Traitement de l'image et du signal
Partie TI

Emanuel Aldea <emanuel.aldea@u-psud.fr>
http://hebergement.universite-paris-saclay.fr/emi/453

Master Electronique, énergie électrique, automatique 1ère année

Organisation du cours

Contenu des enseignements TI :

- Cours : 12h, TD : 9h, TP : 4h
- Support de cours/TD en ligne

Sem.	Cours	TD
S1	3h30	-
S2-S3	2h00	1h30
S4-S6	1h30	2h00

Organisation du cours

Contenu des enseignements TI :

- Cours : 12h, TD : 9h, TP : 4h
- Support de cours/TD en ligne

Sem.	Cours	TD
S1	3h30	-
S2-S3	2h00	1h30
S4-S6	1h30	2h00

Modalités d'évaluation :

- Examen partiel (EP) 100% TI - 4 mars
- Examen final (EF) 0.33 TI + 0.67 TS - 6 mai
- Ecrit $E = \max\left(EF, \frac{EP+EF}{2}\right)$
- Note finale : $0.75E + 0.25CC$

Organisation du cours

Contenu des enseignements TI :

- Cours : 12h, TD : 9h, TP : 4h
- Support de cours/TD en ligne

Sem.	Cours	TD
S1	3h30	-
S2-S3	2h00	1h30
S4-S6	1h30	2h00

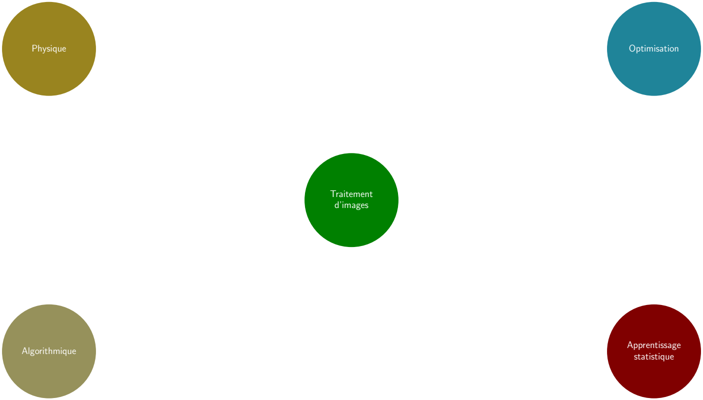
Modalités d'évaluation :

- Examen partiel (EP) 100% TI - 4 mars
- Examen final (EF) 0.33 TI + 0.67 TS - 6 mai
- Ecrit $E = \max\left(EF, \frac{EP+EF}{2}\right)$
- Note finale : $0.75E + 0.25CC$

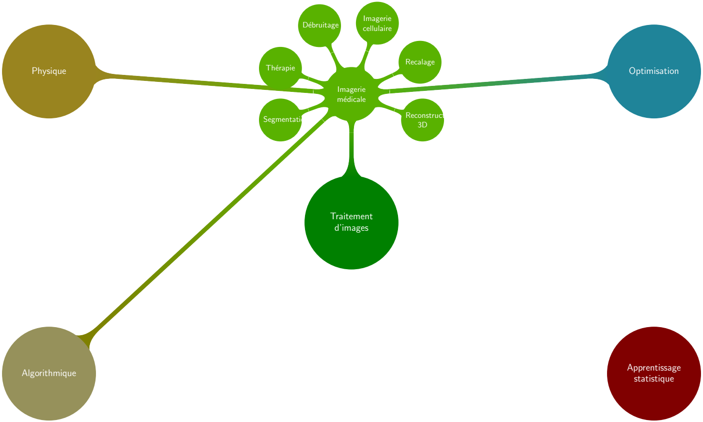
Contrôle continu TI :

- Un TP obligatoire (10% pén. arrivée en retard, 10%/jour pén. CR en retard)
- Une partie du TP disponible à l'avance
- Exercices optionnels chaque semaine
- Corrélation forte exercices - note TP - note examen

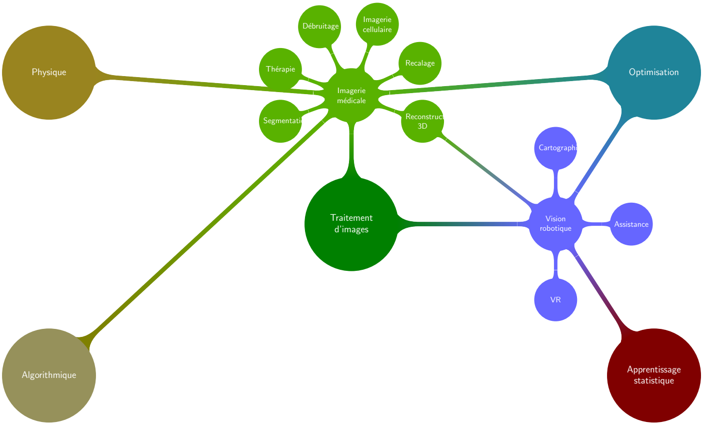
Domaines d'application (quelques exemples)



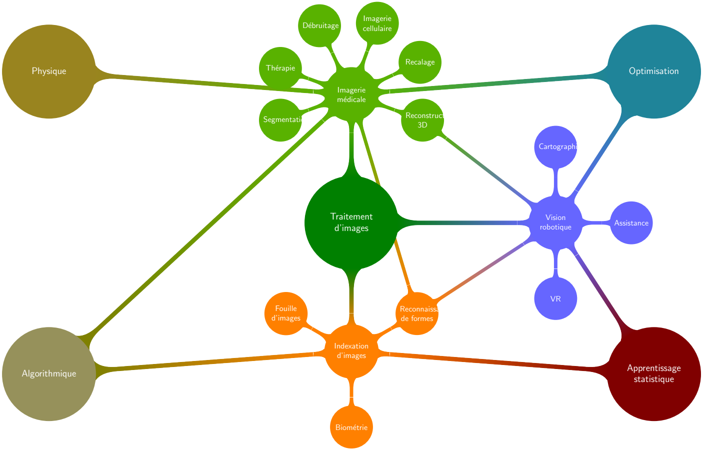
Domaines d'application (quelques exemples)



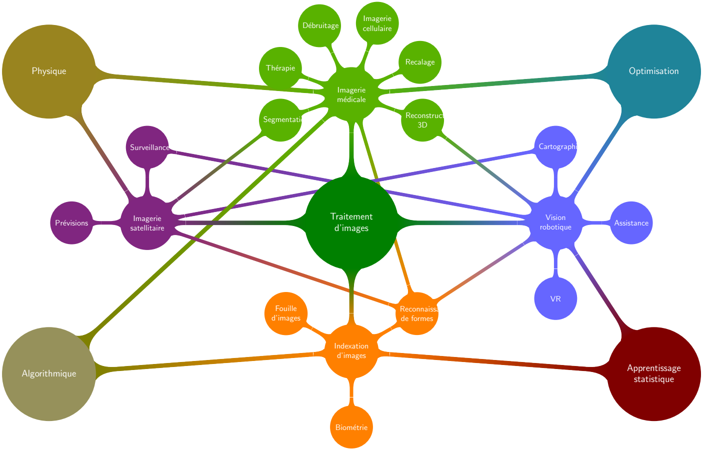
Domaines d'application (quelques exemples)



Domaines d'application (quelques exemples)

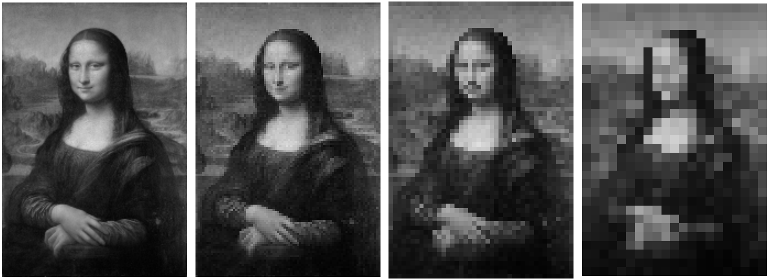


Domaines d'application (quelques exemples)



(Une) Définition

Image : représentation *continue* d'une fonction $f(x, y)$ qui relie f à l'intensité lumineuse du point (x, y)
Image numérique : échantillonnage $I(x, y)$ discret (matrice 2D) de f qui relie $I(x, y)$ à l'intensité lumineuse d'une case (x, y), nommée **pixel**



168x250 | 84x125 | 42x63 | 21x31

FIGURE – Échantillonnage (discrétisation **spatiale)**

(Une) Définition

Image : représentation *continue* d'une fonction $f(x, y)$ qui relie f à l'intensité lumineuse du point (x, y)
Image numérique : échantillonnage $I(x, y)$ discret (matrice 2D) de f qui relie $I(x, y)$ à l'intensité lumineuse d'une case (x, y), nommée **pixel**

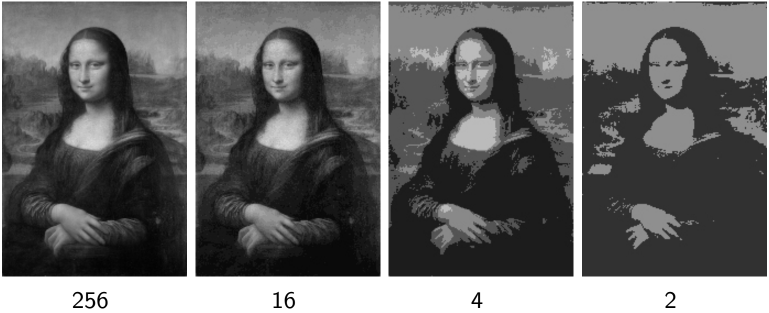
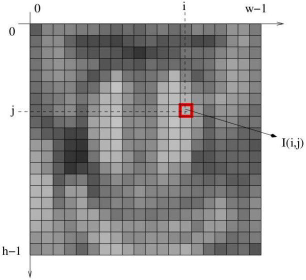


FIGURE – Quantification (discrétisation **tonale)**

Notations et structure

Accès aux pixels

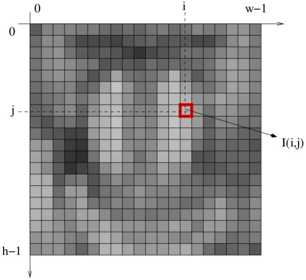
- w : nombre de colonnes, index $i \in [0, w-1]$
- h : nombre de lignes, index $j \in [0, h-1]$
- $I(i,j)$: valeur pixel $i^{\text{ème}}$ colonne et $j^{\text{ème}}$ ligne



Notations et structure

Accès aux pixels

- w : nombre de colonnes, index $i \in [0, w-1]$
- h : nombre de lignes, index $j \in [0, h-1]$
- $I(i,j)$: valeur pixel $i^{\text{ème}}$ colonne et $j^{\text{ème}}$ ligne



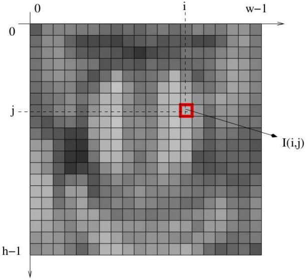
Valeur des pixels (cas habituels)

- gris : intensité comme scalaire en $[0, 2^n - 1]$
  - n : dynamique de l'image
  - $N = 2^n$: nombre de niveaux de gris
  - $n = 8$ habituellement

Notations et structure

Accès aux pixels

- w : nombre de colonnes, index $i \in [0, w-1]$
- h : nombre de lignes, index $j \in [0, h-1]$
- $I(i,j)$: valeur pixel $i^{\text{ème}}$ colonne et $j^{\text{ème}}$ ligne



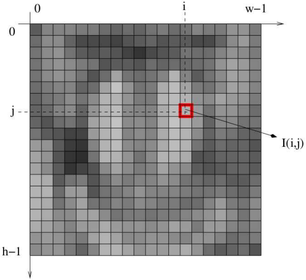
Valeur des pixels (cas habituels)

- gris : intensité comme scalaire en $[0, 2^n - 1]$
  - n : dynamique de l'image
  - $N = 2^n$: nombre de niveaux de gris
  - $n = 8$ habituellement
- couleur : triplet correspondant aux intensités des canaux R, G et B
  - chaque canal encodé comme précédemment

Notations et structure

Accès aux pixels

- w : nombre de colonnes, index $i \in [0, w-1]$
- h : nombre de lignes, index $j \in [0, h-1]$
- $I(i,j)$: valeur pixel $i^{\text{ème}}$ colonne et $j^{\text{ème}}$ ligne



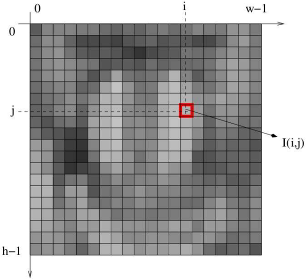
Valeur des pixels (cas habituels)

- gris : intensité comme scalaire en $[0, 2^n - 1]$
  - n : dynamique de l'image
  - $N = 2^n$: nombre de niveaux de gris
  - $n = 8$ habituellement
- couleur : triplet correspondant aux intensités des canaux R, G et B
  - chaque canal encodé comme précédemment

Notations et structure

Accès aux pixels

- w : nombre de colonnes, index $i \in [0, w-1]$
- h : nombre de lignes, index $j \in [0, h-1]$
- $I(i,j)$: valeur pixel $i^{\text{ème}}$ colonne et $j^{\text{ème}}$ ligne



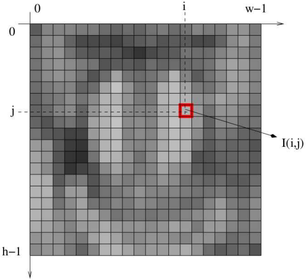
Valeur des pixels (cas habituels)

- gris : intensité comme scalaire en $[0, 2^n - 1]$
  - n : dynamique de l'image
  - $N = 2^n$: nombre de niveaux de gris
  - $n = 8$ habituellement
- couleur : triplet correspondant aux intensités des canaux R, G et B
  - chaque canal encodé comme précédemment

Notations et structure

Accès aux pixels

- w : nombre de colonnes, index $i \in [0, w-1]$
- h : nombre de lignes, index $j \in [0, h-1]$
- $I(i,j)$: valeur pixel $i^{\text{ème}}$ colonne et $j^{\text{ème}}$ ligne



Valeur des pixels (cas habituels)

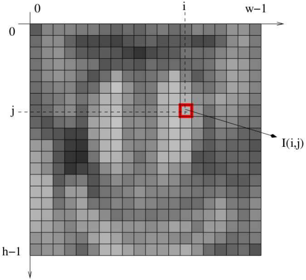
- gris : intensité comme scalaire en $[0, 2^n - 1]$
  - n : dynamique de l'image
  - $N = 2^n$: nombre de niveaux de gris
  - $n = 8$ habituellement
- couleur : triplet correspondant aux intensités des canaux R, G et B
  - chaque canal encodé comme précédemment

bleu

Notations et structure

Accès aux pixels

- w : nombre de colonnes, index $i \in [0, w-1]$
- h : nombre de lignes, index $j \in [0, h-1]$
- $I(i,j)$: valeur pixel $i^{\text{ème}}$ colonne et $j^{\text{ème}}$ ligne



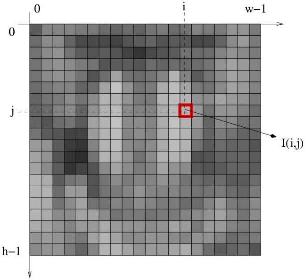
Valeur des pixels (cas habituels)

- gris : intensité comme scalaire en $[0, 2^n - 1]$
  - n : dynamique de l'image
  - $N = 2^n$: nombre de niveaux de gris
  - $n = 8$ habituellement
- couleur : triplet correspondant aux intensités des canaux R, G et B
  - chaque canal encodé comme précédemment

Notations et structure

Accès aux pixels

- w : nombre de colonnes, index $i \in [0, w-1]$
- h : nombre de lignes, index $j \in [0, h-1]$
- $I(i,j)$: valeur pixel $i^{\text{ème}}$ colonne et $j^{\text{ème}}$ ligne



Valeur des pixels (cas habituels)

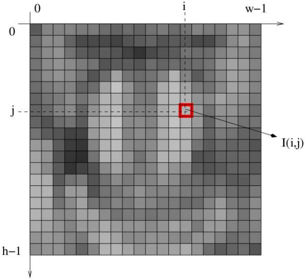
- gris : intensité comme scalaire en $[0, 2^n - 1]$
  - n : dynamique de l'image
  - $N = 2^n$: nombre de niveaux de gris
  - $n = 8$ habituellement
- couleur : triplet correspondant aux intensités des canaux R, G et B
  - chaque canal encodé comme précédemment

rouge

Notations et structure

Accès aux pixels

- w : nombre de colonnes, index $i \in [0, w-1]$
- h : nombre de lignes, index $j \in [0, h-1]$
- $I(i,j)$: valeur pixel $i^{\text{ème}}$ colonne et $j^{\text{ème}}$ ligne



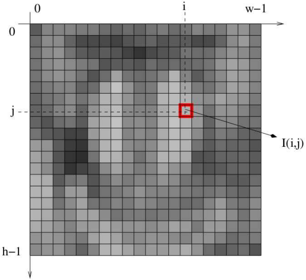
Valeur des pixels (cas habituels)

- gris : intensité comme scalaire en $[0, 2^n - 1]$
  - n : dynamique de l'image
  - $N = 2^n$: nombre de niveaux de gris
  - $n = 8$ habituellement
- couleur : triplet correspondant aux intensités des canaux R, G et B
  - chaque canal encodé comme précédemment

Notations et structure

Accès aux pixels

- w : nombre de colonnes, index $i \in [0, w-1]$
- h : nombre de lignes, index $j \in [0, h-1]$
- $I(i,j)$: valeur pixel $i^{\text{ème}}$ colonne et $j^{\text{ème}}$ ligne



Valeur des pixels (cas habituels)

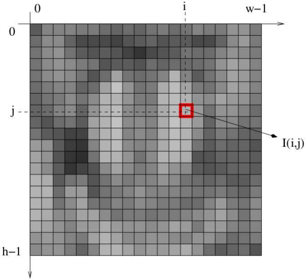
- gris : intensité comme scalaire en $[0, 2^n - 1]$
  - n : dynamique de l'image
  - $N = 2^n$: nombre de niveaux de gris
  - $n = 8$ habituellement
- couleur : triplet correspondant aux intensités des canaux R, G et B
  - chaque canal encodé comme précédemment

vert

Notations et structure

Accès aux pixels

- w : nombre de colonnes, index $i \in [0, w-1]$
- h : nombre de lignes, index $j \in [0, h-1]$
- $I(i,j)$: valeur pixel $i^{\text{ème}}$ colonne et $j^{\text{ème}}$ ligne



Valeur des pixels (cas habituels)

- gris : intensité comme scalaire en $[0, 2^n - 1]$
  - n : dynamique de l'image
  - $N = 2^n$: nombre de niveaux de gris
  - $n = 8$ habituellement
- couleur : triplet correspondant aux intensités des canaux R, G et B
  - chaque canal encodé comme précédemment

Amélioration d'images

Objectifs

- Comment rehausser le contraste d'une image de façon à faire apparaître les objets ?

Amélioration d'images

Objectifs

- Comment rehausser le contraste d'une image de façon à faire apparaître les objets ?
- Comment s'affranchir des paramètres de luminosité lors de l'acquisition ?
  - Exemple : étalonnage des intensités en vue de leur comparaison

Amélioration d'images

Objectifs

- Comment rehausser le contraste d'une image de façon à faire apparaître les objets ?
- Comment s'affranchir des paramètres de luminosité lors de l'acquisition ?
  - Exemple : étalonnage des intensités en vue de leur comparaison
  - Application : mise en correspondance, détection de changement, classification etc

Amélioration d'images

Objectifs

- Comment rehausser le contraste d'une image de façon à faire apparaître les objets ?
- Comment s'affranchir des paramètres de luminosité lors de l'acquisition ?
  - Exemple : étalonnage des intensités en vue de leur comparaison
  - Application : mise en correspondance, détection de changement, classification etc
- Histogramme : modèle probabiliste empirique
- Généralement appliquée aux images en niveaux de gris

L'histogramme de l'image

Définition

- Résultat de la quantification (N niveaux de gris possibles)
- Histogramme $H : [0, N-1] \rightarrow [0, wh]$:
  - $H(z) = card(\{(x, y) \in [0, w] \times [0, h] | I(x, y) = z\})$

L'histogramme de l'image

Définition

- Résultat de la quantification (N niveaux de gris possibles)
- Histogramme $H : [0, N-1] \to [0, wh]$:
  - $H(z) = card(\{(x, y) \in [0, w] \times [0, h] | I(x, y) = z\})$
- Histogramme normalisé $H_n : [0, N-1] \to [0, 1]$:
  - $H_n(z) = H(z)/(wh)$
  - distribution de probabilité empirique

L'histogramme de l'image

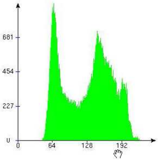
Définition

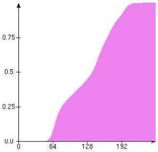
- Résultat de la quantification (N niveaux de gris possibles)
- Histogramme $H : [0, N-1] \rightarrow [0, wh]$:
  - $H(z) = card(\{(x,y) \in [0,w] \times [0,h] | I(x,y) = z\})$
- Histogramme normalisé $H_n : [0, N-1] \rightarrow [0, 1]$:
  - $H_n(z) = H(z)/(wh)$
  - distribution de probabilité empirique
- Histogramme cumulé normalisé $H_{cn} : [0, N-1] \rightarrow [0, 1]$:
  - $H_{cn}(z) = \sum_0^z H_n(z)$
  - fonction de répartition empirique
  - fonction croissante

L'histogramme de l'image

Définition

- Résultat de la quantification (N niveaux de gris possibles)
- Histogramme $H : [0, N-1] \to [0, wh]$:
  - $H(z) = card(\{(x,y) \in [0,w] \times [0,h] | I(x,y) = z\})$
- Histogramme normalisé $H_n : [0, N-1] \to [0, 1]$:
  - $H_n(z) = H(z)/(wh)$
  - distribution de probabilité empirique
- Histogramme cumulé normalisé $H_{cn} : [0, N-1] \to [0, 1]$:
  - $H_{cn}(z) = \sum_0^z H_n(z)$
  - fonction de répartition empirique
  - fonction croissante





L'histogramme de l'image

Calcul des histogrammes

```
int H[N]; // histogramme
float Hn[N]; // histogramme cumulé
float Hcn[N]; // histogramme cumulé normalisé
for (i = 0; i<N; i++){
  H[i] = 0;
  Hn[i] = 0;
  Hc[i] = 0;
}
// calcul de H
```

L’histogramme de l’image

Calcul des histogrammes

```
int H[N]; // histogramme
float Hn[N]; // histogramme cumulé
float Hcn[N]; // histogramme cumulé normalisé
for (i = 0; i<N; i++){
  H[i] = 0;
  Hn[i] = 0;
  Hc[i] = 0;
}
// calcul de H
for (i = 0; i<w; i++)
  for (j = 0; j<h; j++){
    int val = I(i,j);
    H[val] = H[val] + 1;
  }
// calcul de Hn,Hcn
```

L'histogramme de l'image

Calcul des histogrammes

```
int H[N]; // histogramme
float Hn[N]; // histogramme cumulé
float Hcn[N]; // histogramme cumulé normalisé
for (i = 0; i<N; i++){
  H[i] = 0;
  Hn[i] = 0;
  Hc[i] = 0;
}
// calcul de H
for (i = 0; i<w; i++)
  for (j = 0; j<h; j++){
    int val = I(i,j);
    H[val] = H[val] + 1;
  }
// calcul de Hn,Hcn


Hc[0] = Hn[0] = H[0] / (w*h);
for (i = 1; i<N; i++){
  Hn[i] = H[i] / (w*h);
  Hcn[i] = Hcn[i-1] + Hn[i];
}
```

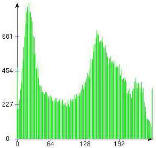
Transformations de l'histogramme

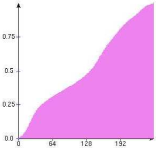
Principe

- Ne pas altérer la relation d'ordre
- Étalement de la dynamique
  - transformation **linéaire** de $z \in [z_{min}, z_{max}]$ vers $z' \in [z'_{min}, z'_{max}]$:

$$z' = z'_{min} + (z - z_{min}) \frac{z'_{max} - z'_{min}}{z_{max} - z_{min}}$$

  - suite à la quantification $z' = round(z')$
  - généralement $z'_{min} = 0, z'_{max} = 255$
  - souvent peu pratique car sensible au bruit



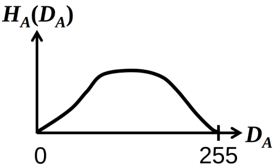


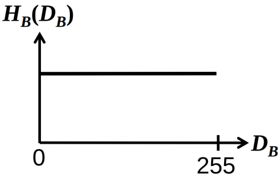
Transformations de l'histogramme

Égalisation d'histogramme

- Ne pas altérer la relation d'ordre
- S'approcher d'un H hétérogène /plat par une transformation f **non-linéaire**
- Ou autrement dit d'un H_{cn} uniformément croissant

$$D_B = f(D_A) = \frac{D_{max}}{S} \int_0^{D_A} H_A(u)du$$



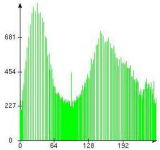


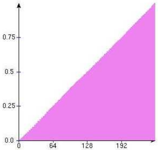
Transformations de l'histogramme

Égalisation d'histogramme

- Ne pas altérer la relation d'ordre
- S'approcher d'un H hétérogène /plat
- Ou autrement dit d'un H_{cn} uniformément croissant

$$z' = \frac{N-1}{wh} \sum_{i=0}^{z} H(i) = (N-1) H_{cn}(z)$$





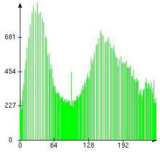
Transformations de l'histogramme

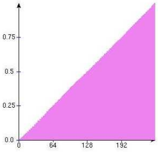
Égalisation d'histogramme

- Ne pas altérer la relation d'ordre
- S'approcher d'un H hétérogène /plat
- Ou autrement dit d'un H_{cn} uniformément croissant

$$z' = \frac{N-1}{wh} \sum_{i=0}^{z} H(i) = (N-1) H_{cn}(z)$$

- Suite à la quantification $z' = floor(z')$





Représentations vectorielles des images

Au delà de l'histogramme d'image

- L'enjeu majeur aujourd'hui est de disposer d'une représentation vectorielle compacte ...
- Mais si possible haut-niveau d'un point de vue sémantique !

Représentations vectorielles des images

Au delà de l'histogramme d'image

- L'enjeu majeur aujourd'hui est de disposer d'une représentation vectorielle compacte ...
- Mais si possible haut-niveau d'un point de vue sémantique !
- Car après, on peut utiliser beaucoup de techniques d'analyse de données s'appuyant sur une distance entre les échantillons

Représentations vectorielles des images

Au delà de l'histogramme d'image

- L'enjeu majeur aujourd'hui est de disposer d'une représentation vectorielle compacte ...
- Mais si possible haut-niveau d'un point de vue sémantique !
- Car après, on peut utiliser beaucoup de techniques d'analyse de données s'appuyant sur une distance entre les échantillons

Gros inconvénient : l'histogramme d'image n'est pas une représentation haut-niveau $\Rightarrow$ propriétés très mauvaises d'invariance.

Représentations vectorielles des images

Les bags-of-words / BoW (avant 2015)

- Histogramme basé sur un dictionnaire de structures visuelles : inspiré des travaux sur l'analyse du texte
- Positionnement plus haut-niveau d'un point de vue sémantique : transition pixel $\Rightarrow$ structures visuelles

Représentations vectorielles des images

Les bags-of-words / BoW (avant 2015)

- Histogramme basé sur un dictionnaire de structures visuelles : inspiré des travaux sur l'analyse du texte
- Positionnement plus haut-niveau d'un point de vue sémantique : transition pixel ⇒ structures visuelles
- Comment construire le dictionnaire de structures visuelles ?

Représentations vectorielles des images

Les bags-of-words / BoW (avant 2015)

- Histogramme basé sur un dictionnaire de structures visuelles : inspiré des travaux sur l'analyse du texte
- Positionnement plus haut-niveau d'un point de vue sémantique : transition pixel $\Rightarrow$ structures visuelles
- Comment construire le dictionnaire de structures visuelles ?
- Définition des primitives visuelles interprétables

Représentations vectorielles des images

Les bags-of-words / BoW (avant 2015)

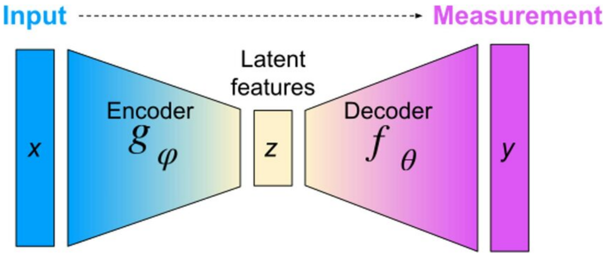
- Histogramme basé sur un dictionnaire de structures visuelles : inspiré des travaux sur l'analyse du texte
- Positionnement plus haut-niveau d'un point de vue sémantique : transition pixel $\Rightarrow$ structures visuelles
- Comment construire le dictionnaire de structures visuelles ?

- Définition des primitives visuelles interprétables
- Clustering des structures invariantes à niveau sémantique bas : apprentissage du dictionnaire, spécialisation pour une distribution de données ; diminution de l'interpretabilité

Représentations vectorielles des images

Les NN comme extracteurs de features (à partir de 2012)

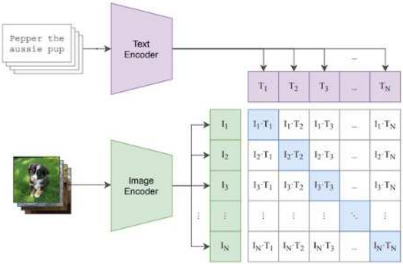
- S'appuyer sur la partie encodeur pour obtenir une représentation compacte de l'image



Représentations vectorielles des images

Les NN comme extracteurs de features (à partir de 2012)

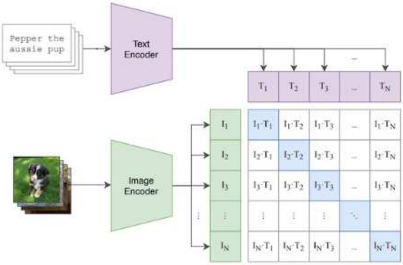
- S'appuyer sur la partie encodeur pour obtenir une représentation compacte de l'image
- Alignement possible représentation image - représentation texte des concepts sémantiques complexes



Représentations vectorielles des images

Les NN comme extracteurs de features (à partir de 2012)

- S'appuyer sur la partie encodeur pour obtenir une représentation compacte de l'image
- Alignement possible représentation image - représentation texte des concepts sémantiques complexes
- Très faible interpretabilité des représentations



Représentations vectorielles des images

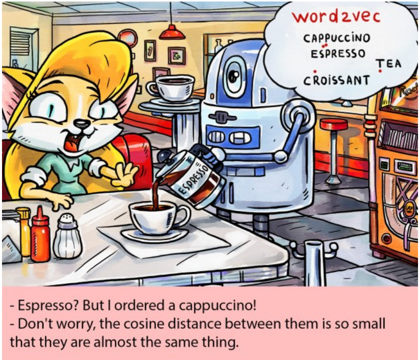
Comment s'en servir de ces représentations

- Certains usages peuvent être assez inédits (e.g., CLIP) mais en général : distances dans l'espace latent

Représentations vectorielles des images

Comment s'en servir de ces représentations

- Certains usages peuvent être assez inédits (e.g., CLIP) mais en général : distances dans l'espace latent
- Prudence : les distances (typiquement Euclidienne, cosinus) peuvent ne pas être pertinentes pour tous les cas d'usage



Progrès du Deep Learning

Progrès actuels de la science :

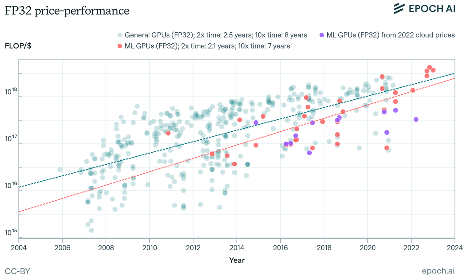
- Nous vivons véritablement une nouvelle révolution scientifique

1. **flops**
2. **rocca2021putting**

Progrès du Deep Learning

Progrès actuels de la science :

- Nous vivons véritablement une nouvelle révolution scientifique
- Vieilles méthodes, nouveau matériel [1]

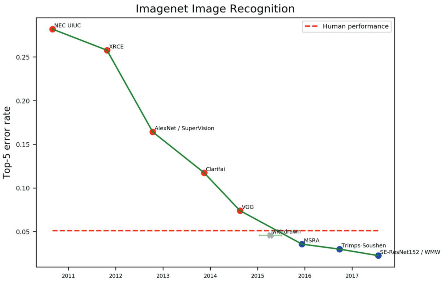


1. **flops**
2. **rocca2021putting**

Progrès du Deep Learning

Progrès actuels de la science :

- Nous vivons véritablement une nouvelle révolution scientifique
- Vieilles méthodes, nouveau matériel [1]
- Dépassement des capacités humaines pour les tâches de classification depuis 2016 [2]



1. **flops**
2. **rocca2021putting**

Progrès du Deep Learning

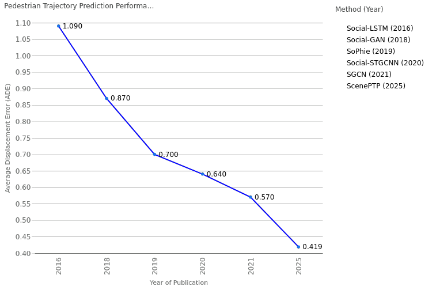
Progrès actuels de la science :

- Pas seulement les tâches classiques ; l'impact est significatif partout

Progrès du Deep Learning

Progrès actuels de la science :

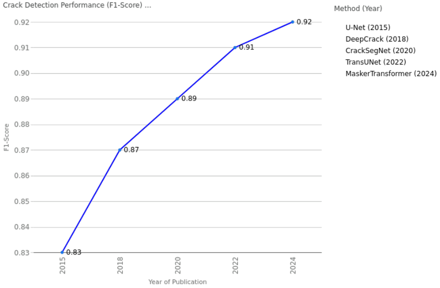
- Pas seulement les tâches classiques ; l'impact est significatif partout
- Prédiction de trajectoire des piétons (jeu de données ETH)



Progrès du Deep Learning

Progrès actuels de la science :

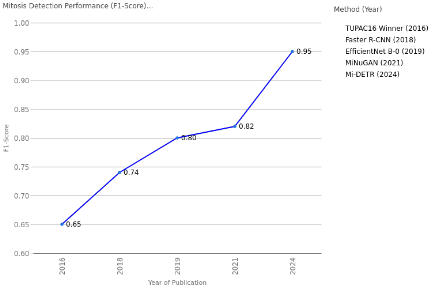
- Pas seulement les tâches classiques ; l'impact est significatif partout
- Prédiction de trajectoire des piétons (jeu de données ETH)
- Détection de fissures (jeu de données CFD)



Progrès du Deep Learning

Progrès actuels de la science :

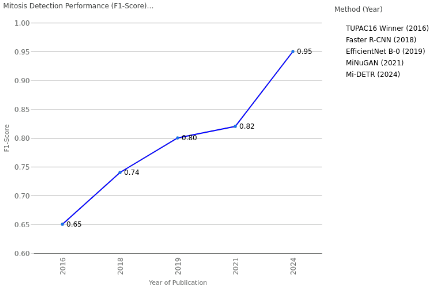
- Pas seulement les tâches classiques ; l'impact est significatif partout
- Prédiction de trajectoire des piétons (jeu de données ETH)
- Détection de fissures (jeu de données CFD)
- Détection de mitoses (jeu de données TUPAC16)



Progrès du Deep Learning

Progrès actuels de la science :

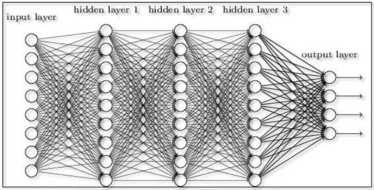
- Pas seulement les tâches classiques ; l'impact est significatif partout
- Prédiction de trajectoire des piétons (jeu de données ETH)
- Détection de fissures (jeu de données CFD)
- Détection de mitoses (jeu de données TUPAC16)
- Constat majeur : les performances humaines sont systématiquement dépassées (ex : F1-score des experts entre 0,65-0,70 sur TUPAC16)



Mais que fait réellement un modèle neuronal ?

Considérons la classification avec un modèle Feed Forward :

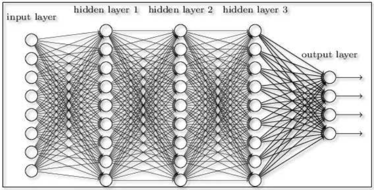
- Un approximateur universel (mauvaises langues : régresseur glorifié)



Mais que fait réellement un modèle neuronal ?

Considérons la classification avec un modèle Feed Forward :

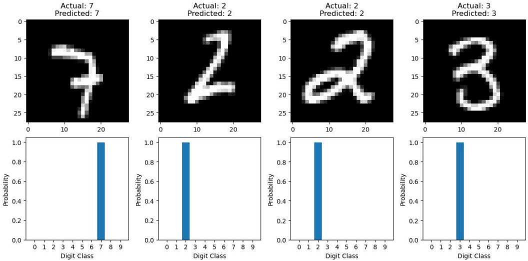
- Un approximateur universel (mauvaises langues : régresseur glorifié)
- Une couche softmax finale, fournissant des sorties normalisées



Mais que fait réellement un modèle neuronal ?

Considérons la classification avec un modèle Feed Forward :

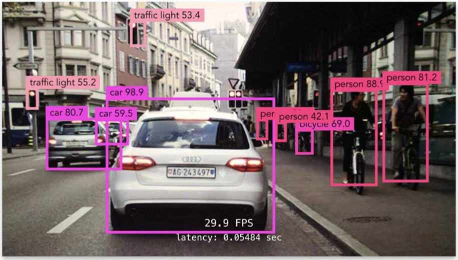
- Un approximateur universel (mauvaises langues : régresseur glorifié)
- Une couche softmax finale, fournissant des sorties normalisées
- Les utilisateurs interprètent les scores comme des probabilités de classe



Mais que fait réellement un modèle neuronal ?

Considérons la classification avec un modèle Feed Forward :

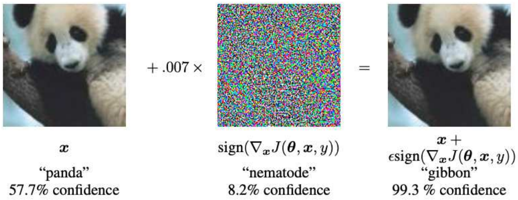
- Un approximateur universel (mauvaises langues : régresseur glorifié)
- Une couche softmax finale, fournissant des sorties normalisées
- Les utilisateurs interprètent les scores comme des probabilités de classe
- Pratique courante identique pour les détecteurs d'objets, les modèles de segmentation, etc.



Mais que fait réellement un modèle neuronal ?

Considérons la classification avec un modèle Feed Forward :

- Un approximateur universel (mauvaises langues : régresseur glorifié)
- Une couche softmax finale, fournissant des sorties normalisées
- Les utilisateurs interprètent les scores comme des probabilités de classe
- Pratique courante identique pour les détecteurs d'objets, les modèles de segmentation, etc.
- Objectif : expliquer pourquoi c'est faux et comment corriger ce problème



L'impact du DL est encore minime dans les applicatio

L'obstacle au déploiement dans les tâches critiques : un outil au service de l'humain

- Les experts veulent utiliser le DL comme un outil, et l'interaction entre le modèle neuronal et l'humain nécessite une estimation fiable de la confiance.

3. **celi**

L'impact du DL est encore minime dans les applicatio

L'obstacle au déploiement dans les tâches critiques : un outil au service de l'humain

- Les experts veulent utiliser le DL comme un outil, et l'interaction entre le modèle neuronal et l'humain nécessite une estimation fiable de la confiance.
- ≪ *Au lieu de présenter les résultats comme des affirmations péremptoires, des systèmes bien conçus utilisent des signaux visuels ou auditifs qui mettent en évidence l'incertitude et invitent à un engagement plus profond. Lorsque les systèmes signalent des cas inhabituels, ils devraient susciter la curiosité plutôt qu'une acceptation passive de la part des cliniciens ou des patients. L'IA doit être réimaginée comme un partenaire virtuel pour la vie qui aide à l'apprentissage continu plutôt que comme une source supplémentaire de tâches interminables imposées par les dossiers de santé informatisés.* ≫ [3]

3. **celi**

L'impact du DL est encore minime dans les applicatio

L'obstacle au déploiement dans les tâches critiques : un outil au service de l'humain

- Les experts veulent utiliser le DL comme un outil, et l'interaction entre le modèle neuronal et l'humain nécessite une estimation fiable de la confiance.
- ≪ *Au lieu de présenter les résultats comme des affirmations péremptoires, des systèmes bien conçus utilisent des signaux visuels ou auditifs qui mettent en évidence l'incertitude et invitent à un engagement plus profond. Lorsque les systèmes signalent des cas inhabituels, ils devraient susciter la curiosité plutôt qu'une acceptation passive de la part des cliniciens ou des patients. L'IA doit être réimaginée comme un partenaire virtuel pour la vie qui aide à l'apprentissage continu plutôt que comme une source supplémentaire de tâches interminables imposées par les dossiers de santé informatisés.* ≫ [3]

L'obstacle au déploiement dans les tâches critiques : pas encore assez performant (loin de là)

- La ≪ marche des neuf ≫ d'Andrej Karpathy nous rappelle que les démos et les résultats de recherche ne comptent tout simplement pas pour les applications réelles.

3. **celi**

L'impact du DL est encore minime dans les applicatio

L'obstacle au déploiement dans les tâches critiques : un outil au service de l'humain

- Les experts veulent utiliser le DL comme un outil, et l'interaction entre le modèle neuronal et l'humain nécessite une estimation fiable de la confiance.
- ≪ *Au lieu de présenter les résultats comme des affirmations péremptoires, des systèmes bien conçus utilisent des signaux visuels ou auditifs qui mettent en évidence l'incertitude et invitent à un engagement plus profond. Lorsque les systèmes signalent des cas inhabituels, ils devraient susciter la curiosité plutôt qu'une acceptation passive de la part des cliniciens ou des patients. L'IA doit être réimaginée comme un partenaire virtuel pour la vie qui aide à l'apprentissage continu plutôt que comme une source supplémentaire de tâches interminables imposées par les dossiers de santé informatisés.* ≫ [3]

L'obstacle au déploiement dans les tâches critiques : pas encore assez performant (loin de là)

- La ≪ marche des neuf ≫ d'Andrej Karpathy nous rappelle que les démos et les résultats de recherche ne comptent tout simplement pas pour les applications réelles.
- ≪ *Lorsque vous obtenez une démo et que quelque chose fonctionne 90 % du temps, ce n'est que le premier neuf. Ensuite, vous avez besoin du deuxième neuf, d'un troisième neuf, d'un quatrième neuf. Chaque neuf représente la même quantité de travail.* ≫

3. **celi**

Problèmes à résoudre pour passer de 90 % à 99,99 %

Quelques points restant à régler dans les années à venir :

- Robustesse aux perturbations, même sous la distribution d'entraînement

Problèmes à résoudre pour passer de 90 % à 99,99 %

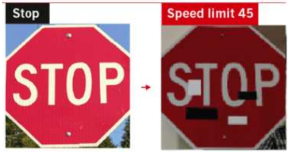
Quelques points restant à régler dans les années à venir :

- Robustesse aux perturbations, même sous la distribution d'entraînement
  - Stabilité des sorties dans des environnements réalistes

Problèmes à résoudre pour passer de 90 % à 99,99 %

Quelques points restant à régler dans les années à venir :

- Robustesse aux perturbations, même sous la distribution d'entraînement
  - Stabilité des sorties dans des environnements réalistes
  - Attaques adverses plus complexes



Problèmes à résoudre pour passer de 90 % à 99,99 %

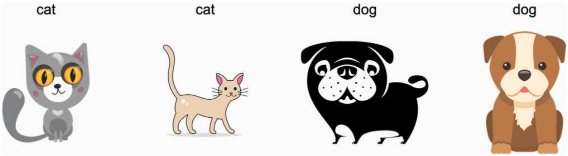
Quelques points restant à régler dans les années à venir :

- Robustesse aux perturbations, même sous la distribution d'entraînement
  - Stabilité des sorties dans des environnements réalistes
  - Attaques adverses plus complexes
- Robustesse ou dégradation progressive face au décalage de distribution (*distribution shift*)

Problèmes à résoudre pour passer de 90 % à 99,99 %

Quelques points restant à régler dans les années à venir :

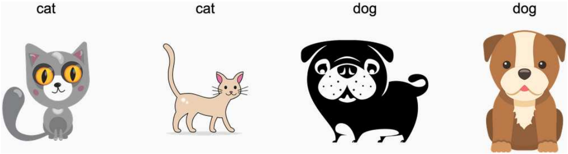
- Robustesse aux perturbations, même sous la distribution d'entraînement
  - Stabilité des sorties dans des environnements réalistes
  - Attaques adverses plus complexes
- Robustesse ou dégradation progressive face au décalage de distribution (*distribution shift*)
  - Chute de performance du modèle lorsque les données d'entrée changent légèrement



Problèmes à résoudre pour passer de 90 % à 99,99 %

Quelques points restant à régler dans les années à venir :

- Robustesse aux perturbations, même sous la distribution d'entraînement
  - Stabilité des sorties dans des environnements réalistes
  - Attaques adverses plus complexes
- Robustesse ou dégradation progressive face au décalage de distribution (*distribution shift*)
  - Chute de performance du modèle lorsque les données d'entrée changent légèrement
  - L'humain reste meilleur pour gérer de manière robuste les décalages de distribution



Problèmes à résoudre pour passer de 90 % à 99,99 %

Quelques points restant à régler dans les années à venir :

- Robustesse aux perturbations, même sous la distribution d'entraînement
    - Stabilité des sorties dans des environnements réalistes
    - Attaques adverses plus complexes
- Robustesse ou dégradation progressive face au décalage de distribution (*distribution shift*)
    - Chute de performance du modèle lorsque les données d'entrée changent légèrement
    - L'humain reste meilleur pour gérer de manière robuste les décalages de distribution
- Robustesse face aux entrées hors-distribution (*Out-of-Distribution* - OoD)

Problèmes à résoudre pour passer de 90 % à 99,99 %

Quelques points restant à régler dans les années à venir :

- Robustesse aux perturbations, même sous la distribution d'entraînement
  - Stabilité des sorties dans des environnements réalistes
  - Attaques adverses plus complexes
- Robustesse ou dégradation progressive face au décalage de distribution (*distribution shift*)
  - Chute de performance du modèle lorsque les données d'entrée changent légèrement
  - L'humain reste meilleur pour gérer de manière robuste les décalages de distribution
- Robustesse face aux entrées hors-distribution (*Out-of-Distribution* - OoD)
  - Les modèles sont trop confiants face à des entrées inconnues, avec des résultats catastrophiques

Problèmes à résoudre pour passer de 90 % à 99,99 %

Quelques points restant à régler dans les années à venir :

- Robustesse aux perturbations, même sous la distribution d'entraînement
  - Stabilité des sorties dans des environnements réalistes
  - Attaques adverses plus complexes
- Robustesse ou dégradation progressive face au décalage de distribution (*distribution shift*)
  - Chute de performance du modèle lorsque les données d'entrée changent légèrement
  - L'humain reste meilleur pour gérer de manière robuste les décalages de distribution
- Robustesse face aux entrées hors-distribution (*Out-of-Distribution* - OoD)
  - Les modèles sont trop confiants face à des entrées inconnues, avec des résultats catastrophiques
  - L'humain reste meilleur pour gérer de manière robuste des échantillons ou situations inconnus

Exigences pour un système de DL fiable

Pour apporter une valeur réelle dans les applications critiques, il doit :

- fournir une bonne performance sur la tâche principale (focus actuel de la communauté)

Quelles sont les avancées ?

Exigences pour un système de DL fiable

Pour apporter une valeur réelle dans les applications critiques, il doit :

- fournir une bonne performance sur la tâche principale (focus actuel de la communauté)
- gérer des niveaux de bruit réalistes sur les entrées normales

Quelles sont les avancées ?

Exigences pour un système de DL fiable

Pour apporter une valeur réelle dans les applications critiques, il doit :

- fournir une bonne performance sur la tâche principale (focus actuel de la communauté)
- gérer des niveaux de bruit réalistes sur les entrées normales
- évaluer objectivement sa confiance lors du traitement d'entrées plus difficiles

Quelles sont les avancées ?

Exigences pour un système de DL fiable

Pour apporter une valeur réelle dans les applications critiques, il doit :

- fournir une bonne performance sur la tâche principale (focus actuel de la communauté)
- gérer des niveaux de bruit réalistes sur les entrées normales
- évaluer objectivement sa confiance lors du traitement d'entrées plus difficiles
- disposer de mécanismes spécifiques pour gérer le décalage de distribution des entrées

Quelles sont les avancées ?

Exigences pour un système de DL fiable

Pour apporter une valeur réelle dans les applications critiques, il doit :

- fournir une bonne performance sur la tâche principale (focus actuel de la communauté)
- gérer des niveaux de bruit réalistes sur les entrées normales
- évaluer objectivement sa confiance lors du traitement d'entrées plus difficiles
- disposer de mécanismes spécifiques pour gérer le décalage de distribution des entrées
- disposer de mécanismes spécifiques pour détecter les entrées inconnues (et donner l'alerte)

Quelles sont les avancées ?

Exigences pour un système de DL fiable

Pour apporter une valeur réelle dans les applications critiques, il doit :

- fournir une bonne performance sur la tâche principale (focus actuel de la communauté)
- gérer des niveaux de bruit réalistes sur les entrées normales
- évaluer objectivement sa confiance lors du traitement d'entrées plus difficiles
- disposer de mécanismes spécifiques pour gérer le décalage de distribution des entrées
- disposer de mécanismes spécifiques pour détecter les entrées inconnues (et donner l'alerte)

Quelles sont les avancées ?

- les jeux de données commencent à cibler d'autres métriques que la performance de la tâche principale en conditions normales

Exigences pour un système de DL fiable

Pour apporter une valeur réelle dans les applications critiques, il doit :

- fournir une bonne performance sur la tâche principale (focus actuel de la communauté)
- gérer des niveaux de bruit réalistes sur les entrées normales
- évaluer objectivement sa confiance lors du traitement d'entrées plus difficiles
- disposer de mécanismes spécifiques pour gérer le décalage de distribution des entrées
- disposer de mécanismes spécifiques pour détecter les entrées inconnues (et donner l'alerte)

Quelles sont les avancées ?

- les jeux de données commencent à cibler d'autres métriques que la performance de la tâche principale en conditions normales
- nous travaillons sur l'identification et la réduction du coût computationnel des mécanismes requis

Objectifs

- Amélioration
  - Comment réduire le bruit d'une image de façon à améliorer la "netteté" des objets ?
  - Prétraitements
  - Visualisation
- Simplification
  - Comment réduire la variabilité intrinsèque des objets de façon à les simplifier ?
  - Hypothèse : profil spécifique pour l'information utile
  - Applications : analyse statistique, traitement automatique, classification

Bruit

Apparition

- erreurs générant dans les pixels des valeurs différentes des valeurs réelles
- indépendant en chaque pixel
- sources : capteur, transmission, interférences etc.
- additif, multiplicatif, impulsionnel etc.
- additif : $I(i,j) = I_0(i,j) + \eta(i,j)$

Bruit

Apparition

- erreurs générant dans les pixels des valeurs différentes des valeurs réelles
- indépendant en chaque pixel
- sources : capteur, transmission, interférences etc.
- additif, multiplicatif, impulsionnel etc.
- additif : $I(i,j) = I_0(i,j) + \eta(i,j)$

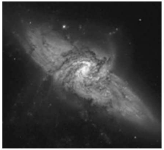
Bruit Gaussien

- bon modèle pour bruit capteurs : $p(\eta) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp(-\frac{(\eta-\mu)^2}{2\sigma^2})$

Bruit

Apparition

- erreurs générant dans les pixels des valeurs différentes des valeurs réelles
- indépendant en chaque pixel
- sources : capteur, transmission, interférences etc.
- additif, multiplicatif, impulsionnel etc.
- additif : $I(i,j) = I_0(i,j) + \eta(i,j)$



référence

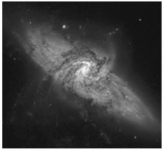
Bruit Gaussien

- bon modèle pour bruit capteurs : $p(\eta) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp(-\frac{(\eta-\mu)^2}{2\sigma^2})$
- exemple : moyenne sur plusieurs acquisitions (astronomie)

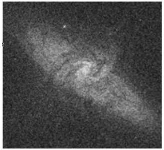
Bruit

Apparition

- erreurs générant dans les pixels des valeurs différentes des valeurs réelles
- indépendant en chaque pixel
- sources : capteur, transmission, interférences etc.
- additif, multiplicatif, impulsionnel etc.
- additif : $I(i,j) = I_0(i,j) + \eta(i,j)$



référence



$\sigma = 64$

Bruit Gaussien

- bon modèle pour bruit capteurs : $p(\eta) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp(-\frac{(\eta-\mu)^2}{2\sigma^2})$
- exemple : moyenne sur plusieurs acquisitions (astronomie)

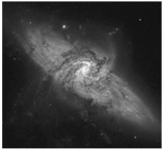
Bruit

Apparition

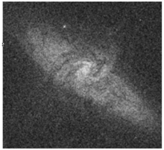
- erreurs générant dans les pixels des valeurs différentes des valeurs réelles
- indépendant en chaque pixel
- sources : capteur, transmission, interférences etc.
- additif, multiplicatif, impulsionnel etc.
- additif : $I(i,j) = I_0(i,j) + \eta(i,j)$

Bruit Gaussien

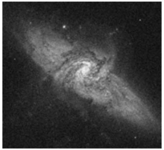
- bon modèle pour bruit capteurs : $p(\eta) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp(-\frac{(\eta-\mu)^2}{2\sigma^2})$
- exemple : moyenne sur plusieurs acquisitions (astronomie)



référence



$\sigma = 64$



$K = 8$

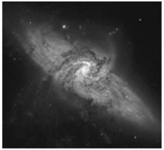
Bruit

Apparition

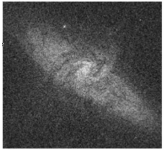
- erreurs générant dans les pixels des valeurs différentes des valeurs réelles
- indépendant en chaque pixel
- sources : capteur, transmission, interférences etc.
- additif, multiplicatif, impulsionnel etc.
- additif : $I(i,j) = I_0(i,j) + \eta(i,j)$

Bruit Gaussien

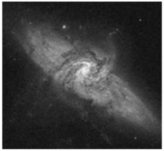
- bon modèle pour bruit capteurs : $p(\eta) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp(-\frac{(\eta-\mu)^2}{2\sigma^2})$
- exemple : moyenne sur plusieurs acquisitions (astronomie)



référence



$\sigma = 64$



$K = 16$

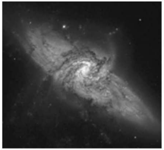
Bruit

Apparition

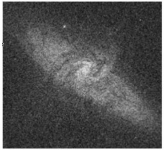
- erreurs générant dans les pixels des valeurs différentes des valeurs réelles
- indépendant en chaque pixel
- sources : capteur, transmission, interférences etc.
- additif, multiplicatif, impulsionnel etc.
- additif : $I(i,j) = I_0(i,j) + \eta(i,j)$

Bruit Gaussien

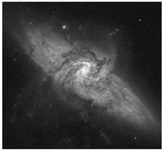
- bon modèle pour bruit capteurs : $p(\eta) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp(-\frac{(\eta-\mu)^2}{2\sigma^2})$
- exemple : moyenne sur plusieurs acquisitions (astronomie)



référence



$\sigma = 64$



$K = 64$

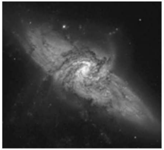
Bruit

Apparition

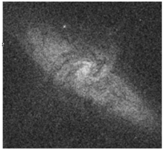
- erreurs générant dans les pixels des valeurs différentes des valeurs réelles
- indépendant en chaque pixel
- sources : capteur, transmission, interférences etc.
- additif, multiplicatif, impulsionnel etc.
- additif : $I(i,j) = I_0(i,j) + \eta(i,j)$

Bruit Gaussien

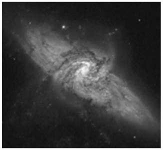
- bon modèle pour bruit capteurs : $p(\eta) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp(-\frac{(\eta-\mu)^2}{2\sigma^2})$
- exemple : moyenne sur plusieurs acquisitions (astronomie)



référence



$\sigma = 64$



$K = 128$

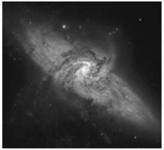
Bruit

Apparition

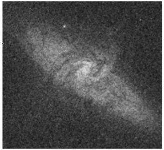
- erreurs générant dans les pixels des valeurs différentes des valeurs réelles
- indépendant en chaque pixel
- sources : capteur, transmission, interférences etc.
- additif, multiplicatif, impulsionnel etc.
- additif : $I(i,j) = I_0(i,j) + \eta(i,j)$

Bruit Gaussien

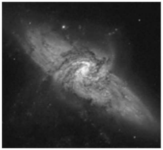
- bon modèle pour bruit capteurs : $p(\eta) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp(-\frac{(\eta-\mu)^2}{2\sigma^2})$
- exemple : moyenne sur plusieurs acquisitions (astronomie)



référence



$\sigma = 64$



$K = 128$

Exercice :

Quel est le σ pour la dernière image ($K = 128$) ?

Bruit

Apparition

- erreurs générant dans les pixels des valeurs différentes des valeurs réelles
- indépendant en chaque pixel
- sources : capteur, transmission, interférences etc.
- additif, multiplicatif, impulsionnel etc.
- additif : $I(i,j) = I_0(i,j) + \eta(i,j)$

Bruit

Apparition

- erreurs générant dans les pixels des valeurs différentes des valeurs réelles
- indépendant en chaque pixel
- sources : capteur, transmission, interférences etc.
- additif, multiplicatif, impulsionnel etc.
- additif : $I(i,j) = I_0(i,j) + \eta(i,j)$

Bruit impulsionnel

- "poivre et sel", ou salt-and-pepper
- conversion, transmission, pixels "morts"
- certaines valeurs très différentes en intensité

référence

B. impulsionnel

Bruit

Apparition

- erreurs générant dans les pixels des valeurs différentes des valeurs réelles
- indépendant en chaque pixel
- sources : capteur, transmission, interférences etc.
- additif, multiplicatif, impulsionnel etc.
- additif : $I(i,j) = I_0(i,j) + \eta(i,j)$

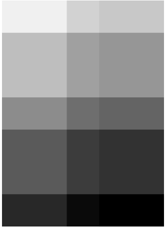
Bruit

Apparition

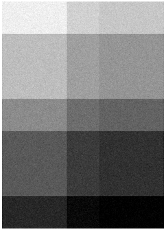
- erreurs générant dans les pixels des valeurs différentes des valeurs réelles
- indépendant en chaque pixel
- sources : capteur, transmission, interférences etc.
- additif, multiplicatif, impulsionnel etc.
- additif : $I(i,j) = I_0(i,j) + \eta(i,j)$

Bruit multiplicatif

- images radar, laser
- effets photochimiques (bruit "grain")
- $I(i,j) = I_0(i,j) \cdot \eta(i,j), E[\eta] = 1$



référence



B. additif (Var=60)

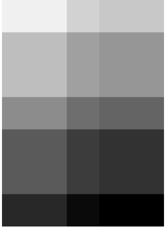
Bruit

Apparition

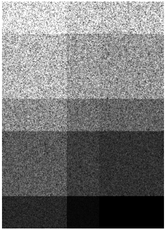
- erreurs générant dans les pixels des valeurs différentes des valeurs réelles
- indépendant en chaque pixel
- sources : capteur, transmission, interférences etc.
- additif, multiplicatif, impulsionnel etc.
- additif : $I(i,j) = I_0(i,j) + \eta(i,j)$

Bruit multiplicatif

- images radar, laser
- effets photochimiques (bruit "grain")
- $I(i,j) = I_0(i,j) \cdot \eta(i,j), E[\eta] = 1$



référence



B. mult. (Var=0.1)

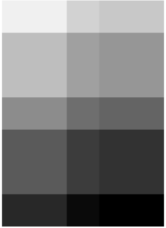
Bruit

Apparition

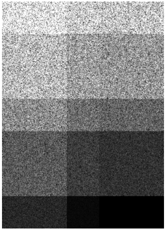
- erreurs générant dans les pixels des valeurs différentes des valeurs réelles
- indépendant en chaque pixel
- sources : capteur, transmission, interférences etc.
- additif, multiplicatif, impulsionnel etc.
- additif : $I(i,j) = I_0(i,j) + \eta(i,j)$

Bruit multiplicatif

- images radar, laser
- effets photochimiques (bruit “grain”)
- $I(i,j) = I_0(i,j) \cdot \eta(i,j), E[\eta] = 1$



référence



B. mult. (Var=0.1)

Exercice :

Comment peut-on ramener le problème à un cas déjà visité ?

Bruit

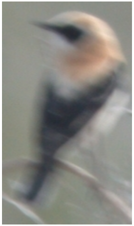
Apparition

- erreurs générant dans les pixels des valeurs différentes des valeurs réelles
- indépendant en chaque pixel
- sources : capteur, transmission, interférences etc.
- additif, multiplicatif, impulsionnel etc.
- additif : $I(i,j) = I_0(i,j) + \eta(i,j)$

Bruit

Apparition

- erreurs générant dans les pixels des valeurs différentes des valeurs réelles
- indépendant en chaque pixel
- sources : capteur, transmission, interférences etc.
- additif, multiplicatif, impulsionnel etc.
- additif : $I(i,j) = I_0(i,j) + \eta(i,j)$



Bruit convolutif

- effet de “flou”
- défaut de mise au point
- mouvement rapide de la caméra
- $I(i,j) = I_0(i,j) \star g + \eta(i,j)$

Bruit

Apparition

- erreurs générant dans les pixels des valeurs différentes des valeurs réelles
- indépendant en chaque pixel
- sources : capteur, transmission, interférences etc.
- additif, multiplicatif, impulsionnel etc.
- additif : $I(i,j) = I_0(i,j) + \eta(i,j)$

Bruit convolutif

- effet de "flou"
- défaut de mise au point
- mouvement rapide de la caméra
- $I(i,j) = I_0(i,j) \star g + \eta(i,j)$

déconvolution
(Fergus et al.)

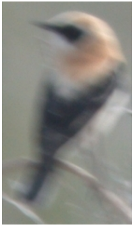
Bruit

Apparition

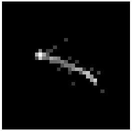
- erreurs générant dans les pixels des valeurs différentes des valeurs réelles
- indépendant en chaque pixel
- sources : capteur, transmission, interférences etc.
- additif, multiplicatif, impulsionnel etc.
- additif : $I(i,j) = I_0(i,j) + \eta(i,j)$

Bruit convolutif

- effet de "flou"
- défaut de mise au point
- mouvement rapide de la caméra
- $I(i,j) = I_0(i,j) \star g + \eta(i,j)$



déconvolution (Fergus et al.)



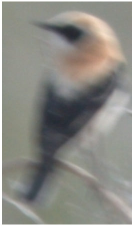
Bruit

Apparition

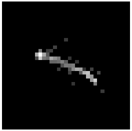
- erreurs générant dans les pixels des valeurs différentes des valeurs réelles
- indépendant en chaque pixel
- sources : capteur, transmission, interférences etc.
- additif, multiplicatif, impulsionnel etc.
- additif : $I(i,j) = I_0(i,j) + \eta(i,j)$

Bruit convolutif

- effet de "flou"
- défaut de mise au point
- mouvement rapide de la caméra
- $I(i,j) = I_0(i,j) \star g + \eta(i,j)$



déconvolution (Fergus et al.)



Filtrage

Caractéristiques

- processus qui élimine une composante indésirable d'un signal
- parfois utilisé pour créer un effet artistique etc.
- en général associé à une perte d'information
- utilise le voisinage du pixel pour calculer sa nouvelle valeur
- classifications très variées :
  - filtrage linéaire et non-linéaire
  - filtrage passe-bas, passe-bande et passe-haut
  - etc.

Filtrage linéaire

Formulation de base (1D continu)

- produit de convolution : un signal $x(t)$ et un filtre $h(t)$

$$(x \star h)(t) = \int_{-\infty}^{\infty} x(\tau)h(t-\tau)d\tau$$

- propriétés fondamentales : commutatif, distributif, associatif
- équivalent à un produit classique dans le domaine fréquentiel :

$$x \star h = \mathcal{F}^{-1}[\mathcal{F}(x) \cdot \mathcal{F}(h)]$$

Utilisation en TI (2D discret)

- une image I et un filtre g

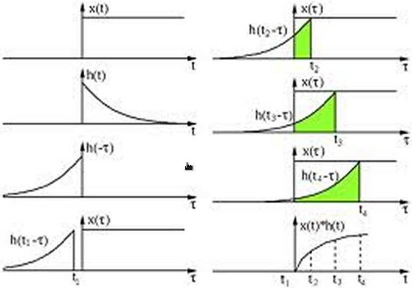
$$(I \star g)(i,j) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} \sum_{m=-\infty}^{\infty} I(i-n, j-m)g(n,m)$$

- en général le support de g est compact, de dimensions impaires

Filtrage linéaire

Calcul effectif en 1D continu

1. retournement : $h(\tau) \rightarrow h(-\tau)$
2. translation : $h(-\tau) \rightarrow h(t-\tau)$
3. calcul produit : $x(t) \cdot h(t-\tau)$
4. calcul intégrale : $\int_{-\infty}^{\infty} x(\tau)h(t-\tau)d\tau$

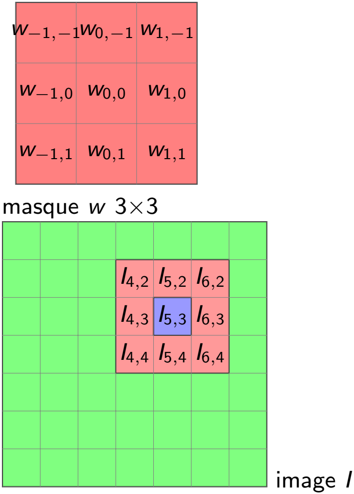


Calcul effectif en TI avec exemple

- calculer le masque $w(i,j) = g(-i,-j)$ par symétrie centrale
- centrer le masque (élément $w_{0,0}$) sur le pixel courant ($I_{5,3}$)
- calcul des produits des paires correspondantes ($w_{11} \cdot I_{42}, w_{21} \cdot I_{52}$, etc.)
- faire la somme de tous les produits :

$$(I \star g)(5,3) = w_{-1,-1} \cdot I_{4,2} + \ldots + w_{1,1} \cdot I_{6,4}$$

- si le filtre conserve la moyenne de l'image $\sum w_{i,j} = 1$
- traitement particulier pour les bords



$$(I \star g)(i,j) = \sum_{n=-N}^{N} \sum_{m=-M}^{M} w_{n,m} \cdot I_{i+n,j+m}$$

Filtre moyenneur

Propriétés

- le niveau de gris du pixel central est remplacé par la moyenne des niveaux de gris des pixels environnants
- filtre lisseur (donc passe-bas)
- support :

$$w = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

- image initiale et filtrage avec $l = 1$ et $l = 3$ (ou tailles 3, resp. 7 !)

Filtre moyenneur

Propriétés

- le niveau de gris du pixel central est remplacé par la moyenne des niveaux de gris des pixels environnants
- filtre lisseur (donc passe-bas)
- support :

$$w = \frac{1}{9} \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

- image initiale et filtrage avec $l = 1$ et $l = 3$ (ou tailles 3, resp. 7 !)

Filtre Gaussien

Propriétés

- le niveau de gris du pixel central est remplacé par la moyenne des niveaux de gris des pixels environnants, pondérée par une Gaussienne 2D centrée dans ce pixel
- filtre lisseur (donc passe-bas)
- taille du support en fonction du paramètre σ : $l = \mathtt{Int}^{+}(3\sigma)$
- élimine moins brutalement les hautes fréquences et préserve mieux les détails
- exemple pour $\sigma = 0.625$, $l = 2$:

$$w \quad = \quad 0.4 \times 10^{-2} \times \begin{pmatrix} 0.03 & 0.16 & 5.98 & 0.16 & 0.03 \\ 0.16 & 7.7 & 27.8 & 7.7 & 0.16 \\ 5.98 & 27.8 & 100 & 27.8 & 5.98 \\ 0.16 & 7.7 & 27.8 & 7.7 & 0.16 \\ 0.03 & 0.16 & 5.98 & 0.16 & 0.03 \end{pmatrix}$$

Filtre Gaussien
Propriétés

- le niveau de gris du pixel central est remplacé par la moyenne des niveaux de gris des pixels environnants, pondérée par une Gaussienne 2D centrée dans ce pixel
- filtre lisseur (donc passe-bas)
- taille du support en fonction du paramètre σ : $l = \mathtt{Int}^{+}(3\sigma)$
- élimine moins brutalement les hautes fréquences et préserve mieux les détails
- exemple pour $\sigma = 0.625$, $l = 2$:

$$w = 0.4 \times 10^{-2} \times \begin{pmatrix} 0.03 & 0.16 & 5.98 & 0.16 & 0.03 \\ 0.16 & 7.7 & 27.8 & 7.7 & 0.16 \\ 5.98 & 27.8 & 100 & 27.8 & 5.98 \\ 0.16 & 7.7 & 27.8 & 7.7 & 0.16 \\ 0.03 & 0.16 & 5.98 & 0.16 & 0.03 \end{pmatrix}$$

Exercice :

Implémenter l'opération de convolution et les filtrages dans votre langage préféré

Filtre Gaussien

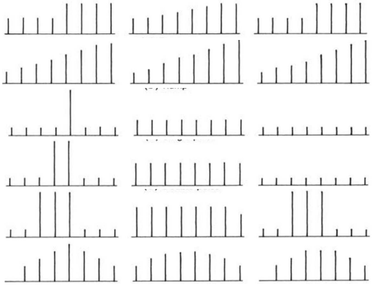
Propriétés

- le niveau de gris du pixel central est remplacé par la moyenne des niveaux de gris des pixels environnants, pondérée par une Gaussienne 2D centrée dans ce pixel
- filtre lisseur (donc passe-bas)
- taille du support en fonction du paramètre σ : $l = \mathtt{Int}^{+}(3\sigma)$
- élimine moins brutalement les hautes fréquences et préserve mieux les détails
- exemple pour $\sigma = 2$:

Filtre médian

Propriétés

- remplace par la valeur médiane de tous les pixels de la fenêtre d'analyse centrée sur le pixel
- filtre non-linéaire, plus coûteux
- très bien adapté au bruit impulsionnel



a) signal initial ; b) filtre moyenneur ; c) filtre médian

Exercice :

Quel est la taille du filtre médian pour avoir ces résultats ?

Filtre médian

Propriétés

- remplace par la valeur médiane de tous les pixels de la fenêtre d'analyse centrée sur le pixel
- filtre non-linéaire, plus coûteux
- très bien adapté au bruit impulsionnel

Filtre médian

Propriétés

- remplace par la valeur médiane de tous les pixels de la fenêtre d'analyse centrée sur le pixel
- filtre non-linéaire, plus coûteux
- très bien adapté au bruit impulsionnel



a) référence ; b) b. impulsionnel ; c) filtre Gaussien

Filtre médian

Propriétés

- remplace par la valeur médiane de tous les pixels de la fenêtre d'analyse centrée sur le pixel
- filtre non-linéaire, plus coûteux
- très bien adapté au bruit impulsionnel

a) référence ; b) b. impulsionnel ; c) filtre médian

Choisissez le filtrage en fonction du type du bruit et de l'application !

Filtre de Sobel

Propriétés

- les dérivées discrètes :

$$I_x[x,y] = I[x+1,y] - I[x-1,y]$$

$$I_y[x,y] = I[x,y+1] - I[x,y-1]$$

- c.a.d convolution avec $[-1\ 0\ 1]$, resp. $[-1\ 0\ 1]^T$
- sensible au bruit, lissage dans la direction orthogonale
- résultat : H_x et H_y pour les deux directions :

$$H_x = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad H_y = \begin{pmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix}$$

Filtre de Sobel

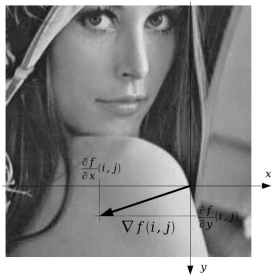
Propriétés

- les dérivées discrètes :

$$I_x[x, y] = I[x+1, y] - I[x-1, y]$$

$$I_y[x, y] = I[x, y+1] - I[x, y-1]$$

- c.a.d convolution avec $[-1\ 0\ 1]$, resp. $[-1\ 0\ 1]^T$
- sensible au bruit, lissage dans la direction orthogonale
- on peut calculer la magnitude du gradient : $||\nabla I|| = \sqrt{(I * H_x)^2 + (I * H_y)^2}$
- ainsi que son orientation : $\theta = \text{atan}(I * H_y)/(I * H_x)$



Filtre de Sobel

Propriétés

- les dérivées discrètes :

$$I_x[x, y] = I[x+1, y] - I[x-1, y]$$

$$I_y[x, y] = I[x, y+1] - I[x, y-1]$$

- c.a.d convolution avec $[-1\ 0\ 1]$, resp. $[-1\ 0\ 1]^T$
- sensible au bruit, lissage dans la direction orthogonale
- on peut calculer la magnitude du gradient : $||\nabla I|| = \sqrt{(I * H_x)^2 + (I * H_y)^2}$
- ainsi que son orientation : $\theta = \mathtt{atan}(I * H_y)/(I * H_x)$

Filtre de Sobel

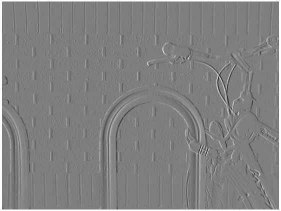
Propriétés

- les dérivées discrètes :

$$I_x[x,y] = I[x+1,y] - I[x-1,y]$$

$$I_y[x,y] = I[x,y+1] - I[x,y-1]$$

- c.a.d convolution avec $[-1\ 0\ 1]$, resp. $[-1\ 0\ 1]^T$
- sensible au bruit, lissage dans la direction orthogonale
- on peut calculer la magnitude du gradient : $||\nabla I|| = \sqrt{(I * H_x)^2 + (I * H_y)^2}$
- ainsi que son orientation : $\theta = \mathtt{atan}(I * H_y)/(I * H_x)$



Filtre de Sobel

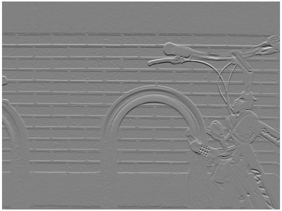
Propriétés

- les dérivées discrètes :

$$I_x[x,y] = I[x+1,y] - I[x-1,y]$$

$$I_y[x,y] = I[x,y+1] - I[x,y-1]$$

- c.a.d convolution avec $[-1\ 0\ 1]$, resp. $[-1\ 0\ 1]^T$
- sensible au bruit, lissage dans la direction orthogonale
- on peut calculer la magnitude du gradient : $||\nabla I|| = \sqrt{(I * H_x)^2 + (I * H_y)^2}$
- ainsi que son orientation : $\theta = \mathtt{atan}(I * H_y)/(I * H_x)$

Filtre de Sobel

Propriétés

- les dérivées discrètes :

$$I_x[x,y] = I[x+1,y] - I[x-1,y]$$

$$I_y[x,y] = I[x,y+1] - I[x,y-1]$$

- c.a.d convolution avec $[-1\ 0\ 1]$, resp. $[-1\ 0\ 1]^T$
- sensible au bruit, lissage dans la direction orthogonale
- on peut calculer la magnitude du gradient : $||\nabla I|| = \sqrt{(I * H_x)^2 + (I * H_y)^2}$
- ainsi que son orientation : $\theta = \mathtt{atan}(I * H_y)/(I * H_x)$

Implémentation

Court complément d'algorithmique

- nombre d'opérations élémentaires - très important
- dépend de la taille n des données
- complexité d'un algorithme : $O(f(n))$, où f est un général une combinaison de polynômes, logarithmes ou exponentielles
- signification : le nombre d'opérations effectuées est borné par $cf(n)$, lorsque n tend vers l'infini

Quelques classes de complexité :

- les algorithmes sous-linéaires, en général en $O(log(n))$. Exemple typique : recherche dichotomique
- les algorithmes en $O(n)$ et $O(nlog(n))$ sont considérés comme rapides. Exemple typique : tri optimal
- algorithmes de complexité entre $O(n^2)$ et $O(n^3)$ passent déjà moins bien a l'échelle. Exemple typique : multiplication de matrices
- au delà, on considère que les algorithmes sont impraticables

Implémentation

Séparabilité

- considérons un filtre moyenneur M de taille 7×5
- 35 opérations nécessaires par pixel

Implémentation

Séparabilité

- considérons un filtre moyenneur M de taille 7×5
- 35 opérations nécessaires par pixel
- on peut remarquer que $M = H_x \star H_y$ avec $H_x = (1/7)[1\ 1\ 1\ 1\ 1\ 1\ 1]$ et $H_y = (1/5)[1\ 1\ 1\ 1\ 1]^T$
- on peut convoluer par associativité de la manière suivante :

$$I \star M = I \star (H_x \star H_y) = (I \star H_x) \star H_y$$

- cette fois, seulement $7 + 5 = 12$ multiplications nécessaires
- dpdv. complexité, est-ce qu'on change de classe ? Pensez à un filtre de taille N $\times$ N
- méthode applicable pour Sobel, filtre gaussien etc.

Implémentation

Séparabilité

- considérons un filtre moyenneur M de taille 7×5
- 35 opérations nécessaires par pixel
- on peut remarquer que $M = H_x \star H_y$ avec $H_x = (1/7)[1\ 1\ 1\ 1\ 1\ 1\ 1]$ et $H_y = (1/5)[1\ 1\ 1\ 1\ 1]^T$
- on peut convoluer par associativité de la manière suivante :

$$I \star M = I \star (H_x \star H_y) = (I \star H_x) \star H_y$$

- cette fois, seulement $7 + 5 = 12$ multiplications nécessaires
- dpdv. complexité, est-ce qu'on change de classe ? Pensez à un filtre de taille N $\times$ N
- méthode applicable pour Sobel, filtre gaussien etc.

Exercice :

Quelle est la condition pour qu'un filtre 2D soit séparable ?

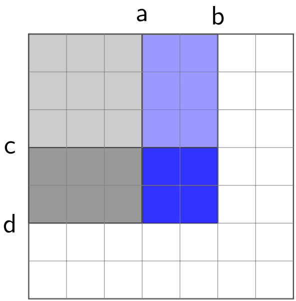
Implémentation

L'image intégrale

- une structure de données utilisée en prétraitement :

$$IN(i,j) = \sum_{n=1}^{i} \sum_{m=1}^{j} I(n,m)$$

- peut se calculer en $O(wh)$



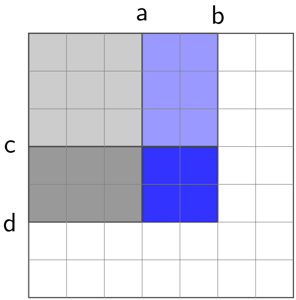
Implémentation

L'image intégrale

- une structure de données utilisée en prétraitement :

$$IN(i,j) = \sum_{n=1}^{i} \sum_{m=1}^{j} I(n,m)$$

- peut se calculer en $O(wh)$
- $\sum_{n=a}^{b} \sum_{m=c}^{d} I(n,m) = IN(b,d) - IN(a,d) - IN(b,c) + IN(a,c)$



Implémentation

L'image intégrale

- une structure de données utilisée en prétraitement :

$$IN(i,j) = \sum_{n=1}^{i} \sum_{m=1}^{j} I(n,m)$$

- peut se calculer en $O(wh)$
- $\sum_{n=a}^{b} \sum_{m=c}^{d} I(n,m) = IN(b,d) - IN(a,d) - IN(b,c) + IN(a,c)$
- 3 opérations pour calculer n'importe quelle somme de pixels
- calcul du filtrage moyenneur en $O(wh)$

Exercice :

En quelles conditions peut-on s'en servir de l'idée derrière l'image intégrale ?