

## Traitement de l'image

### TP 2 : Histogramme - Renforcement de contraste

#### I. Manipulation d'images

Il est possible d'effectuer des opérations très simples entre images. On peut additionner des images en veillant à pondérer chacune d'entre elles pour ne pas saturer l'image résultat. On peut également les soustraire pour afficher l'image de différence. Ces opérations sont très utiles afin de vérifier l'impact d'un algorithme de traitement. Il est bien sûr pertinent de visualiser l'image de sortie mais il peut arriver qu'on ne discerne pas certaines différences (Figure 1). L'image de différence permet alors de les localiser.



Figure 1: Image source à gauche et image modifiée à droite. Les modifications apportées par les algorithmes de traitement sont difficilement appréciables visuellement.

**Application :** image de différence

- Ouvrir les images "Ibefore.png" et "Iafter.png"
- Calculer l'image de différence tel que :  $I_{diff} = ||I_{after} - I_{before}||$
- Afficher le résultat

#### II. Modification dynamique d'histogramme

L'histogramme est un outil très utilisé en traitement d'images. Il représente la distribution des niveaux de gris d'une image. On lit en abscisse les différents niveaux de gris et en ordonnée le nombre de pixels ayant pour valeur ce niveau de gris. La distribution particulière d'une image permettra de réaliser des traitements adaptés. On voit par exemple sur la figure 2, qu'il est possible de rapidement obtenir une segmentation **grossière** des différents éléments d'une scène directement en analysant les plateaux et les crêtes d'un histogramme. Attention, l'histogramme ne contient aucune information spatiale.

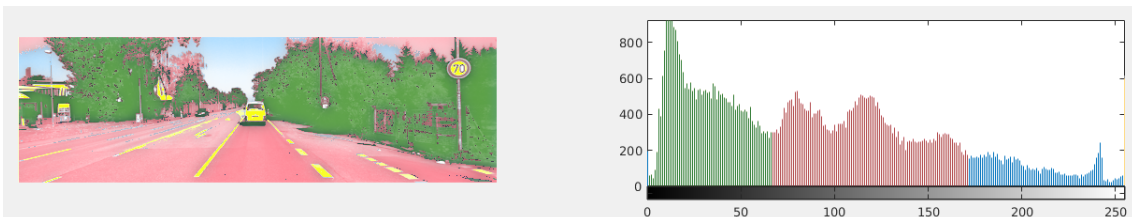


Figure 2: L'histogramme d'une image apporte de nombreuses informations utiles

**Application : segmentation simpliste**

- Ouvrir l'image "Iafter.png".
- Identifier le seuil à appliquer pour extraire la signalétique.
- Réaliser le seuillage et afficher le résultat.

Voyons un autre exemple de l'intérêt de l'histogramme. On visualise clairement sur la figure 3 que la dynamique de l'image n'est pas très importante. Or, plus la dynamique est étalée, meilleure est la qualité de l'image et par conséquent les traitements seront généralement plus efficaces.

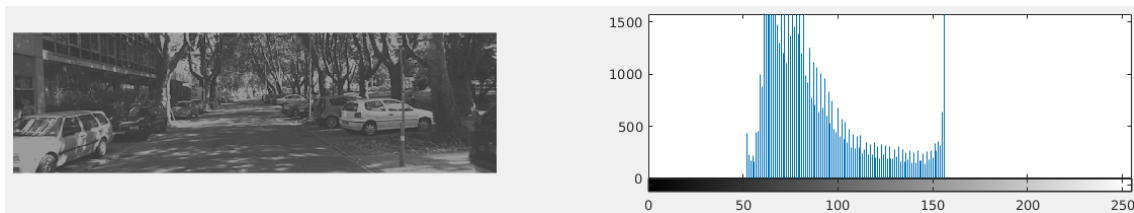


Figure 3: Une image ayant une faible dynamique possède un histogramme concentré.

Il est alors possible de modifier cette dynamique en utilisant cette transformation :

$$S(n) = \text{round}\left(M \frac{(n - a)}{(b - a)}\right) \quad (1)$$

où  $n$  est le niveau de gris du pixel de l'image d'entrée,  $a$  et  $b$  sont les limites respectivement inférieure et supérieure de l'histogramme de l'image d'entrée,  $M$  représente l'amplitude de l'image d'arrivée (en général 255) et  $\text{round}$  est la fonction qui arrondit au plus proche. L'arrondi est indispensable puisque nous travaillons dans un espace discret avec un nombre limité de niveaux de gris.

**Application : recadrage dynamique**

- Ouvrir l'image "Ihistodyn.png".
- Modifier la dynamique de l'image avec la transformation donnée précédemment (eq. 1) pour obtenir une image plus contrastée.
- Afficher le résultat, comparer les histogrammes ainsi que les valeurs moyennes et les écarts-types initiaux et finaux.

**III. Histogramme cumulé**

Intéressons-nous maintenant à la notion d'histogramme cumulé. Elle est basée sur le même principe que l'histogramme. Il suffit en fait de prendre tous les pixels dont la valeur est inférieure ou égale au niveau de gris courant. On peut normaliser ce nombre en le divisant par le nombre total de pixels de l'image. L'histogramme cumulé est alors strictement croissant par morceaux et a pour valeur finale 1. L'application la plus connue de l'histogramme cumulé est l'égalisation d'histogramme. Cela consiste à affecter pour

chaque niveau de gris un même nombre de pixels. L'histogramme devient alors plat. On obtient la transformation dite d'égalisation par la formule :

$$S(n) = \text{round}(255H_c(n)) \quad (2)$$

où  $H_c$  est l'histogramme cumulé :

$$H_c(n) = \sum_{j=0}^n H(j) \text{ pour } n = 0, \dots, 255 \quad (3)$$

et  $n$  le niveau de gris de l'image source.

Dans le cas d'images numériques, il est quasiment impossible de réaliser un histogramme parfaitement plat à cause de la quantification des niveaux de gris qui nous limite à un nombre fini de niveaux.

#### Application : égalisation d'histogramme

- Ouvrir l'image "Ihistegal.png" et vérifier que son histogramme est resserré dans les valeurs faibles.
- Calculer et afficher l'histogramme cumulé de cette image.
- Transformer l'image en une image équivalente mais ayant un histogramme égalisé à l'aide de la fonction donnée précédemment (eq. 2).
- Afficher le résultat.

#### IV. Seuillage automatique par la méthode d'Otsu

La méthode d'Otsu est utilisée pour effectuer un seuillage automatique à partir de la forme de l'histogramme de l'image (classification en deux classes). L'algorithme suppose alors que l'image à binariser ne contient que deux classes de pixels (c'est-à-dire le premier plan et l'arrière-plan) puis calcule le seuil optimal qui sépare ces deux classes afin que leur variance intra-classe soit minimale. Otsu montre que minimiser la variance intra-classe revient à maximiser la variance inter-classe (or la variance inter-classe est plus rapide à calculer que la variance intra-classe). On considère une image dont les niveaux de gris  $n$  des pixels sont compris entre 0 et 255. Soient  $H$  l'histogramme des niveaux de gris de l'image et  $P$  l'histogramme normalisé i.e. la proportion de pixels de niveau de gris  $n$  ( $P(n) = H(n)/nb_{pixels}$  avec  $nb_{pixels}$  le nombre total de pixels de l'image). L'histogramme normalisé peut être vu comme une densité de probabilité.

On note :

- $\omega_b$  le poids de la classe "background", c'est-à-dire pour un seuil de séparation des 2 classes  $T \in [0, 255]$ , la proportion relative de la classe constituée des pixels de niveau de gris compris dans l'intervalle  $[0, T]$  :

$$\omega_b(T) = \frac{1}{nb_{pixels}} \sum_{n=0}^T H(n) = \sum_{n=0}^T P(n) \quad (4)$$

- $\mu_b$  la moyenne de la classe “background”, c’est-à-dire pour un seuil de séparation des 2 classes  $T \in [0, 255]$ , la moyenne de la classe constituée des pixels de niveau de gris compris dans l’intervalle  $[0, T]$  :

$$\mu_b(T) = \frac{\sum_{n=0}^T n \times H(n)}{\sum_{n=0}^T H(n)} = \frac{1}{\omega_b(T)} \sum_{n=0}^T n \times P(n) \quad (5)$$

- $\sigma_b^2$  la variance de la classe “background”, c’est-à-dire pour un seuil de séparation des 2 classes  $T \in [0, 255]$ , la variance de la classe constituée des pixels de niveau de gris compris dans l’intervalle  $[0, T]$  :

$$\sigma_b^2(T) = \frac{\sum_{n=0}^T (n - \mu_b(T))^2 \times H(n)}{\sum_{n=0}^T H(n)} = \frac{1}{\omega_b(T)} \sum_{n=0}^T (n - \mu_b(T))^2 \times P(n) \quad (6)$$

- $\omega_f$  le poids de la classe “foreground”, c’est-à-dire pour un seuil de séparation des 2 classes  $T \in [0, 255]$ , la proportion relative de la classe constituée des pixels de niveau de gris compris dans l’intervalle  $[T + 1, 255]$  :

$$\omega_f(T) = \frac{1}{nb_{pixels}} \sum_{n=T+1}^{255} H(n) = \sum_{n=T+1}^{255} P(n) = 1 - \omega_b(T) \quad (7)$$

- $\mu_f$  la moyenne de la classe “foreground”, c’est-à-dire pour un seuil de séparation des 2 classes  $T \in [0, 255]$ , la moyenne de la classe constituée des pixels de niveau de gris compris dans l’intervalle  $[T + 1, 255]$  :

$$\mu_f(T) = \frac{\sum_{n=T+1}^{255} n \times H(n)}{\sum_{n=T+1}^{255} H(n)} = \frac{1}{\omega_f(T)} \sum_{n=T+1}^{255} n \times P(n) \quad (8)$$

- $\sigma_f^2$  la variance de la classe “foreground”, c’est-à-dire pour un seuil de séparation des 2 classes  $T \in [0, 255]$ , la variance de la classe constituée des pixels de niveau de gris compris dans l’intervalle  $[T + 1, 255]$  :

$$\sigma_f^2(T) = \frac{\sum_{n=T+1}^{255} (n - \mu_f(T))^2 \times H(n)}{\sum_{n=T+1}^{255} H(n)} = \frac{1}{\omega_f(T)} \sum_{n=T+1}^{255} (n - \mu_f(T))^2 \times P(n) \quad (9)$$

La variance intra-classe (Within Class Variance) est définie par :

$$\sigma_W^2(T) = \omega_b(T)\sigma_b^2(T) + \omega_f(T)\sigma_f^2(T) \quad (10)$$

La variance inter-classe (Between Class Variance) est définie par :

$$\sigma_B^2(T) = \omega_b(T)\omega_f(T)(\mu_b(T) - \mu_f(T))^2 \quad (11)$$

L’algorithme de la méthode d’Otsu est le suivant :

1. Calculer l’histogramme et les probabilités de chaque niveau d’intensité
2. Parcourir tous les seuils possibles ( $T \in [0, 255]$ )

- (a) Calculer  $\omega_b(T), \omega_f(T), \mu_b(T), \mu_f(T)$
  - (b) Calculer  $\sigma_B^2(T)$
3. Calculer le seuil  $T_{opt}$  désiré pour lequel la variance inter-classe  $\sigma_B^2(T)$  est maximale.

**Application :** la méthode d'Otsu

- Implémenter et tester la méthode d'Otsu sur les images fournies.