Base du traitement d'image

Charles Vin

S1-2022

<u>Nouveau cours du 13/09</u>

https ://www-master.ufr-info-p6.jussieu.fr/parcours/ima/bima/
TP : correction avec échantillonnage random Une semaine pour les faire, il veut qu'on aille plus loins que les question? 40% CC et 50% Exam, pas de DS1
Prise en compte de la perception dans le traitement d'image (sinon on ferait du traitement de signal) : exemple des illusions d'optiques

0.1 Encodage d'image

0.1.1 RBG

RGB = un cube
Limite de RGB :
- Les 3 canaux sont très corrélé $\rightarrow$ Information redondante
- Problème pour utiliser des distances euclidienne : certaine couleurs sont proche en distance mais sont pas du tout pareil

Extension :
- D'autre représentation : ACP
- Utiliser des model plus proche de l'humais : HSV

0.1.2 HSV

HSV = un cone
- Value : Moyenne de RGB
- Hue : De la trigo comme c'est un cercle
- Saturation : De la trigo comme c'est un cercle

Brightness : juste la moyenne des valeur de l'image
Contrast : C'est lié à la distance entre le min et le max qu'on définie pour le niveau de gris. On regarde la distance entre les valeur min et max, on peut utiliser l'écart type.
3 niveaux d'analyse/de compréhension des images :
- Low : image => image
  - Compression
  - Restauration (retirer le bruit)
  - Filtrage (trouver uniquement les contours)
  - Segmentation (un pixel = un label)
- Mid : image => Attributes
- High : image => understanding (semantic description)

Proche du processing fait par les réseaux de neurone
<u>Nouveau cours du 20/09</u>

1 Basic image transformations

VOIR LE DIAPO AVANT
- Transformation affine
- Translation

— Change of scale
— Rotation
— Linear transformation

Cordonnée homogène :
— On ajoute une nouvelle coordonne qui vaut 1 partout. Ainsi maintenant une translation dans $\mathbb{R}^2$ peuvent s'exprimer comme une opération linéaire dans $\mathbb{R}^3$
— Ca permet d'être rapide comme les multiplications de matrice sont cablés dans les GPUs.
— Problème : En pivotant une image on créé des trous dans l'image (un losange dans un carré) et les pixels ne sont plus carrés. Deux solutions :
  — Direct transformation : pixels coordinates in the output image are determined from pixels coordinates in the input image
  $\rightarrow$ can generate missing data or superposition.
  — Inverse transformation : pixels coordinates in the input image are determined from pixels coordinates in the output image
  $\rightarrow$ can generate superposition and also missing data (due to bounded spatial domain).
  — IMAGE DIAPO 12
  — Exemple DIAPO 13

Méthode d'interpolation : Two examples of basic interpolation methods
— Nearest neighbor : pixel value is given by the value of the nearest neighboring pixel
— Bilinear interpolation : pixel value is determined from the 4 nearest neighboring pixels using a bilinear interpolation (inconvéniant : lisse l'image, la rend flou)

Many other interpolation methods : B-splines, Hermite interpolation polynomials, ... IMAGE DIAPO 14

Note. Globalement deux opération en traitement d'image : Soit on moyenne, soit on intègre. On verra dans le TD3.

Application des transformations géométrique :
— Suivre les objets sur deux caméras différente (un passant qui passe d'une caméra à l'autre) Belle image dans le diapo 17. Tout peut se passer avec une matrice 3×3.
— Faire le lien entre une carte dessiné et une image satellite. On peut détecter les points d'intérêt, ou en connaissant précisément la longitude et la latitude de chaque pixel
— Application médical : Superposition de plusieurs modalité provenant de plusieurs capteur. Même reconstruire en 3D.
— Compression vidéo : principe on essaye de prédire l'image suivant à partir de la précédente avec une fonction. Bref on regarde uniquement les pixel qui se déplace.

1.1 Operation between images

Application :
— Soustration et réduction de bruit : Soit deux images $I, I^n, I - I^n$ permet de détecter le bruit. On obtient alors que des pixels noir lorsqu'il n'y a pas de différence. Le reste est du bruit.
$\rightarrow$ Permet également de trouver les changements dans le temps, détection de mouvement. (image diapo 31-32)

1.2 Image thresholding

— Thresholding : reduction of image values to few levels of intensity
— Binarization : image values are reduced to two intensity levels
— Binary thresholding, defined by :

$$k' = \begin{cases} k_1 & \text{si } k \leq S \\ k_2 & \text{si } k \geq S \end{cases}.$$

with k_1, k_2 and S (threshold) are levels of intensity

$\rightarrow$ Highlights regions but does not enhance the image

1.3 Image enhancement

Définition 1.1. —

Trois catégories :

- Pixel level enhancement :
  - the image brightness or contrast is modified
  - no spatial information, only radiometric value of the visited pixel is considered
- Local enhancement : Prend en compte le voisinage
- Enhancement in the frequency domain : on prend l'image, on quitte la représentation spacial et on bascule dans le domaine fréquentiel pour faire des changements avant de revenir dans domaine spacial.

Application :
- Regions to highlight
- Images that are too bright or too dark
- Intensity levels should be changed in order to make some details in the image more visible
- Modify image brightness
- Increase contrast (see Lecture 1)
- Pixel-level enhancement is closely related to histogram transformation
- IMAGE COOL DIAPO 41

1.4 Histogram

Définition 1.2 (Histogram)**.** Histogram is an array / function describing the image values (intensities / gray values / colors) distribution. Provides image-specific information, such as :
- The statistical distribution of image values
- Minimal and maximal image values, moyenne, médiane
- **No spatial information at all (exemple diapo 44)**

Formule :

$$H(k) = \text{ complexe pour rien.}$$

En réalité on parcours l'image et on regarde à quel interval il appartient et on incrémente celui-ci.

Exemple 1.1. Voir l'image diapo 43.

Définition 1.3 (Normalized Histogram)**.** Permet d'approximer la densité de la loi. Car l'histograme normale n'est pas conforme à la définition d'une densité (intégrale égal à 1).

Function Hn representing the probability (occurrence frequenc here) for a pixel to have a given value k

$$H_n(k) = \frac{H(k)}{N \times M}.$$

with N and M are the image dimensions. Maintenant elle est à valeur dans $\in [0, 1]$

Définition 1.4 (Cumulative Histogram)**.** Permet d'avoir une estiamtion de la fonction de répartition. On fait la somme cumulative

$$H_C(k) = \sum_{i \leq k}^{H(i)}.$$

1.5 Image négative

Définition 1.5. negative of the image obtained by the negative transformation in the range of $[0, L-1]$:

$$k' = L - 1 - k.$$

with l the dynamic range of the image (number of intensity levels)

1.6 Transformation

1.6.1 Logarithmic transformation

Définition 1.6. Low values increase, high values decrease : allows increasing the contrast in dark parts of the image.

$$k' = \log(k).$$

Améliore le contraste dans les parties les plus sombre de l'image. EXEMPLE DIAPO 51

1.6.2 Exponential transformation

Définition 1.7. Low values decrease, high values increase : allows increasing the contrast in bright parts of the image.

$$k' = e^k.$$

1.7 Opération sur les histograme

Définition 1.8 (Histogram Translation)**.** Changes the **brightness** of an image, leaving the contrast unchanged. The new image is brighter or darker. Useful for images having a low dynamic range.

$$k' = k + t.$$

Définition 1.9 (Affine transformation)**.**

Définition 1.10 (Image Normalization)**.** On ramène les valeurs entre 0 et $L-1$.
- Let kmin and kmax be the minimal and maximal intensity levels of an image, respectively :
- Transformation :
$$k' = \frac{L-1}{k_{max} - k_{min}}(k - k_{min}).$$
- After transformation, $k' \in [0, L-1]$, contrast is maximal
- No loss of information (same number of intensity levels)
- Before visualization, an image is often normalized (but not necessarily)

SUPER EXEMPLE DANS LE DIAPO 59

Définition 1.11 (Linear transformation with saturation)**.** Cette fois ci on vas étirer l'histogramme uniquement dans un intervale donnée. Voir diapo 60 pour plus d'information.

Cette fois il y a de la perte d'information.

Définition 1.12 (Histogram equalization)**.** On vas le coder ahah. On prend l'histogramme et on le rend plat (équidistribué).
Perte d'information mais bien pour la visualisation.
- Each intensity level is represented in the same proportion
- Regions of lower local contrast gain a higher contrast
- Global contrast increases

L'idée de la méthode : On fusions les pixels peu représenté avec les plus représenter.

$$k' = Int(\frac{L-1}{N * M} H_c(k)).$$

Avec
- L the image dynamic range
- N and M the image size
- $H_c(k)$ the cumulative histogram
- Int rounding to the nearest integer

Super exemple dans le diapo 64.

Note (Histogram stretching versus histogram equalization : same operation ?)*.*
- Stretching : changes the bins distribution in the histogram, but not their size
- Equalization : changes the bins distribution in the histogram and their size

Note (Application)*.*
- Image mosaic : a target image and a base of small image.
- Face recognition : On suppose que les histogram d'image faciale ont la même loi de proba.
- Segmentation : En fusionnant beaucoup beaucoup les classes on peut segmenter en 5 couleurs (exemple diapo 70). Ou on utilise des algo de clustering

<u>Nouveau cours du 27/09</u>

15 min de retard, before diapo 11.

En gros la transformé de Fourier permet de représenter les fonctions périodique avec des coordonnes dans l'espaces infinis des fonctions périodiques. Pourquoi
- Pour écrire les signaux de manière plus compact
- Pour pouvoir les compresser
- Pour pouvoir les comparer ensuite.
- CCL : DIAPO 14

Transformé de Fourier : La seule différence c'est qu'on obtient un continuum de fréquence

Interprétation du signal : On obtient une représentation de notre fréquence en terme de fréquence (haute ou basse)

— On utilise le module $|X(f)|$ pour obtenir la quantité de la fréquence pure f présente dans le signal x.

— La phase : L'angle de $X(f)$ vue dans ce cas comme un vecteur du plans complexe

Le signal x peut être reconstruit à partir de sa transformé de Fourier X.

Définition 1.13 (Convolution)**.** Une sorte de moyenne locale de g pondéré par les valeur de f. Opération commutative, distributive, associative.

Retour fourier diapo 26 Liste des propriétés :

— Linéaire

— Time scaling : Quand on multiplie un signal par un scalaire, on le stretch et il s'étend. A l'inverse sa transformé de Fourier se rétrécis

— Time shifting : Si on translate le temps, on ne change pas la transformé

— Frequency shifting : translater les fréquence, translate la transformé de Fourier

— Théorème de la convolution :

  — Convolution assez complexe à calculer $O(n^2)$

  — Avec Fourier la convolution est super plus simple à calculer $O(n \log n)$

  — Voir formule dans le diapo 26 si nécessaire

Exemple 1.2. Exemple d'une transformé de Fourier avec une fonction porte.

Exemple 1.3. Exemple d'une transformé de Fourier avec une Gaussienne $\rightarrow$ On retrouve une gaussienne ! Damn c'est fou

Exemple 1.4. Exemple d'une transformé de Fourier avec une fonction de Dirac $\delta(t)$. C'est l'élément neutre de la convolution. Au final, on pondère la moyenne mobile sur un unique point $\rightarrow$ ca donne la valeur de la fonction en ce point.

Exemple 1.5. Exemple d'une transformé de Fourier de $\sin$ et $\cos$. C'est relativement facile en utilisant la formule d'Euler, qui donne deux exponentiel complexe, et une exponentielle complexe c'est une fonction de Dirac avec Fourier.

Fourier en 2D Globalement la même chose sauf qu'on intègre pour chaque dimension. On obtient en couple de fréquence, et pour le plot on utilise l'intensité lumineuse pour représenter l'amplitude.

Inportant :la transformé de Fourier donne des information sur l'orientation des objects, leur taille, ect EXEMPLE DIAPO 53

DIAPO 54, quelque fonction très utile. Et diapo 55 illustration de ce que fait la fonction $fftshift()$

Diapo 56 : On passe au log pour améliorer la visualisation.

Quelques Applications :

— Débruiter : en supprimant les hautes fréquences

— Compression : Les petits détails sont haute fréquences donc on peut les supprimer.

— Obtenir les directions des choses ect

— Filtrer : edge detection, point d'intérêt, ...

Désavantage d'une représentation fréquentielle :

— A cause de l'invariance par translation, on a pas d'information spacial.

— Signaux non dérivable : Avec que des portes (=des contours nettes dans images), pour l'approcher avec des $\sin$ il faut une infinité de $\sin$