Image Denoising

Clémence GRISLAIN ENPC – MVA 02/10/2022

Gaussian mixture model

Paramètres par défaut :

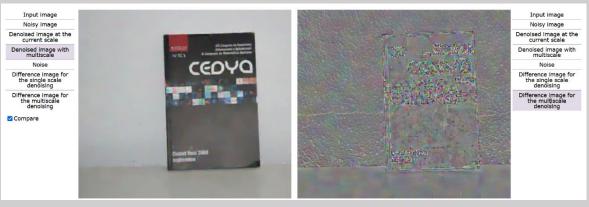
steps	4
Maximum rank considered for the covariance	100
matrices (in percentage)	
Number of scales	2

image	Noisy PSNR	Multi-scale PSNR (dB)	Single-scale PSNR (dB)
livre	16.09	32.98	32.84
damier	16.09	30.84	31.28
ville	16.09	27.07	26.98

Sur les images naturelles, le multi-scale denoising performe mieux (en terme de PSNR) que les single-scale denoising.



Livre, originale, bruitée (bruit blanc additive sigma=40)



Livre, débruité (multi-scale), différence original moins débruité

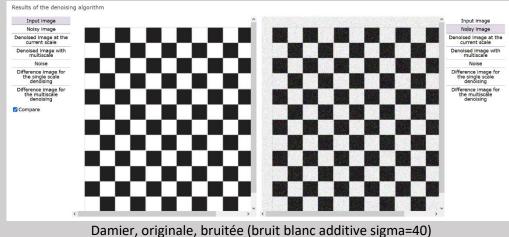


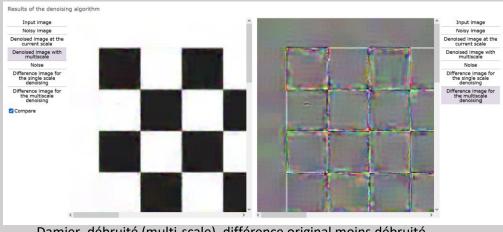
Ville, originale, bruitée (bruit blanc additive sigma=40)



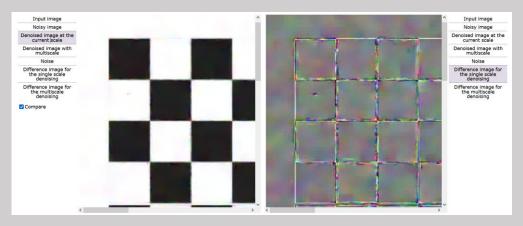
Ville, débruité (multi-scale), différence original moins débruité

Néanmoins, pour le damier, bien que du bruit basse fréquence est suprimé, le PSNR est meilleur pour le single-scale denoising. On observe que l'algorithme ne performe pas très bien sur les bordures. Le modèle GMM ne parvient pas à reconstruire des bordures separant deux zones homogènes. On observe du bruit autour des brodures.





Damier, débruité (multi-scale), différence original moins débruité

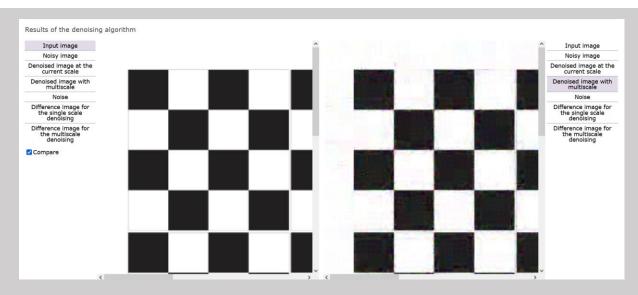


Damier, débruité (single-scale), différence original moins débruité

Augmenter le nombre de steps :

steps	8
Maximum rank considered for the covariance	100
matrices (in percentage)	
Number of scales	2

image	Noisy PSNR	Multi-scale PSNR (dB)	Single-scale PSNR (dB)
damier	16.09	28.49	28.41
ville	16.09	26.02	25.67



Damier, originale, débruitée (multi-scale)



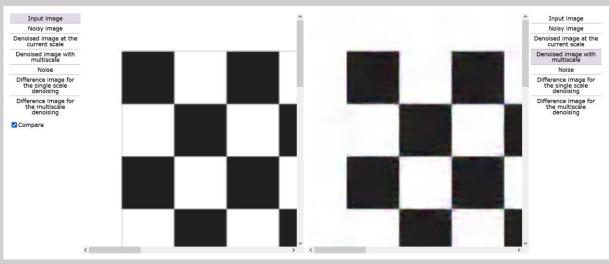
Ville, originale, débruitée (multi-scale)

Les résultats sont moins bon en termes de PSNR pour les deux images. Par rapport à la première expérience, sur l'image naturelle, on observe des artefacts dans le ciel (carrés). De même, le bruit autour des bordures blanc/noir du damier est plus important que pour la première expérience, et on observe également des artéfacts carrés sur les zones homogènes.

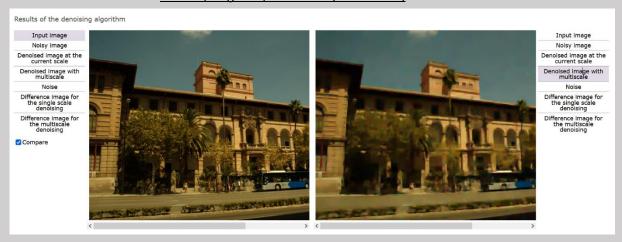
Diminuer le rang maximal de la matrice de covariance :

steps	4
Maximum rank considered for the covariance	50
matrices (in percentage)	
Number of scales	2

image	Noisy PSNR	Multi-scale PSNR (dB)	Single-scale PSNR (dB)
damier	16.09	30.26	31.00
ville	16.09	26.07	26.45



Damier, originale, débruitée (multi-scale)



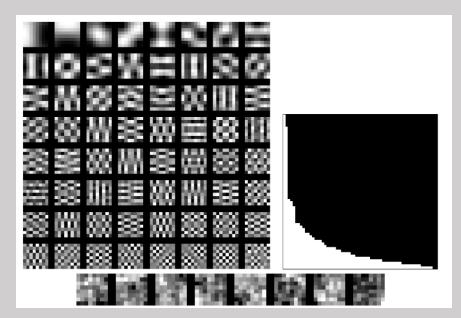
Ville, originale, débruitée (multi-scale)

Les résultats sont moins bons en terme de PSNR aussi bien sur l'image de synthèse que l'image naturelle. On observe que les détails et les bordures de l'image naturelle sont floutés. Diminuer le rang revient à diminuer le nombre de vecteurs propres de la matrice de covariance utilisés pour représenter les patches. Cela peut s'interpréter en termes de fréquences à interdire les hautes fréquences pour représenter les patches. Il est alors plus difficile de reconstruire les détails et les structures, bordures nettes. Sur les deux images, le single-scale est plus performant que le multi-scale.

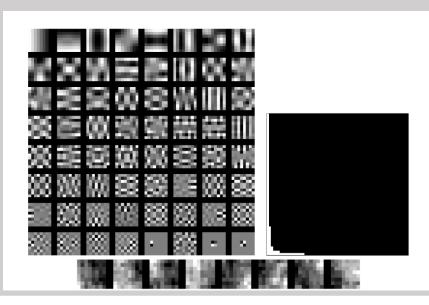
Zoran-Weiss Gaussian Mixture Model

Le Gaussian model de Zoran-Weiss est composée de 200 gaussiennes ainsi que leurs probabilités associées (π_k dans le cours).

On peut noter que les gaussiennes avec les plus fortes probabilités sont des gaussiennes caractérisant des détails haute fréquence ou des dégradés.



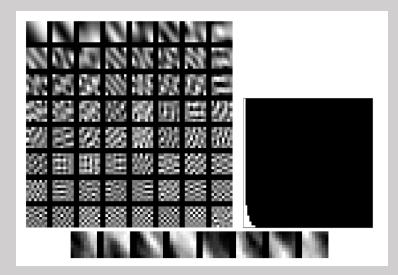
1er: gaussienne 53, proba=0.03950



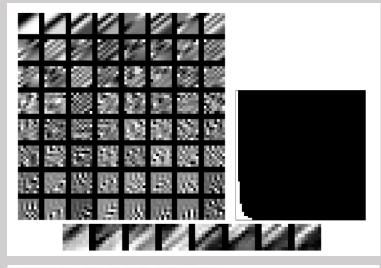
4eme: gaussienne 172, proba=0.0270

La première gaussienne ressemble à la décomposition DCT. Bien qu'il soit piqué, son spectre est très étendu. Ainsi, cette gaussienne peut caractériser de nombreux patches : dégradés avec ses premiers vecteurs propres, et plus complexes avec ses derniers vecteurs propres. D'où sa probabilité importante.

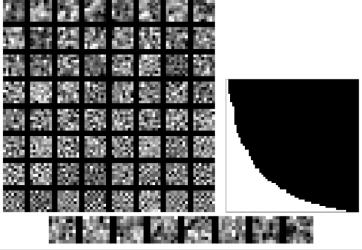
Les gaussiennes caractérisant des dégradés où des bordures (structures fortes) ont des spectres très piqués alors que celles caractérisant des détails, textures aléatoires ont des



Gaussienne caractérisant un patch dégradé



<u>Gaussienne caractérisant un patch</u> <u>bordure</u>



Gaussienne caractérisant un patch détaillé/de texture aléatoire

spectres larges. Leur structure est plus complexe et difficilement comprise dans peu de fréquences/vecteurs propres.