

1. Motivations

- ◇ Étendre le filtre à moyennes non-locales [3] aux bruit non-additifs et/ou non-Gaussien,
- ◇ Utiliser un maximum de vraisemblance pondéré pour combiner les valeurs,
- ◇ Utiliser une mesure de similarité prenant en compte la statistique du bruit,
- ◇ Ré-itérer pour les images présentant beaucoup de bruit.

Filtre à moyennes non locales

- ◇ Les filtres locaux combinent les valeurs v_t des pixels voisins t entraînant une perte de résolution,
- ◇ Il faut combiner les pixels similaires et non les pixels proches spatialement.

$$\hat{u}_s = \frac{1}{Z} \sum_t e^{-\frac{|s-t|^2}{h}} v_t \quad \hat{u}_s = \frac{1}{Z} \sum_t e^{-\frac{\text{sim}(s,t)}{h}} v_t$$

Filtre moyenneur Gaussien

Filtres Non-Locaux

- ◇ La similarité s'évalue via les voisinages de s et de t [3],

- ◇ Prendre en compte l'information structurale redondante,

- ◇ Utiliser des fenêtres de similarité Δ_s et Δ_t .

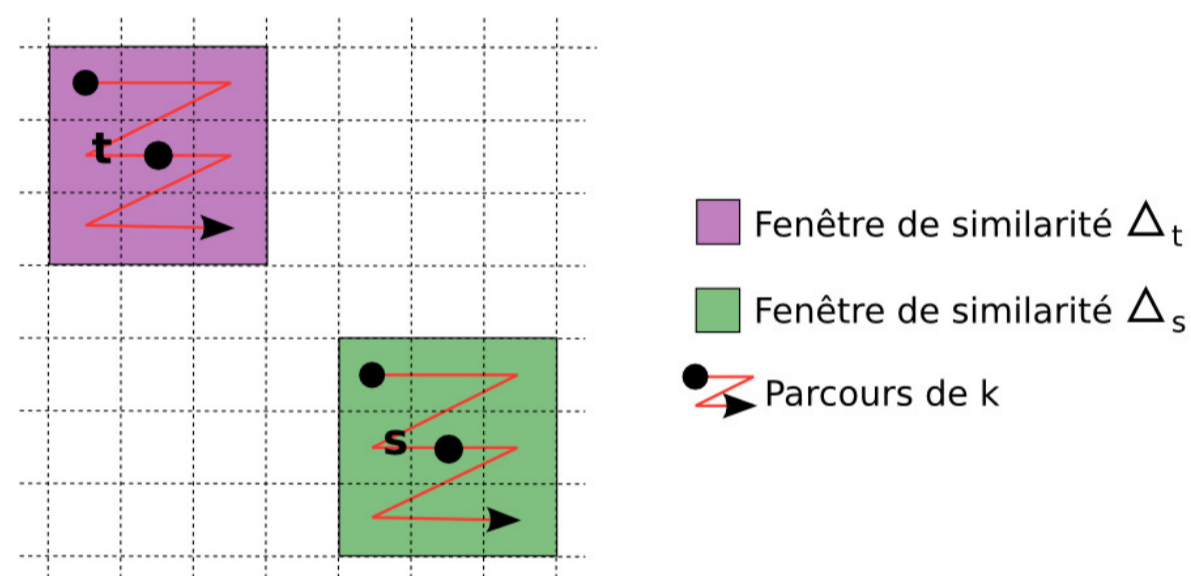


FIGURE 1 : Principe de l'algorithme à moyennes non-locales

- ◇ Le critère de similarité usuel est la distance Euclidienne :

$$\text{sim}(s, t) = \sum_k |v_{s,k} - v_{t,k}|^2$$

avec s,k et t,k les k -ème pixels respectifs de Δ_s et Δ_t .

FIGURE 2 : Distance Euclidienne : comparaison pixel à pixel

2. Maximum de vraisemblance pondéré

- ◇ Estimateur au sens du maximum de vraisemblance pondéré [5] :

$$\hat{\theta}_s \triangleq \arg \max_{\theta} \sum_t w(s, t) \log p(v_t | \theta)$$

avec $\hat{\theta}_s$ l'estimation de la valeur θ_s^* au pixel s et $w(s, t)$ un poids mesurant la similarité entre Δ_s et Δ_t .

Poids probabilistes et non-locaux

- ◇ Les poids sont obtenus à partir de la probabilité de similarité définie dans [1] :

$$w(s, t) = \prod_k \underbrace{p(v_{s,k}, v_{t,k} | \theta_{s,k}^* = \theta_{t,k}^*)}_{\text{attache à l'image bruitée}}^{1/h} \times \underbrace{p(\theta_{s,k}^* = \theta_{t,k}^* | \hat{\theta}^{i-1})}_{\text{attache à l'estimation}}^{1/T}$$

avec $\theta_{s,k}^*$ et $\theta_{t,k}^*$ les valeurs respectives des paramètres sous-jacents aux pixels s,k et t,k , $\hat{\theta}^{i-1}$ une estimation de θ^* préalablement calculée et h et T deux paramètres du filtre.

3. Attache à l'image bruitée

- ◇ Le terme d'attache à l'image bruitée mesure la vraisemblance que deux échantillons aient été générés par la loi de même paramètre θ quelque soit la valeur de θ (détails dans [1]) :

$$p(v_{s,k}, v_{t,k} | \theta_{s,k}^* = \theta_{t,k}^*) = \int_D p(v_{s,k} | \theta_{s,k}^* = \theta) p(v_{t,k} | \theta_{t,k}^* = \theta) d\theta$$

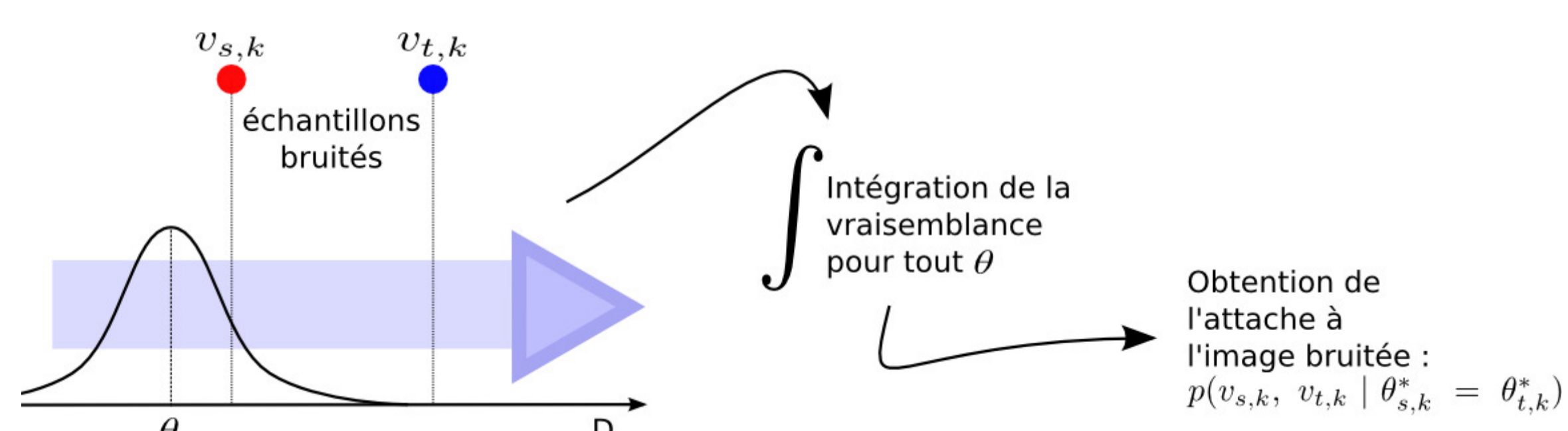


FIGURE 3 : Calcul de l'attache à l'image bruitée

4. Attache à l'estimation

- ◇ Le terme d'attache à l'estimation s'exprime via la divergence de Kullback-Leibler entre les estimations $\hat{\theta}_{s,k}^{i-1}$ et $\hat{\theta}_{t,k}^{i-1}$ qui fournit un test statistique de l'hypothèse $\theta_{s,k}^* = \theta_{t,k}^*$ [5].
- ◇ La divergence de Kullback-Leibler est utilisée à travers une fonction exponentielle décroissante :

$$p(\theta_{s,k}^* = \theta_{t,k}^* | \hat{\theta}^{i-1}) \propto \exp \left(-\frac{1}{T} \int_D (p(t | \hat{\theta}_{s,k}^{i-1}) - p(t | \hat{\theta}_{t,k}^{i-1})) \log \frac{p(t | \hat{\theta}_{s,k}^{i-1})}{p(t | \hat{\theta}_{t,k}^{i-1})} dt \right)$$

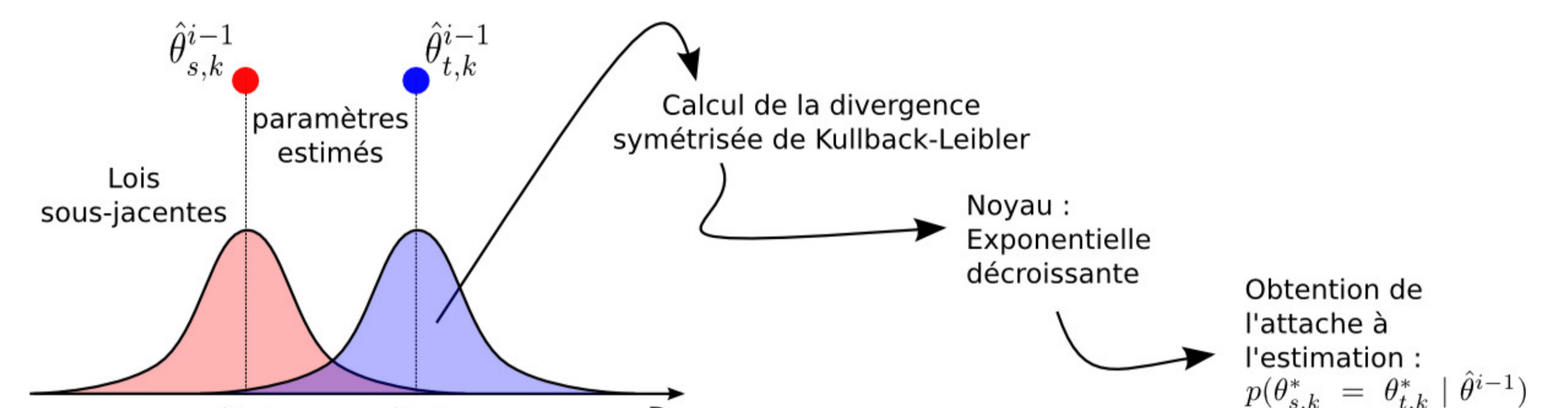
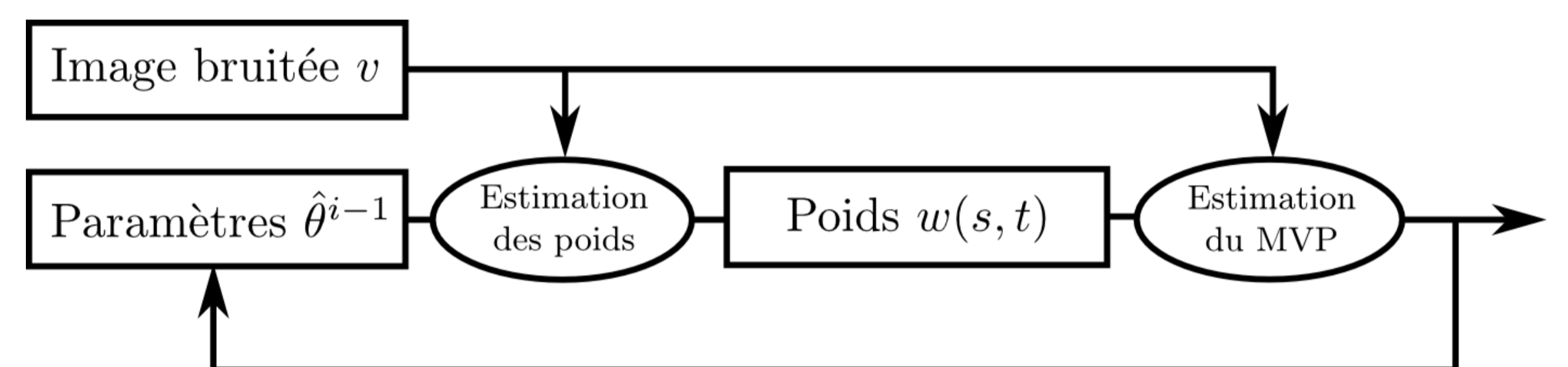


FIGURE 4 : Calcul de l'attache à l'estimation

5. Algorithme

FIGURE 5 : L'estimateur des poids probabilistes et non-locaux calcule les poids $w(s, t)$ à partir des images v et $\hat{\theta}^{i-1}$. L'estimateur du Maximum de Vraisemblance Pondéré (MVP) calcule les paramètres $\hat{\theta}^i$ en utilisant les poids $w(s, t)$ et l'image v . La procédure est répétée jusqu'à convergence.

- ◇ Dans le cas du bruit de speckle multiplicatif, notre approche permet de dériver les poids [1] :

$$w(s, t) = \exp \left[-\sum_k \left(\frac{1}{h} \log \left(\frac{v_{s,k} + v_{t,k}}{v_{t,k} + v_{s,k}} \right) + \frac{L |\hat{\theta}_{s,k}^{i-1} - \hat{\theta}_{t,k}^{i-1}|^2}{T \hat{\theta}_{s,k}^{i-1} \hat{\theta}_{t,k}^{i-1}} \right) \right]$$

- ◇ Code Matlab disponible sur <http://www.tsi.enst.fr/~deledall/ppb.php>

6. Résultats

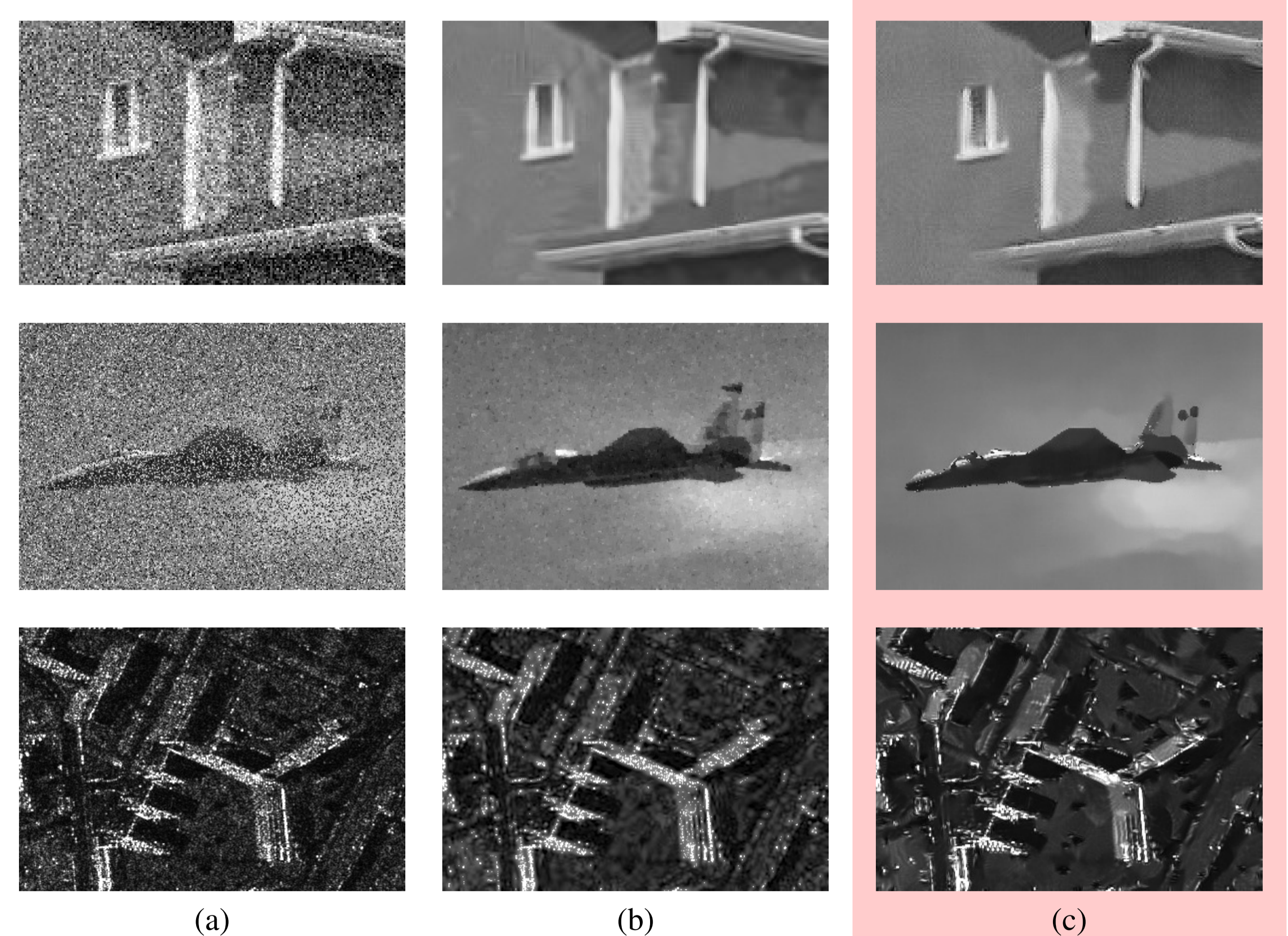


FIGURE 6 : Première ligne : (a) bruit additif Gaussien (SNR 1.45), (b) BM3D [4] (SNR 15.78) et (c) filtre proposé (SNR 14.20). Deuxième ligne : (a) bruit impulsif (SNR -4.59), (b) MRF+TV [6] (SNR 9.55) et (c) filtre proposé (SNR 9.77). Troisième ligne : (a) bruit de speckle multiplicatif ©DLR, (b) MAP-UWD-S [2] et (c) filtre proposé.

[1] C.A. Deledalle, L. Denis, and F. Tupin. Iterative Weighted Maximum Likelihood Denoising with Probabilistic Patch-Based Weights. *IEEE Transactions on Image Processing* (to appear).[2] T. Bianchi, F. Argenti, and L. Alparone. Segmentation-Based MAP Despeckling of SAR Images in the Undecimated Wavelet Domain. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2008.[3] A. Buades, B. Coll, and J.M. Morel. A Non-Local Algorithm for Image Denoising. *Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. CVPR 2005. IEEE Computer Society Conference on*, 2, 2005.[4] K. Dabov, A. Foi, V. Katkovnik, and K. Egiazarian. BM3D Image Denoising with Shape-Adaptive Principal Component Analysis. In *Signal Processing with Adaptive Sparse Structured Representations*, 2009.[5] J. Polzehl and V. Spokoiny. Propagation-separation approach for local likelihood estimation. *Probability Theory and Related Fields*, 135(3) :335–362, 2006.[6] L. Rudin, S. Osher, and E. Fatemi. Nonlinear total variation based noise removal algorithms. *Physica D*, 60(1-4) :259–268, 1992.