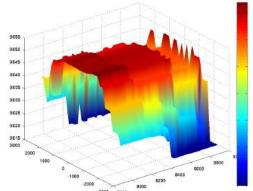


FIGURE 5.11 - Image convolée et bruit

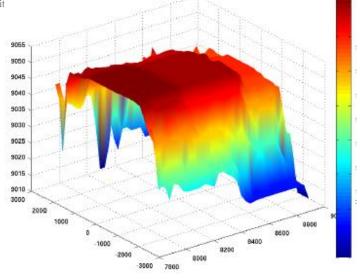


Figure 5.13 – Image traitée, $\lambda = 1$

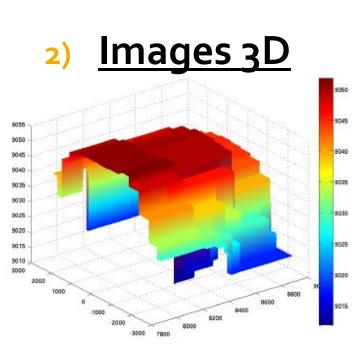


Figure 5.10 - Image cartésienne

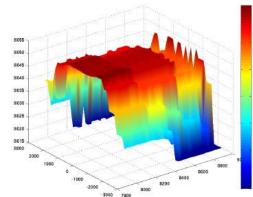


FIGURE 5.11 – Image convolée et bri

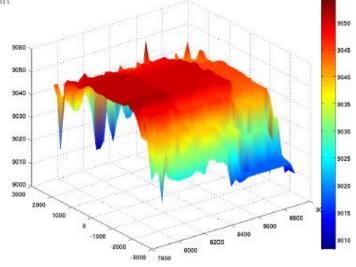


Figure 5.14 – Image traitée, $\lambda = 2$

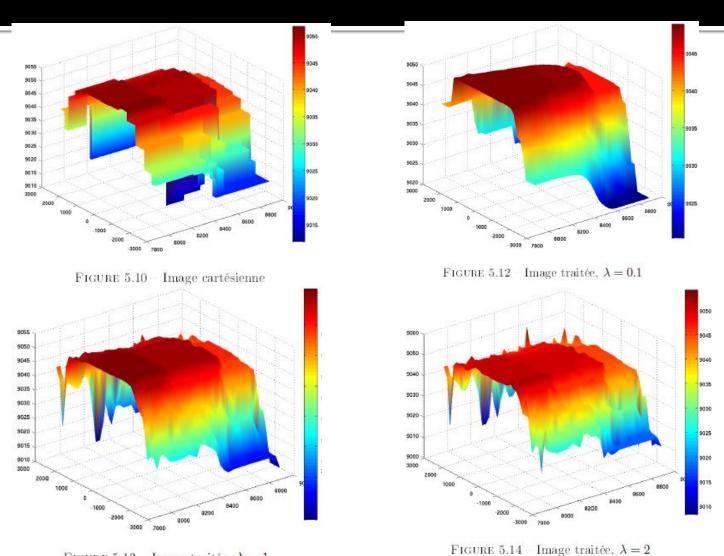


FIGURE 5.13 – Image traitée, $\lambda=1$ Modélisation, simulation et reconstitution d'images 3D Modélisation, simulation et reconstitution d'images 3D

2) Images 3D

Paysage

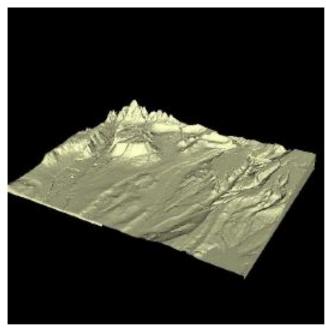


FIGURE 5.15 – Image maillée

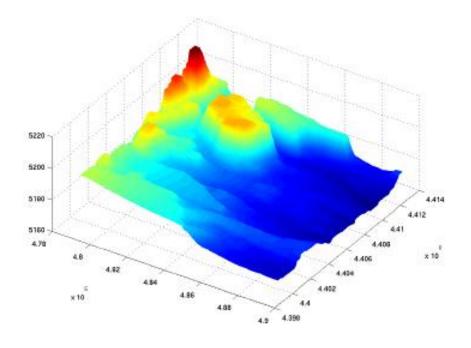


Figure 5.16 – Image cartésienne

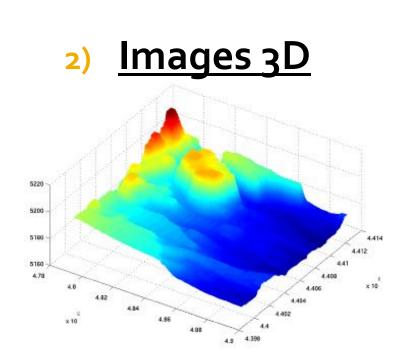


Figure 5.16 - Image cartésienne

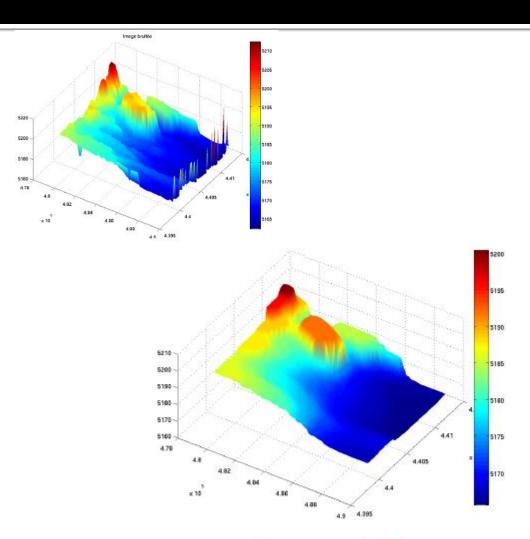


Figure 5.18 – $\lambda = 0.1$

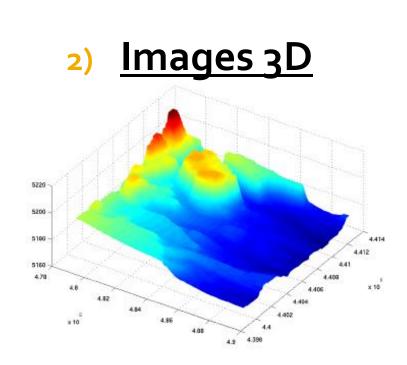


Figure 5.16 - Image cartésienne

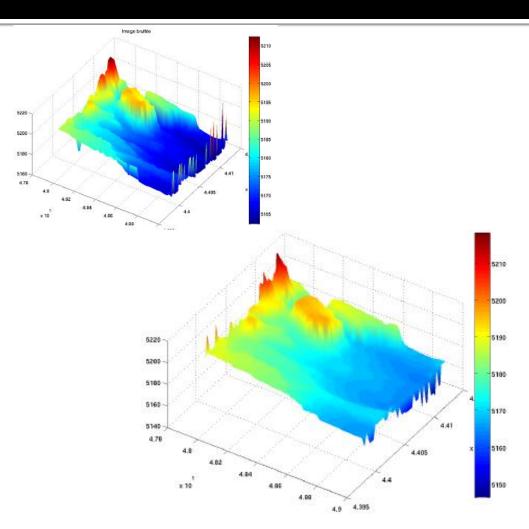


Figure 5.19 – $\lambda = 1$

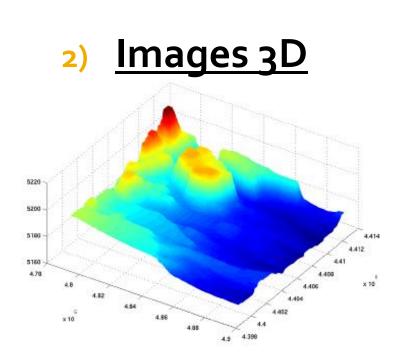


Figure 5.16 - Image cartésienne

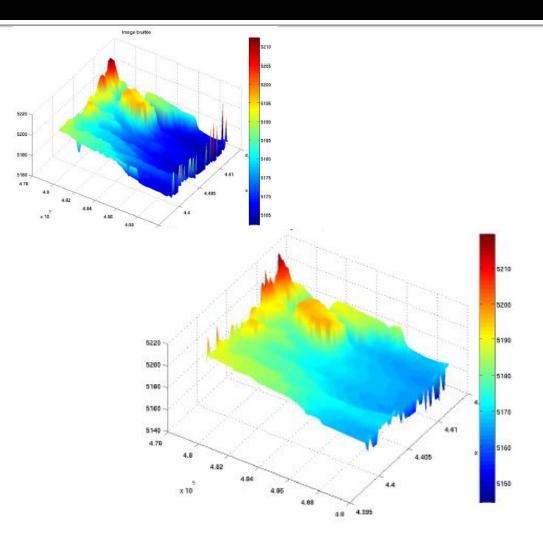


Figure 5.20 $\lambda = 1.2$

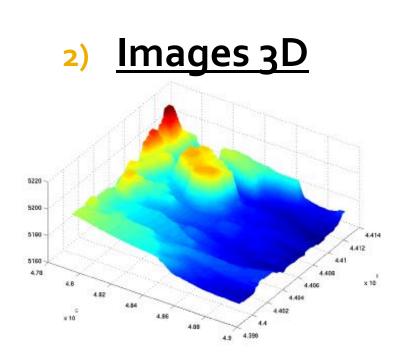


Figure 5.16 - Image cartésienne

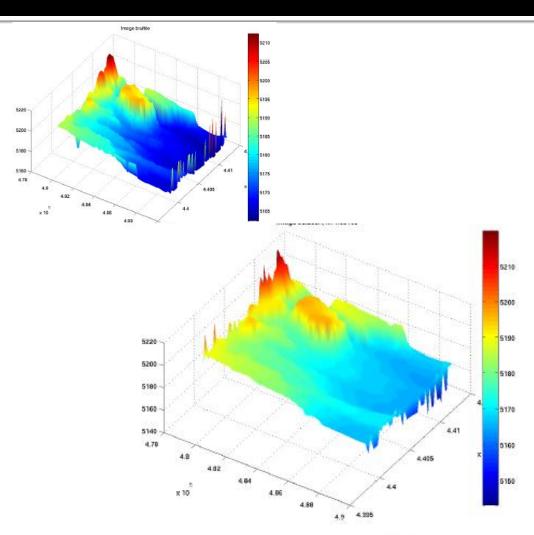
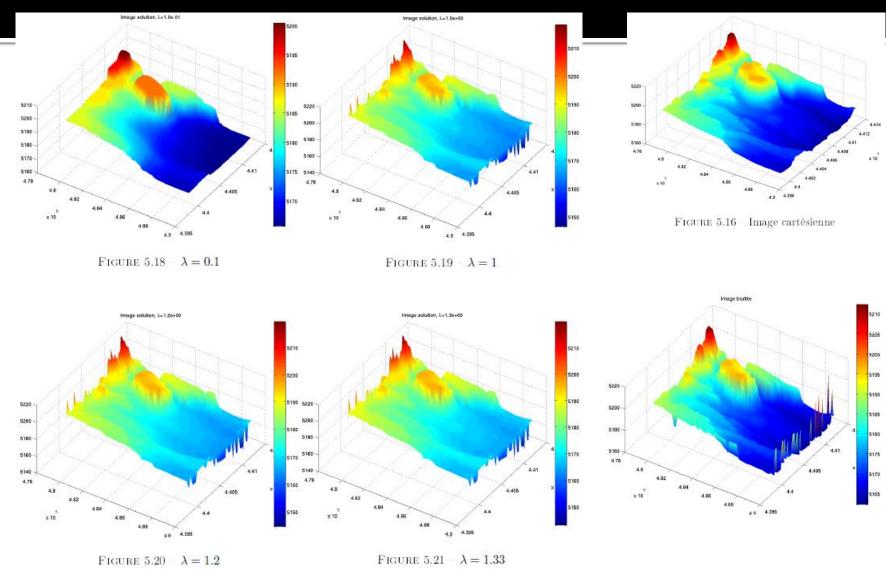
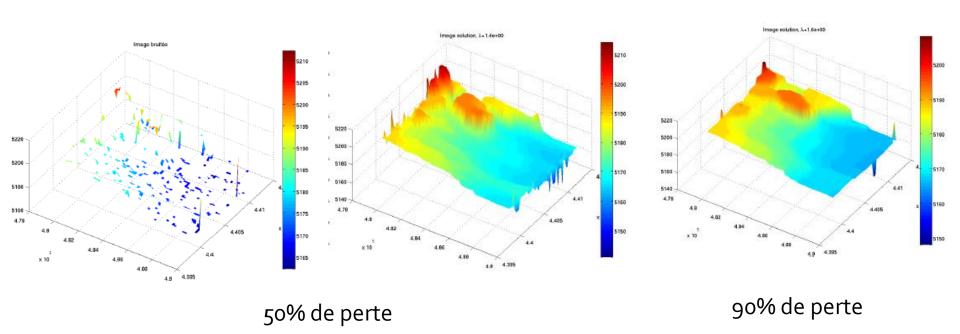


Figure 5.21 – $\lambda = 1.33$



2) Images 3D

Perte d'information : pixels manquants



Conclusion

- Projet intéressant
- Reconstitution d'images correcte mais difficile à mettre en œuvre.
- Limites du modèle : résultats mitigés
- Merci à Jacques et Pierre ©