



Télécom PARIS

Compte Rendu :  
Travaux pratiques – IMA 201  
Filtrage et Restauration

Hiba Dahmani  
Etudiante en 2<sup>ème</sup> année  
Filière IMA

Année universitaire : 2021/2022

## 2. Transformations géométriques

i)

les transformations géométriques reviennent à un problème d'interpolation c'est-à-dire on cherche à calculer la valeur de l'image dans des coordonnées où on n'a pas la valeur précisément.

La différence dans les méthodes à plus proche voisin et bilinéaire est dans les régularités qu'on suppose concernant l'image

Dans le cas du plus proche voisin on suppose que l'image est constante par morceaux (des pavés en 2D) or dans le cas d'interpolation bilinéaire on suppose que l'image est linéaire par morceaux suivant les 2 dimensions donc elle prend en compte les 4 voisins les plus proches.



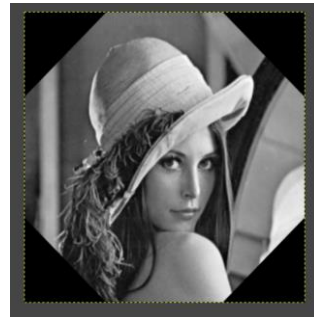
Rotation de 45° par la méthode du PPV



Rotation de 45° par la méthode bilinéaire

L'interpolation bilinéaire a permis d'avoir une image moins pixelisée et plus lisse.

ii)



8 rotation de 45° avec interpolation bilinéaire    8 rotations de 45 avec interpolation ppv

l'effet de l'interpolation ppv est plus clair après 8 rotations, l'image est très pixelisée.

iii)

Si on applique la rotation avec un facteur de zoom 1/2, on remarque l'apparition du phénomène de l'aliasing ceci est très clair au niveau des cheveux.

Pour atténuer ce phénomène peut être atténué en appliquant un filtre passe-bas avant de procéder le sous échantillonnage. Il est aussi possible d'appliquer un filtre moyenneur ou médian après la transformation.

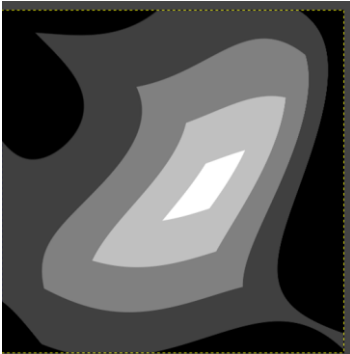
### 3. Filtre linéaire et médian

I)

Le rapport entre  $s$  standard déviation et taille du noyau renvoyé  $ss$  par `get_gau_ker` est donné par la formule suivante :

$ss = \text{int}(\max(3, 2 * \text{np.round}(2.5 * s) + 1))$

ii)



pyramide.tif

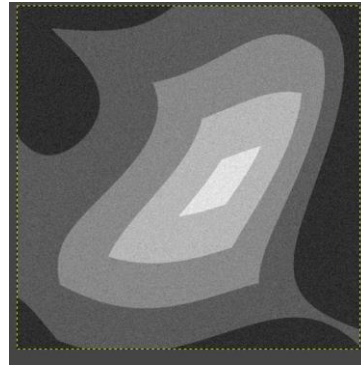


image bruitée

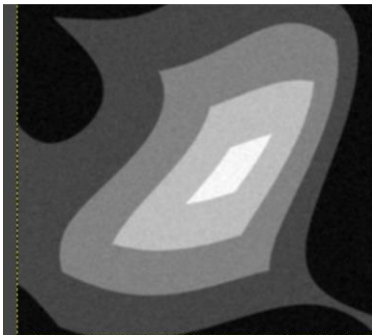


Image après application du filtre constant



Cas du filtre gaussien

Évaluation de l'effet des filtres par calcul de la variance du bruit résiduel

```
In [51]: var_image(imbr,105,8,132,26)
Out[51]: 108.83409719205422

In [52]: var_image(fc,105,8,132,26)
Out[52]: 3.7242771490268156

In [53]: var_image(fg,105,8,132,26)
Out[53]: 0.3367376037573473

In [54]:
```

fc : filtre constante , fg : filtre gaussien.

Pour estimer le bruit présent dans une image, il est difficile de l'évaluer en calculant la variance sur l'image entière car généralement l'image par nature contient plusieurs zones de natures différentes (contour , couleur , textures ) donc il est plus logique de calculer la

variance dans une zone homogène . Après application des filtres la variance dans une zone homogène de l'image diminue. Le bruit est très réduit surtout après l'application du filtre gaussien.

iii)

Application du filtre médian

```
In [57]:  
In [57]: fm=median_filter(imbr,r=6)  
In [58]: var_image(fm,105,8,132,26)  
Out[58]: 0.6549072131561227
```

iiii) Comparaison linéaire/médian sur pyra-impulse.tif

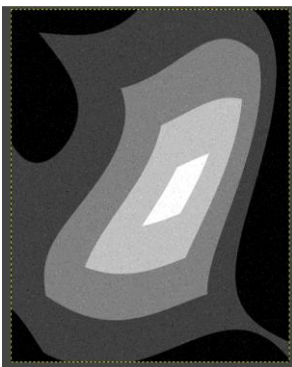


Image originale

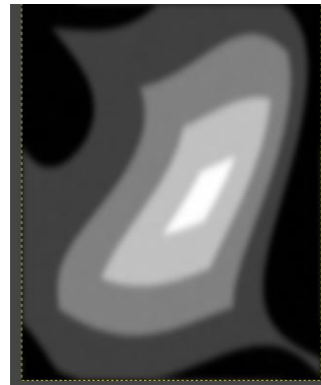
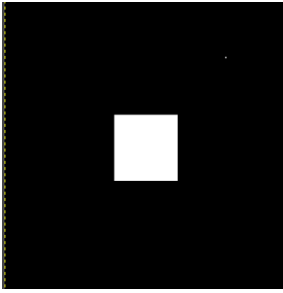


Image filtrée : filtre médian    filtre linéaire constant    filtre gaussien linéaire

Par principe , le filtre médian cherche la valeur médiane dans un patch de pixels ce qui fait que ce filtre ignore totalement les valeurs extrêmes tel que le bruit présent dans l'image (les taches ) .

Or les filtres linéaires donnent une valeur suite à des combinaisons de toutes les valeurs des pixels dans le patch . Le filtre gaussien réussit à éliminer le bruit mais produit un flou.



Carré\_orig.tif

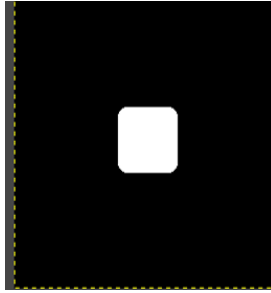


Image filtrée par le filtre médian



Image filtrée par un filtre linéaire gaussien

Le filtre médian élimine totalement le point lumineux en haut droite de l'image originale car dans le voisinage de ce point, tous les autres points sont noirs ce qui fait que ce point correspond à un point extrême qui est négligé. Or dans le cas d'un filtre linéaire moyennneur cette valeur apparaîtrait.

#### 4. Restauration

i)



Image originale

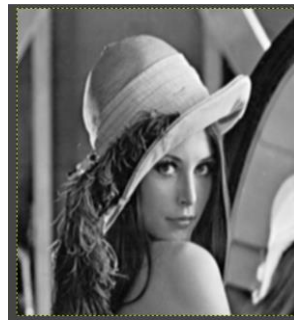


Image filtrée



Image restauré

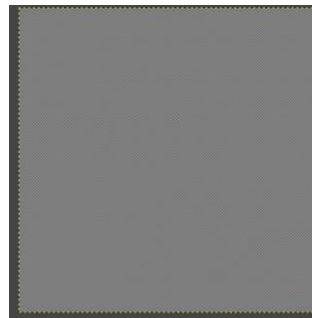
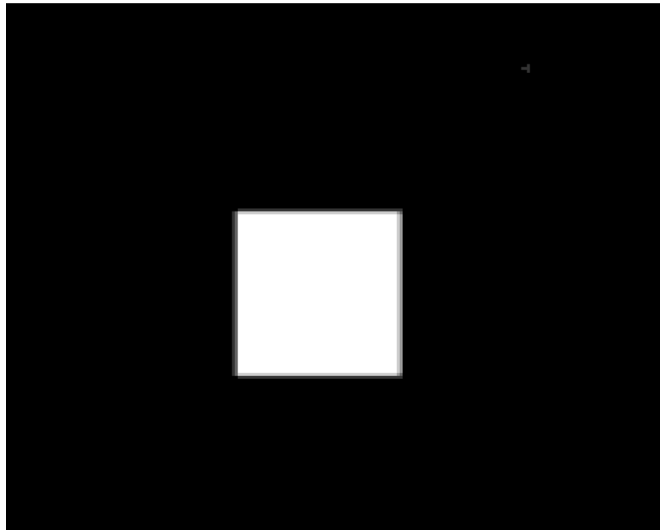


Image restauré après ajout de bruit

Le filtrage inverse a permis de retrouver identiquement l'image restaurée , mais l'ajout du bruit à l'image filtrée a causé la perte totale de l'information

ii)

le noyau de convolution est la réponse impulsionnelle du filtre c'est-à-dire la réponse à un point lumineux.



En zoomant sur l'image , on observe la réponse du filtre au point lumineux qui permet de déduire que le noyau du filtre appliqué à l'image est :

0	0	1/5
1/5	1/5	1/5
0	0	1/5

### iii) Filtrage de Wiener

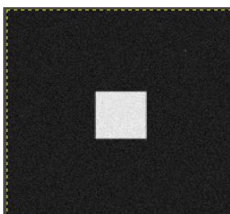
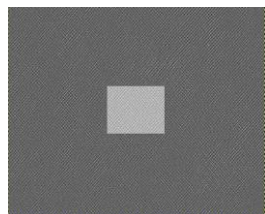
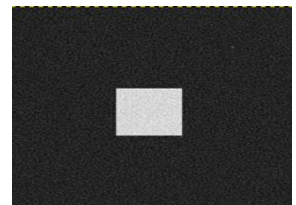


image bruitée



filtrée par un filtre de Wiener avec  $\lambda=0$



$\lambda=6$

Lors de la variation de  $\lambda$ , on observe qu'il y a deux erreurs possibles soit une sous-estimation ou une sur-estimation qui dans les deux cas ne permettent pas d'avoir une bonne restauration de l'image.

## 5. Application

### 5.1 Comparaison filtrage linéaire et médian

```
629
630 im=skio.imread('images/carre_orig.tif')
631 imbr=noise(im,5)
632 imfl=median_filter(imbr,r=4,typ=2)
633 var=var_image(imfl,0,0,256,256)
634 c=0
635 val=1e10
636 for i in range(3,13,2):
637     mask=get_cst_ker(i)
638     imm=filtre_lineaire(imbr,mask)
639     varm=var_image(imm,0,0,256,256)
640     if(abs(varm-var)<val):
641         val=abs(varm-var)
642         c=i
643 print(c)
644 print(val)
```

Cet algorithme permet de varier la taille du noyau du filtre constant jusqu'à trouver une taille qui permet de réduire le bruit dans les mêmes proportions qu'un filtre médian circulaire de rayon 4. On compare à chaque itération les variances des deux images filtrés.

```
...: mask=get_cst_ker(i)
...: imm=filtre_lineaire(imbr,mask)
...: varm=var_image(imm,0,0,256,256)
...: if(abs(varm-var)<val):
...:     val=abs(varm-var)
...:     c=i
...:
...: print(c)
...: print(val)
3
73.07384442947523
In [111]:
```

La taille du filtre trouvé est 3.

### 5.2 Calcul théorique du paramètre de restauration :

On change la valeur de  $\sigma$  par le carré de la TF du signal dégradé

```

646
647 def wiener(im,K,sigma,sigbr):
648     """effectue un filtrage de wiener de l'image im par le filtre K.
649     lamb=0 donne le filtre inverse
650     on rappelle que le filtre de Wiener est une tentative d'inversion du noyau K
651     avec une regularisation qui permet de ne pas trop augmenter le bruit.
652     """
653     fft2=np.fft.fft2
654     ifft2=np.fft.ifft2
655     (ty,tx)=im.shape
656     (yK,xK)=K.shape
657     KK=np.zeros((ty,tx))
658     KK[:,yK,:xK]=K
659     x2=tx/2
660     y2=ty/2
661
662     fX=np.concatenate((np.arange(0,x2+0.99),np.arange(-x2+1,-0.1)))
663     fY=np.concatenate((np.arange(0,y2+0.99),np.arange(-y2+1,-0.1)))
664     fX=np.ones((ty,1))@fX.reshape((1,-1))
665     fY=fY.reshape((-1,1))@np.ones((1,tx))
666     fX=fX/tx
667     fY=fY/ty
668
669     w2=fX**2+fY**2
670     w=w2**0.5
671
672     #transformee de Fourier de l'image degradee
673     g=fft2(im)
674     #transformee de Fourier du noyau
675     k=fft2(KK)
676     #fonction de multiplication
677     mul=np.conj(k)/(abs(k)**2+sigbr/sigma)
678     #filtrage de wiener
679     fout=g*mul
680
681     # on effectue une translation pour une raison technique
682     mm=np.zeros((ty,tx))
683     y2=int(np.round(yK/2-0.5))
684     x2=int(np.round(xK/2-0.5))
685     mm[y2,x2]=1
686     out=np.real(ifft2(fout*(fft2(mm))))
687     return out
688
689 im=skio.imread('images/carre_flou.tif')
690
691 K=np.array([[0,0,1/5],[1/5,1/5,1/5],[0,0,1/5]])
692 sig=np.abs(np.fft.fft2(im))**2
693 imbr=noise(im,10)
694 viewimage(wiener(imbr,K,sigma=sig,sigbr=10))
695
696

```

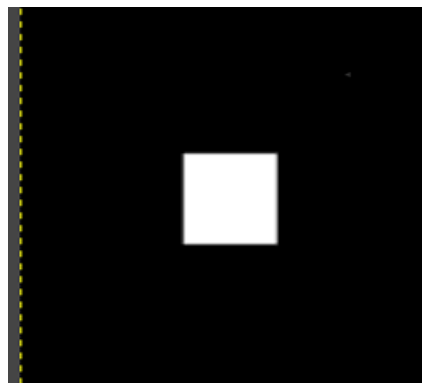


Image originale



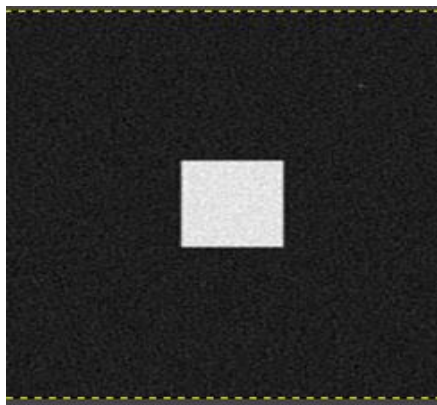


Image restaurée par l'ancienne fonction de Wiener

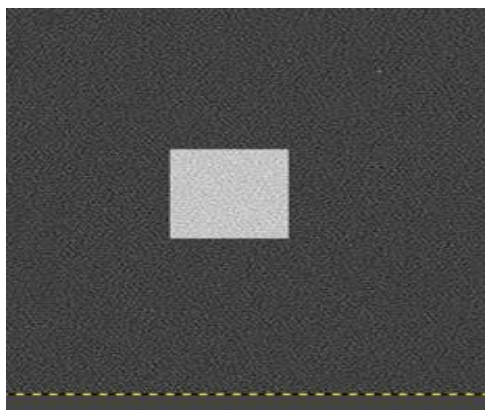


Image restaurée par la nouvelle fonction de Wiener