Radiométrie des Images

Julie Delon

Cours de Master M2

Un rappel sur l'acquisition d'images

1. De la scène à l'image RAW

$$s \text{ scène} \xrightarrow{PSF+mouvement} s * g \xrightarrow[quantization]{sampling} u = Q((s * g)\pi_\Omega + n)$$

Un rappel sur l'acquisition d'images

1. De la scène à l'image RAW

$$s \text{ scène} \xrightarrow{PSF+mouvement} s * g \xrightarrow[quantization]{sampling} u = Q((s * g)\pi_\Omega + n)$$

2. Demosaicking de u

Un rappel sur l'acquisition d'images

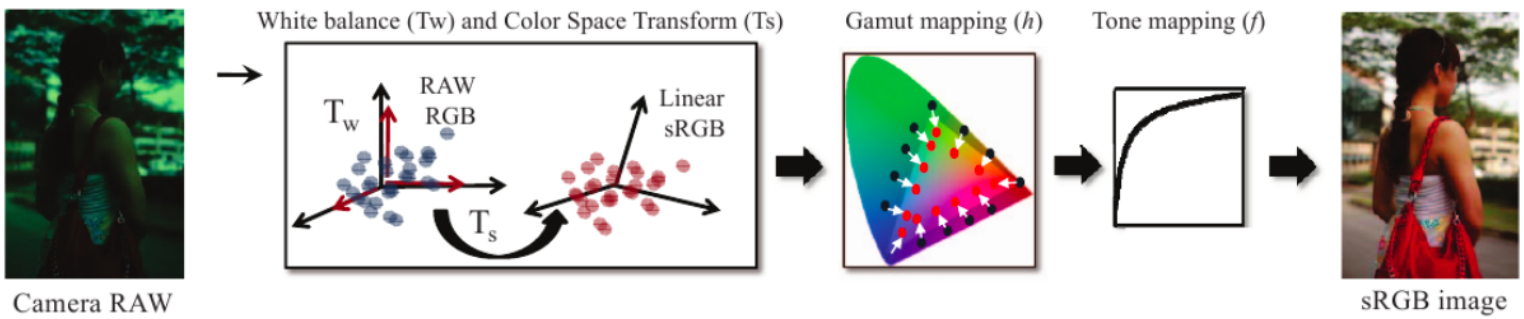
1. De la scène à l'image RAW

$$s \text{ scène} \xrightarrow{PSF+mouvement} s * g \xrightarrow[quantization]{sampling} u = Q((s * g)\pi_\Omega + n)$$

2. Demosaicking de u

3. De l'image RAW à l'image RGB

$$u \xrightarrow{\text{white balance}} T_w.u \xrightarrow[sRGB]{linear} T_s T_w.u \xrightarrow{\text{tone mapping}} h[T_s T_w.u] \xrightarrow[denoising]{+compression} u_{jpg}$$



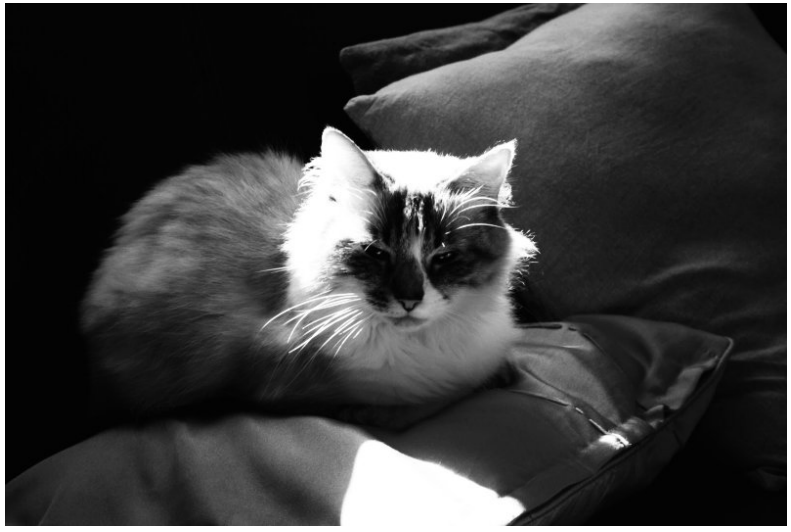
Changements de contraste : pourquoi ?

1. Notre système visuel et notre perception du monde est très robuste aux changements de contraste ;

Intensité lumineuse et vision humaine

Notre perception du contenu d'une image varie peu si l'on applique une fonction croissante à l'image (lunettes de soleil, contraste d'un écran, etc...).





Intensité lumineuse et vision humaine

Notre perception du contenu d'une image varie peu si l'on applique une fonction croissante à l'image (lunettes de soleil, contraste d'un écran, etc...).





Intensité lumineuse et vision humaine

Faux si la fonction n'est pas une fonction croissante : cas par ex du négatif d'une photo.



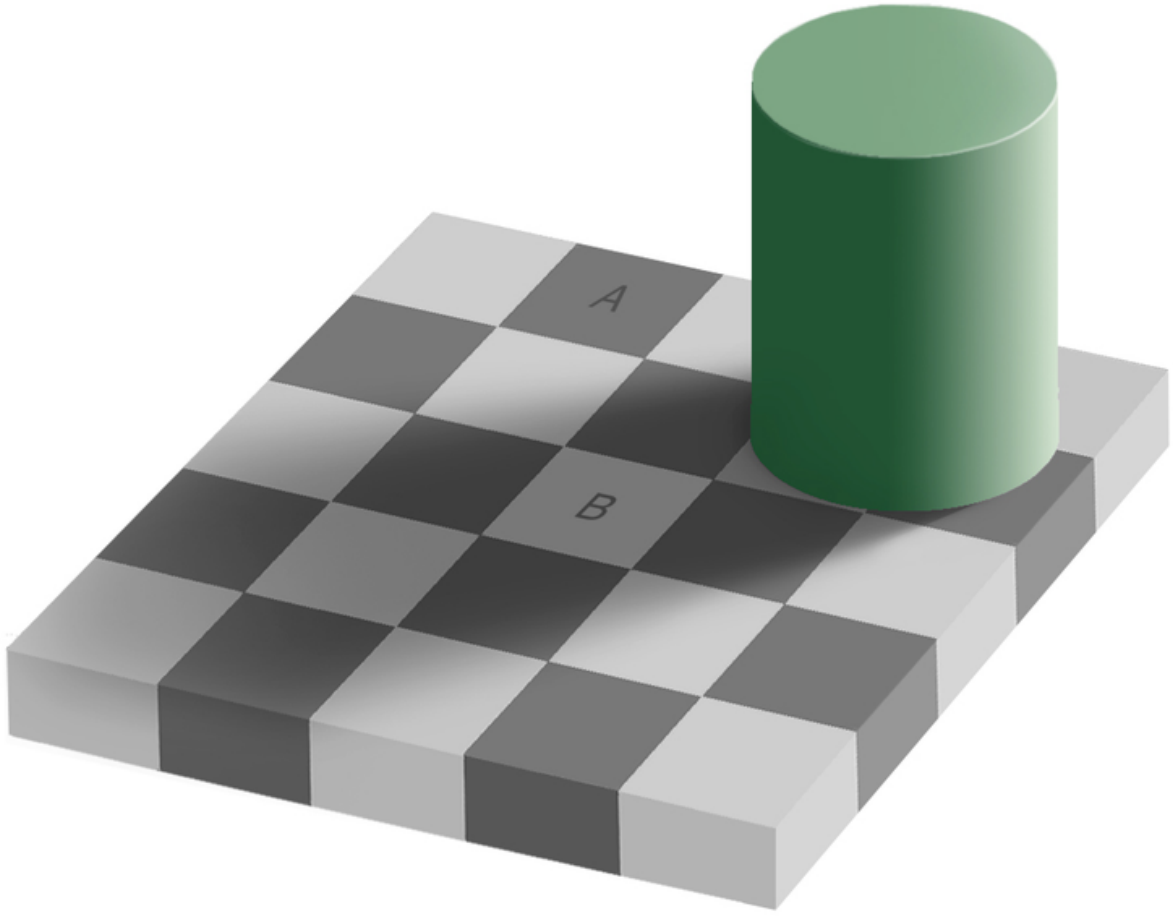
Intensité lumineuse et vision humaine

Faux si la fonction n'est pas une fonction croissante : cas par ex du négatif d'une photo.



Intensité lumineuse et vision humaine

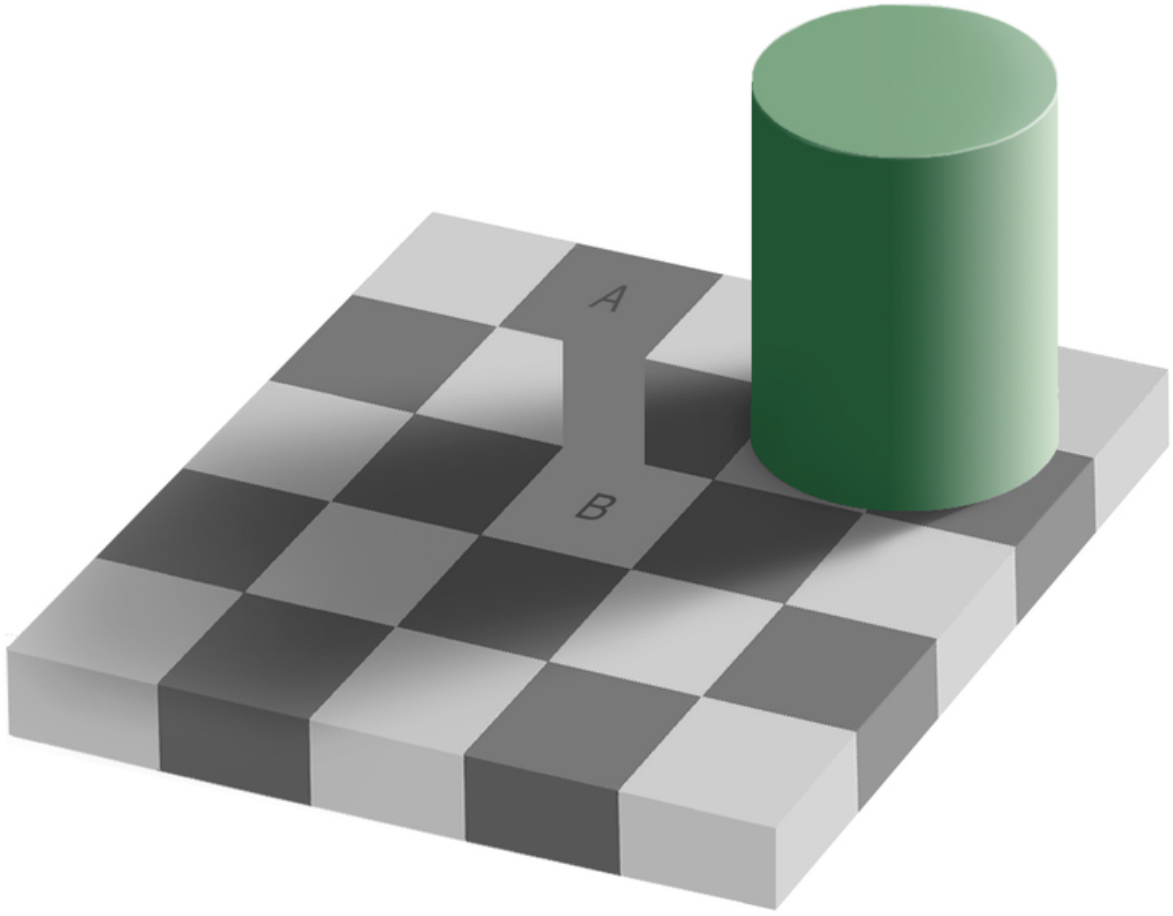
Nous sommes sensibles aux contrastes locaux, bien plus qu'aux contrastes globaux dans l'image (Kanizsa, Grammatica del Vedere, Societa Editrice il Mulino, 1997).



CheckerShadow Illusion, Edward H. Adelson

Intensité lumineuse et vision humaine

Nous sommes sensibles aux contrastes locaux, bien plus qu'aux contrastes globaux dans l'image (Kanizsa, Grammatica del Vedere, Societa Editrice il Mulino, 1997).

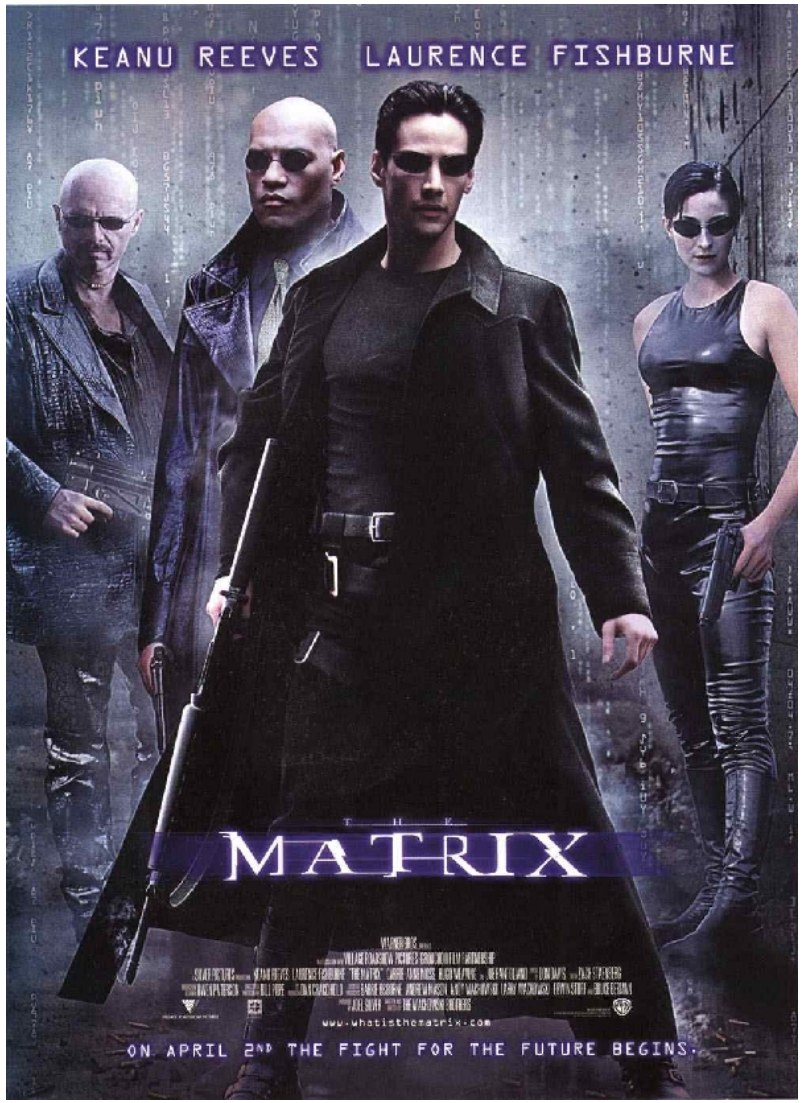


CheckerShadow Illusion, Edward H. Adelson

Intensité lumineuse et vision humaine

Contraste locaux : utilisation en peinture, publicité, etc.





La Madone des pélerins, Le Caravage, 1603-1605 / Matrix, frères Wachowski, 1999.

Changements de contraste : pourquoi ?

1. Notre système visuel et notre perception du monde est très robuste aux changements de contraste et très sensible aux contrastes locaux ;

Changements de contraste : pourquoi ?

1. Notre système visuel et notre perception du monde est très robuste aux changements de contraste et très sensible aux contrastes locaux ;

2. Ce n'est pas le cas des systèmes de capture (appareil photo par ex.) et d'un certain nombre d'algorithmes de vision par ordinateur.

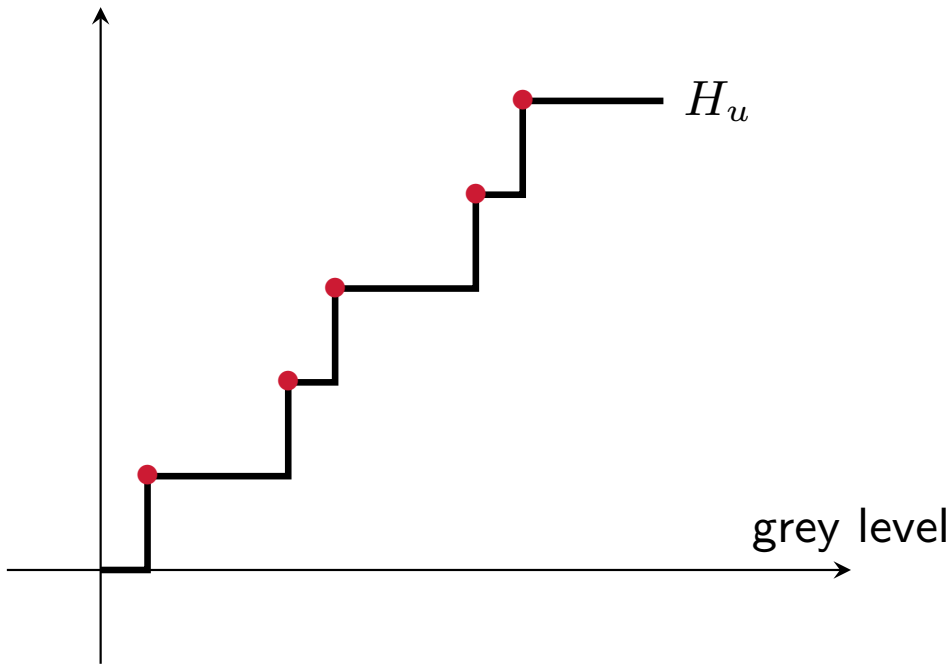
Première partie I

Histogrammes et changements de contraste

Histogramme cumulé d'une image

Soit u une image discrète définie sur Ω, l'histogramme cumulé de u est la fonction croissante H_u définie sur $\mathbb{R}$ par

$$H_u(\lambda) = \frac{1}{|\Omega|} \left|\{\mathbf{x} \in \Omega;\ u(\mathbf{x}) \leq \lambda\}\right| .$$



Interprétation :

- Soit $x \in \Omega$, alors $|\Omega| H_u(u(x))$ est le **rang** de x dans l'image u, lorsque les niveaux de gris de u sont ordonnés de façon croissante.

Histogramme d'une image

Soit $Y = \{y_0, \dots y_{n-1}\}$, $y_0 < \cdots < y_{n-1}$ l'ensemble de valeurs que peut prendre u (en général, images en niveaux de gris sur 8 bits, $Y = \{0, \dots 255\}$).

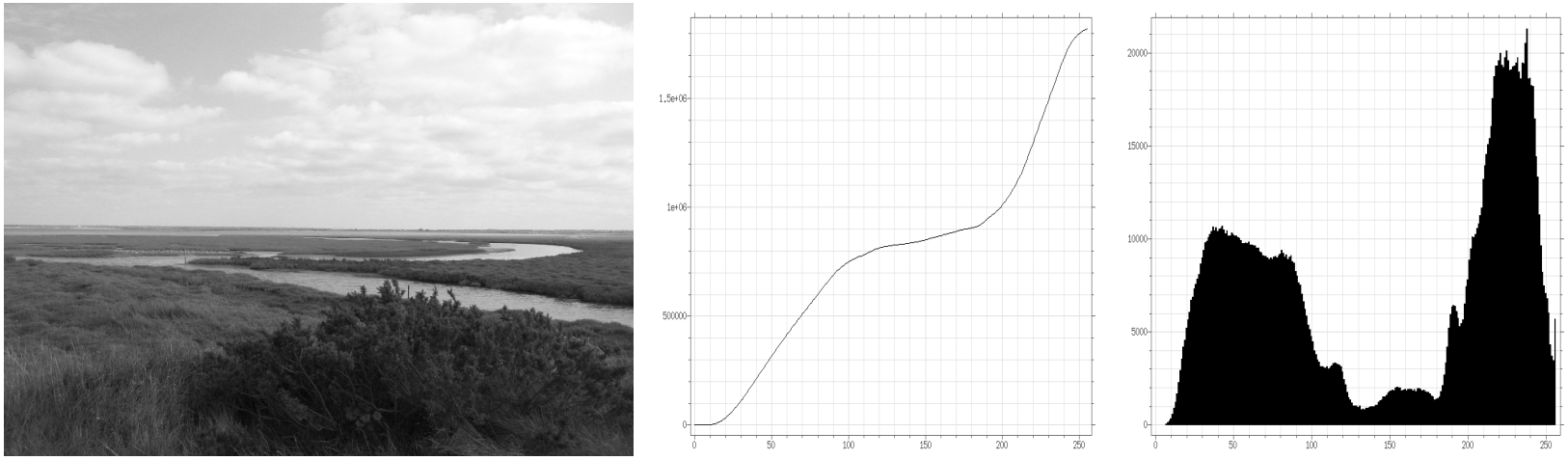
Histogramme h_u de $u = DH_u =$ dérivée de H_u au sens des distributions.

$$h_u = \sum_{i=0}^{n-1} h_i \delta_{y_i}, \quad \text{où} \quad h_i = \frac{1}{|\Omega|} \left|\{\mathbf{x} \in \Omega;\ u(\mathbf{x}) = y_i\}\right|.$$

Remarques :

- h_u peut être vu comme une distribution de probabilité sur $\mathbb{R}$.
- Aux effets de discrétisation près, h_u est invariant aux transformations géométriques de type similitude sur l'image.

Histogramme d'une image



Ici $Y = \{y_0, \ldots y_{n-1}\} = \{0, \ldots 255\}$ (image sur 8 bits).

Changement de contraste

On appelle changement de contraste une fonction $g : \mathbb{R} \to \mathbb{R}$ croissante. Ce changement de contraste transforme l'image u en $g(u)$ (opération non linéaire en général, globale sur l'image).

Si u est à valeur dans $\{y_0, \dots y_{n-1}\}$, $g(u)$ est à valeurs dans $\{g(y_0), \dots g(y_{n-1})\}$ et

$$h_{g(u)} = \sum_{i=0}^{n-1} h_i \delta_{g(y_i)}$$

$$\forall \lambda \in \mathbb{R}, \quad H_{g(u)}(\lambda) =$$

Changement de contraste

On appelle changement de contraste une fonction $g : \mathbb{R} \to \mathbb{R}$ croissante. Ce changement de contraste transforme l'image u en $g(u)$ (opération non linéaire en général, globale sur l'image).

Si u est à valeur dans $\{y_0, \dots y_{n-1}\}$, $g(u)$ est à valeurs dans $\{g(y_0), \dots g(y_{n-1})\}$ et

$$h_{g(u)} = \sum_{i=0}^{n-1} h_i \delta_{g(y_i)}$$

$$\forall \lambda \in \mathbb{R}, \quad H_{g(u)}(\lambda) = H_u[\underbrace{\max_{g(y_j) \leq \lambda} y_j}_{\text{pseudo-inverse discret de } g}].$$

Changement de contraste

En particulier, si $g : \mathbb{R} \to \mathbb{R}$ est un changement de contraste strictement croissant,

$$\forall \mathbf{x} \in \Omega,\ H_{g(u)}(g \circ u(\mathbf{x})) = H_u(u(\mathbf{x})).$$

- si g est continue et strictement croissante, elle est inversible et

$$\forall \lambda \in \mathbb{R},\ \ H_{g(u)}(\lambda) = H_u \circ g^{-1}(\lambda).$$

- si g n'est pas strictement croissante, il peut y avoir **perte d'information** (plusieurs $g(y_i)$ pouvant être égaux).

Spécification d'histogramme

But : Soient une **image** u et une **distribution** de probabilité μ, on cherche un changement de contraste g tel que

$$h_{g(u)} \text{ soit } \textit{le plus proche possible} \text{ de } \mu.$$

Problème : que signifie $\ll$ *le plus proche possible* $\gg$?

Spécification d'histogramme

But : Soient une **image** u et une **distribution** de probabilité μ, on cherche un changement de contraste g tel que

$$h_{g(u)} \text{ soit } \textit{le plus proche possible} \text{ de } \mu.$$

Problème : que signifie « *le plus proche possible* » ?

• Si l'on souhaite que $H_{g(u)}$ et F_μ coïncident sur les valeurs prises par l'image $g(u)$, et que F_μ est strictement croissante, une solution possible est de choisir

$$g = F_\mu^{[-1]} \circ H_u.$$

C'est la solution généralement préconisée dans la littérature de traitement des images.

Spécification d'histogramme

But : Soient une **image** u et une **distribution** de probabilité μ, on cherche un changement de contraste g tel que

$$h_{g(u)} \text{ soit } \textit{le plus proche possible} \text{ de } \mu.$$

Problème : que signifie « *le plus proche possible* » ?

• Si on l'interprète au sens de la distance L^2 entre les fonctions de répartition $H_{g(u)}$ et F_μ, et que F_μ est strictement croissante, la solution est donnée par

$$g(y_i) = F_\mu^{-1} \circ \left(\frac{H_u[y_i] + H_u[y_{i-1}]}{2} \right).$$

Remarque : le résultat reste vrai si l'on remplace la distance L^2 par n'importe quel $\int C(|H_{g(u)} - F_\mu|)$ avec $C : \mathbb{R}^+ \to \mathbb{R}^+$ telle que $C(0) = 0$ et $C(1) = 1$.

Spécification d'histogramme

But : Soient une **image** u et une **distribution** de probabilité μ, on cherche un changement de contraste g tel que

$$h_{g(u)} \text{ soit } \textit{le plus proche possible} \text{ de } \mu.$$

Problème : que signifie « *le plus proche possible* » ?

• Si on l'interprète au sens du *transport optimal pour un coût quadratique* entre les distributions μ et $h_{g(u)}$, cela revient à chercher g qui minimise

$$\int_0^1 |H_{g(u)}^{-1}(t) - F_\mu^{-1}(t)|^2 dt,$$

où F_μ est la fonction de répartition de μ. La solution est donnée par

$$g(y_i) = \frac{1}{h_i} \int_{H_u[y_i]}^{H_u[y_{i+1}]} F_\mu^{-1}(t) dt.$$

- Les valeurs de g en dehors de $\{y_1, \ldots, y_{n-1}\}$ n'ont pas d'incidence sur le résultat.

Comment faire en pratique ?

Cas particulier : égalisation d'histogramme

Lorsque la distribution à atteindre μ est une distribution uniforme sur la dynamique de u, on parle d'égalisation d'histograme.

Consiste à appliquer à u le changement de contraste $g = H_u$.

Proposition : On a $H_{H_u \circ u}(\lambda) \leq \lambda$ pour tout λ, avec égalité aux valeurs $H_u(y_i)$.
L'histogramme de $H_u \circ u$ est donc proche d'un histogramme constant, au sens où une convolution avec un petit noyau gaussien le rend quasiment constant.

A rapprocher du résultat classique en probabilités : si F est continue et que X est une v.a. suivant la loi $F(dx)$, alors $F(X)$ a une loi uniforme sur $[0, 1]$.

Exemple d'égalisation d'histogramme

dark image



dark image equalized



bright image

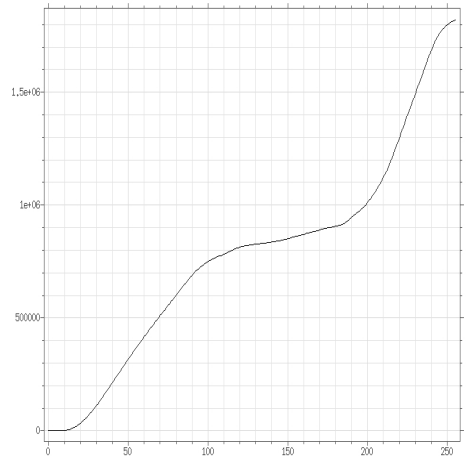


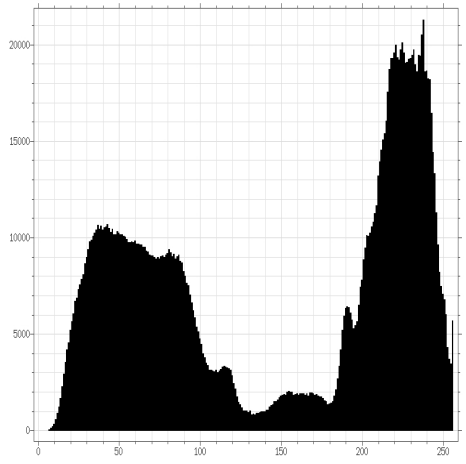
bright image equalized



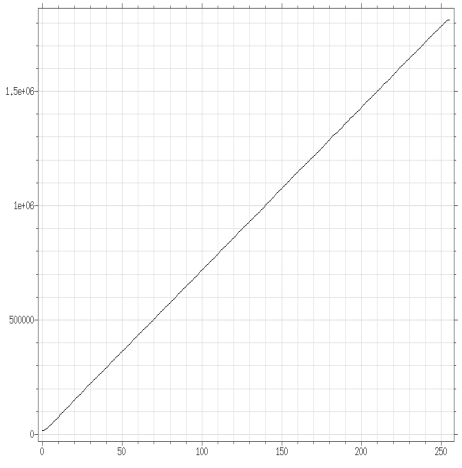
Exemple d'égalisation d'histogramme

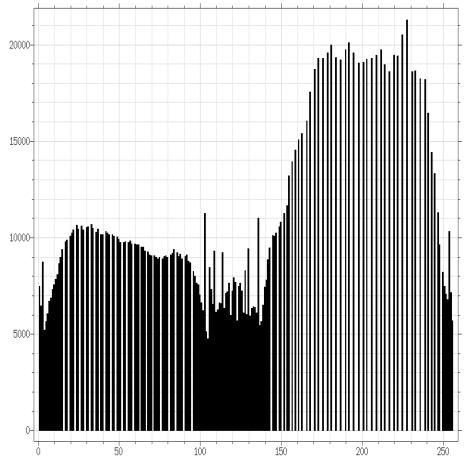












Perte d'information

Avant égalisation :



Après égalisation :



Augmentation du bruit de quantification





Augmentation du bruit de quantification





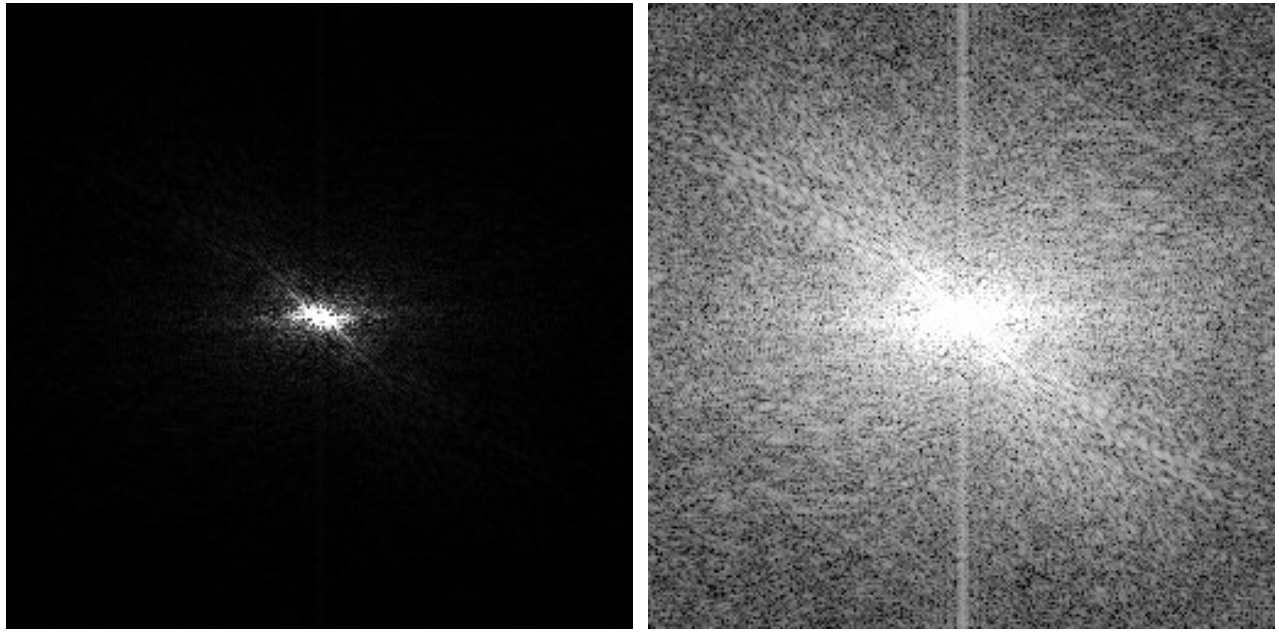
Transformations d'histogrammes simples

- "Contrast Stretching" : transformation linéaire de la dynamique. Utile pour images sur 12 bits n'utilisant qu'une partie de leur dynamique (ex : images satellitaires).
- Seuillage : u devient binaire. Utile si l'on sait que l'image d'origine était binaire (texte scanné), ou pour appliquer des transformations géométriques à l'image *via* ses ensembles de niveau.
- Négatif : utile pour images médicales (zones lumineuses = zones les moins denses).
- Echelle logarithmique : utile si l'image possède une dynamique très étalée. Ex : image d'une transformée de Fourier, images mal calibrées, etc...

Modifications locales du contraste

- *adaptive histogram equalization* : égalisation par blocs [PIzer et al. 1987] ;
- shape preserving local histogram modification, augmentation du contraste préservant la géométrie de l'image [Caselles et al, 1999].

Utilité de l'échelle logarithmique



Correction Gamma

Affichage non linéaire des moniteurs CRT (écrans cathodiques)

$$I = V^{\gamma}, \quad \text{avec} \quad \gamma \simeq 2.5.$$

$\hookrightarrow$ inhérent à la technologie CRT, reproduit dans les écrans LCD.

Conséquence : les images apparaissent plus sombres qu'elles ne le sont réellement.





Correction Gamma

Affichage non linéaire des moniteurs CRT (écrans cathodiques)

$$I = V^{\gamma}, \quad \text{avec} \quad \gamma \simeq 2.5.$$

$\hookrightarrow$ inhérent à la technologie CRT, reproduit dans les écrans LCD.

Conséquence : les images apparaissent plus sombres qu'elles ne le sont réellement.





Correction Gamma

Correction à la prise de vue : les appareils de prise de vue (appareils photos, scanners) effectuent une correction destinée à compenser cette non-linéarité.

$$V_{corrige} = V_{reel}^{\frac{1}{\gamma}}.$$

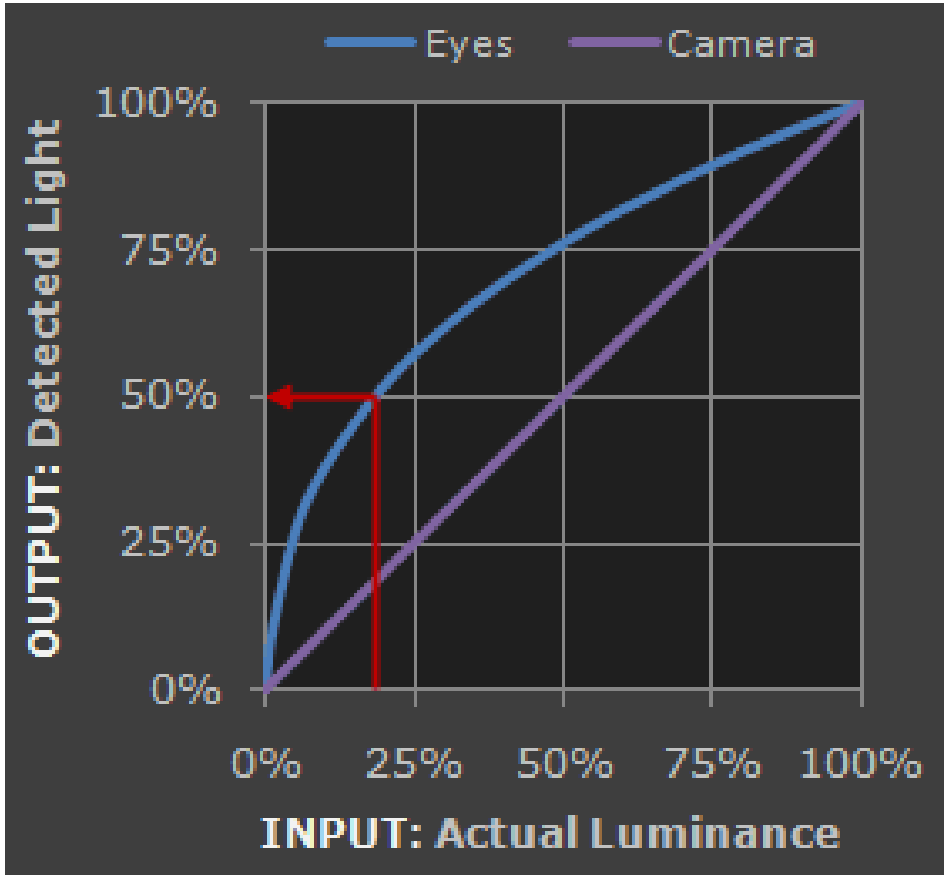
Matrices CCD linéaires $\rightarrow$ correction Gamma du signal $1/2.5 = 0.4$ puis quantification uniforme.

Permet à la fois de :

1. compenser la non-linéarité des écrans CRT
2. optimiser l'encodage des niveaux de gris pour qu'il corresponde mieux à la perception humaine !

Correction Gamma

Perception visuelle humaine : lumière perçue fonction non linéaire de la luminance reçue.



Effet sur l'histogramme de l'ajout de bruit sur l'image

Bruit additif : ajout d'un bruit b à la variable aléatoire u, $u_b = u + b$.
$u + b$ variable aléatoire de densité $h_u * h_b$.

- b bruit Gaussien $\mathcal{N}(0, \sigma^2) \rightarrow$
- b bruit uniforme $\rightarrow$

Bruit impulsionnel :

Effet sur l'histogramme de l'ajout de bruit sur l'image

Bruit additif : ajout d'un bruit b à la variable aléatoire u, $u_b = u + b$.
$u + b$ variable aléatoire de densité $h_u * h_b$.

- b bruit Gaussien $\mathcal{N}(0, \sigma^2) \rightarrow$ histogramme convolué avec une gaussienne centrée d'écart-type σ.
- b bruit uniforme $\rightarrow$

Bruit impulsionnel :

Effet sur l'histogramme de l'ajout de bruit sur l'image

Bruit additif : ajout d'un bruit b à la variable aléatoire u, $u_b = u + b$.
$u + b$ variable aléatoire de densité $h_u * h_b$.

- b bruit Gaussien $\mathcal{N}(0, \sigma^2) \rightarrow$ histogramme convolué avec une gaussienne centrée d'écart-type σ.
- b bruit uniforme $\rightarrow$ histogramme convolué avec une fonction porte.

Bruit impulsionnel :

Effet sur l'histogramme de l'ajout de bruit sur l'image

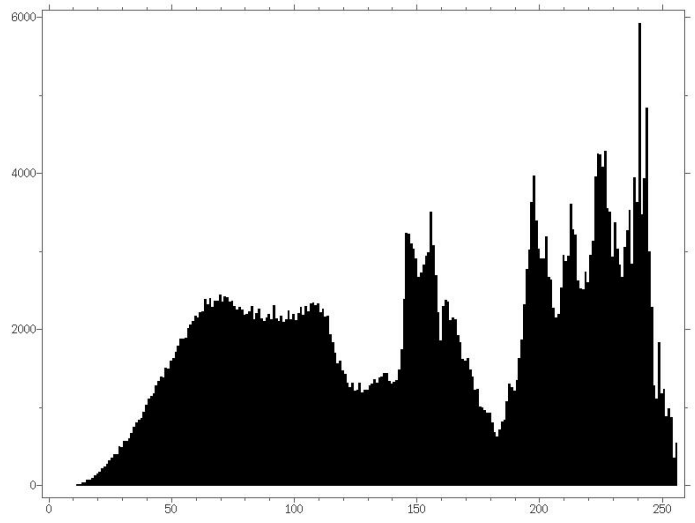
Bruit additif : ajout d'un bruit b à la variable aléatoire u, $u_b = u + b$.
$u + b$ variable aléatoire de densité $h_u * h_b$.

- b bruit Gaussien $\mathcal{N}(0, \sigma^2) \rightarrow$ histogramme convolué avec une gaussienne centrée d'écart-type σ.
- b bruit uniforme $\rightarrow$ histogramme convolué avec une fonction porte.

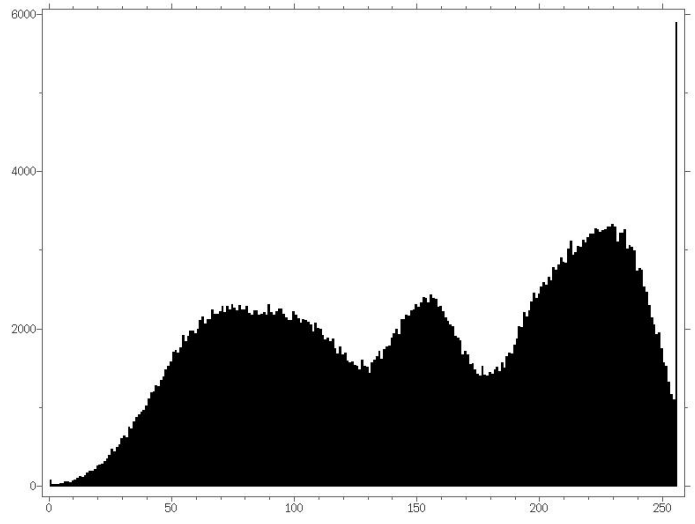
Bruit impulsionnel : $u_b = (1 - X)u + XY$ où X suit une loi de Bernouilli de paramètre θ et Y une loi uniforme sur $\{0, \ldots 255\}$.
$\Rightarrow u_b$ variable aléatoire de densité $\frac{1}{256}\theta + (1 - \theta)h_u$.

Exemple avec un bruit Gaussien ($\sigma = 10$)









Carte topographique

Représentation d'images introduite par Caselles *et al* à la fin des années 90.
Manière élégante de représenter complètement l'information géométrique d'une image tout en restant indépendant de son contraste.

Vicent Caselles and Bartomeu Coll and Jean-Michel Morel, Topographic Maps and Local Contrast Changes in Natural Images, Int. J. Comput. Vision, vol.33, no 1, 1999.

Les ensembles de niveau supérieur de $u : \Omega \to \mathbb{R}$ sont les ensembles

$$\chi_\lambda(u) = \{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^2; u(\mathbf{x}) \geq \lambda\},$$

où $\lambda \in \mathbb{R}$.
Les ensembles de niveau inférieurs $\chi^\mu(u)$ sont définis de la même manière en inversant l'inégalité.





Carte topographique - propriétés

- Si g est strictement croissante,

$$\chi_{g(\lambda)}(g \circ u) = \chi_\lambda(u)$$

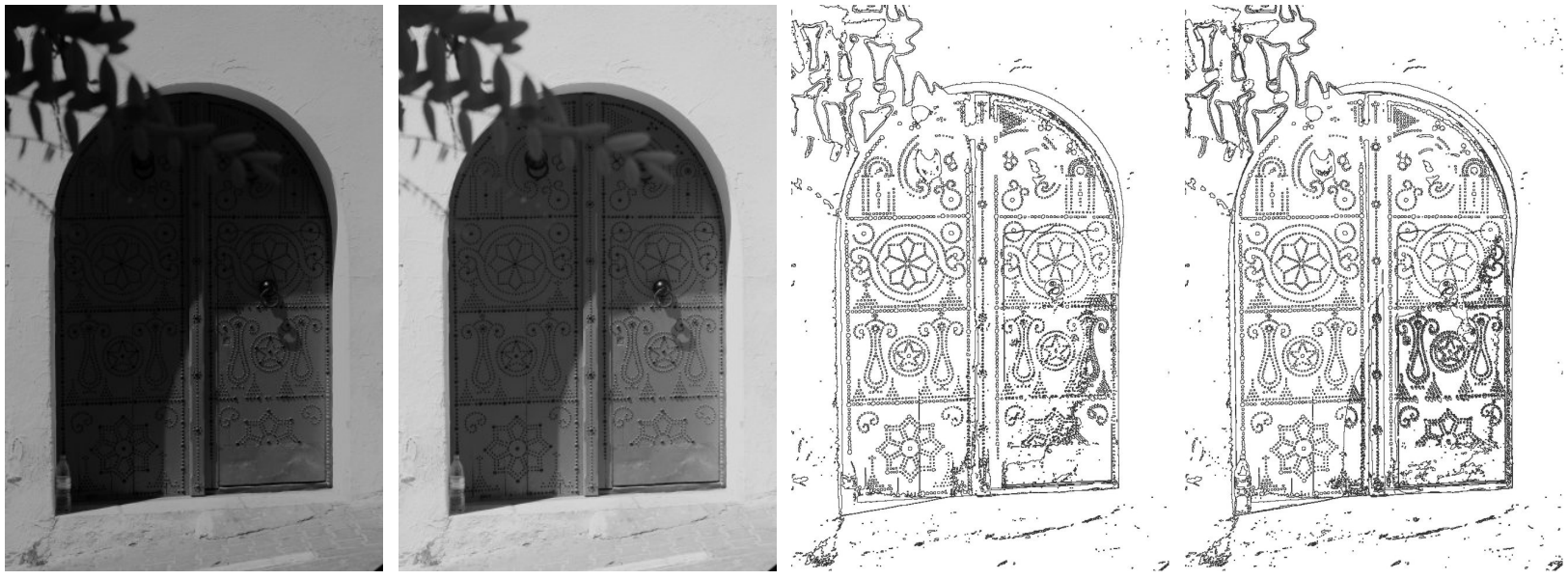
$\Rightarrow$ les ensembles de niveau ne dépendent pas du contraste global de l'image.

- u peut être totalement reconstruite à partir de ses ensembles de niveau (principe de superposition),

$$\forall x \in \Omega, u(x) = \sup\{\lambda | x \in \chi_\lambda(u)\}.$$

L'ensemble des composantes connexes des ensembles de niveau supérieur (resp. inférieur) a une structure d'arbre. Ces deux arbres peuvent être fusionnés en un unique "arbre des formes".
Les "formes" sont des composantes connexes dont on a bouché les trous. Si u est suffisamment régulière, on peut définir ses lignes de niveau comme les composantes connexes des bords topologiques de ces formes.

Carte topographique



Deux images ayant le même contenu géométrique (l'image de droite a été obtenue en appliquant un changement de contraste à celle de gauche). A droite, quelques lignes de niveau de ces images. Les petites différences sont dues à des problèmes de quantification.

Carte topographique

On peut introduire des opérateurs $T : \mathbb{R}^\Omega \to \mathbb{R}^\Omega$ tels que

$$T(g \circ u) = g \circ T(u), \qquad \text{pour toute fonction } g \text{ croissante.}$$

De tels opérateurs agissent en réalité sur les ensembles de niveau de l'image : point de vue de la morphologie mathématique.

Deuxième partie II

Comparaison et interpolation d'histogrammes

Comparaison d'images



Copyright : Lionel Moisan.

Comparaison d'images



Copyright : Lionel Moisan.

Comparaison d'images



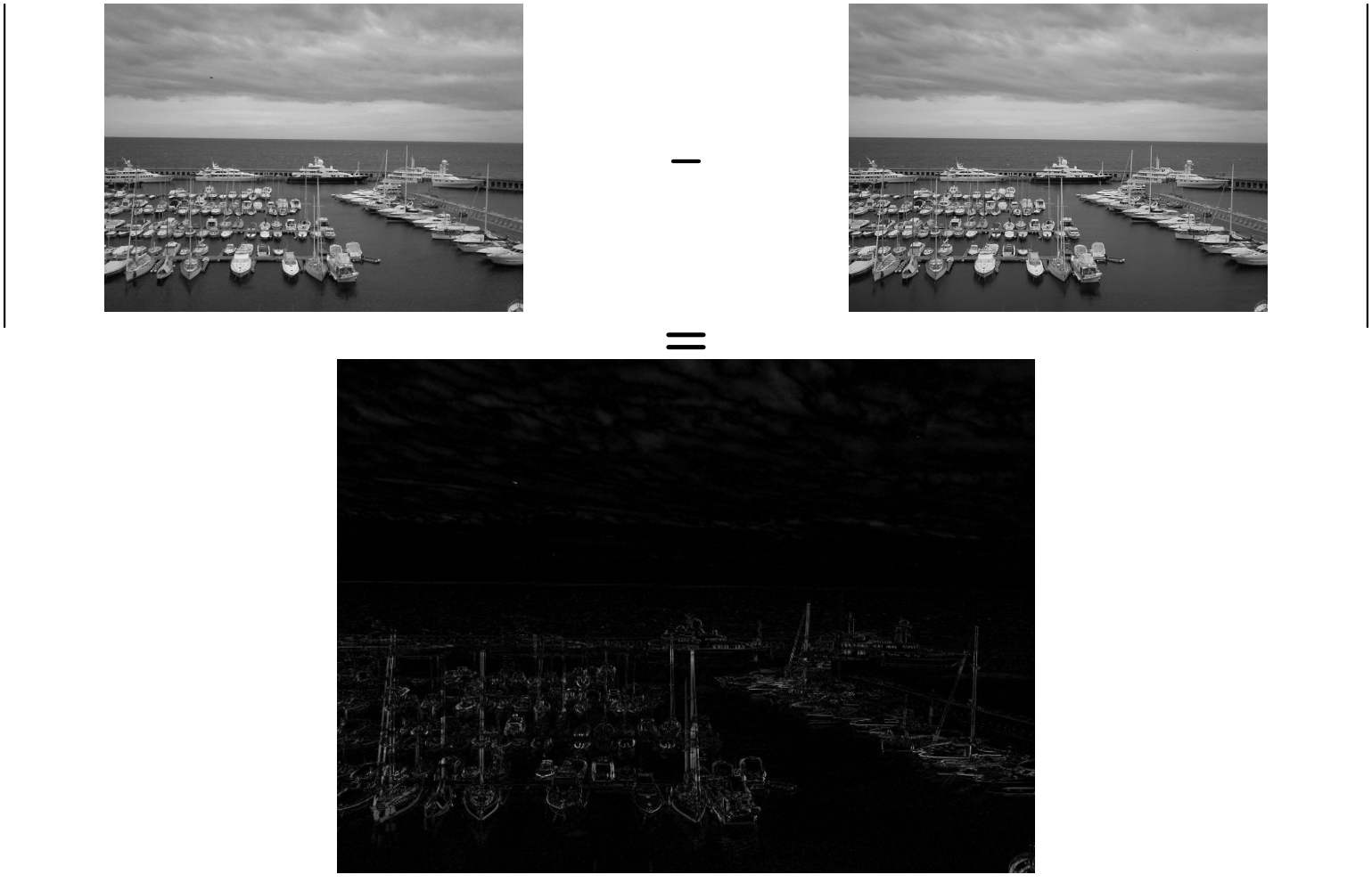
Comparaison d'images



Comparaison d'images



Comparaison d'images



Motivations

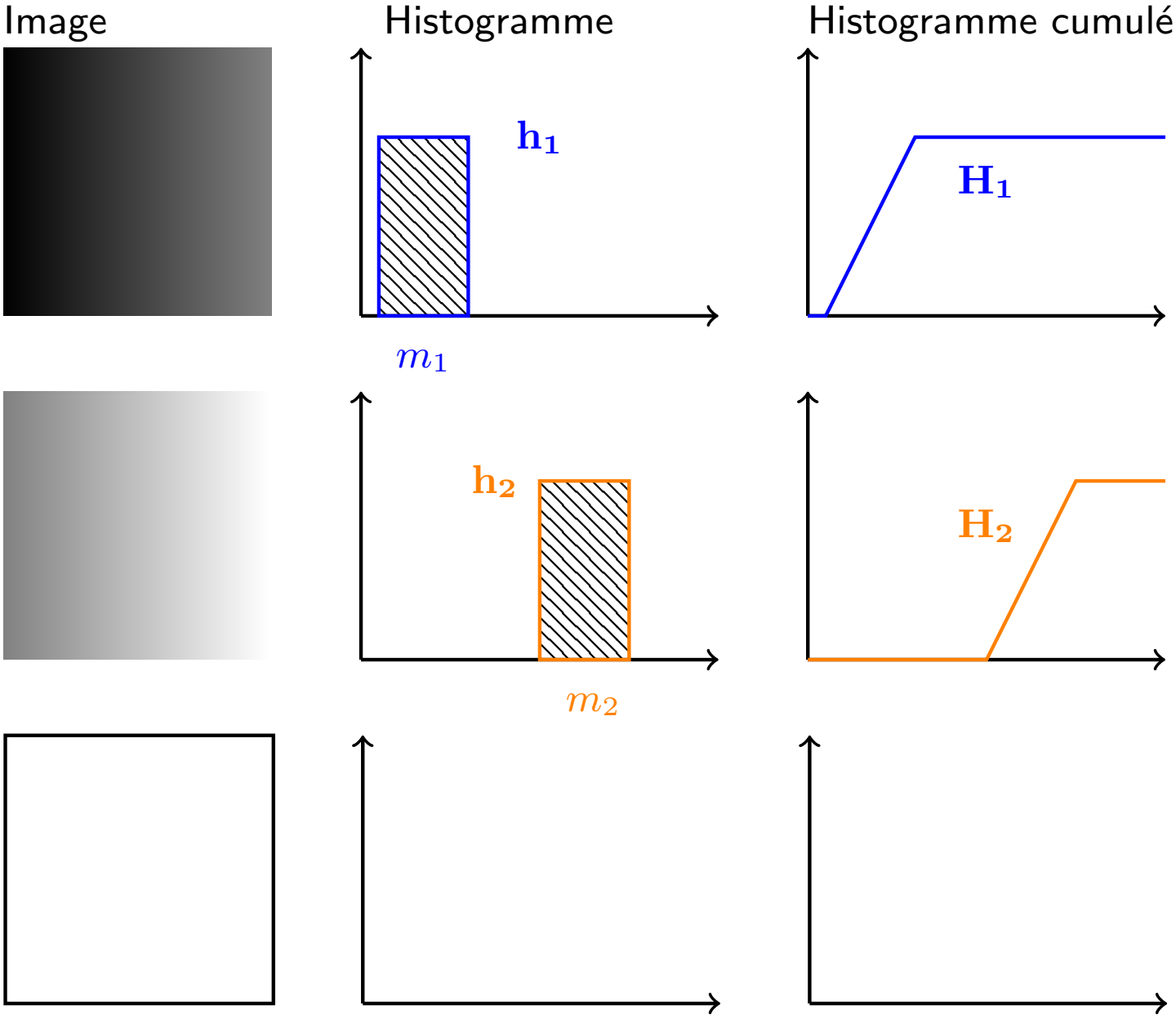
Comparaison du contenu de deux images

Correction ou transformation de la radiométrie ou la palette de couleurs d'une image (ou d'un ensemble d'images).

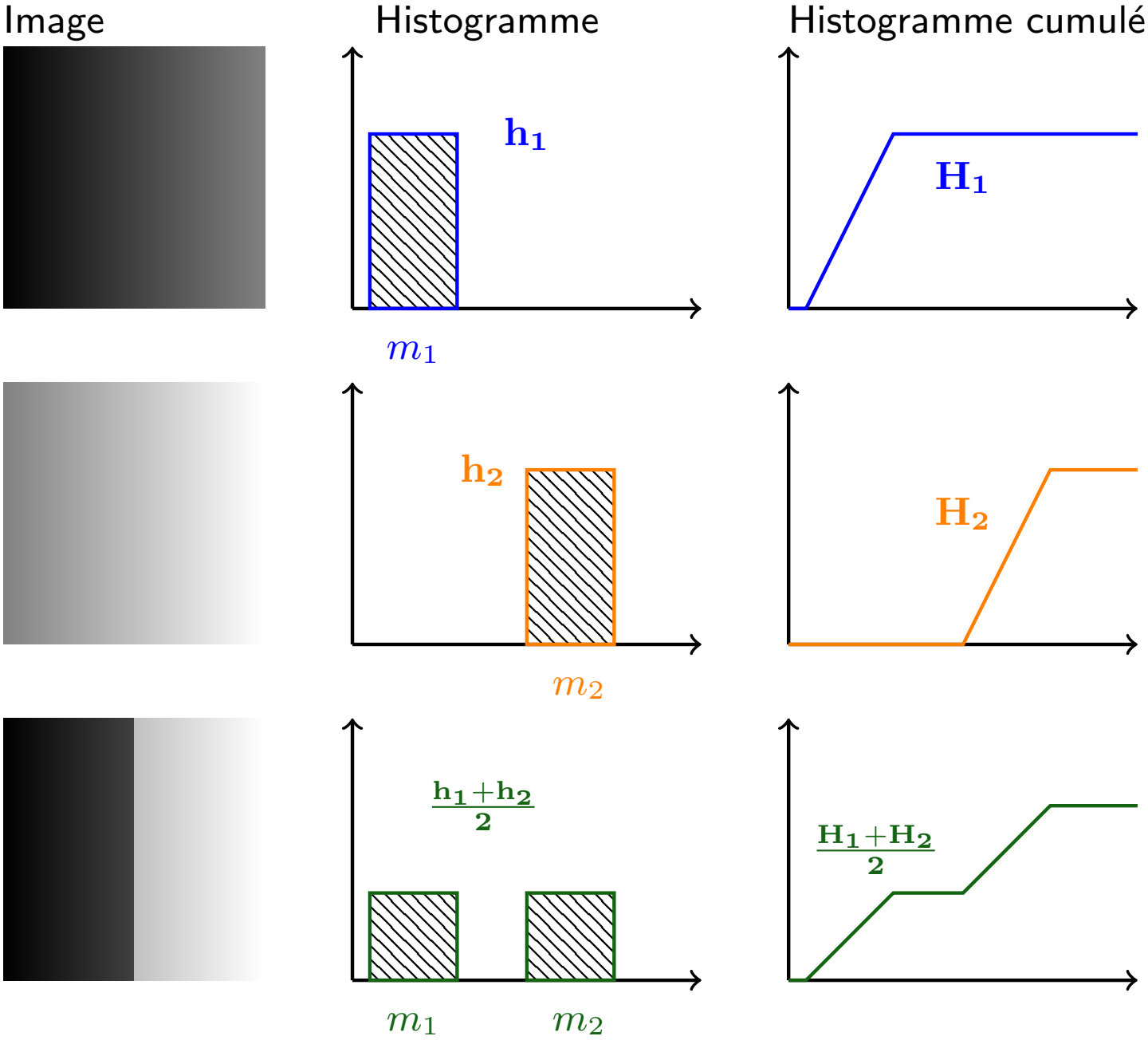
- radiométrie ou palette de couleurs commune à N images ;
- correction du flicker dans les films ;
- spécification d'images en couleurs : corriger les dégradations de couleurs, effet "jour pour nuit" au cinéma, etc...

Nécessité d'une notion de distance et d'une notion d'interpolation entre distributions de niveaux de gris / de couleurs.

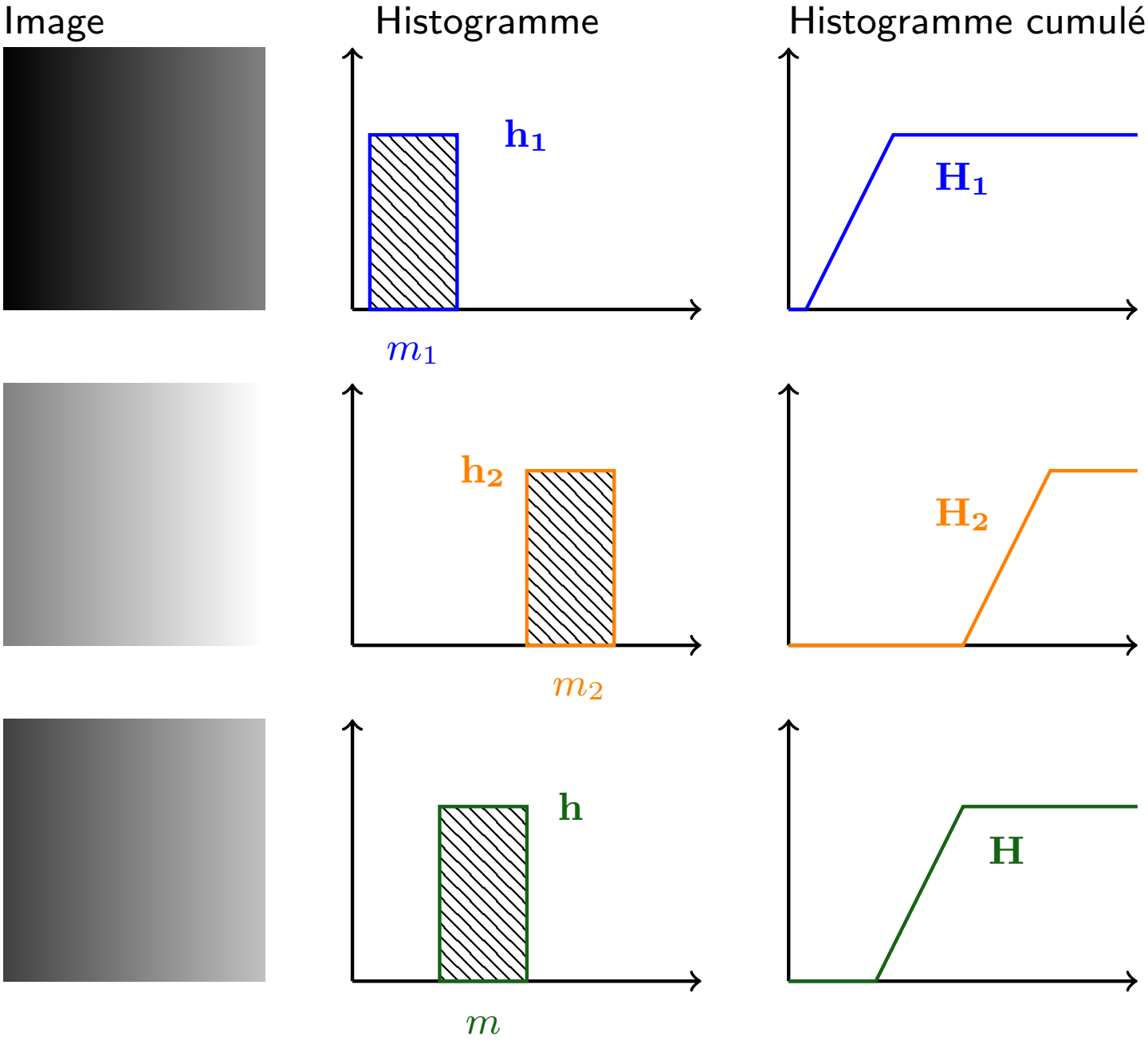
Quelle interpolation entre deux histogrammes 1D ?



Quelle interpolation entre deux histogrammes 1D ?



Quelle interpolation entre deux histogrammes 1D ?



Midway

Histogramme Midway [Delon, 2004] entre h_u et h_v (barycentre de Kantorovich).

$$H_{midway} = \left(\frac{H_u^{-1} + H_v^{-1}}{2} \right)^{-1}.$$



u



v

L'égalisation *midway* consiste à appliquer à u et v les changements de contraste

$$g_u = H_{midway}^{[-1]} \circ H_u = \frac{1}{2}(Id + H_v^{[-1]} \circ H_u) \quad \text{et} \quad g_v = \frac{1}{2}(Id + H_u^{[-1]} \circ H_v). \quad (1)$$

$\rightarrow$ les images $g_u(u)$ et $g_v(v)$ ont des distributions quasi identiques, très proches de h_{midway}.

Midway

Histogramme Midway [Delon, 2004] entre h_u et h_v (barycentre de Kantorovich).

$$H_{midway} = \left(\frac{H_u^{-1} + H_v^{-1}}{2} \right)^{-1}.$$



u



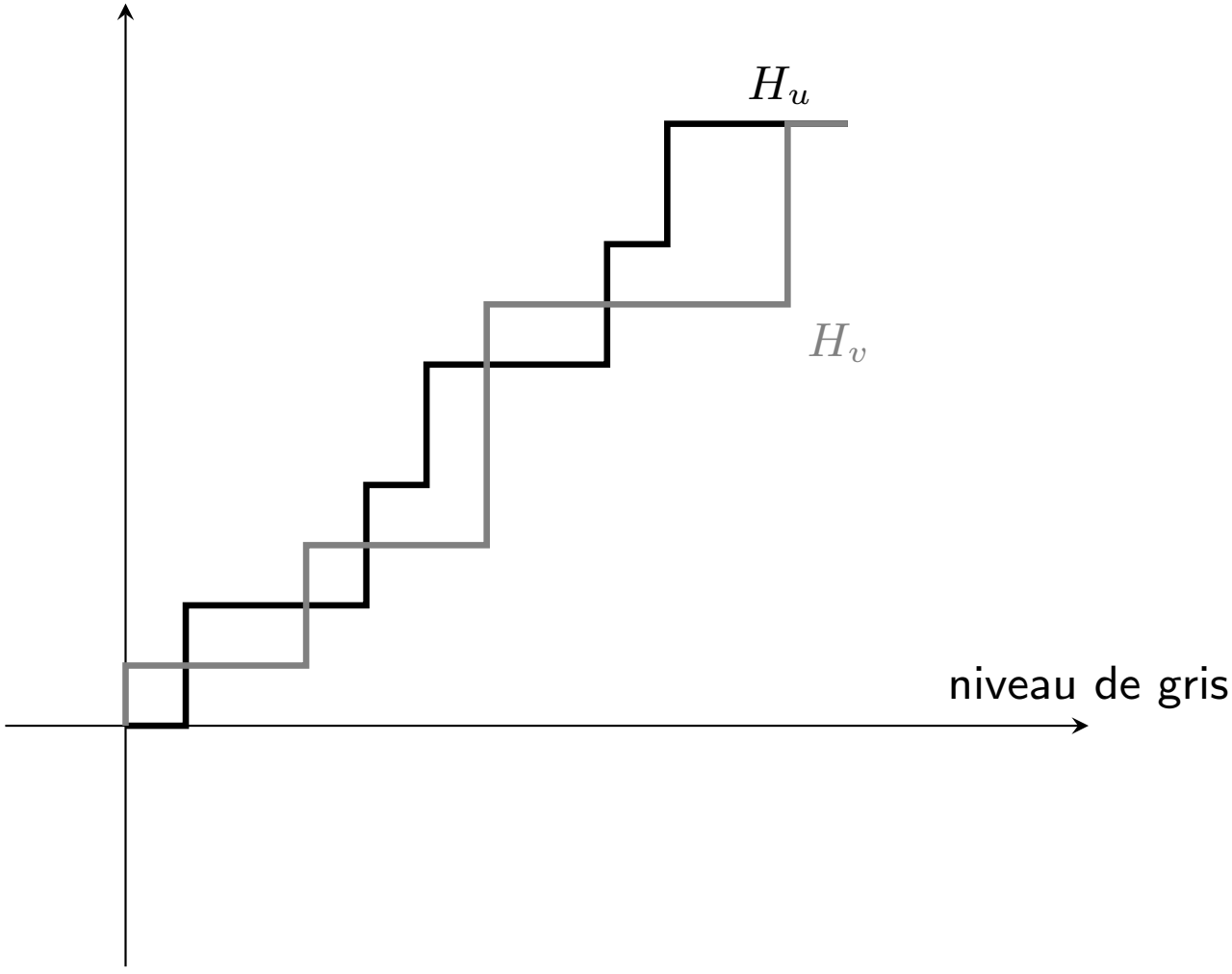
v

L'égalisation *midway* consiste à appliquer à u et v les changements de contraste

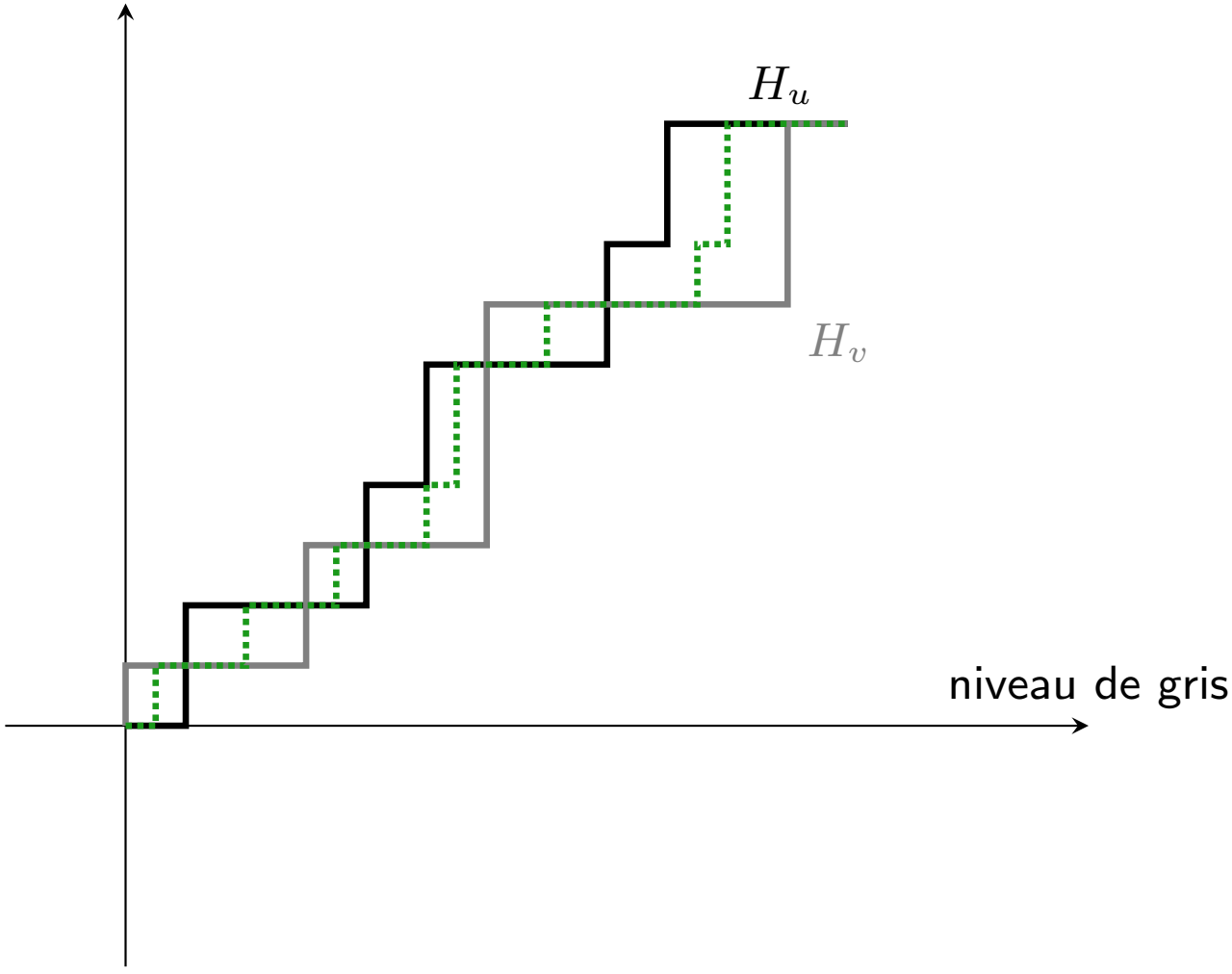
$$g_u = H_{midway}^{[-1]} \circ H_u = \frac{1}{2}(Id + H_v^{[-1]} \circ H_u) \quad \text{et} \quad g_v = \frac{1}{2}(Id + H_u^{[-1]} \circ H_v). \quad (1)$$

$\rightarrow$ les images $g_u(u)$ et $g_v(v)$ ont des distributions quasi identiques, très proches de h_{midway}.

Midway

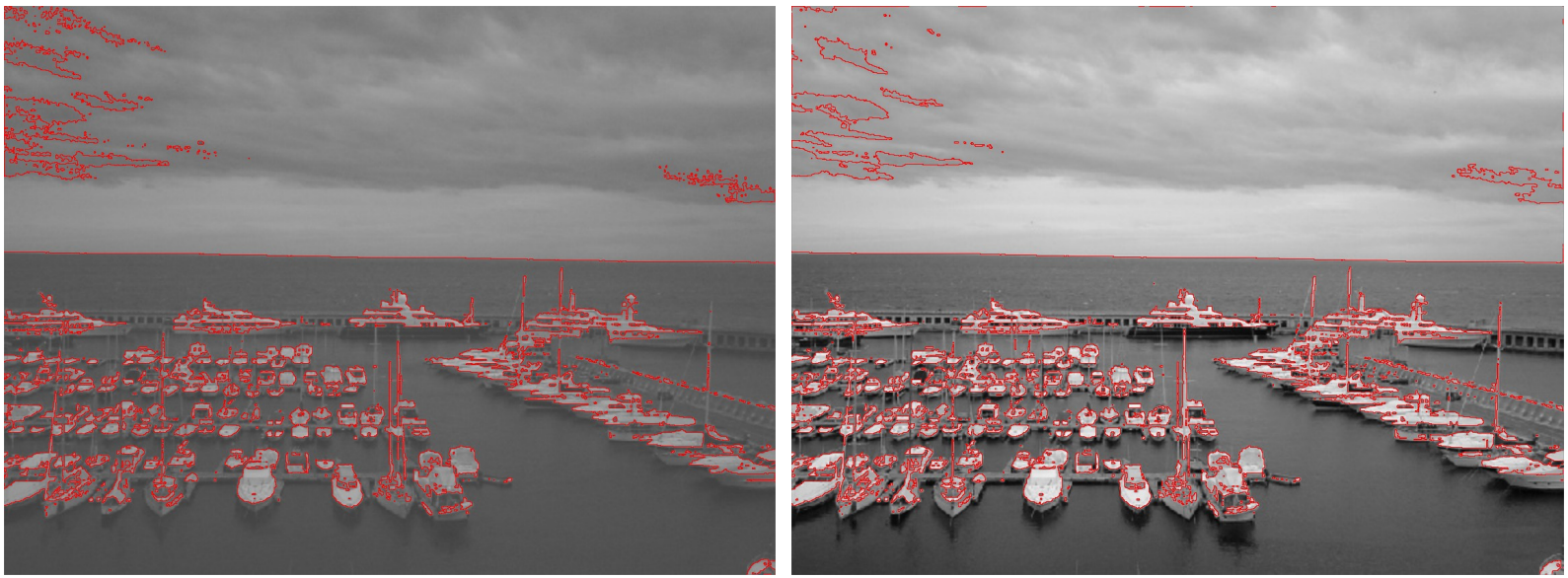


Midway



Action sur les ensembles de niveau

Action sur les ensembles de niveau : les niveaux de gris de même rang dans les deux images sont moyennés entre eux.



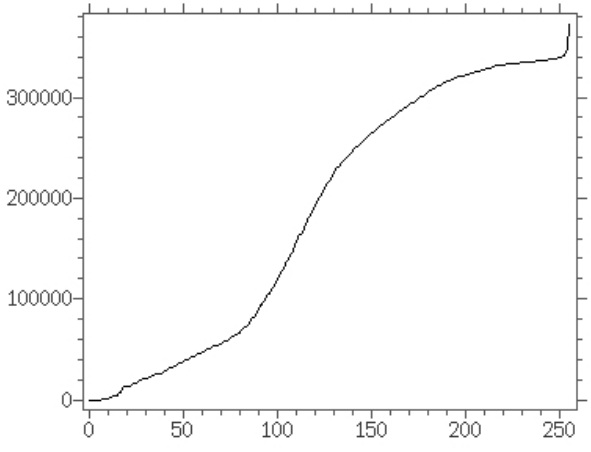
Ensembles de niveaux de gris médians dans les deux images (niveau de gris 71 dans la première image, et 155 dans la deuxième).

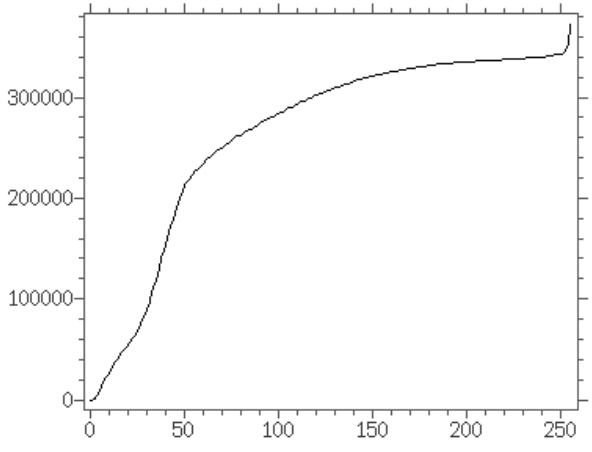
Exemples

Avant égalisation mi-chemin







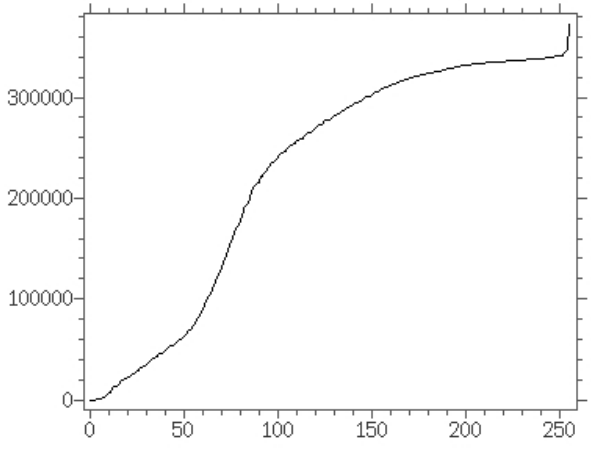


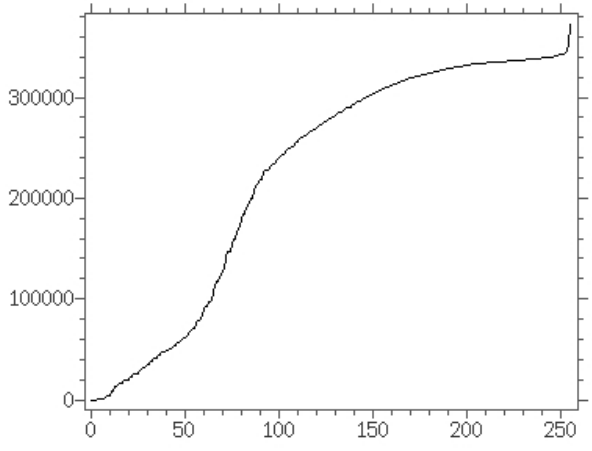
Exemples

Après égalisation mi-chemin









Exemples

Avant égalisation mi-chemin



Exemples

Avant égalisation mi-chemin



Exemples

Après égalisation mi-chemin



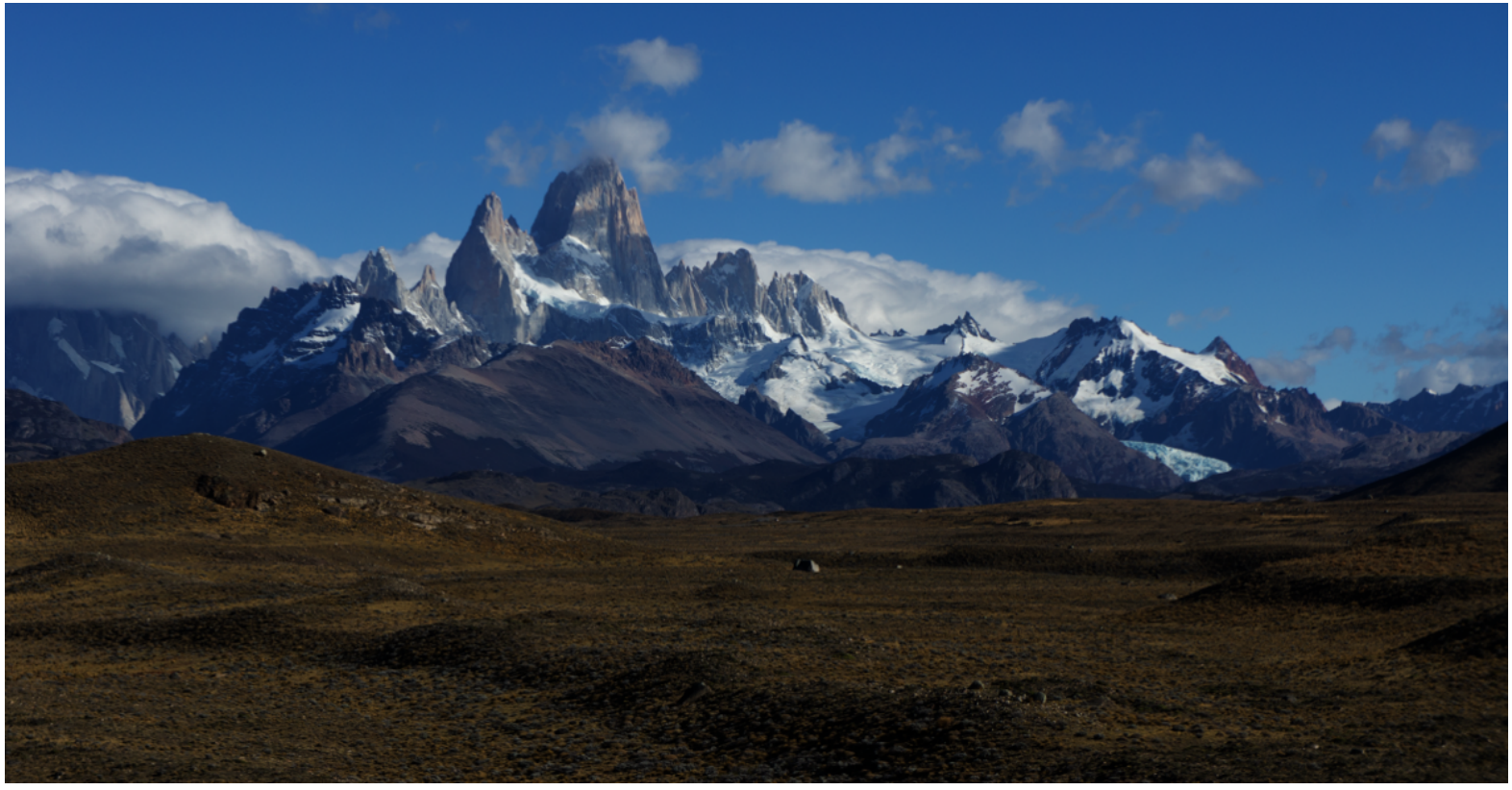
Exemples

Après égalisation mi-chemin



Exemples

Avant égalisation mi-chemin



Exemples

Avant égalisation mi-chemin



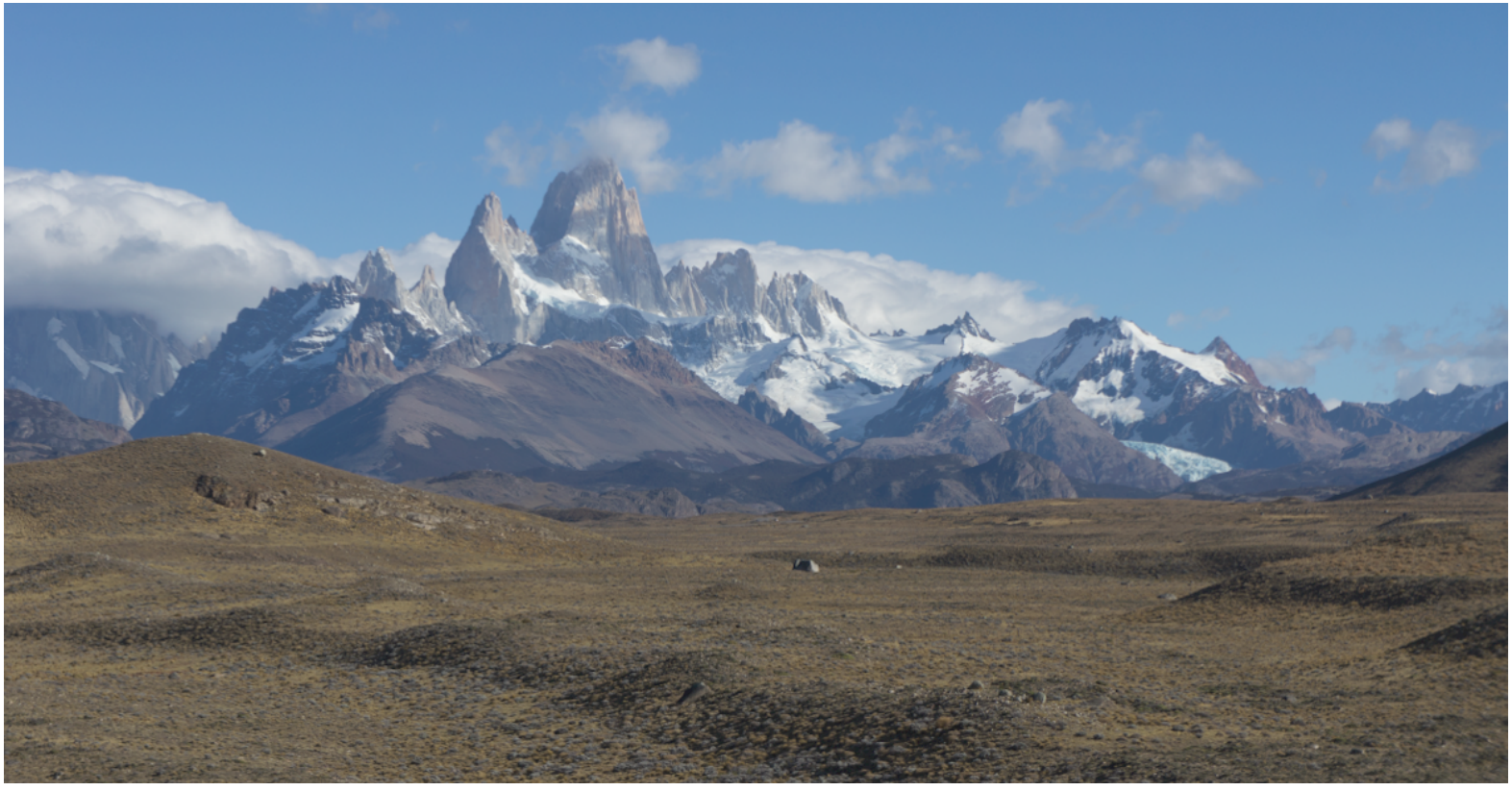
Exemples

Après égalisation mi-chemin



Exemples

Après égalisation mi-chemin



Application en imagerie satellitaire

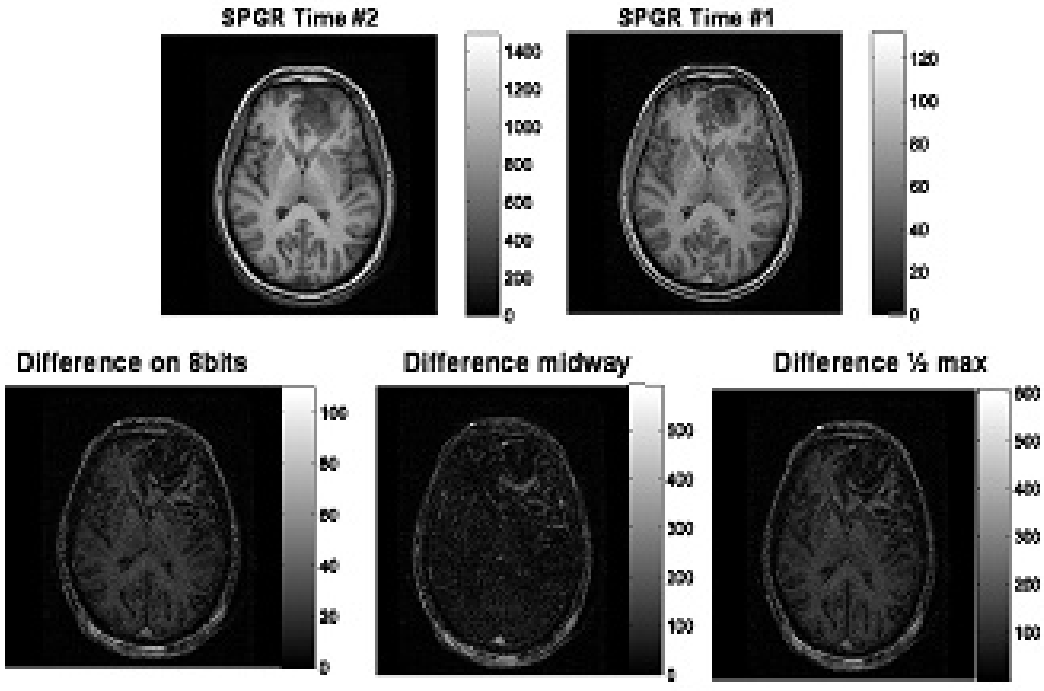




Application en imagerie satellitaire



Application en imagerie médicale



http://www.ipol.im/pub/art/2016/140/



IPOL Journal · Image Processing On Line

HOME · ABOUT · ARTICLES · PREPRINTS · WORKSHOPS · NEWS · SEARCH

Implementation of the Midway Image Equalization

article | demo | archive

Please cite the reference article if you publish results obtained with this online demo.

Please select or upload the image pair to register.

Select Data

Click on an image to use it as the algorithm input.



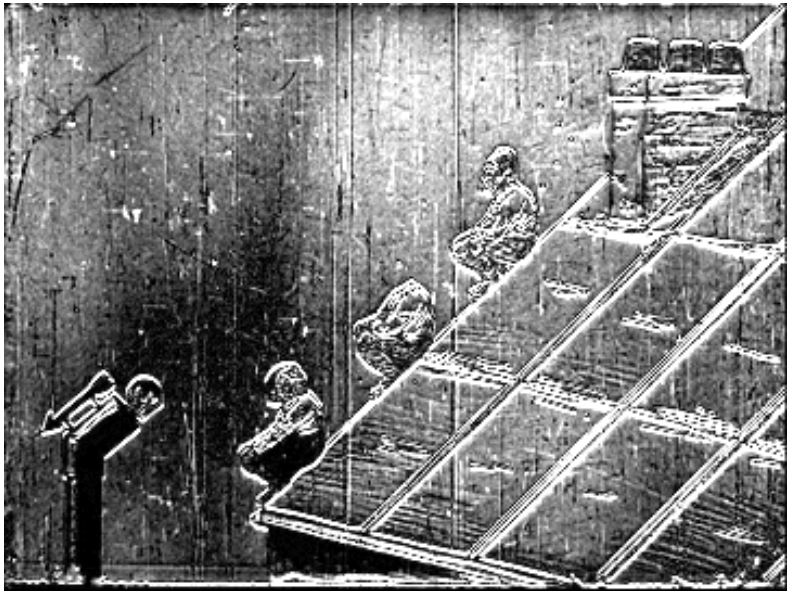
Réduction du flicker

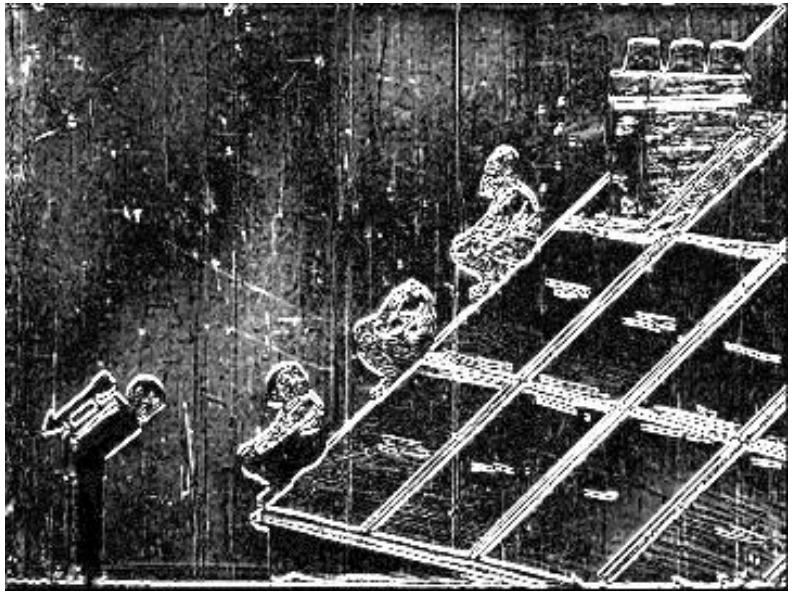


Réduction du flicker

Correction globale [Delon, 2006]

$$\mathrm{STE}[u_t](x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \int e^{-(t-s)^2/2\sigma^2} \underbrace{H_s^{-1} \circ \underbrace{H_t(u_t(x))}_{\text{rang de } x \text{ dans } u_t}}_{\text{niveau de gris du pixel ayant le même rang dans } u_s} ds.$$





Correction globale pas toujours suffisante !

Flicker local : Invisible sur une image fixe





Flicker local : Invisible sur une image fixe



Flicker local : Invisible sur une image fixe



Interprétation

Remarque : soit k un entier, alors les ensembles $\{\mathbf{x},\ u_t(\mathbf{x}) = H_t^{-1}(k)\}$ correspondent aux "mêmes objets" quand t varie $\rightarrow$ **action sur les ensembles de niveau**.



$H_{u_t}^{-1}(0.5|\Omega|) = 73$ (1^{ere} image), 40 (2^e image), 48 (3^e) et 65 (4^e).

Réduction du flicker

- $u_t(\Lambda_x)$ *patch* centré en x, et H_{t,Λ_x} l'histogramme cumulé de ce patch,
- Estimation du mouvement : $\varphi_{t,s}(x) = \mathrm{Argmin}_y D(u_t(\Lambda_x), u_s(\Lambda_y))$, où D est à la fois discriminante et robuste aux changements de contraste (compromis).

Correction locale [Delon, Desolneux, 2010]

$$\mathrm{LStab}[u_t](x) = \frac{1}{Z_{t,x}} \int_s e^{-(t-s)^2/2\sigma^2} w_{t,x}(s, \varphi_{t,s}(x)) \underbrace{H^{-1}_{s,\Lambda_{\varphi_{t,s}(x)}} (\underbrace{H_{t,\Lambda_x}(u_t(x))}_{\text{rang de } x \text{ dans } u_t(\Lambda_x)})}_{\text{niveau de gris ayant le même rang dans } u_s(\Lambda_{\varphi_{t,s}(x)})} ds,$$

où

- $w_{t,x}(s,y) = e^{-D^2(u_t(\Lambda_x), u_s(\Lambda_y))/h^2}$, h un paramètre,
- $Z_{t,x}$ un facteur de normalisation.

Réduction du flicker



Avant restauration

Après restauration

Troisième partie III

Dynamique et quantification des images numériques

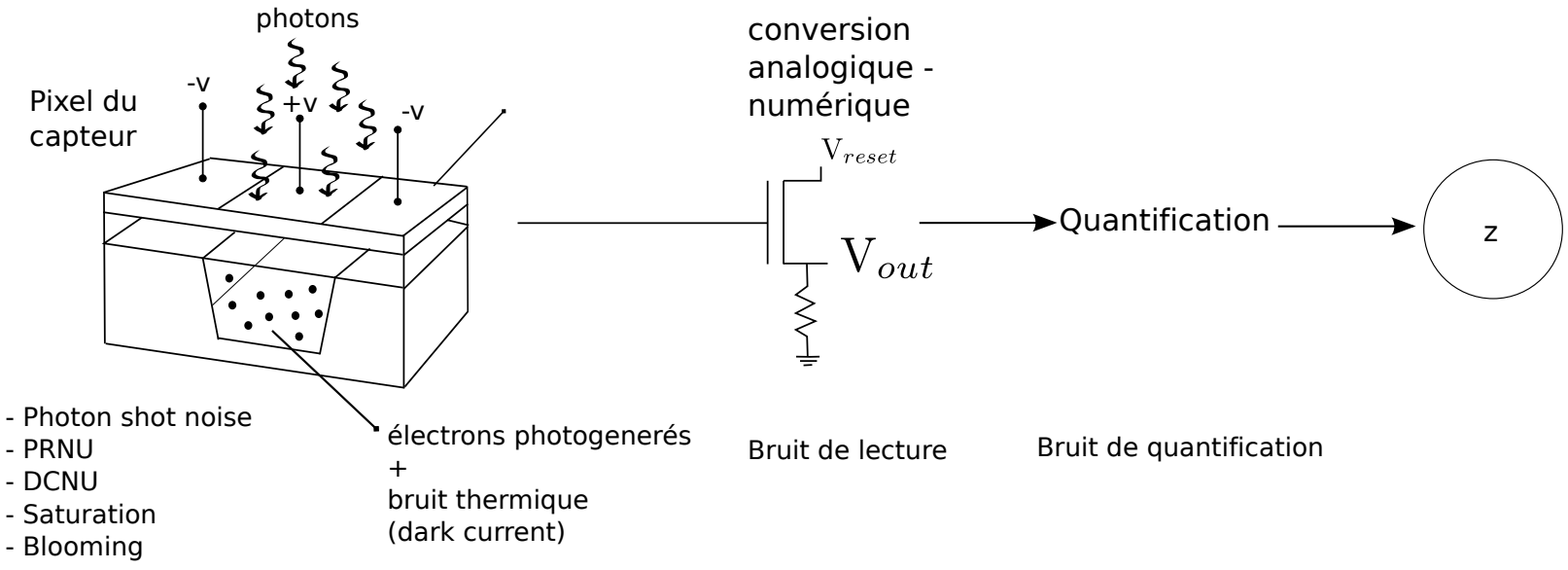
Plage dynamique et mécanisme d'adaptation

Le système visuel humain s'adapte à une grande plage de niveaux d'illumination.

condition	illumination en cd/m^2
étoile	10^{-3}
lune	10^{-1}
lumière artificielle	10^{2}
feuille blanche sous le soleil	10^{4}
soleil midi	10^{10}

- Système visuel humain : capacité d'adaptation d'environ 10 ordres de grandeur (5 à l'intérieur d'une même scène).
- Capteurs numériques : 4 ordres de grandeur pour les meilleurs capteurs (plutôt 3 sinon).
- Ecrans : 2 ou 3 ordres de grandeur.

Dynamique des images numériques



Copyright : Cecilia Aguerrebere.

Dynamique des images numériques

Photo d'une scène contenant une forte dynamique d'intensité.



La dynamique de la photographie est limitée $\rightarrow$ perte de détails dans les zones claires et/ou sombres.

Dynamique des images numériques

En photographie numérique

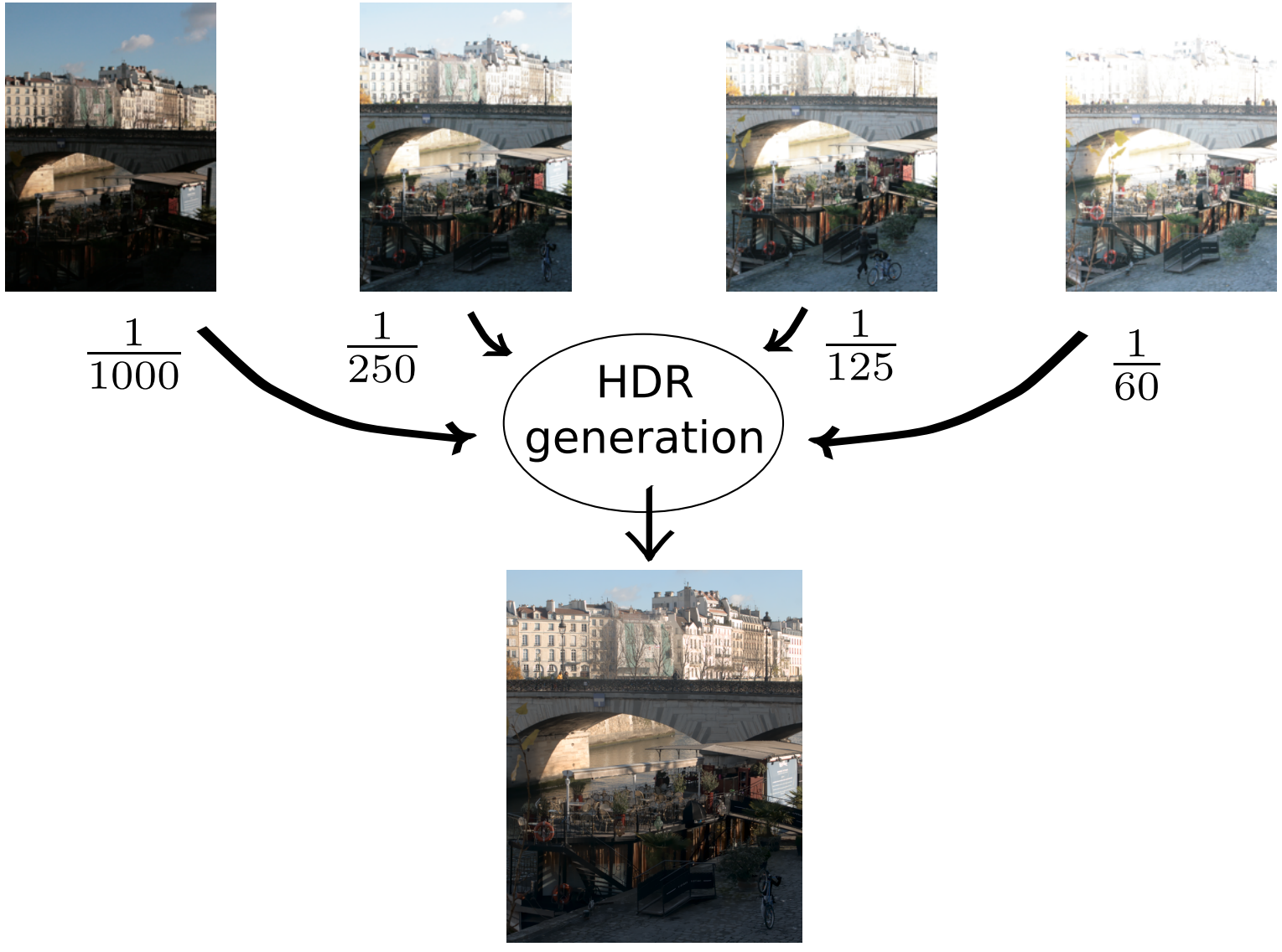
Miniaturisation des capteurs (smartphones, robotique) (1 milliard de photophones en 2012 !) $\Rightarrow$ Perte de qualité (bruit et dynamique)

Solution : fusion automatique d'images prises en rafale [Sony, Canon, Olympus...]

1. dynamique (fonction HDR) ;
2. débruitage (*burst denoising*) en basse lumière ; anti-flou de mouvement ;
3. panoramas.

Bons résultats uniquement dans des cas contraints (très peu de mouvement).

Création d'images HDR



génération HDR $\neq$ visualisation HDR (tone mapping)

High Dynamic Range Imaging



Gustave Le Gray, 1850. Combinaison de deux négatifs.

Quelques exemples d'images HDR









Un problème d'estimation

On suppose les images recalées (scène statique).

Pour chaque pixel

- **Entrée** : $z_1, \ldots, z_N$ valeurs observées pour différents temps d'exposition $\tau_1, \ldots, \tau_N$.
- **Sortie** : irradiance $I \simeq$ nombre moyen de photons qui atteignent le pixel par unité de temps

Chaque z_k vue comme la réalisation d'une variable aléatoire Z_k dont on connaît la loi :

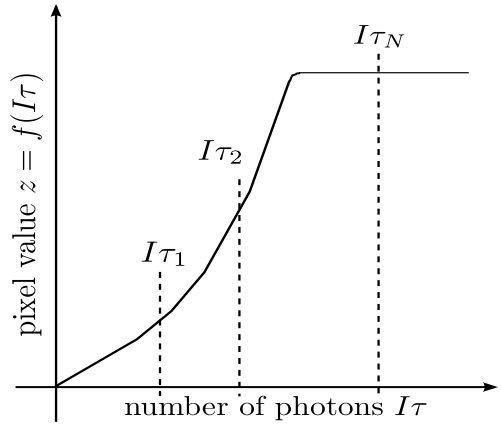
$$Z_k = f(a\mathcal{P}(I\tau_k) + \mathcal{N}(\mu_R, \sigma_R^2))$$

Etat de l'art

- Irradiance estimée comme une moyenne pondérée

$$\widehat{I} = \sum_j w(z_j) \frac{f^{-1}(z_j)}{\tau_j}, \quad \text{avec}$$

$\sum_j w(z_j) = 1.$



- *Exposure bracketing* proposé pour la première fois par [Mann & Picard, 1995].
- Différents schémas de pondération proposés dans la littérature.

  Gradient based [Mann & Picard, 1995]
  Fonction chapeau [Debevec & Malik, 1997]
  Snr based [Mitsunaga & Nayar, 1999]
  Snr-Hat [Reinhard et al., 2005]
  Variance based [Robertson et al., 1999],[Kirk & Andersen, 2006], Granados et al.[2010], [Hasinoff et al., 2010], [Aguerrebere et al. 2012].

Approche statistique [Aguerrebere et al. 2012]

On travaille avec des images RAW : réponse f linéaire avant saturation

Modèle de bruit (avant saturation)

$$Z_k \sim \mathcal{N}(\quad aI\tau_k + \mu_R, \quad a^2 I\tau_k + \sigma_R^2 \quad)$$

Borne de Cramer-Rao pour la variance des estimateurs non biasés

$$\text{variance(estimateur non biasé de } I) \geq crlb,$$

où

$$\frac{1}{crlb} = \frac{1}{2}\sum_{j=1}^{N} \frac{a^2\tau_j^2}{(a^2 I\tau_j + \sigma_R)^2}(2(a^2 I\tau_j + \sigma_R^2) + a^2)$$

Bornes de performance

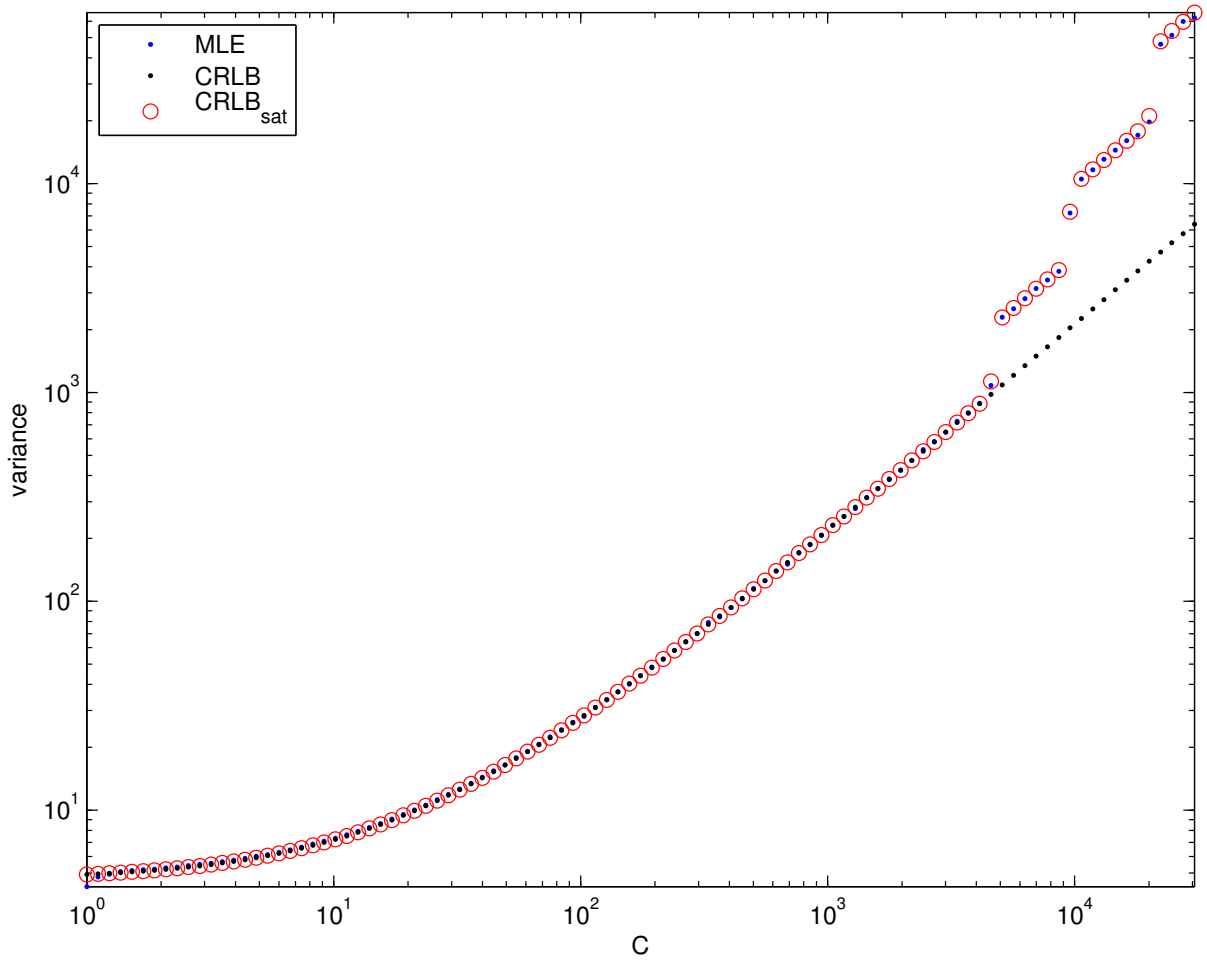
Proposition *Aucun estimateur efficace n'existe pour le problème précedent.*

On montre que

- la variance du MLE (maximum de vraisemblance) atteint numériquement la borne de Cramer-Rao ;
- le biais de cet estimateur est négligeable.

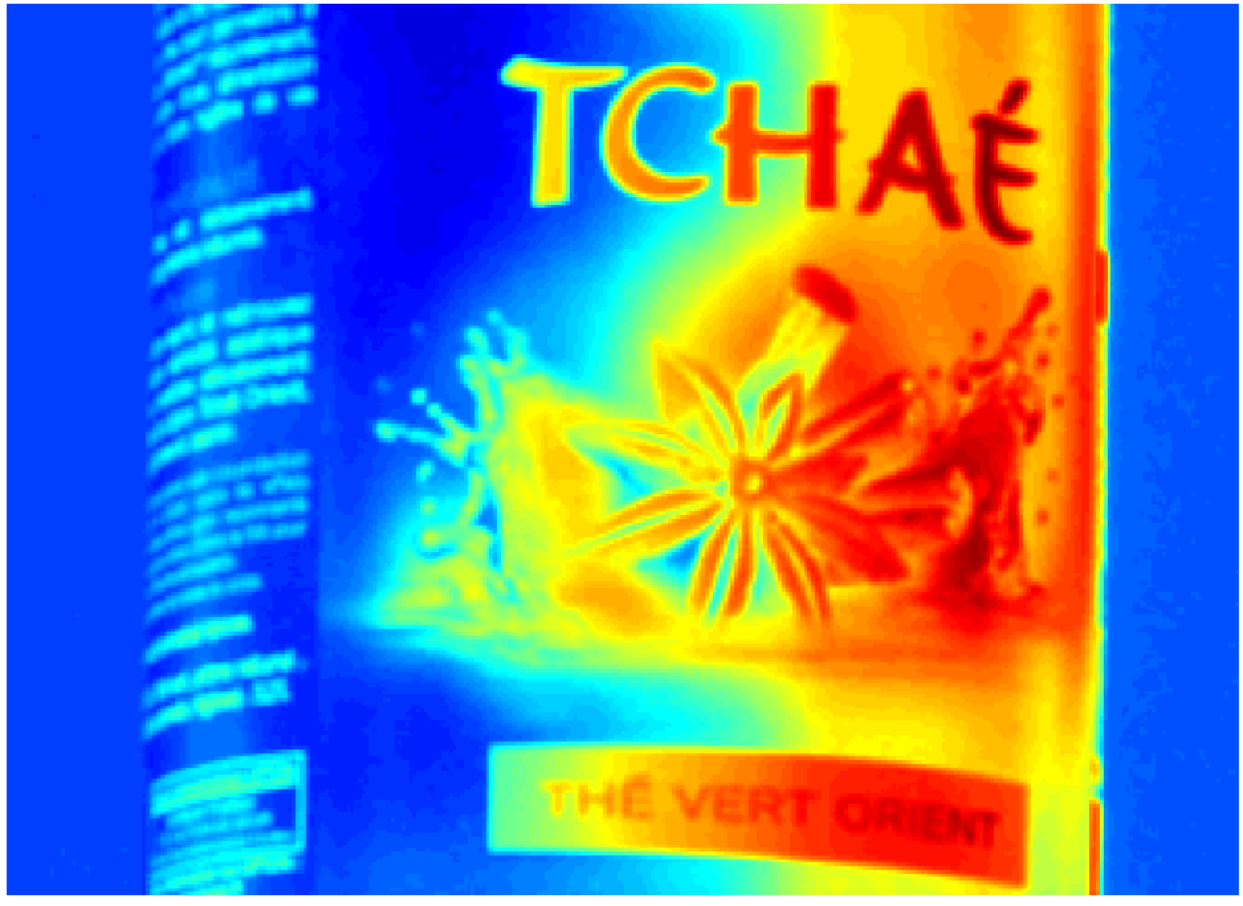
Etude de performance

Analyse expérimentale



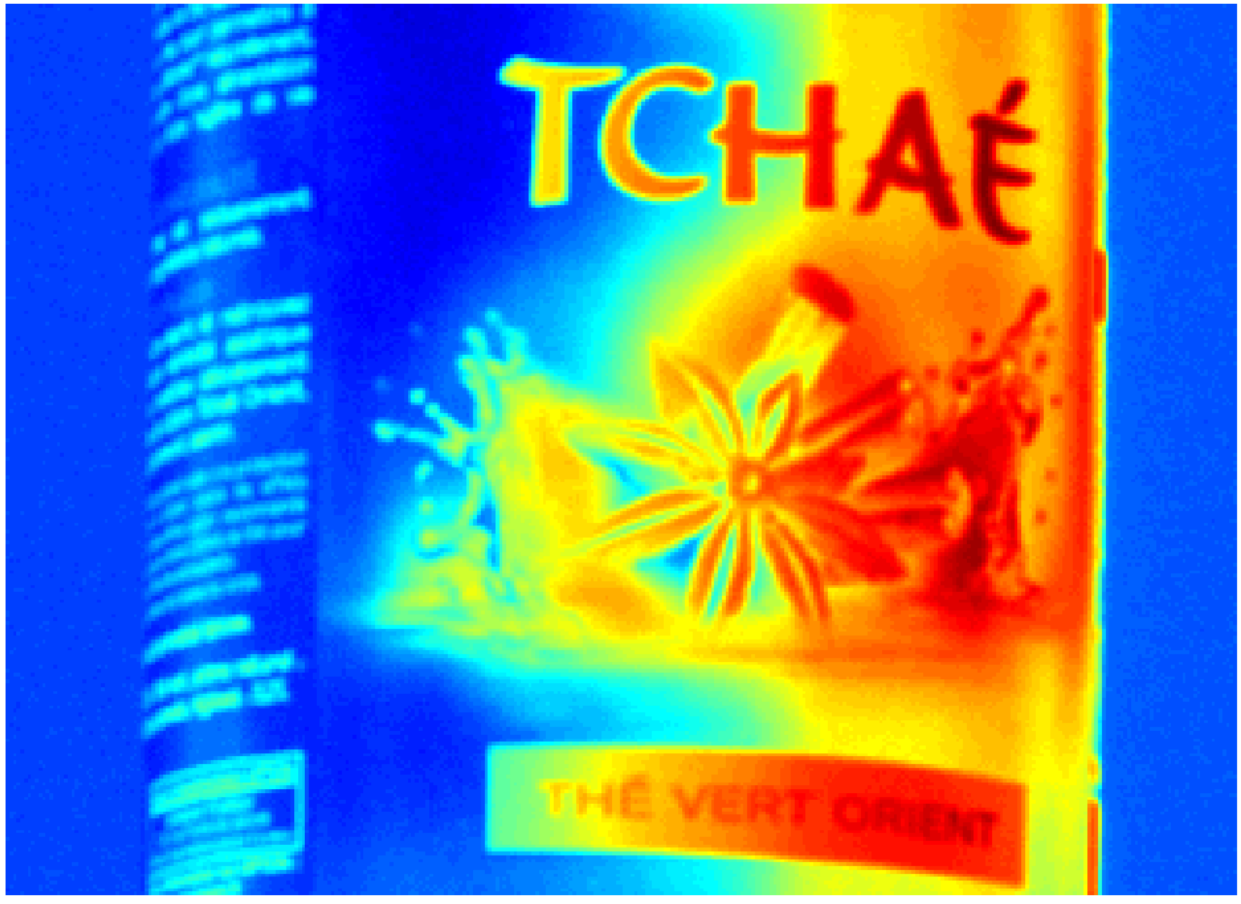
Echantillon synthétique, 4 temps d'exposition
($\tau = [2.6, 1.3, 1/1.7, 1/3.1, 1/6.2]$s).
Camera simulée : Canon 7D ($a = 0.86, \mu_R = 2046, \sigma_R^2 = 31.6, v_{sat} = 14042$).

Exemple - création HDR - log tone mapping



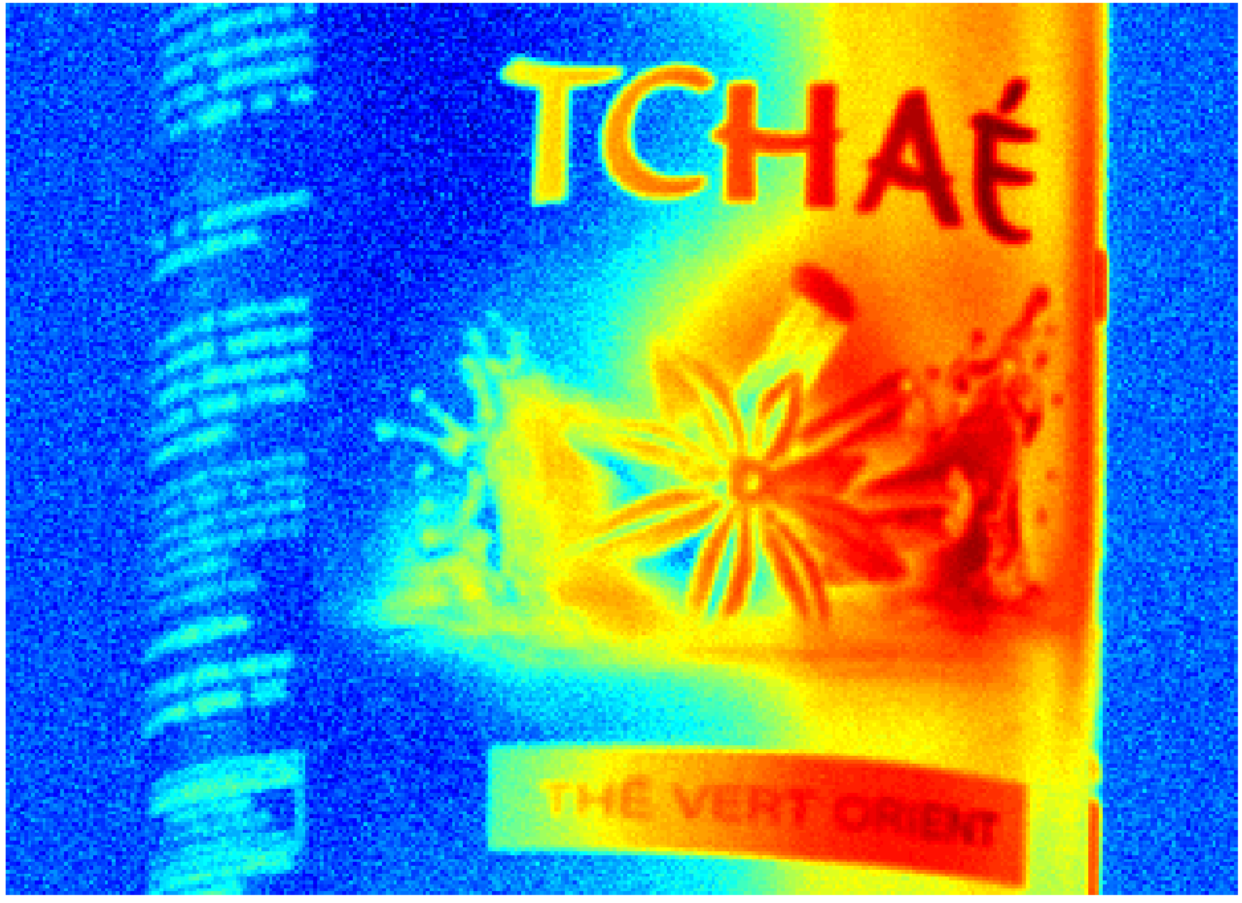
Vérité terrain

Exemple - création HDR - log tone mapping



Maximum Likelihood

Exemple - création HDR - log tone mapping



Mann - Picard, 1995

Cas dynamique

Comment fait-on dans les cas réels ?

- Mouvement de l'appareil photo
- Mouvement des objets dans la scène.



Tone Mapping

Photographie argentique : technique *Dodging and Burning* (sur-exposer ou sous-exposer certaines zones d'un négatif pendant son développement pour améliorer le rendu final).





Schweitzer at the Lamp, W. Eugene Smith, 1954 / Stanford Memorial Church, Durand-Dorsey, 2002

Tone Mapping aujourd'hui = Rendu d'une image HDR numérique sur 24 bits (8 bits par composante de couleur).

- **Global** : réduction de contraste (non linéaire)
- **Local** : décomposition de l'image en `base + détails`, réduction de contraste sur la partie `base`. [Durand, Dorsey, 2002].

Principe de la quantification

$u : \Omega \to Y = \{y_0, \dots y_{n-1}\}$, avec en général $Y = \{0, \dots 255\}$ (images sur 8 bits).

Exemples :

- **Appareil photo numérique** : images sur 12 bits (quantifiées sur 8 bits après correction gamma).
- **Imagerie satellitaire** : images sur 12 bits $=$ 4096 niveaux de gris.
- **Cas de la couleur** : 24 bits (8 pour chaque composante).
- **Humains** : perception qui s'adapte à la luminosité ambiante. Mais simultanément pas plus de 6, 7 bits.

Principe : réduire le nombre de valeurs prises par l'image de n à $p \leq n$

Principe de la quantification

Opérateur de quantification Q entièrement défini par la donnée de valeurs $(q_i)_{i=0,\dots p-1}$ et des bords $(t_j)_{j=0,\dots p}$ tels que

$$t_0 \leq q_0 \leq t_1 \leq q_1 \leq \dots q_{p-1} \leq t_p.$$

Q est défini par $Q(\lambda) = q_i$ si $t_i \leq \lambda < t_{i+1}$.

Image quantifiée $Q \circ u : \Omega \to \{q_0, \dots q_{p-1}\}$.

Intérêt :

- Images moins lourdes à stocker, à gérer, à transmettre (cas satellitaire) ;
- Indispensable pour affichage sur un écran dont la dynamique est plus étroite que celle de l'image (écrans d'ordinateurs il y a qqs années, écrans de consoles, de mobiles...).

Exemples

Quantification uniforme : division de Y en intervalles réguliers. Si $Y = \{0, \dots 255\}$ et que p est un diviseur de 256,

$$t_i = i\frac{256}{p}, \quad i = 0, \dots p \quad \text{et} \quad q_i = \frac{t_i + t_{i+1}}{2} = (i + \frac{1}{2})\frac{256}{p}.$$

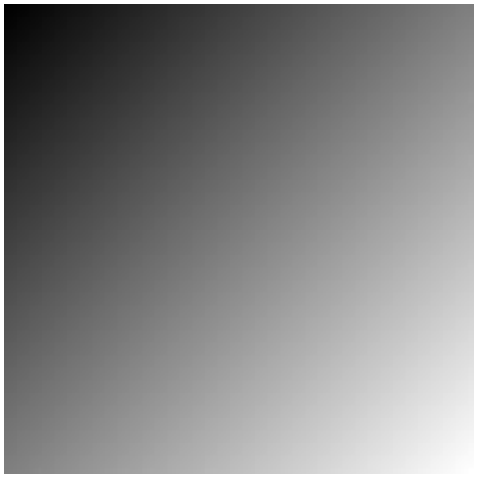
Quantification suivant l'histogramme : $t_i = \min\{\lambda; H_u(\lambda) \geq \frac{i}{p}\}$, q_i moyennes ou barycentres des intervalles $[t_i, t_{i+1}]$.
$\longleftrightarrow$ Revient à égaliser l'histogramme avant de le quantifier uniformément.

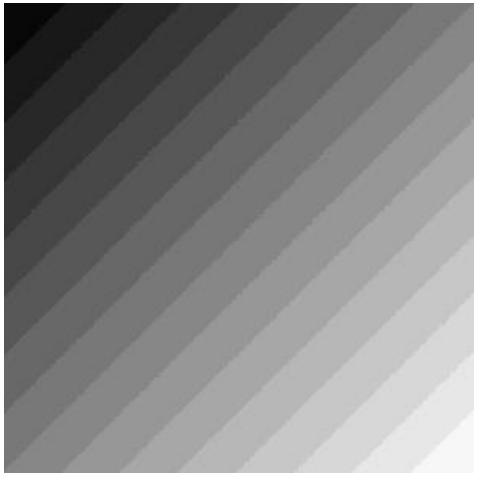
Quantification de Lloyd-Max : minimise l'erreur aux moindres carrés

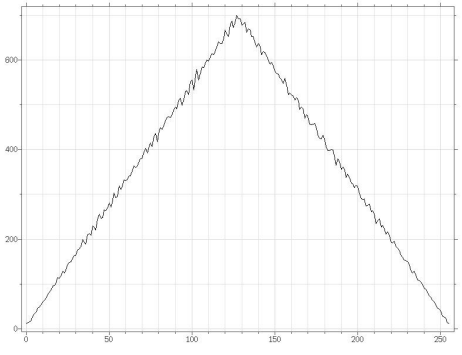
$$MSQE = \sum_{i=0}^{p-1} \sum_{y_j \in [t_i, t_{i+1}[} h_i(y_j - q_i)^2.$$

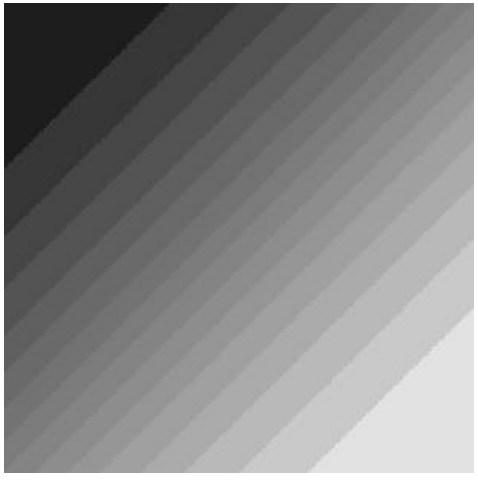
$\rightarrow$ algo itératif (rq : k-means 1D...)

Exemple sur un dégradé









Exemples - suite

Quantification uniforme



Exemples - suite

Quantification suivant l'histogramme



Exemples - suite

Quantification de Lloyd-Max



Quantification couleur

Espaces 3D de représentation couleur RGB, HSV, Lab...

Toute méthode de **clustering** 3D peut convenir pour quantifier : on associe à chaque groupe la couleur de son barycentre.

Exemples : K-means ; Median Cut (utilisé par Gimp, Photoshop).

Dithering

Principe : améliorer le rendu de la quantification en ajoutant du bruit à l'image avant de la quantifier.
Très utile en pratique pour l'impression (journaux, etc...).





Dithering

Principe : améliorer le rendu de la quantification en ajoutant du bruit à l'image avant de la quantifier.
Très utile en pratique pour l'impression (journaux, etc...).





interprétation...

Dithering - exemple sur 10 niveaux

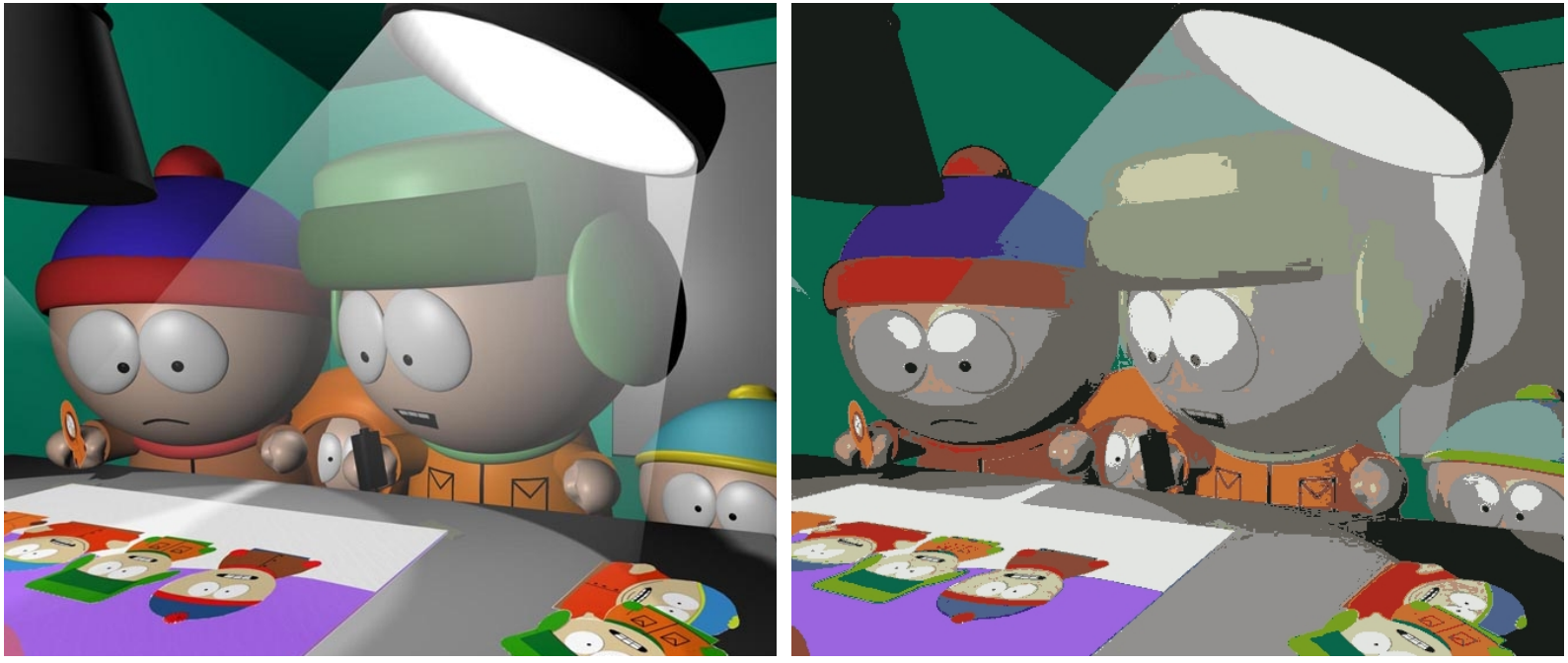


Dithering - exemple sur 10 niveaux





Dithering - exemple sur 16 couleurs



Dithering - exemple sur 16 couleurs

