

Partie C — thème 4

Atténuation et accentuation de détails



- ▶ flous et lissages, rehaussements
- ▶ convolutions, filtrages fréquentiel, filtrages morphologiques
- ▶ traitements marginaux

1. Lissage d'image

1.1. Approche fréquentielle ou spatiale

- ▶ approche fréquentielle : passe-bas (filtres idéal, gaussien et de Butterworth : B-2)
 - ▶ *précision* de la fréquence de coupure
- ▶ approche spatiale
 - ▶ contrôle *géométrique* du lissage (convolution restreinte à un sous-domaine)
 - ▶ traitements *adaptatif*
 - ▶ traitements directionnels : *effets de bougé par translation, rotation, zoom*



1. Lissage d'image

1.1. Approche fréquentielle ou spatiale

- ▶ approche fréquentielle : passe-bas (filtres idéal, gaussien et de Butterworth : B-2)
 - ▶ *précision* de la fréquence de coupure
- ▶ approche spatiale
 - ▶ contrôle *géométrique* du lissage (convolution restreinte à un sous-domaine)
 - ▶ traitements *adaptatif*
 - ▶ traitements directionnels : *effets de bougé* par translation, rotation, zoom



1.2. Lissage spatial gaussien

o Rappels

- ▶ qualité du filtrage
- ▶ simplicité et efficacité de mise en œuvre
 - ▶ séparable : $(G_\sigma * f)(x, y) = G'_\sigma *_x (G'_\sigma *_y f(x, y))$
 - ▶ rayon du noyau : de l'ordre de $3 \times \sigma$
 - ▶ fréquence de coupure : 1.178σ

o Composition de convolutions 1D

- ▶ discrétisation du noyau 1D : $G_\sigma(x) = K \times e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}}$ entre -3σ et 3σ
- ▶ choisir K pour que la somme des coefficients vaille 1 ($\sim \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}}$)

$\sigma = 0.3$	0.004	0.992	0.004					
$\sigma = 0.6$	0.003	0.165	0.664	0.165	0.003			
$\sigma = 1$	0.004	0.055	0.242	0.398	0.242	0.055	0.004	
$\sigma = 1.5$	0.001	0.008	0.036	0.109	0.213	0.266	0.213	...

- ▶ possibilité de mise en œuvre récursive (voir Annexe A)

1.2. Lissage spatial gaussien

o Rappels

- ▶ **qualité** du filtrage
- ▶ **simplicité** et efficacité de mise en œuvre
 - ▶ *séparable* : $(G_\sigma * f)(x, y) = G'_\sigma *_x (G'_\sigma *_y f(x, y))$
 - ▶ *rayon du noyau* : de l'ordre de $3 \times \sigma$
 - ▶ *fréquence de coupure* : 1.178σ

o Composition de convolutions 1D

- ▶ **discrétisation** du noyau 1D : $G_\sigma(x) = K \times e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}}$ entre -3σ et 3σ
- ▶ choisir K pour que la somme des coefficients vaille 1 ($\sim \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}}$)

$\sigma = 0.3$	0.004	0.992	0.004					
$\sigma = 0.6$	0.003	0.165	0.664	0.165	0.003			
$\sigma = 1$	0.004	0.055	0.242	0.398	0.242	0.055	0.004	
$\sigma = 1.5$	0.001	0.008	0.036	0.109	0.213	0.266	0.213	...

- ▶ possibilité de mise en œuvre récursive (voir Annexe A)

1.2. Lissage spatial gaussien

○ Rappels

- ▶ **qualité** du filtrage
- ▶ **simplicité** et efficacité de mise en œuvre
 - ▶ *séparable* : $(G_\sigma * f)(x, y) = G'_\sigma *_x (G'_\sigma *_y f(x, y))$
 - ▶ *rayon du noyau* : de l'ordre de $3 \times \sigma$
 - ▶ *fréquence de coupure* : 1.178σ

○ Composition de convolutions 1D

- ▶ **discrétisation** du noyau 1D : $G_\sigma(x) = K \times e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}}$ entre -3σ et 3σ
- ▶ choisir K pour que la somme des coefficients vaille 1 ($\sim \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}}$)

$\sigma = 0.3$	0.004	0.992	0.004					
$\sigma = 0.6$	0.003	0.165	0.664	0.165	0.003			
$\sigma = 1$	0.004	0.055	0.242	0.398	0.242	0.055	0.004	
$\sigma = 1.5$	0.001	0.008	0.036	0.109	0.213	0.266	0.213	...

- ▶ possibilité de mise en œuvre récursive (voir Annexe A)

- ▶ exemples de lissages :



$$\sigma = 0$$

- ▶ exemples de lissages :



$$\sigma = 1.5$$

▶ exemples de lissages :



$$\sigma = 5$$

▶ exemples de lissages :



$\sigma = 20$

1.3. Lissage spatial adaptatif

- ▶ paramétrage du filtrage en fonction du voisinage de chaque point
- ▶ permet de limiter l'effet du lissage relativement à un critère
- ▶ exemple : préservation des contours
 - ▶ *calcul de la moyenne sur un voisinage :*

$$\mu(V(P)) = \frac{1}{|V(P)|} \sum_{i,j \in V(P)} I(i,j)$$

- ▶ *lissage des points qui ne sont pas trop distants de la moyenne (voir Activité 5) :*

$$I'(P) = \begin{cases} \mu(V(P)) & \text{si } |I(P) - \mu(V(P))| < T \\ I(P) & \text{sinon} \end{cases}$$

2. Rehaussement des détails

- **Principe : privilégier les hautes fréquences**

- ▶ soustraction de basses fréquence
- ▶ addition de hautes fréquences
- ▶ combinaison des deux

- **Approche marginale**

- ▶ possible d'effectuer le rehaussement sur chaque canal (R, G et B)
- ▶ pertinent d'utiliser un canal achromatique

2.1. Soustraction d'une proportion de l'image lissée

- ▶ transformation de Jarvis et al. (années 70)

$$I'(P) = \frac{I(P) - \alpha \bar{I}(P)}{1 - \alpha}$$

- ▶ avec $0 \leq \alpha < 1$ (souvent exprimé entre 0% et 99%) et \bar{I} : moyenne avec les 8 voisins



$\alpha = 0$



$\alpha = 0.6$

2.1. Soustraction d'une proportion de l'image lissée

- ▶ transformation de Jarvis et al. (années 70)

$$I'(P) = \frac{I(P) - \alpha \bar{I}(P)}{1 - \alpha}$$

- ▶ avec $0 \leq \alpha < 1$ (souvent exprimé entre 0% et 99%) et \bar{I} : moyenne avec les 8 voisins



$\alpha = 0$



$\alpha = 0.9$

2.2. Ajout du laplacien

► ajout d'une proportion du laplacien : $I' = I + k \times \Delta I$

convolution de noyau :

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} + k \times \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & -k & 0 \\ -k & 4k+1 & -k \\ 0 & -k & 0 \end{bmatrix}$$



I



ΔI

2.2. Ajout du laplacien

► ajout d'une proportion du laplacien : $I' = I + k \times \Delta I$

convolution de noyau :

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} + k \times \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & -k & 0 \\ -k & 4k+1 & -k \\ 0 & -k & 0 \end{bmatrix}$$



I



$I + \Delta I$

2.2. Ajout du laplacien

► ajout d'une proportion du laplacien : $I' = I + k \times \Delta I$

convolution de noyau :

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} + k \times \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & -k & 0 \\ -k & 4k+1 & -k \\ 0 & -k & 0 \end{bmatrix}$$



I



$I + 2 \times \Delta I$

- ▶ exemple en 1D avec $K = 1$ (laplacien : $\begin{bmatrix} -1 & 2 & -1 \end{bmatrix}$)

	-1	2	-1											
	1	1	1	2	2	2	3	4	5	5	5	8	8	8
+	0	0	-1	1	0	-1	0	0	1	0	-3	3	0	0
	1	1	0	3	2	1	3	4	6	5	2	11	8	8

- ▶ l'ajout du laplacien crée un « écho » autour du contour

- ▶ exemple en 1D avec $K = 1$ (laplacien : $\begin{bmatrix} -1 & 2 & -1 \end{bmatrix}$)

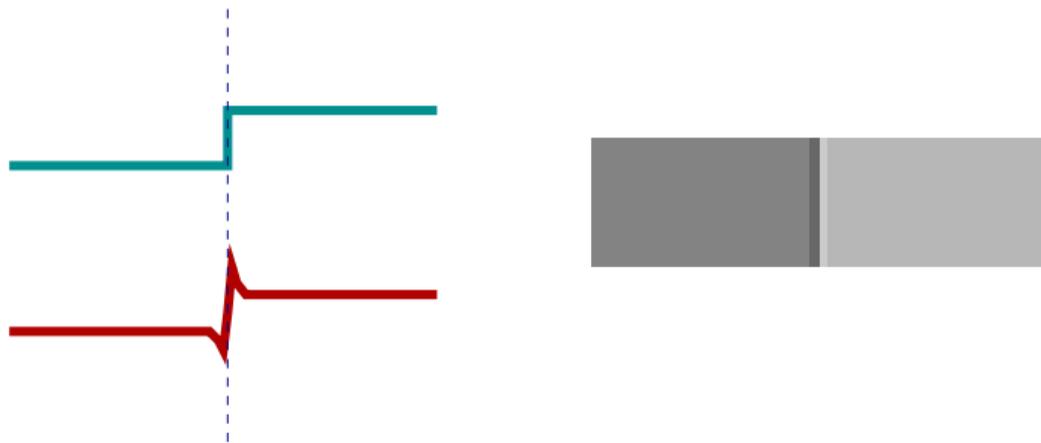
		-1	2	-1										
	1	1	1	2	2	2	3	4	5	5	5	8	8	8
+	0	0	-1	1	0	-1	0	0	1	0	-3	3	0	0
	1	1	0	3	2	1	3	4	6	5	2	11	8	8

- ▶ l'ajout du laplacien crée un « écho » autour du contour

- ▶ exemple en 1D avec $K = 1$ (laplacien : $\begin{bmatrix} -1 & 2 & -1 \end{bmatrix}$)

			-1	2	-1									
	1	1	1	2	2	2	3	4	5	5	5	8	8	8
+	0	0	-1	1	0	-1	0	0	1	0	-3	3	0	0
	1	1	0	3	2	1	3	4	6	5	2	11	8	8

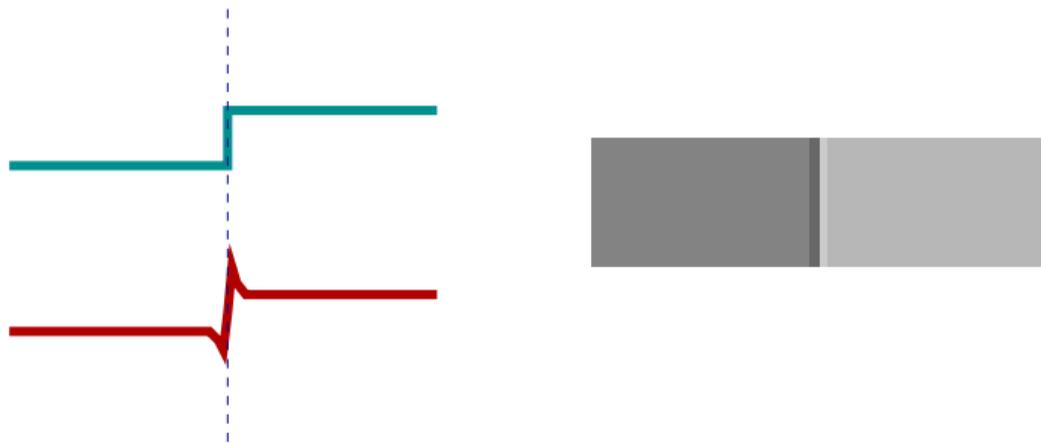
- ▶ l'ajout du laplacien crée un « écho » autour du contour



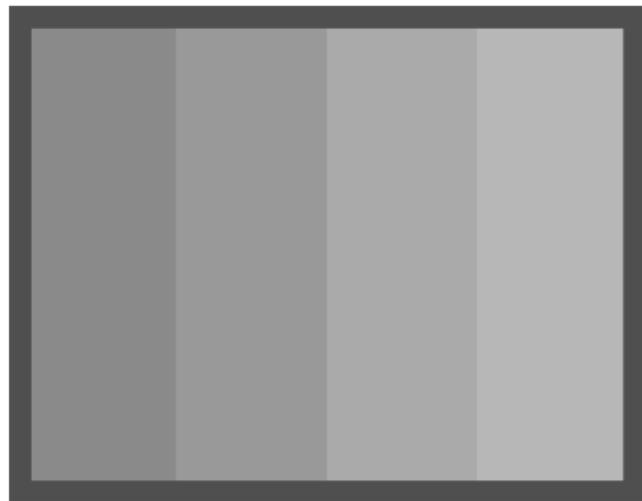
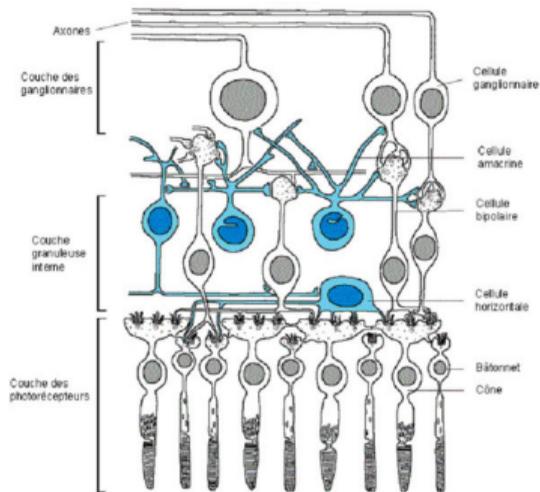
- ▶ exemple en 1D avec $K = 1$ (laplacien : $\begin{bmatrix} -1 & 2 & -1 \end{bmatrix}$)

	1	1	1	2	2	2	3	4	5	5	5	8	8	8
+	0	0	-1	1	0	-1	0	0	1	0	-3	3	0	0
	1	1	0	3	2	1	3	4	6	5	2	11	8	8

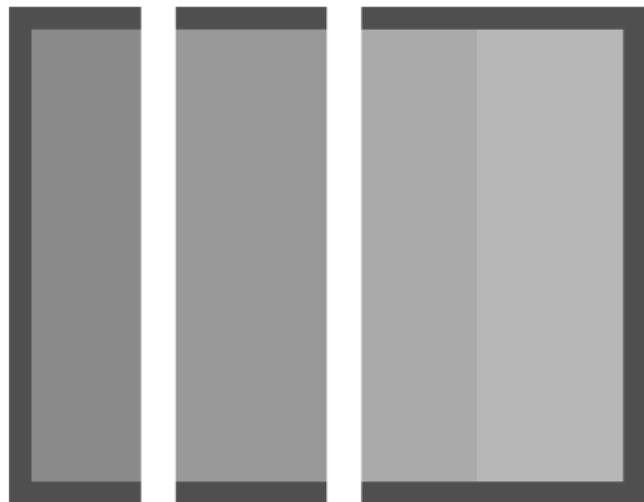
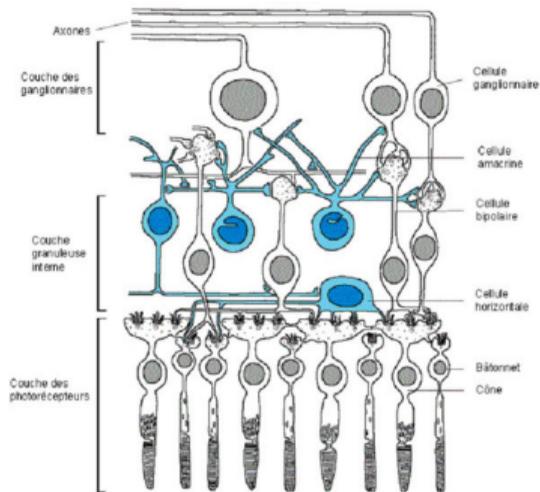
- ▶ l'ajout du laplacien crée un « écho » autour du contour



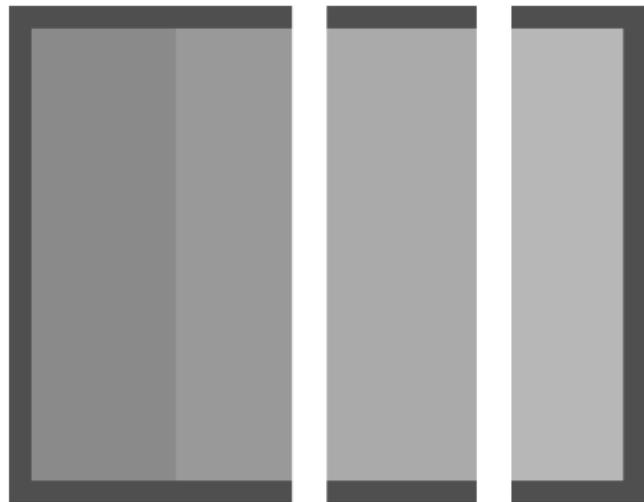
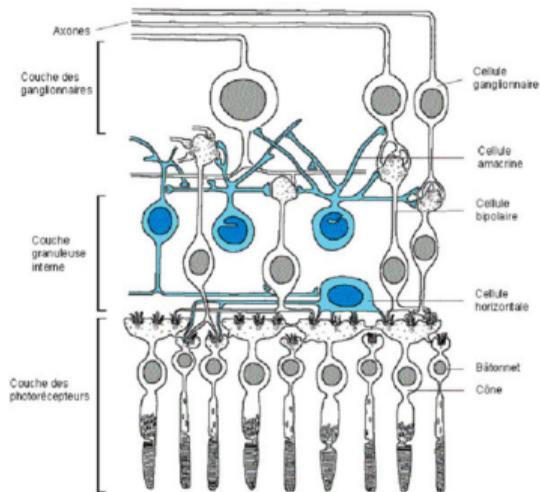
- ▶ traitement présent dans le système de vision humain
 - ▶ phénomène d'inhibition latérale
 - ▶ cellules horizontales
- ▶ proche d'un laplacien de gaussienne : LOG
 - ▶ Ernst Mach [1865] (phénomène des bandes de Mach)
 - ▶ David Marr et Ellen Hildreth [1980]



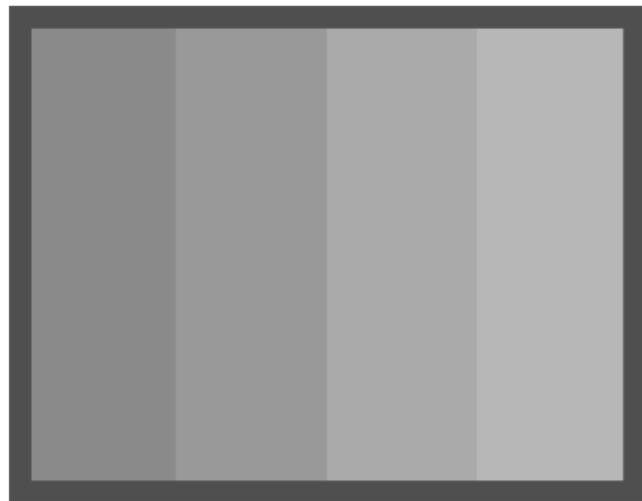
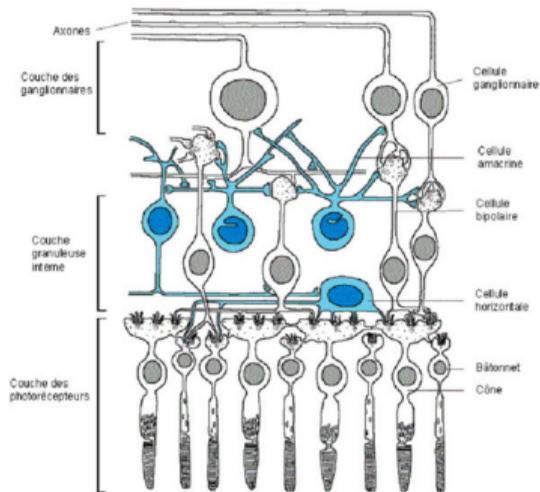
- ▶ traitement présent dans le système de vision humain
 - ▶ phénomène d'inhibition latérale
 - ▶ cellules horizontales
- ▶ proche d'un laplacien de gaussienne : LOG
 - ▶ Ernst Mach [1865] (phénomène des bandes de Mach)
 - ▶ David Marr et Ellen Hildreth [1980]



- ▶ traitement présent dans le système de vision humain
 - ▶ phénomène d'inhibition latérale
 - ▶ cellules horizontales
- ▶ proche d'un laplacien de gaussienne : LOG
 - ▶ Ernst Mach [1865] (phénomène des bandes de Mach)
 - ▶ David Marr et Ellen Hildreth [1980]

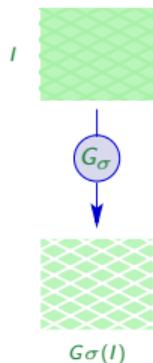


- ▶ traitement présent dans le système de vision humain
 - ▶ phénomène d'inhibition latérale
 - ▶ cellules horizontales
- ▶ proche d'un laplacien de gaussienne : LOG
 - ▶ Ernst Mach [1865] (phénomène des bandes de Mach)
 - ▶ David Marr et Ellen Hildreth [1980]



2.3. Masque de flou (unsharp)

- combinaison des deux approches précédentes

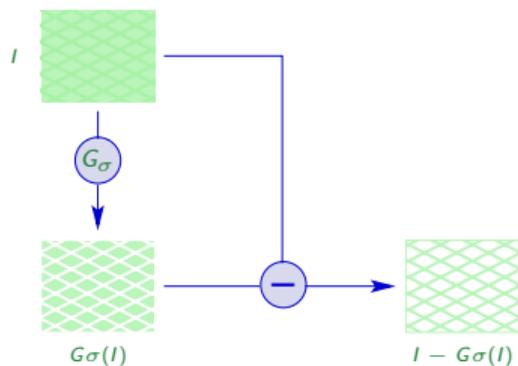


- I : image à rehausser
- $G_{\sigma}(I)$: basses fréquences de I
- $I - G_{\sigma}(I)$: hautes fréquences de I
- $I + k(I - G_{\sigma}(I))$: rehaussement des hautes fréquences de I

- double paramétrage : $\begin{cases} \sigma & : \text{sélection des fréquences} \\ k & : \text{proportion de HF ajoutées} \end{cases}$

2.3. Masque de flou (unsharp)

- combinaison des deux approches précédentes

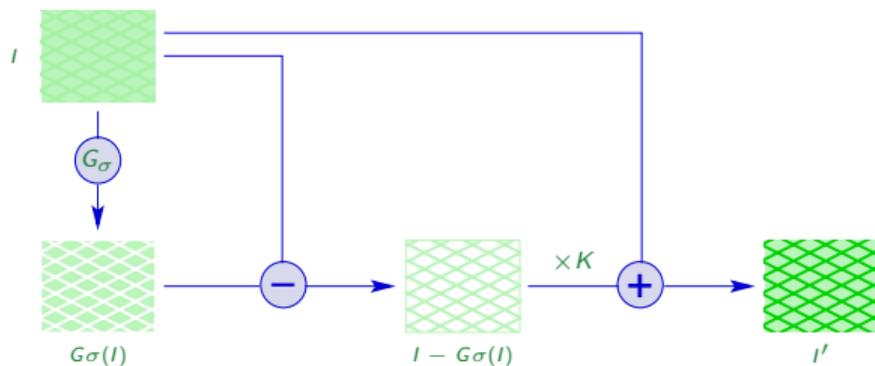


- I : image à rehausser
- $G_\sigma(I)$: basses fréquences de I
- $I - G_\sigma(I)$: hautes fréquences de I
- $I + k(I - G_\sigma(I))$: rehaussement des hautes fréquences de I

- double paramétrage : $\begin{cases} \sigma & : \text{sélection des fréquences} \\ k & : \text{proportion de HF ajoutées} \end{cases}$

2.3. Masque de flou (unsharp)

- combinaison des deux approches précédentes



- I : image à rehausser
- $G_\sigma(I)$: basses fréquences de I
- $I - G_\sigma(I)$: hautes fréquences de I
- $I + k(I - G_\sigma(I))$: rehaussement des hautes fréquences de I

- double paramétrage : $\begin{cases} \sigma & : \text{sélection des fréquences} \\ k & : \text{proportion de HF ajoutées} \end{cases}$

- ▶ exemples pour $\sigma = 2$, avec $K = 0.6$ puis $K = 1$



|

- ▶ exemples pour $\sigma = 2$, avec $K = 0.6$ puis $K = 1$



$G_2(I)$

- exemples pour $\sigma = 2$, avec $K = 0.6$ puis $K = 1$



$$I - G_2(I)$$

- ▶ exemples pour $\sigma = 2$, avec $K = 0.6$ puis $K = 1$



|

- ▶ exemples pour $\sigma = 2$, avec $K = 0.6$ puis $K = 1$



$$I + 0.6 \times (I - G_2(I))$$

- ▶ exemples pour $\sigma = 2$, avec $K = 0.6$ puis $K = 1$



$$I + 1 \times (I - G_2(I))$$

- ▶ comparaison de l'ajout du Laplacien et du masque de flou



I



$I + \Delta I$



$\sigma = 2$ — $K = 0.5$

- ▶ comparaison de l'ajout du Laplacien et du masque de flou



I



$I + \Delta I$



$\sigma = 2$ — $K = 1.5$

- ▶ comparaison de l'ajout du Laplacien et du masque de flou



I



$I + \Delta I$



$\sigma = 10$ — $K = 0.5$

2.4. Filtrage fréquentiel : filtrage homomorphique

- Combinaison d'un filtrage fréquentiel et d'une correction logarithmique

- ▶ basé sur une **modélisation** de la fonction image

$$I(i, j) = S(i, j) \times R(i, j)$$

$S(i, j)$: **source lumineuse**, limité aux **basses fréquences**

$R(i, j)$: fonction de **réflectance** riche en **hautes fréquences** (bords, textures)

- ▶ la correction logarithmique permet de **séparer** les représentations fréquentielles des deux composantes :

$$\begin{aligned} J &= \log(I) \\ &= \log(S \times R) \\ &= \log(S) + \log(R) \end{aligned}$$

$$\mathcal{F}(J) = \mathcal{F}(\log S) + \mathcal{F}(\log R)$$

(linéarité de la transformée de Fourier)

2.4. Filtrage fréquentiel : filtrage homomorphique

- Combinaison d'un filtrage fréquentiel et d'une correction logarithmique

- ▶ basé sur une **modélisation** de la fonction image

$$I(i, j) = S(i, j) \times R(i, j)$$

$S(i, j)$: **source lumineuse**, limité aux **basses fréquences**

$R(i, j)$: fonction de **réflectance** riche en **hautes fréquences** (bords, textures)

- ▶ la correction logarithmique permet de **séparer** les représentations fréquentielles des deux composantes :

$$\begin{aligned} J &= \log(I) \\ &= \log(S \times R) \\ &= \log(S) + \log(R) \end{aligned}$$

$$\mathcal{F}(J) = \mathcal{F}(\log S) + \mathcal{F}(\log R)$$

(linéarité de la transformée de Fourier)

2.4. Filtrage fréquentiel : filtrage homomorphique

- Combinaison d'un filtrage fréquentiel et d'une correction logarithmique

- ▶ basé sur une **modélisation** de la fonction image

$$I(i, j) = S(i, j) \times R(i, j)$$

$S(i, j)$: **source lumineuse**, limité aux **basses fréquences**

$R(i, j)$: fonction de **réflectance** riche en **hautes fréquences** (bords, textures)

- ▶ la correction logarithmique permet de **séparer** les représentations fréquentielles des deux composantes :

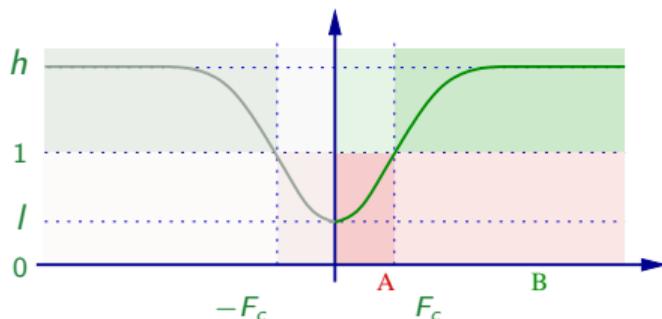
$$\begin{aligned} J &= \log(I) \\ &= \log(S \times R) \\ &= \log(S) + \log(R) \end{aligned}$$

$$\mathcal{F}(J) = \mathcal{F}(\log S) + \mathcal{F}(\log R)$$

(linéarité de la transformée de Fourier)

○ **Traitement fréquentiel basses fréquences / hautes fréquence**

- ▶ augmenter les hautes fréquences et diminuer les basses fréquences autour d'une fréquence de coupure F_c
- ▶ filtrage fréquentiel de J par un filtre H de la forme



avec $h > 1$ et $l < 1$

$$H \times \mathcal{F}(J) = H \times \mathcal{F}(\log S) + H \times \mathcal{F}(\log R)$$

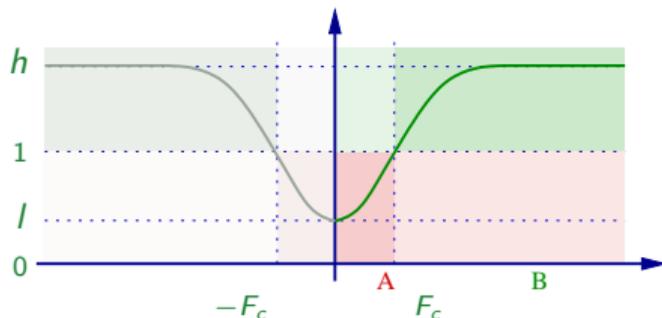
- ▶ exemple de filtre dérivé du gaussien passe bas

$$H_{l,h,D_0,n}(u) = (h - l) (1 - H'_{D_0,K}(u)) + l \quad \text{avec} \quad H'_{D_0,K}(u) = e^{-K \frac{u^2}{2D_0^2}}$$

où D_0 contrôle la fréquence de coupure et K la pente (bande de coupure)

○ Traitement fréquentiel basses fréquences / hautes fréquence

- ▶ augmenter les hautes fréquences et diminuer les basses fréquences autour d'une fréquence de coupure F_c
- ▶ filtrage fréquentiel de J par un filtre H de la forme



avec $h > 1$ et $l < 1$

$$H \times \mathcal{F}(J) = H \times \mathcal{F}(\log S) + H \times \mathcal{F}(\log R)$$

- ▶ exemple de filtre dérivé du gaussien passe bas

$$H_{l,h,D_0,n}(u) = (h - l) (1 - H'_{D_0,K}(u)) + l \quad \text{avec} \quad H'_{D_0,K}(u) = e^{-K \frac{u^2}{2D_0^2}}$$

où D_0 contrôle la fréquence de coupure et K la pente (bande de coupure)

○ Filtrage combinant deux effets :

▶ rehaussement des détails

▶ *accentuation des hautes fréquences*

▶ *accentuation de la composante réflectance (contours, textures)*

▶ rehaussement de dynamique

▶ *atténuation des basses fréquences*

▶ *atténuation de la composante illumination (variations d'éclairage)*





I_1



I_2 : correction en loi de puissance de I_1 ($\gamma = 3$)



I_3 : filtrage homomorphique de I_1 ($l = 0.45$, $h = 1.5$, $D_0 = 250$, $K = 3$)



I_4 : correction en loi de puissance de I_3 ($\gamma = 3$)

○ Récapitulatif de l'algorithme

1. transformation logarithmique
2. transformée de Fourier discrète
3. filtrage fréquentiel au moyen de $H_{l,h,D_0,K}$

4. transformée de Fourier discrète inverse
(nécessité de renormaliser : $[min, max] \rightarrow [0, 255]$)
5. transformation exponentielle
(+ rehaussement du contraste)

★ Rehaussement morphologique

Rappel sur les opérateurs morphologiques :



I

$\gamma(I)$: ouverture

$\varphi(I)$: fermeture

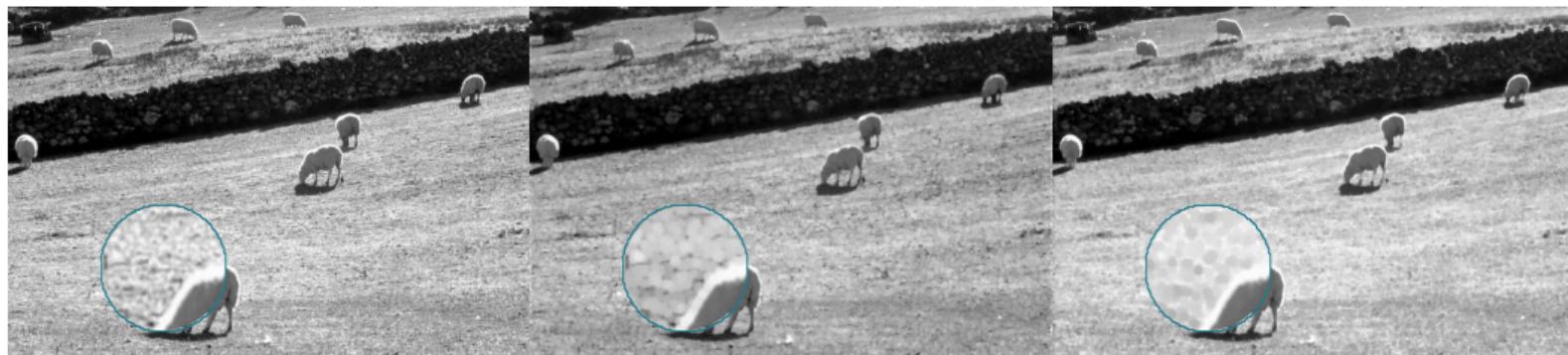
D'après vous, lequel (ou lesquels) de ces traitement produit (produisent) un effet de rehaussement de détail ?

A	$I - \gamma(I)$
B	$\varphi(I) - I$

C	$I + (I - \gamma(I))$
D	$I + (\varphi(I) - I)$
E	$I - (\varphi(I) - I)$

★ Rehaussement morphologique

Rappel sur les opérateurs morphologiques :



I

$\gamma(I)$: ouverture

$\varphi(I)$: fermeture

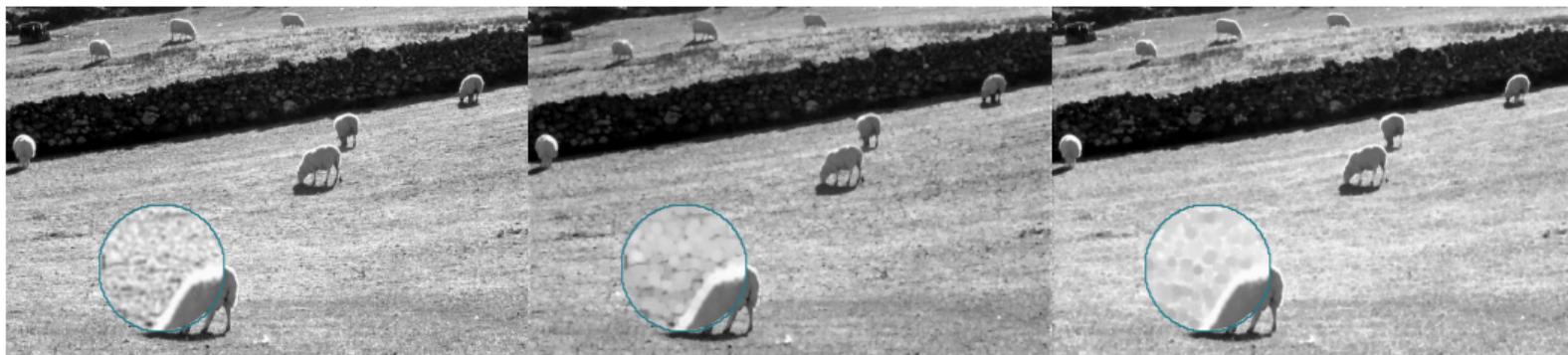
D'après vous, lequel (ou lesquels) de ces traitement produit (produisent) un effet de rehaussement de détail ?

A	$I - \gamma(I)$
B	$\varphi(I) - I$

C	$I + (I - \gamma(I))$
D	$I + (\varphi(I) - I)$
E	$I - (\varphi(I) - I)$

★ Rehaussement morphologique

Rappel sur les opérateurs morphologiques :



I

$\gamma(I)$: ouverture

$\varphi(I)$: fermeture

D'après vous, lequel (ou lesquels) de ces traitement produit (produisent) un effet de rehaussement de détail ?

A	$I - \gamma(I)$
B	$\varphi(I) - I$

C	$I + (I - \gamma(I))$
D	$I + (\varphi(I) - I)$
E	$I - (\varphi(I) - I)$

2.5. Rehaussement morphologique de détail

○ Utilisation de l'opérateur haut-de-forme

▶ principe : similaire au masque de flou

- ▶ construction d'une image BF : ouverture ou fermeture avec un élément structurant qui supprime des détails clairs ou sombres
- ▶ construction d'une image des détails (par différence)
- ▶ combinaison avec l'image initiale

▶ images de détail :

- ▶ opérateur *haut de forme blanc* (ou par ouverture) :

$$\text{HDF}_B(I) = I - \gamma(I)$$

le résultat est toujours supérieur ou égale à zéro.

- ▶ opérateur *haut de forme noir* (ou par fermeture) :

$$\text{HDF}_N(I) = \varphi(I) - I$$

le résultat est toujours supérieur ou égale à zéro.

▶ rehaussement des détails :

$$\kappa^{TH}(I) = I + \text{HDF}_B(I) - \text{HDF}_N(I)$$

2.5. Rehaussement morphologique de détail

○ Utilisation de l'opérateur haut-de-forme

▶ principe : similaire au masque de flou

- ▶ construction d'une image BF : ouverture ou fermeture avec un élément structurant qui supprime des détails clairs ou sombres
- ▶ construction d'une image des détails (par différence)
- ▶ combinaison avec l'image initiale

▶ images de détail :

- ▶ opérateur *haut de forme blanc* (ou par ouverture) :

$$\text{HDF}_B(I) = I - \gamma(I)$$

le résultat est toujours supérieur ou égale à zéro.

- ▶ opérateur *haut de forme noir* (ou par fermeture) :

$$\text{HDF}_N(I) = \varphi(I) - I$$

le résultat est toujours supérieur ou égale à zéro.

▶ rehaussement des détails :

$$\kappa^{TH}(I) = I + \text{HDF}_B(I) - \text{HDF}_N(I)$$

2.5. Rehaussement morphologique de détail

○ Utilisation de l'opérateur haut-de-forme

▶ principe : similaire au masque de flou

- ▶ construction d'une image BF : ouverture ou fermeture avec un élément structurant qui supprime des détails clairs ou sombres
- ▶ construction d'une image des détails (par différence)
- ▶ combinaison avec l'image initiale

▶ images de détail :

- ▶ opérateur *haut de forme blanc* (ou par ouverture) :

$$\text{HDF}_B(I) = I - \gamma(I)$$

le résultat est toujours supérieur ou égale à zéro.

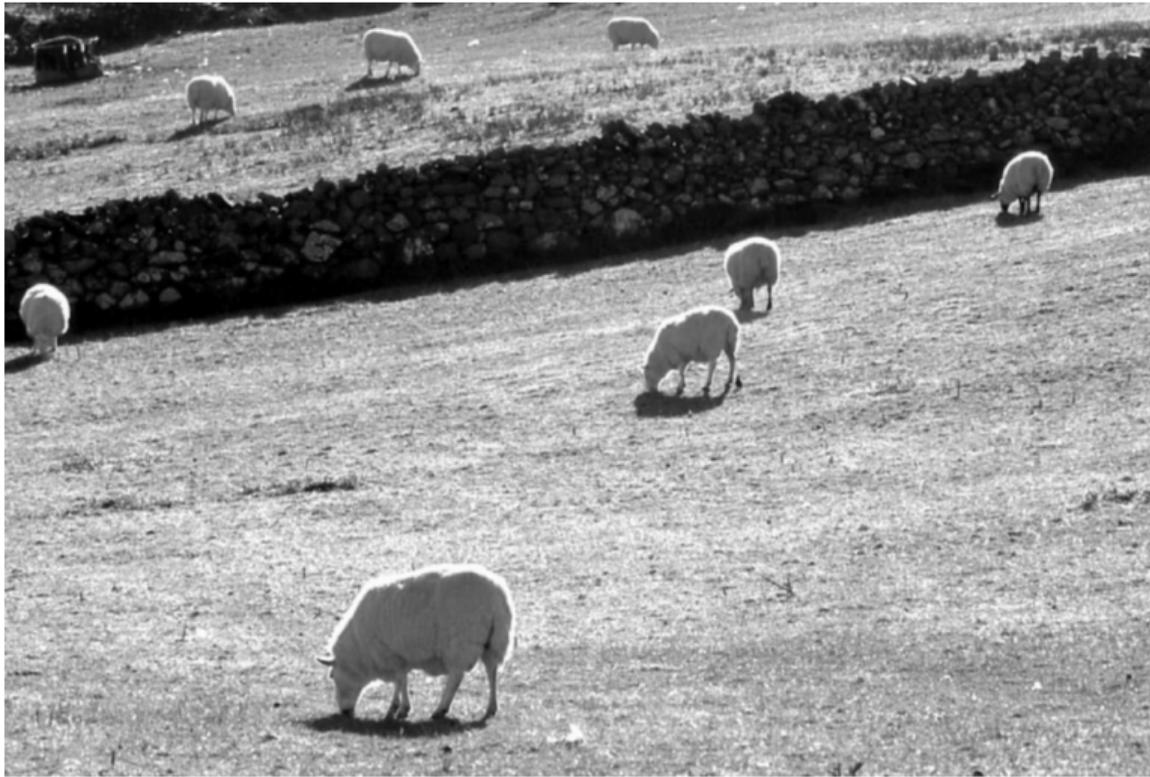
- ▶ opérateur *haut de forme noir* (ou par fermeture) :

$$\text{HDF}_N(I) = \varphi(I) - I$$

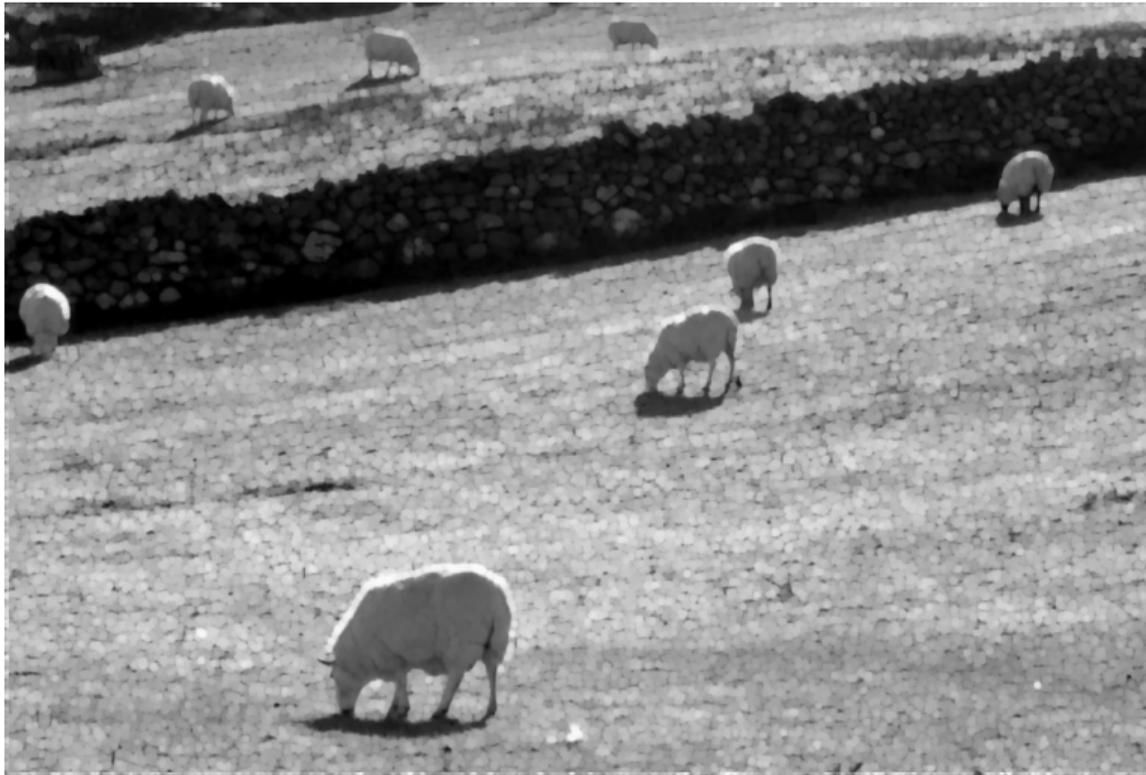
le résultat est toujours supérieur ou égale à zéro.

▶ rehaussement des détails :

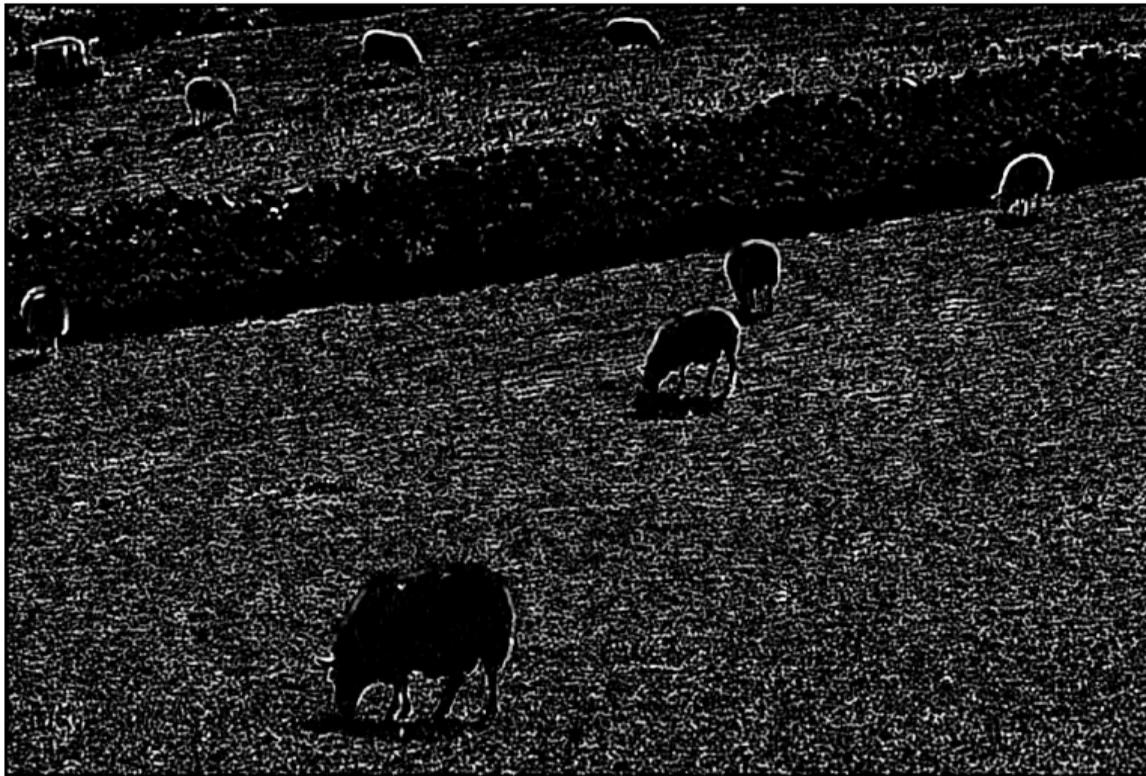
$$\kappa^{TH}(I) = I + \text{HDF}_B(I) - \text{HDF}_N(I)$$



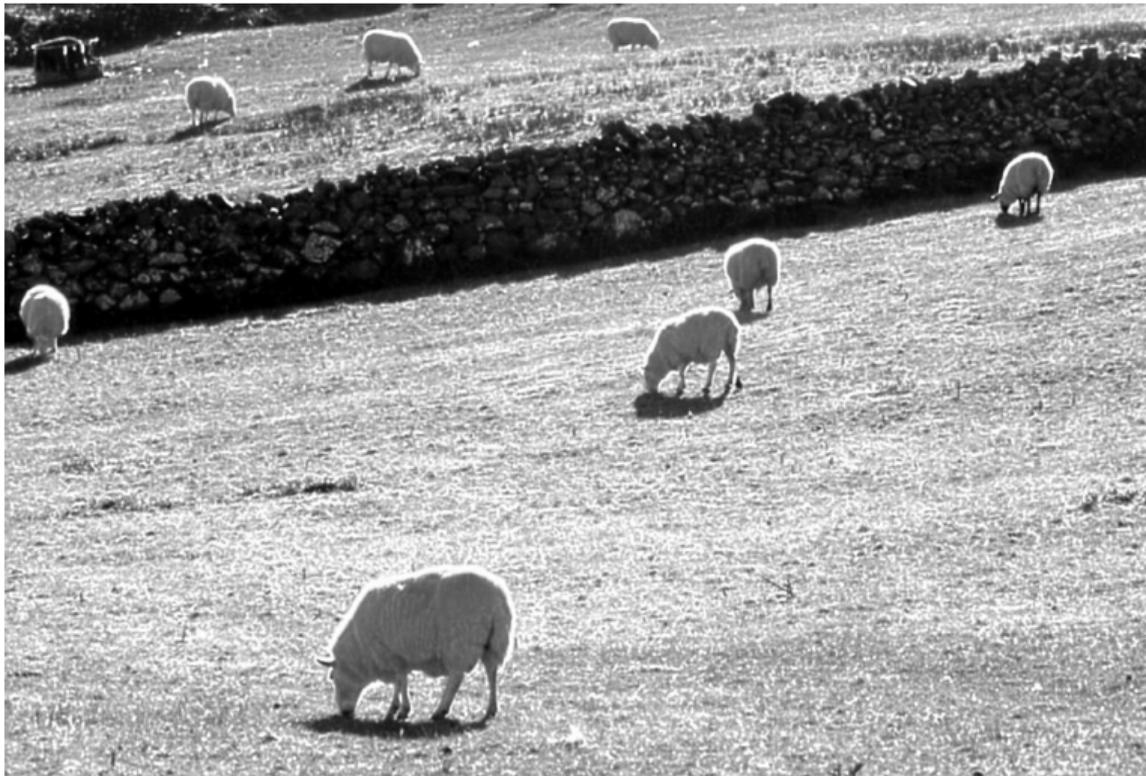
|



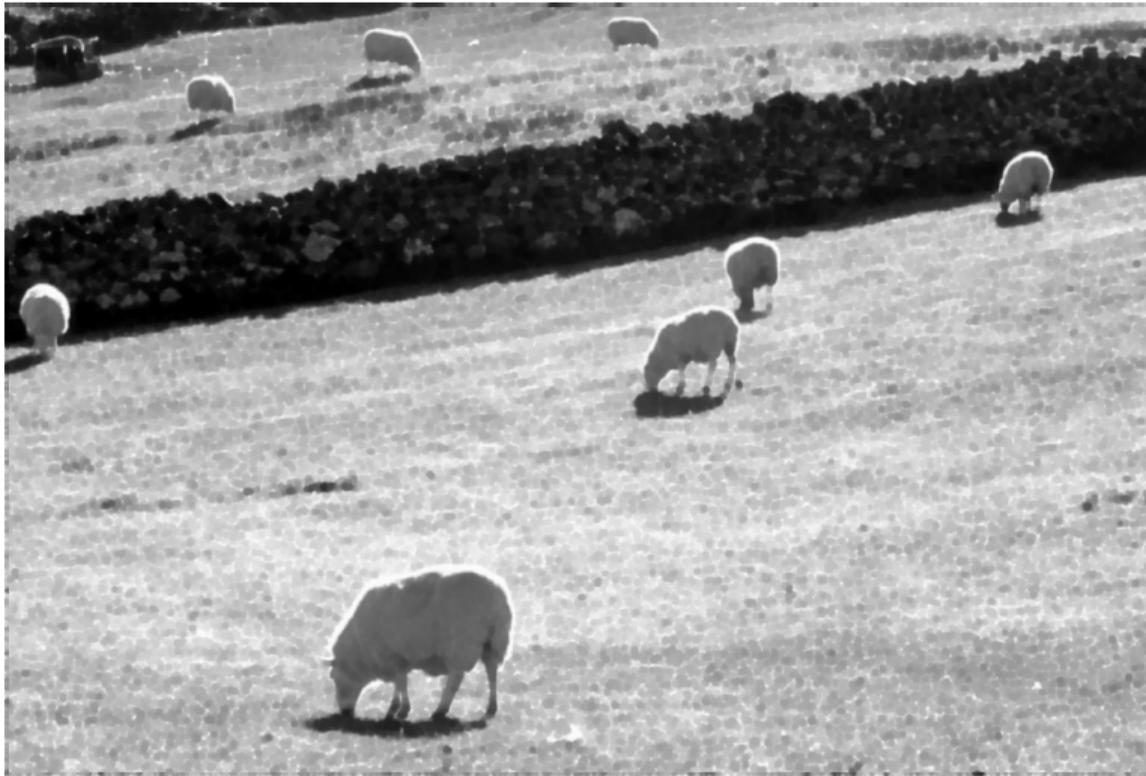
$\gamma(I)$



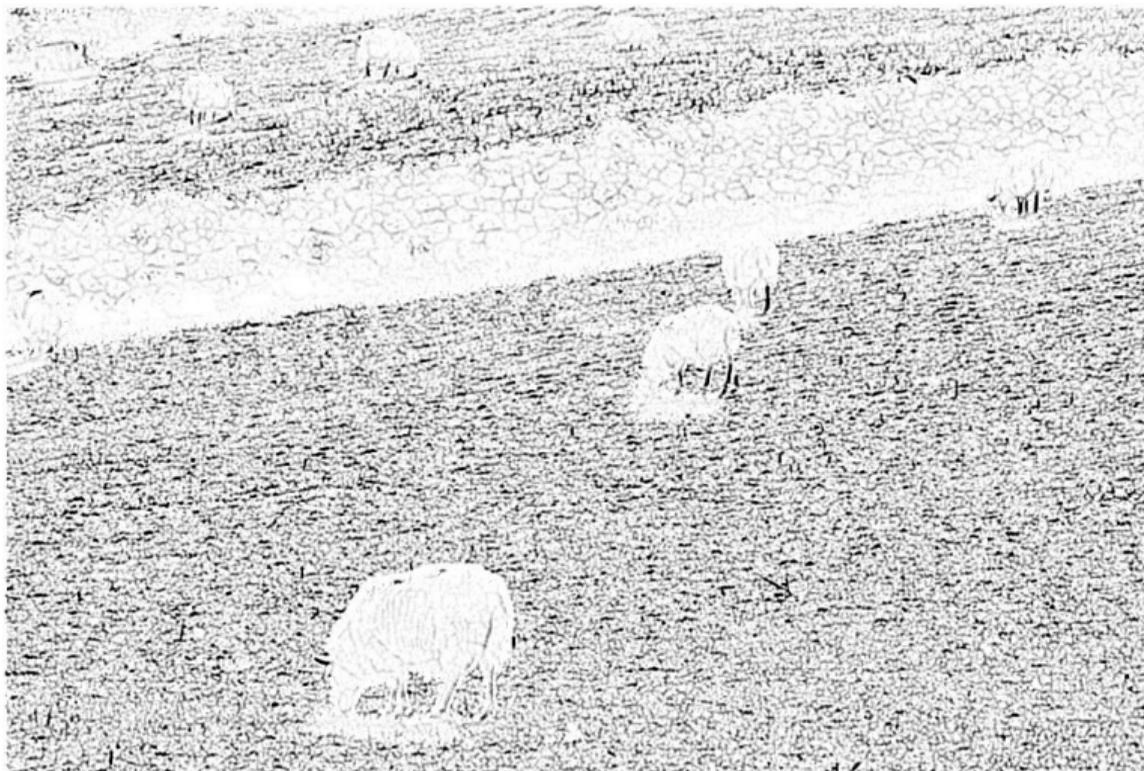
$$I - \gamma(I) = \text{HDF}_B(I) \quad (\text{rehaussé})$$



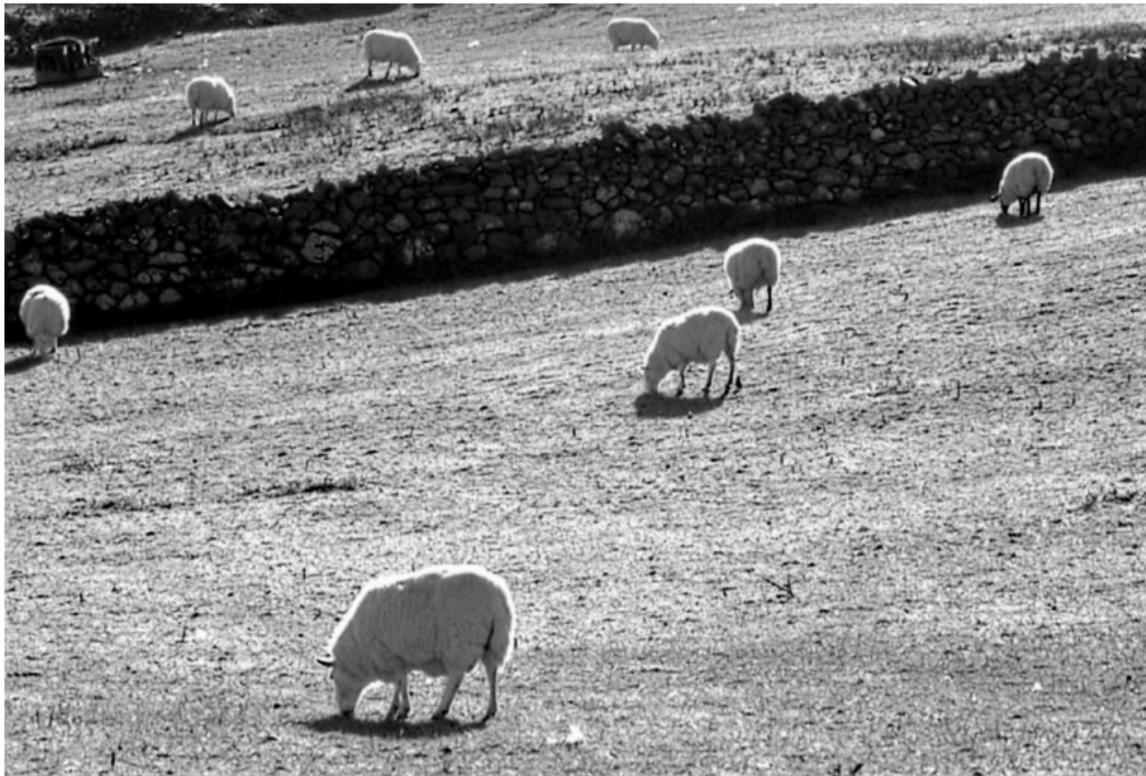
$I + \text{HDF}_B(I)$



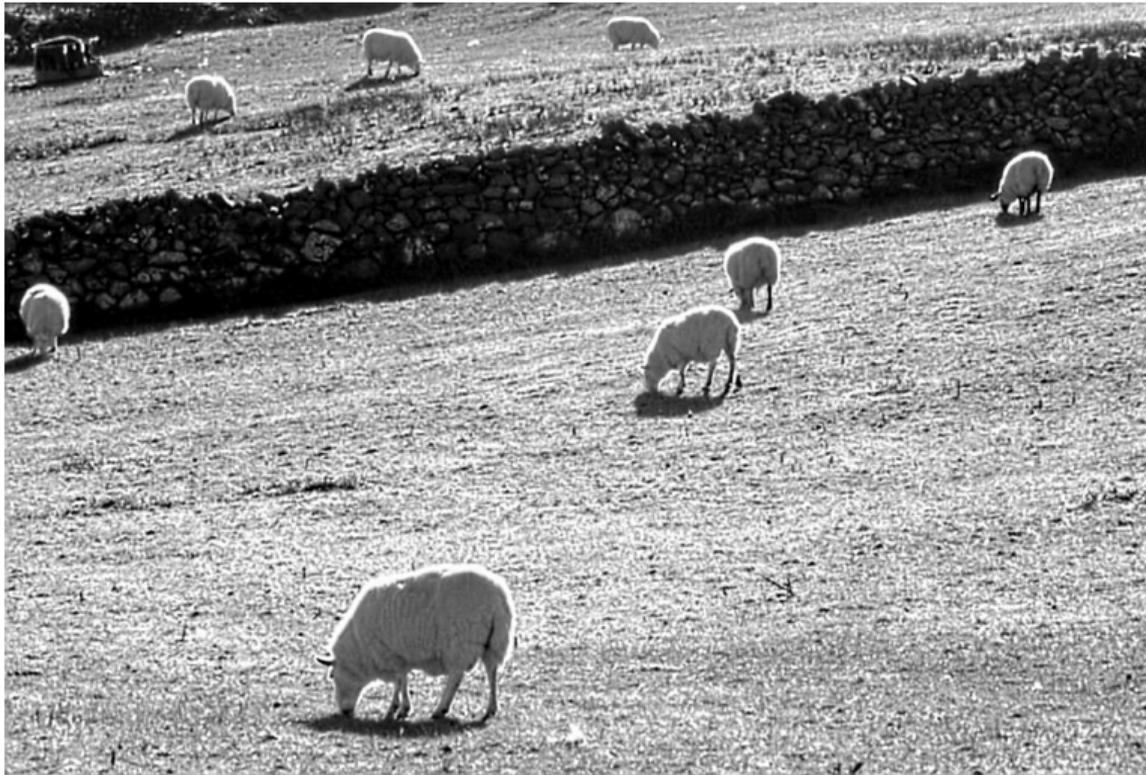
$\varphi(I)$



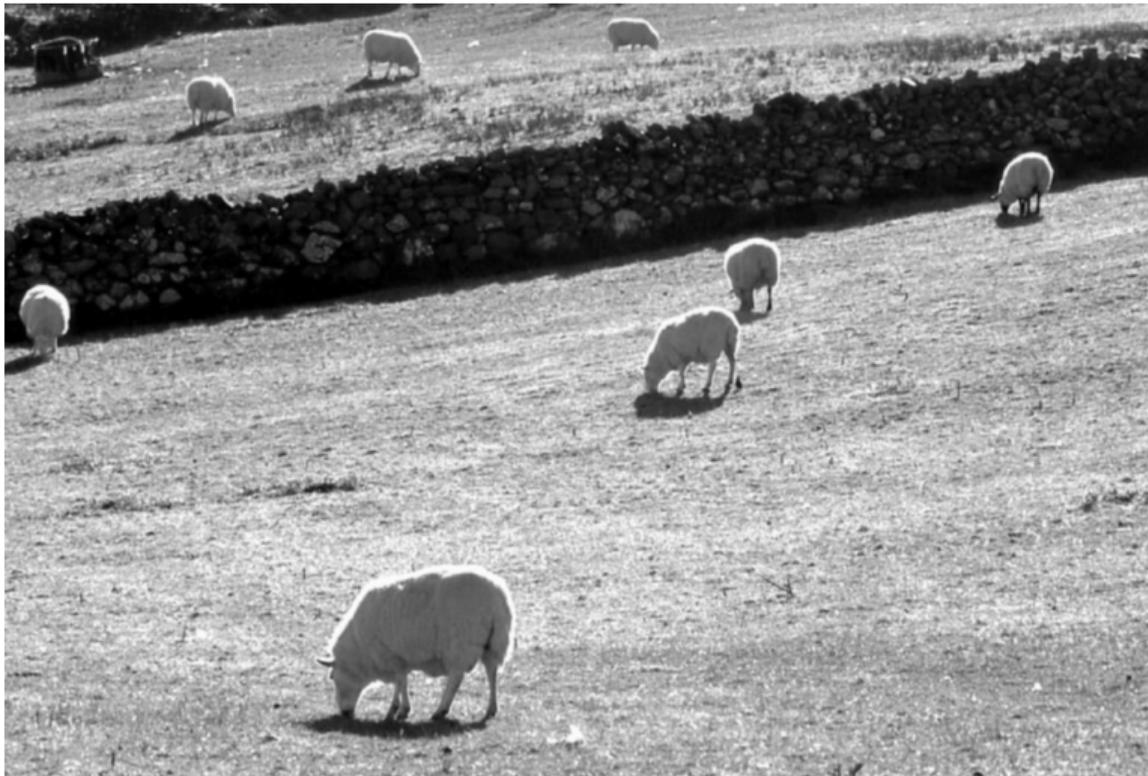
$$C(\varphi(I) - I) = C(\text{HDF}_N(I))$$



$I - \text{HDF}_N(I)$



$$I + \text{HDF}_B(I) - \text{HDF}_N(I)$$



|

ANNEXE A

Mise en œuvre récursive du lissage gaussien

○ Mise en œuvre récursive du lissage gaussien

▶ la convolution gaussienne admet une décomposition récursive

▶ implémentation en deux passes : $I(P) \rightarrow J(P) \rightarrow I'(P)$

▶ gauche - droite : $J(P) = bI(P) + \frac{1}{b_0}(b_1J(P-1) + b_2J(P-2) + b_3J(P-3))$

▶ droite - gauche : $I'(P) = bJ(P) + \frac{1}{b_0}(b_1I'(P+1) + b_2I'(P+2) + b_3I'(P+3))$

q	$\begin{cases} 0.98711\sigma - 0.9633 & \text{si } \sigma > 2.5 \\ 3.97156 - 4.14554\sqrt{1 - 0.26891\sigma} & 0.5 \leq \sigma \leq 2.5 \end{cases}$
b_0	$1.57825 + 2.44413q + 1.4281q^2 + 0.422205q^3$
b_1	$2.44413q + 2.85619q^2 + 1.26661q^3$
b_2	$-1.4281q^2 - 1.26661q^3$
b_3	$0.422205q^3$
b	$1 - \frac{b_1 + b_2 + b_3}{b_0}$

▶ coût en temps constant (indépendant de σ)

▶ mais résultats approximatifs

○ Mise en œuvre récursive du lissage gaussien

▶ la convolution gaussienne admet une décomposition récursive

▶ implémentation en deux passes : $I(P) \rightarrow J(P) \rightarrow I'(P)$

▶ gauche - droite : $J(P) = bI(P) + \frac{1}{b_0}(b_1J(P-1) + b_2J(P-2) + b_3J(P-3))$

▶ droite - gauche : $I'(P) = bJ(P) + \frac{1}{b_0}(b_1I'(P+1) + b_2I'(P+2) + b_3I'(P+3))$

q	$\begin{cases} 0.98711\sigma - 0.9633 & \text{si } \sigma > 2.5 \\ 3.97156 - 4.14554\sqrt{1 - 0.26891\sigma} & 0.5 \leq \sigma \leq 2.5 \end{cases}$
b_0	$1.57825 + 2.44413q + 1.4281q^2 + 0.422205q^3$
b_1	$2.44413q + 2.85619q^2 + 1.26661q^3$
b_2	$-1.4281q^2 - 1.26661q^3$
b_3	$0.422205q^3$
b	$1 - \frac{b_1 + b_2 + b_3}{b_0}$

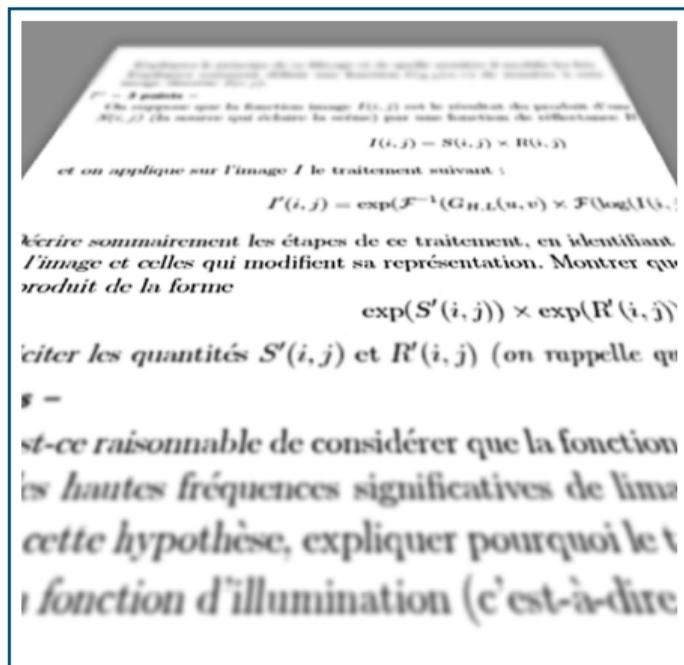
▶ coût en temps constant (indépendant de σ)

▶ mais résultats approximatifs

ANNEXE B

Rehaussement de détail au moyen d'un sélecteur
morphologique

★ Effet perspective 2D



Écrire sommairement les étapes de ce traitement, en identifiant l'image et celles qui modifient sa représentation. Montrer que le produit de la forme

$$\exp(S'(i, j)) \times \exp(R'(i, j))$$

éciter les quantités $S'(i, j)$ et $R'(i, j)$ (on rappelle que

est-ce raisonnable de considérer que la fonction

les hautes fréquences significatives de l'image

cette hypothèse, expliquer pourquoi le traitement

fonction d'illumination (c'est-à-dire

L'image ci-contre est obtenue :

- ▶ à partir d'une image 2D
- ▶ en enchaînant une déformation géométrique
- ▶ et un lissage ligne par ligne, dont l'intensité varie selon la distance à une ligne de référence

Ce lissage peut être mis en œuvre par un

	A	B	C	D
lissage fréquentiel	oui	oui	non	non
lissage spatial gaussien	oui	non	oui	oui
lissage spatial gaussien récursif	oui	non	non	oui

★ Effet perspective 2D

Expliquez le principe de ce filtrage et de quelle manière il modifie les fréquences spatiales.
Expliquez comment définir une fonction $G_{H,L}(u, v)$ de manière à extraire une image discrète $I(i, j)$.

7° – 3 points –

On suppose que la fonction image $I(i, j)$ est le résultat du produit d'une fonction de source $S(i, j)$ (la source qui éclaire la scène) par une fonction de réflectance $R(i, j)$

$$I(i, j) = S(i, j) \times R(i, j)$$

et on applique sur l'image I le traitement suivant :

$$I'(i, j) = \exp(\mathcal{F}^{-1}(G_{H,L}(u, v) \times \mathcal{F}(\log(I(i, j))))$$

Décrivez sommairement les étapes de ce traitement, en identifiant celles qui modifient la représentation de l'image et celles qui modifient sa représentation. Montrer que $I'(i, j)$ est un produit de la forme

$$\exp(S'(i, j)) \times \exp(R'(i, j))$$

et explicitez les quantités $S'(i, j)$ et $R'(i, j)$ (on rappelle que $\mathcal{F}(f + g)$

8° – 2 points –

Pourquoi est-ce raisonnable de considérer que la fonction $S(i, j)$ est limitée dans le spectre tandis que les hautes fréquences significatives de l'image $I(i, j)$ sont dues à la réflectance $R(i, j)$? Sous cette hypothèse, expliquez pourquoi le traitement de la question précédente est efficace pour extraire la réflectance (c'est-à-dire les variations dues à la perspective).

L'image ci-contre est obtenue :

- ▶ à partir d'une image 2D
- ▶ en enchaînant une déformation géométrique
- ▶ et un lissage ligne par ligne, dont l'intensité varie selon la distance à une ligne de référence

Ce lissage peut être mis en œuvre par un

	A	B	C	D
lissage fréquentiel	oui	oui	non	non
lissage spatial gaussien	oui	non	oui	oui
lissage spatial gaussien récursif	oui	non	non	oui

★ Effet perspective 2D

Expliquez le principe de ce filtrage et de quelle manière il modifie les tons.
Expliquez comment définir une fonction $G_{H,L}(u,v)$ de manière la plus
image échantillonnée $I(i,j)$.

3 points –
On suppose que la fonction image $I(i,j)$ est le résultat du produit d'une
 $S(i,j)$ (la source qui éclaire la scène) par une fonction de réflectance R
$$I(i,j) = S(i,j) \times R(i,j)$$

et on applique sur l'image I le traitement suivant :

$$I'(i,j) = \exp(\mathcal{F}^{-1}(G_{H,L}(u,v) \times \mathcal{F}(\log(I(i,j))))$$

Écrivez sommairement les étapes de ce traitement, en identifiant
l'image et celles qui modifient sa représentation. Montrer que
produit de la forme

$$\exp(S'(i,j)) \times \exp(R'(i,j))$$

Citez les quantités $S'(i,j)$ et $R'(i,j)$ (on rappelle que
s –
est-ce raisonnable de considérer que la fonction
des hautes fréquences significatives de l'image
cette hypothèse, expliquer pourquoi le t
fonction d'illumination (c'est-à-dire

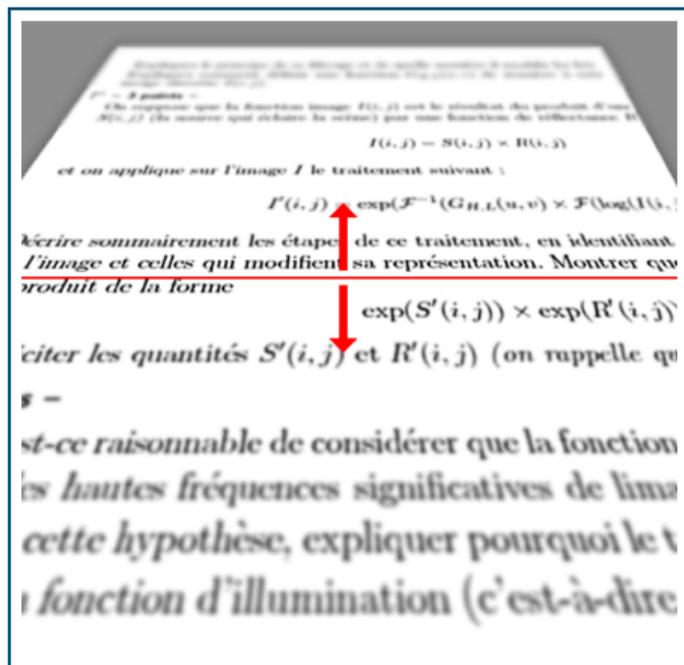
L'image ci-contre est obtenue :

- ▶ à partir d'une image 2D
- ▶ en enchaînant une déformation géométrique
- ▶ et un lissage ligne par ligne, dont l'intensité varie selon la distance à une ligne de référence

Ce lissage peut être mis en œuvre par un

	A	B	C	D
lissage fréquentiel	oui	oui	non	non
lissage spatial gaussien	oui	non	oui	oui
lissage spatial gaussien récursif	oui	non	non	oui

★ Effet perspective 2D



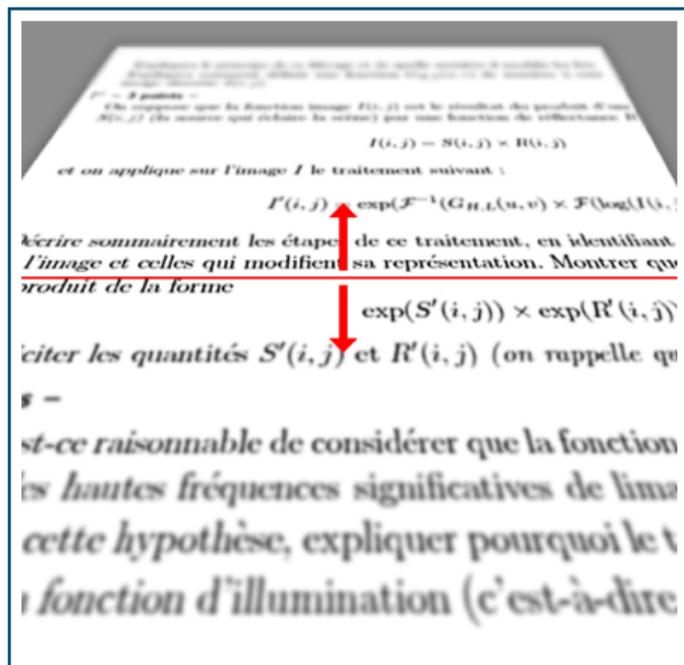
L'image ci-contre est obtenue :

- ▶ à partir d'une image 2D
- ▶ en enchaînant une déformation géométrique
- ▶ et un lissage ligne par ligne, dont l'intensité varie selon la distance à une ligne de référence

Ce lissage peut être mis en œuvre par un

	A	B	C	D
lissage fréquentiel	oui	oui	non	non
lissage spatial gaussien	oui	non	oui	oui
lissage spatial gaussien récursif	oui	non	non	oui

★ Effet perspective 2D



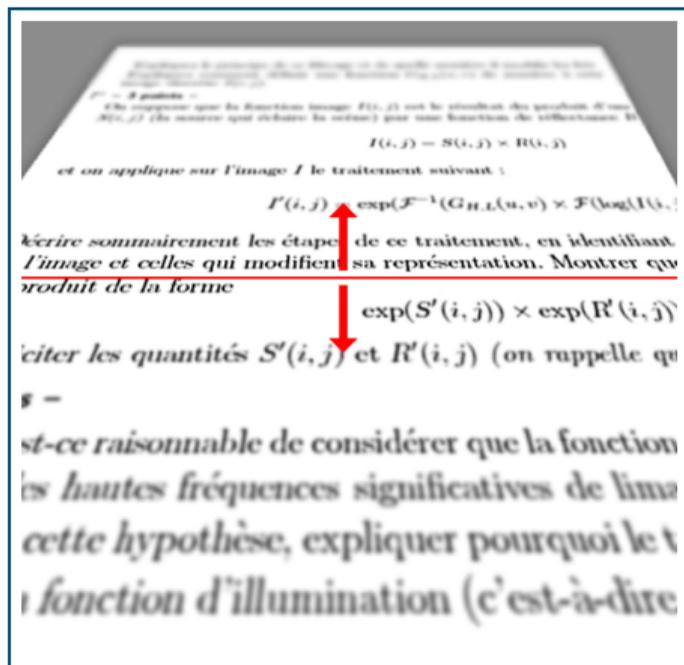
L'image ci-contre est obtenue :

- ▶ à partir d'une image 2D
- ▶ en enchaînant une déformation géométrique
- ▶ et un lissage ligne par ligne, dont l'intensité varie selon la distance à une ligne de référence

Ce lissage peut être mis en œuvre par un

	A	B	C	D
lissage fréquentiel	oui	oui	non	non
lissage spatial gaussien	oui	non	oui	oui
lissage spatial gaussien récursif	oui	non	non	oui

★ Effet perspective 2D



L'image ci-contre est obtenue :

- ▶ à partir d'une image 2D
- ▶ en enchaînant une déformation géométrique
- ▶ et un lissage ligne par ligne, dont l'intensité varie selon la distance à une ligne de référence

Ce lissage peut être mis en œuvre par un

	A	B	C	D
lissage fréquentiel	oui	oui	non	non
lissage spatial gaussien	oui	non	oui	oui
lissage spatial gaussien récursif	oui	non	non	oui

○ Utilisation d'un sélecteur morphologique (toggle mapping)

- ▶ sélecteur
 - ▶ *ensemble de transformations*
 - ▶ *critère permettant de sélectionner en chaque point la transformation à appliquer*
- ▶ sélecteur à deux états κ^2 + deux transformations ψ_1 (antiextensive) et ψ_2 (extensive)
- ▶ on retient la transformation donnant le résultat le plus proche de la valeur d'origine

$$\kappa^2(x) = \begin{cases} \psi_2(x), & \text{si } \psi_2(x) - I(x) < I(x) - \psi_1(x), \\ \psi_1(x), & \text{sinon.} \end{cases}$$

- ▶ rehaussement avec (érosion, dilatation)

