PROCESSAMENT D'IMATGES

Laboratori 3 - Report

curs 2023-24

Universitat Pompeu Fabra Barcelona

Xavier Riera - 268446

Pau Noguera - 265340

Exercise 1:

A la imatge original (de baix contrast) hem incrementat el contrast a partir d'un canvi de contrast:

→

imatge original

increment de contrast

Llavors, a la imatge amb el canvi de contrast li hem aplicat una sèrie d'operacions:

a.

b.

c.

d.

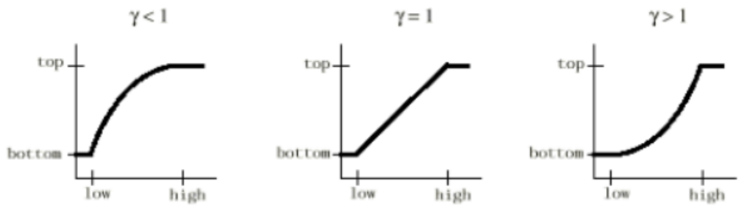
e.

Exercise 2:

En canvis de contrast no lineal, la gamma no és 1. Aleshores, tenim dues possibilitats:

- **Gamma < 1**: quan γ és inferior a 1, s'està comprimint, llavors els valors d'entrada més baixos (tons foscos) s'expandeixen més que els valors d'entrada més alts (tons clars). La qual cosa, les regions oscures de la imatge s'il·luminen més (augment del contrast), en comparació de les àrees clares. → <u>imatges més brillants i amb més detall en les zones fosques</u>.

- **Gamma > 1**: quan γ és superior a 1, s'està expandint, llavors els valors d'entrada més alts (tons clars) s'expandeixen més que els valors d'entrada més baixos (tons fons). Per tant, les regions més clares de la imatge s'il·luminen més (disminució del contrast), en comparació amb les fosques. → <u>imatges més fosques enfocades en els ressalts</u>.



Aleshores, si provem diferents valors de gamma per a una mateixa imatge (amb baix contrast) podem veure com varia:

imatge original ($\gamma = 1$)

gamma = 0.25

gamma = 0.5

gamma = 0.75

gamma = 1.25

gamma = 1.5

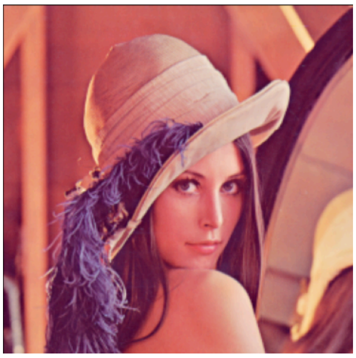
gamma = 1.75

gamma = 3

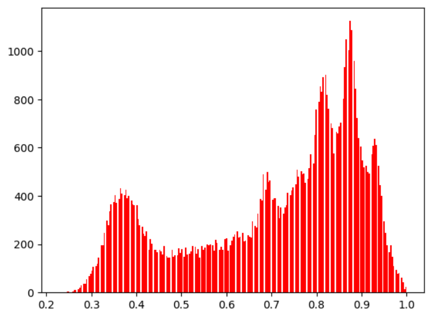
Finalment, el valor de gamma idoni per aplicar un canvi de contrast no lineal a una imatge amb baix contrast per veure els detalls foscos de la imatge sense disminuir el contrast general d'aquesta és: $\gamma = 0.75$.

Exercise 3:

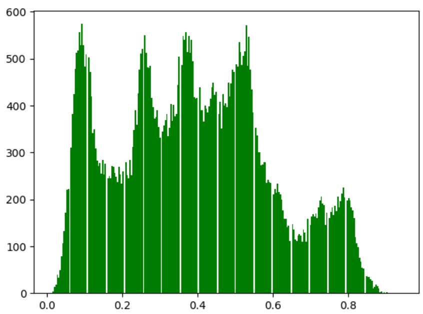
Hem decidit fer l'histograma de la imatge a color següent:



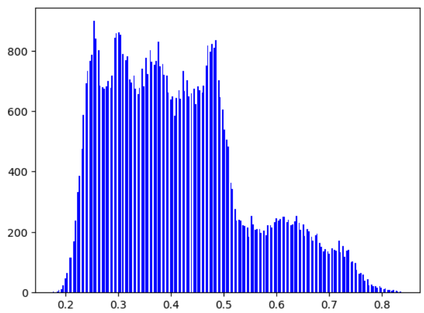
Una vegada hem separat els tres canals (R,G,B), ja podem utilitzar la funció plt.hist a cada un d'ells i obtenir l'histograma. Però abans hem aplicat la funció ravel() a cada canal, per convertir la matriu multidimensional en una unidimensional.



Canal vermell

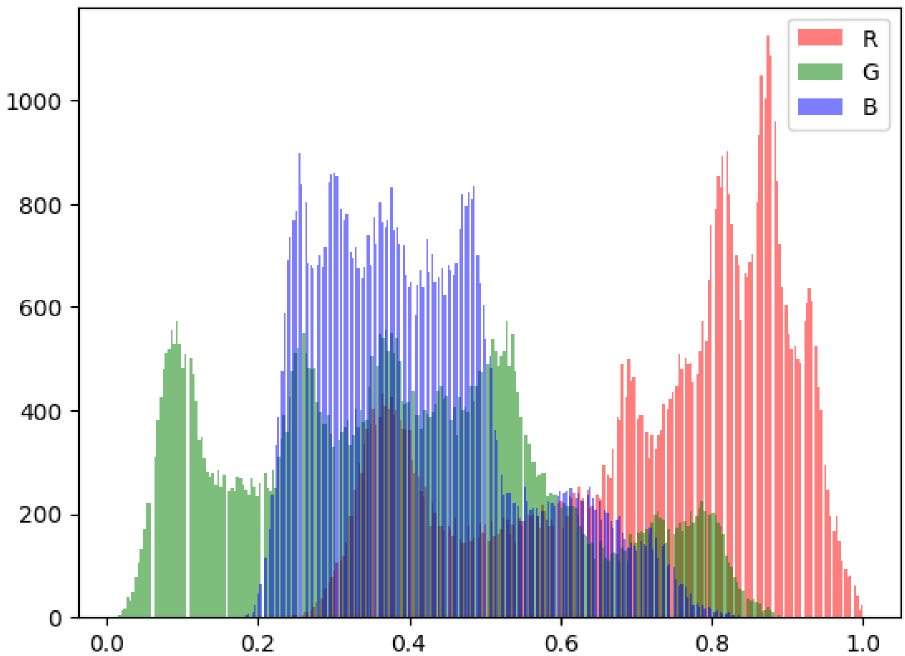


Canal verd

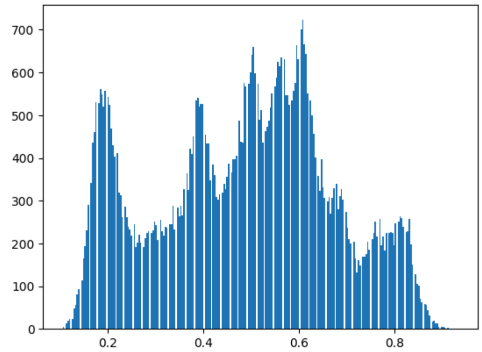


Canal blau

Per comparar millor els tres canals, els posem dins una mateixa gràfica:



Alhora de fer l'histograma d'una imatge a escala de grisos és més fàcil, ja que no s'ha de separar en els tres canals de l'espai de color RGB.



A l'apartat b, hem implementat una funció per a equalitzar diferents imatges, a partir de les fòrmules de teoria. Aquestes imatges, una vegades equalitzades, tindran un histograma diferent (més uniforme) respecte al de la imatge original i estarà entre el rang (0, 255).

Let $u : ([0, N-1] \times [0, N-1] \cap \mathbb{Z}^2) \to [a, a+K-1] \cap \mathbb{Z}$ be an image, N and K are positive integers, $a \in \mathbb{Z}$. Note that we have assumed that the image takes K integer values. The random variable $X(i,j) =$ the gray level of the image in the pixel (i,j). The distribution function of X then will be:

$$F_u(\lambda) = P(X \leq \lambda) = \frac{\text{Number of pixels } (i,j) \text{ such that } u(i,j) \leq \lambda}{N^2}$$

where $\lambda \in \{a, ..., a+K-1\}$. Its density function is the relative frequency of pixels with gray level λ, that is,

$$f_u(\lambda) = \frac{\text{Number of pixels } (i,j) \text{ such that } u(i,j) = \lambda}{N^2},$$

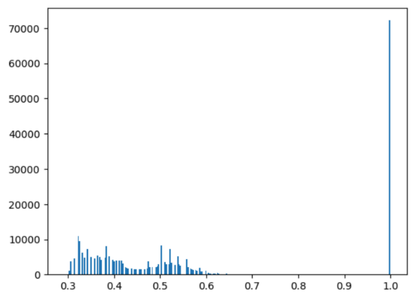
where $\lambda \in \{a, ..., a+K-1\}$.
Histogram equalization. If we make the change of variable:

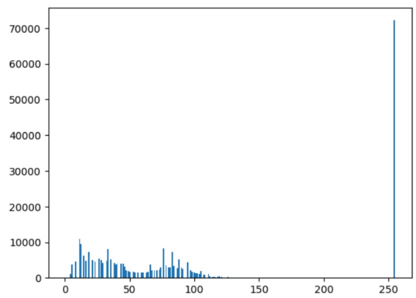
$$v(i,j) = \left[\frac{F_u(u(i,j)) - F_u(a)}{1 - F_u(a)}(L-1) + 0.5\right]$$

then v takes integer values in $[0, L-1]$.

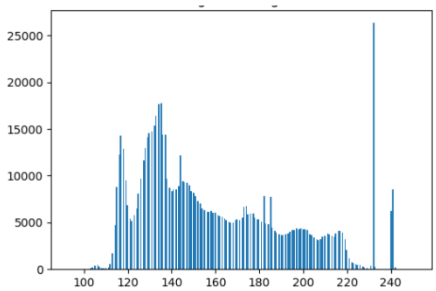
Provem l'equalització per a diverses imatges:

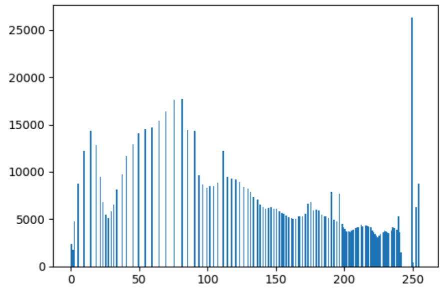
→



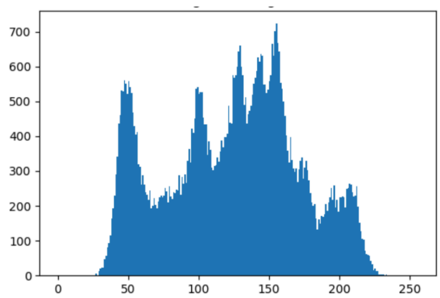


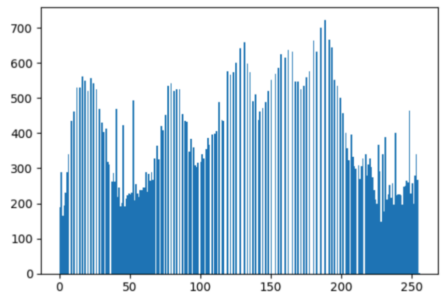
→





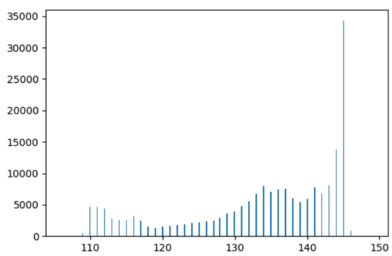
→

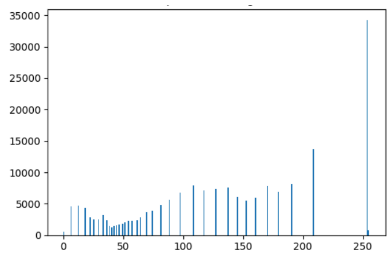




També existeix la possibilitat que una imatge, una vegada hem equalitzat el seu histograma, tingui un aspecte (contrast) pitjor que l'original. Com és el següent cas:

→





Exercise 4:

A l'exercici 4 hem de definir una funció que, donada una imatge com a paràmetre, retorni el valor de l'entropia. En processament d'imatges, l'entropia (també anomenada entropia de Shannon) és defineix com la incertesa dels valors dels píxels d'una imatge i es calcula seguint la següent fórmula:

$$H(Q(X)) = -\sum_{k=1}^{L} p_k log_2 p_k.$$

En aquest exercici, hem comparat el valor de l'entropia de la mateixa imatge dues vegades. Primer hem calculat l'entropia de la imatge original i després hem equalitzat la imatge i hem calculat l'entropia de nou.

Com podem veure, el valor de l'entropia de la imatge equalitzada (7.35) és menor a l'original (8.67), ja que la distribució dels valors dels píxels és més uniforme per a tota la imatge. Per tant, podem inferir que, a partir de l'histograma d'una imatge, podem saber si el valor de la seva entropia serà major o menor segons si els valors dels píxels estan distribuïts de forma uniforme i, per tant, hi ha menys incertesa (un valor més petit d'entropia).

Exercise 5:

En el primer apartat de l'exercici, l'objectiu és quantitzar una imatge amb diferents nivells per determinar aproximadament a partir de quin punt la quantització és perceptible. En primer lloc, hem definit una nova funció que, donada una imatge i el nombre de nivells de quantització desitjats com a paràmetres, quantitza la imatge. Per aplicar aquesta funció, és necessari que la imatge a quantitzar estigui normalitzada (els valors dels píxels han d'estar entre 0 i 1), ja que la funció multiplica el valor de cada píxel per el nombre de nivells de quantització i després l'arrodoneix al primer valor enter més petit.

Imatge original (256 nivells)

155 nivells

55 nivells

30 nivells

Després d'haver aplicat diferents nivells de quantització a la imatge de *Lena*, podem veure com el canvi comença a ser perceptible encara que subtil a partir dels 50 nivells de quantització i que, a partir dels 30 nivells de quantització, el canvi ja s'aprecia notablement a causa de la reduïda quantitat de tons de gris amb que es representa la imatge.

En el segon apartat, l'objectiu és binaritzar una imatge, és a dir, quantitzar una imatge amb tan sols dos nivells de quantització. En aquest apartat usarem la funció *uniform_quantizer* proporcionada al notebook. El resultat obtingut serà una imatge amb tan sols dos colors: blanc i negre.

Imatge original (256 nivells)

Imatge binaritzada (2 nivells)

Exercise 6:

En aquest exercici, l'objectiu és, a partir d'una imatge quantitzada amb tres nivells, canviar cada un dels tons de gris de la imatge per una paleta RGB concreta. En primer lloc, hem aplicat la funció esmentada a l'exercici anterior per quantitzar la imatge en tres nivells.

Imatge quantitzada (3 nivells)

Seguidament, ja que la imatge està en escala de grisos (cada pixel només té un valor associat), ha estat necessari fer una còpia de la imatge amb les mateixes dimensions però associant un canal de tres dimensions a cada píxel (RGB). Posteriorment, per modificar el color de la imatge quantitzada, s'ha associat a cada un dels tres valors de la imatge un valor de RGB i s'ha repetit el procés quatre vegades usant paletes diferents fins obtenir la següent composició.

Exercise 7:

Pel darrer exercici, ens preguntem per l'error quadràtic mitjà i les mètriques PSNR (Peak-Signal-to-Noise Ratio) entre una imatge original i la seva quantització uniforme (en el nostre cas, de tres nivells):

Els resultats obtinguts per aquests dos paràmetres són:

- σ_ls (mean square error): 17812.464607903068
- PSNR (σ_ls): 48.1308036086791 dB

Aleshores, com que el valor de l'error quadràtic és relativament baix (hem provat amb altres imatges i surten valors més alts), ens suggereix que la quantització ha preservat bé la qualitat de la imatge original. I tenint en compte la PSNR, que és una mesura de la qualitat de la imatge que compara el nivell de soroll present amb la màxima possible, com que aquesta té un valor alt (48.13 dB), per tant, ens indica una quantitat baixa de soroll.