

Image Denoising

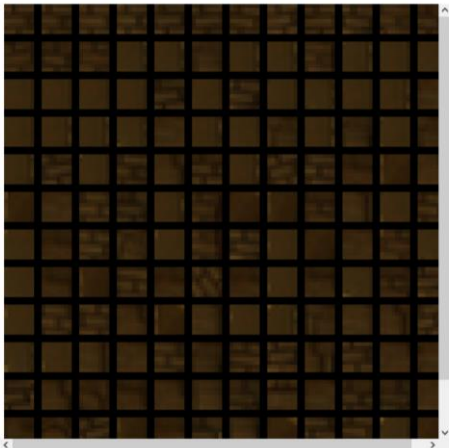
Clémence GRISLAIN
ENPC – MVA
26/10/2022

Self-similarité :

Texture structurée :



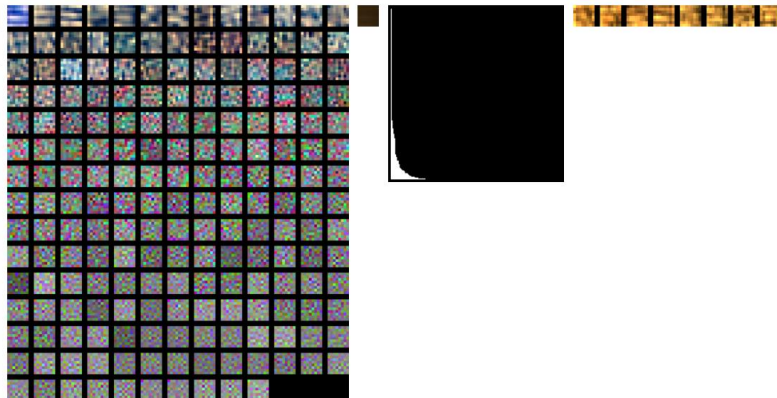
All closest



Basis of image patches + Average patch + Eigenvalues + Simulated patches

Warning: for the Gaussian Mixture the number of selected patches may have been insufficient to reach a reliable result

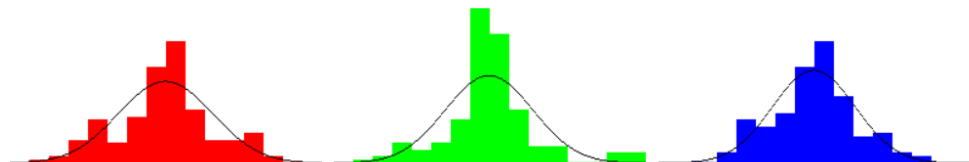
PCA (std=5.94)
GM 0 (prob=43.33)
(std=5.76)
GM 1 (prob=56.67)
(std=4.91)
☐ Compare



Histograms of PCA projections.

Anderson-Darling normality test (p-values): 0.0040, 0.0000, 0.0371
(If p-value > 0.05 the hypothesis that data follow a Gaussian distribution cannot be rejected)

Projections 1, 2 and 3



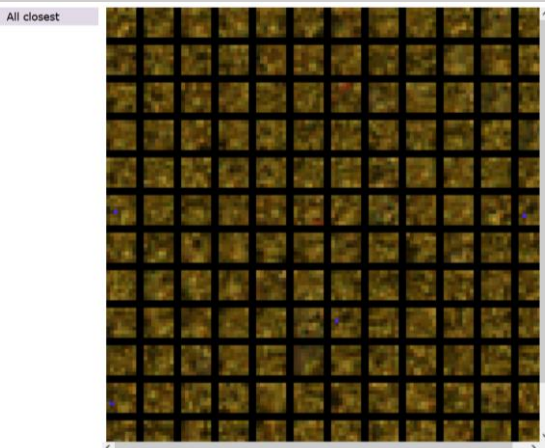
Mur, patch_size=8, num_similar_patches=150, w=150, normalization of the orientation

Sur une texture structurée (mur), même pour une fenêtre de recherche grande ($w=150$) et un cluster cohérent, on observe des erreurs dans l'ensemble des patches les plus proches. La structure de

l'image est plus difficile à caractériser et l'hypothèse de sparsité est moins forte que pour un patch bordure mais plus forte que pour une texture naturelle (exemples suivants). Le spectre est piqué mais plus large et les patches générés par le modèle diffèrent légèrement du patch original.

L'hypothèse de gaussianité est rejetée ($p\text{-value} < 0.05$ sur R, G et B). D'après l'article, ce comportement peut être généralisé à tous les patches composés de textures structurées.

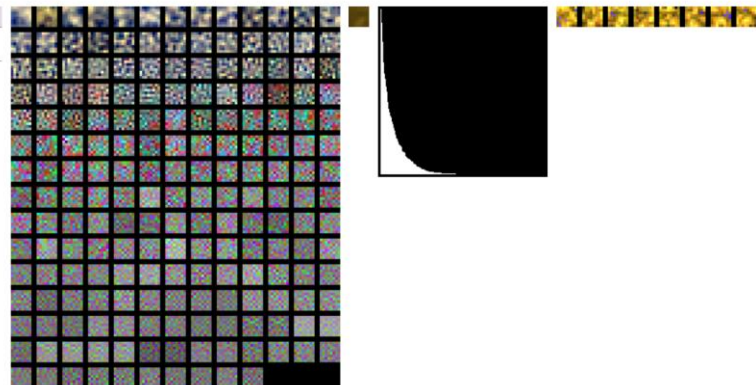
Texture aléatoire :



Basis of image patches + Average patch + Eigenvalues + Simulated patches

Warning: for the Gaussian Mixture the number of selected patches may have been insufficient to reach a reliable result

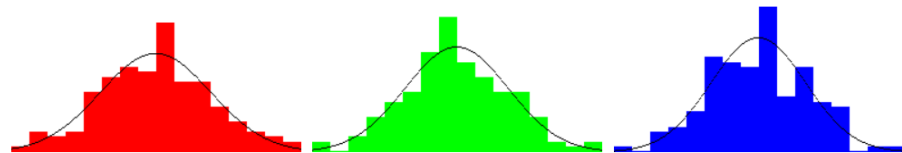
PCA (std=16.76)
GM 0 (prob=63.33) (std=16.69)
GM 1 (prob=36.67) (std=16.17)
☐ Compare



Histograms of PCA projections.

Anderson-Darling normality test (p-values): 0.8409, 0.8681, 0.8638
(If $p\text{-value} > 0.05$ the hypothesis that data follow a Gaussian distribution cannot be rejected)

Projections 1, 2 and 3

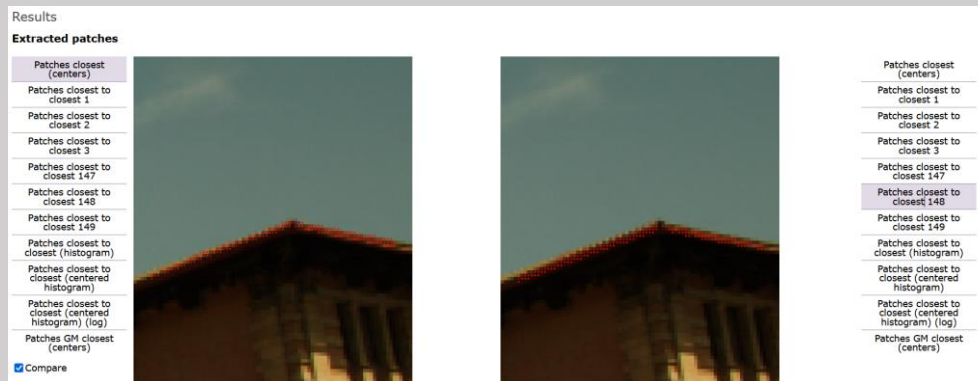


Feuillage, patch_size=8, num_similar_patches=150, w=100, normalization of the orientation

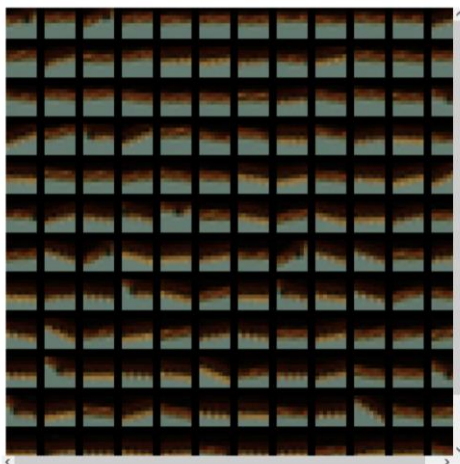
L'hypothèse de self-similarité n'est pas valide pour un patch composé de texture aléatoire, tel qu'un feuillage : le cluster n'est pas cohérent et les patches les plus proches ne sont pas similaires. Ce comportement conduit à un spectre de PCA large : le modèle ne parvient pas à caractériser la structure du patch (ce qui est due aux erreurs dans l'ensemble des patches similaires).

L'ensemble des patches les plus proches se comporte de façon similaire à une gaussienne : l'hypothèse de gaussianité est validée par le test statistique ($p\text{-value} > 0.5$ sur R, G et B). En s'appuyant sur l'article, on peut étendre ce résultat à tous les patches composés de textures naturelles.

Bordure :



All closest

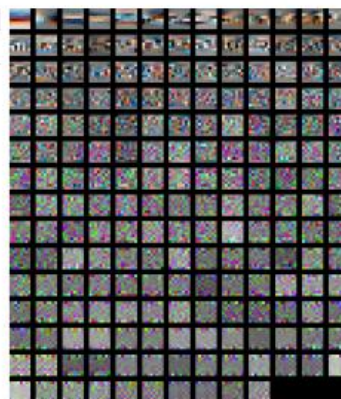


Basis of image patches + Average patch + Eigenvalues + Simulated patches

Warning: for the Gaussian Mixture the number of selected patches may have been insufficient to reach a reliable result

PCA (std=18.07)
GM 0 (prob=28.00) (std=14.46)
GM 1 (prob=72.00) (std=16.44)

☐ Compare

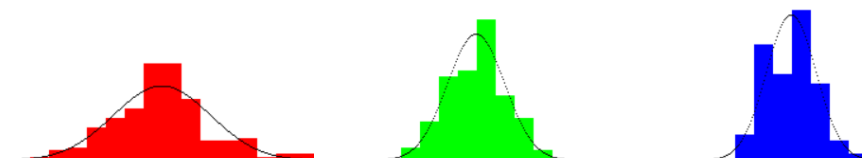


Histograms of PCA projections.

Anderson-Darling normality test (p-values): 0.0217, 0.2329, 0.0021

(If $p\text{-value} > 0.05$ the hypothesis that data follow a Gaussian distribution cannot be rejected)

Projections 1, 2 and 3



Bordure, patch_size=8, num_similar_patches=150, w=100, normalization of the orientation

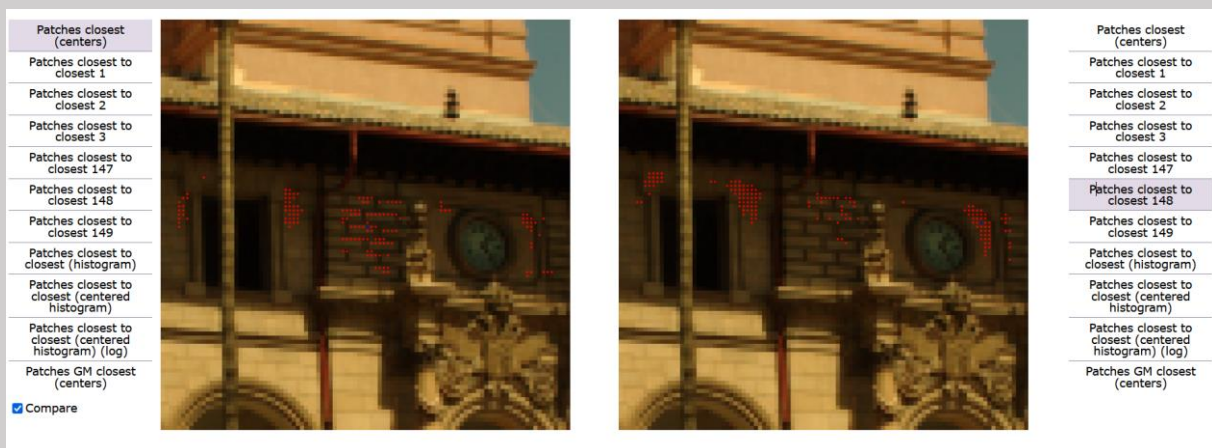
Pour un patch pris sur une bordure, on obtient un cluster cohérent pour 150 patch similaires. On peut voir que les patches sont similaires à une rotation près ce qui est permis par la normalisation de l'orientation. L'hypothèse de self-similarité est validée et le modèle arrive bien à caractériser la

structure de l'image : le spectre de la PCA est piqué et les patches générés par le modèle sont semblables à l'originale.

L'hypothèse de gaussianité est rejetée (p -value < 0.05 pour R et B). En s'appuyant sur l'article, on peut étendre ces résultats a toutes les patches de type « bordure ».

Influences des différents paramètres :

Taille du voisinage de recherche (window size)



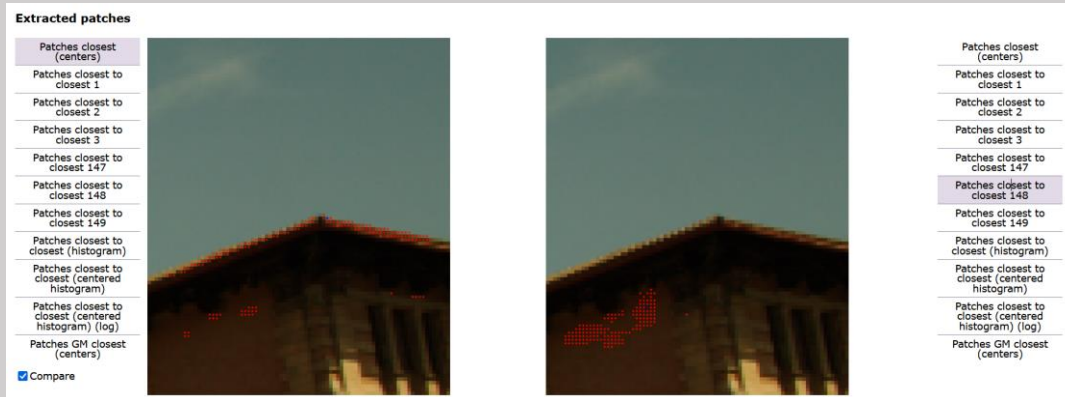
w=100



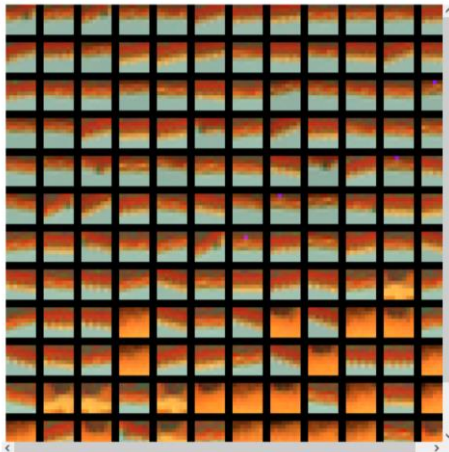
w=150

Plus on autorise la recherche de patches similaires dans un voisinage grand, plus on a de chance de trouver de bons patches similaires, et d'obtenir des clusters cohérents (comme c'est l'exemple ci-dessus). Néanmoins, augmenter ce voisinage augmente le temps de calcul de l'algorithme. Il faut donc trouver un trade-off entre la taille du voisinage et le cout de calcul.

Normalisation photométrique :



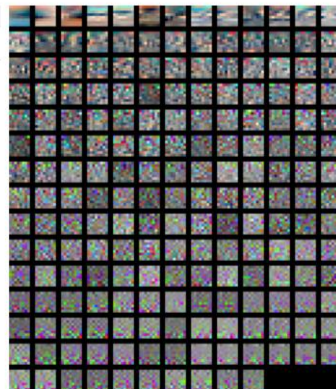
All closest



Basis of image patches + Average patch + Eigenvalues + Simulated patches

Warning: for the Gaussian Mixture the number of selected patches may have been insufficient to reach a reliable result

PCA (std=0.38)
GM 0 (prob=86.67)
(std=0.37)
GM 1 (prob=13.33)
(std=0.37)
☐ Compare



Bordure, patch_size=8, num_similar_patches=150, w=100, normalization of the orientation

normalisation of the mean and of the variance

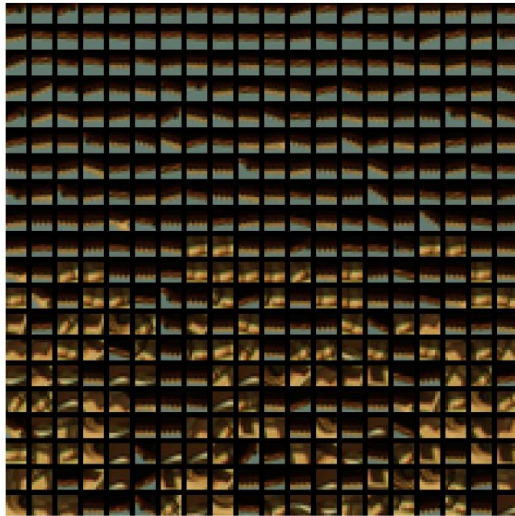
La normalisation de la moyenne et de la variance permet de prendre tous les patches similaires à une transformation photométrique près. Cela augmente par conséquent le nombre de patches similaires (à une transformation près) et donc renforce d'hypothèse de self-similarité.

Néanmoins, cela peut introduire des erreurs et conduire à des clusters non cohérents, comme sur l'exemple ci-dessus. Les erreurs dans l'ensemble des patches similaires trompent le modèle. En effet, même si le spectre est piqué, les patches générés diffèrent du patch original.

Nombre de patches les plus proches :

All closest patches (from left to right and from top to bottom), including reference patch (top-left patch)

All closest



Basis of image patches + Average patch + Eigenvalues + Simulated patches

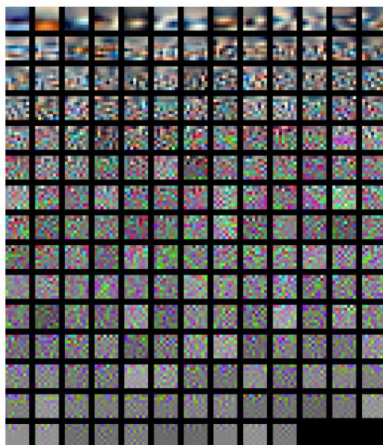
Warning: for the Gaussian Mixture the number of selected patches may have been insufficient to reach a reliable result

PCA (std=28.63)

GM 0 (prob=32.50)
(std=28.44)

GM 1 (prob=67.50)
(std=24.75)

☐ Compare



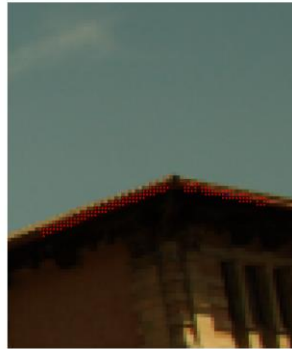
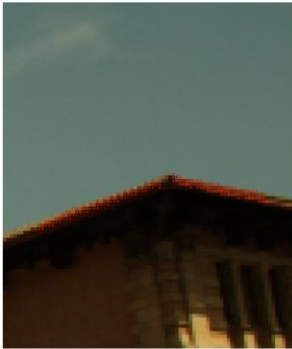
Bordure, patch_size=8, num_similar_patches=4000, w=150, normalization of the orientation

Il n'existe pas assez de patches similaires dans une fenêtre de recherche de taille fixe. On intègre donc au modèle des erreurs. Contrairement à l'expérience avec 150 patches similaires, le modèle n'arrive plus à caractériser la structure de l'image, car il est trompé par ces erreurs. Le spectre est plus large, moins piqué et les patches générés par le modèle diffèrent du patch original.

Taille du patch :

Extracted patches

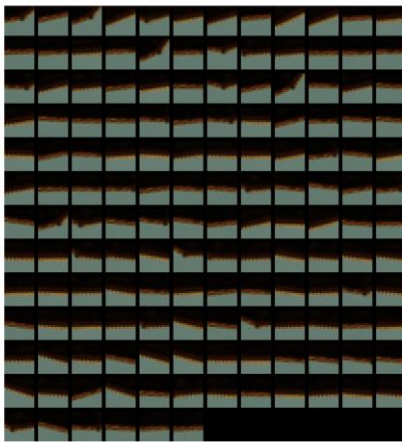
Patches closest (centers)
Patches closest to closest 1
Patches closest to closest 2
Patches closest to closest 3
Patches closest to closest 147
Patches closest to closest 148
Patches closest to closest 149
Patches closest to closest (histogram)
Patches closest to closest (centered histogram)
Patches closest to closest (centered histogram) (log)
Patches GM closest (centers)
☒ Compare



Patches closest (centers)
Patches closest to closest 1
Patches closest to closest 2
Patches closest to closest 3
Patches closest to closest 147
Patches closest to closest 148
Patches closest to closest 149
Patches closest to closest (histogram)
Patches closest to closest (centered histogram)
Patches closest to closest (centered histogram) (log)
Patches GM closest (centers)

All closest patches (from left to right and from top to bottom), including reference patch (top-left patch)

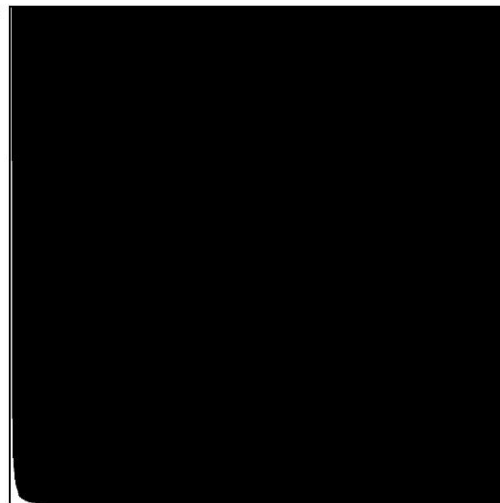
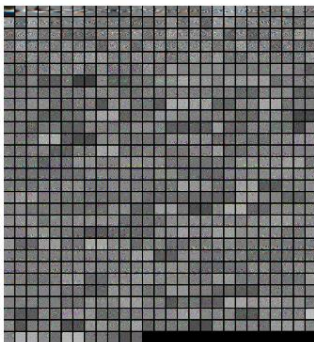
All closest



Basis of image patches + Average patch + Eigenvalues + Simulated patches

Warning: for the Gaussian Mixture the number of selected patches may have been insufficient to reach a reliable result

PCA (std=15.96)
GM 0 (prob=47.33) (std=11.82)
GM 1 (prob=52.67) (std=15.04)
☐ Compare



Bordure, patch_size=16, num_similar_patches=150, w=150, normalization of the orientation

Augmenter la taille du patch rend l'hypothèse de self-similarité plus difficile à valider. En effet, plus le patch est grand, plus il y a d'information à retrouver dans les patches similaires. Dans l'exemple ci-dessus (bordure), même en augmentant la taille du patch au maximum on retrouve au moins 150 patches similaires, ce qui valide fortement l'hypothèse de self-similarité.

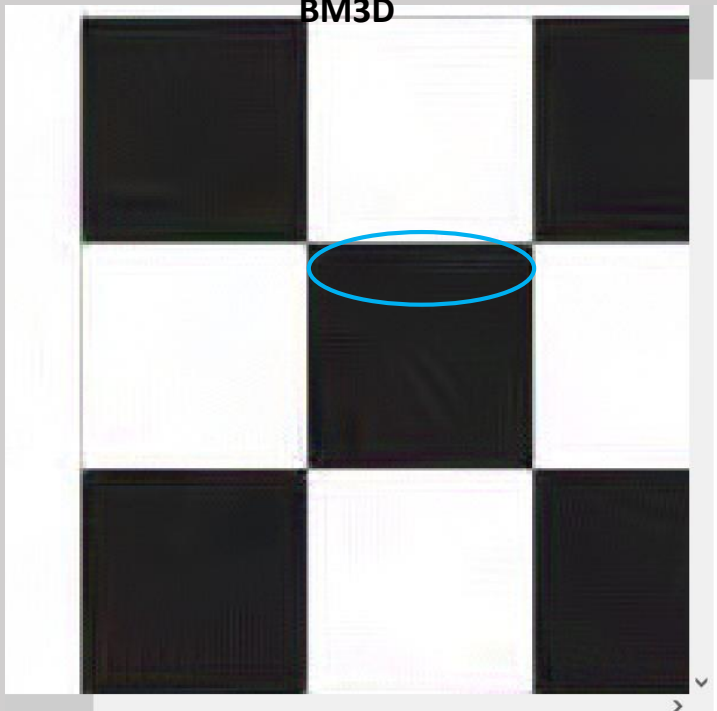
De plus, le pic du spectre est d'autant plus piqué que le patch est grand. En effet, en augmentant la taille du patch, on accroît le contexte, l'information dans l'image. Avec l'hypothèse de self-similarité validée, on a donc une très bonne caractérisation de la structure, variabilité interne de l'image.

Comparaison BM3D VS Non-Local Bayes :

Image	PSNR BM3D (dB)	PSNR Non Local Bayes (dB)
Toit	27.8846	28.3525
Damier	35.6423	35.2976
Livre	32.975	33.4517
Circuit	28.5618	29.0827

Du point de vue du PSNR, l'algorithme de Non Local Bayes est meilleur sur les images naturelles et BM3D sur l'image de synthèse du damier.

BM3D



Non Local Bayes



Damier, additive white noise sigma=40, BM3D vs Non Local Bayes

Sur l'image de synthèse du damier, l'application d'un threshold sur l'espace (2D-DCT, Hadamard) permet de supprimer complètement le bruit sur les zones homogènes alors que Non-Local Bayes débruite en minimisant la mean square error dans un modèle gaussien. Cela implique que le patch de la distribution minimisant la MSE peut toujours contenir du bruit et c'est ce que l'on observe en pratique (entouré en rouge). D'où le meilleur PSNR de BM3D. Néanmoins, sur la sortie de BM3D, on observe des artefacts, oscillations structurées (entourés en bleu) autour des bordures du pattern (Gibbs effect ?).

BM3D



Non Local Bayes



Image 1, additive white noise sigma=40, BM3D vs Non Local Bayes

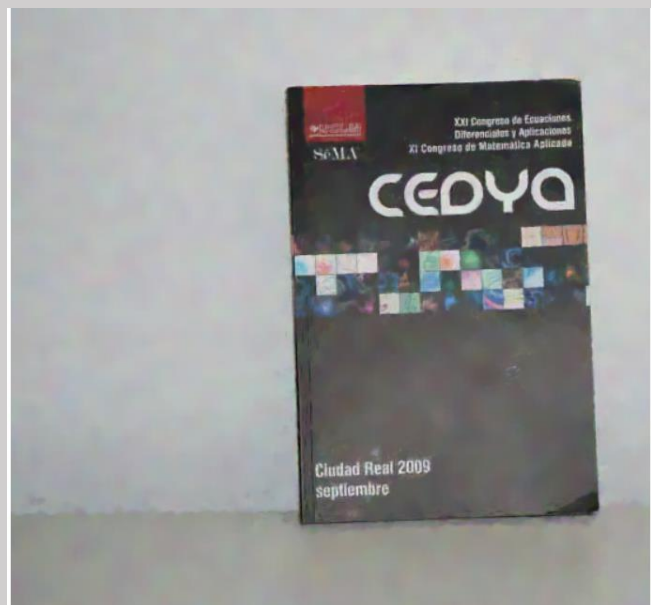


Image 2, additive white noise sigma=40, BM3D vs Non Local Bayes

Image 1 : non Local Bayes retrouve mieux les textures aléatoires telles que la route et les feuillages, par rapport à BM3D. En effet, le threshold (sur l'espace 2D DCT, Hadamard) puis le non local means supprime de l'information et regularise la texture, alors que Non Local Bayes retrouve une texture aléatoire vraisemblable dans le modèle gaussien. Aussi, la sortie de BM3D est plus floue au niveau des batiments et des voitures. D'où le meilleur PSNR de Non Local Bayes.

Image 2 : les deux algorithmes n'arrivent pas à retrouver la texture du mur. On observe du bruit basse frequence sur toutes les zones uniformes de la sortie de Non Local Bayes. Néanmoins, les détails sur la couverture du livre sont plus nets que pour BM3D. D'où le meilleur PSNR.