

Plan



- 1. Historique du TI
- 2. Images numériques
- 3. Outils fondamentaux
- 4. Les modèles
- 5. Conclusion

Aymeric Histace

Plan



- 1. Historique du TI
- 2. Images numériques
- 3. Outils fondamentaux
- 4. Les modèles
- 5. Conclusion

Aymeric Histace

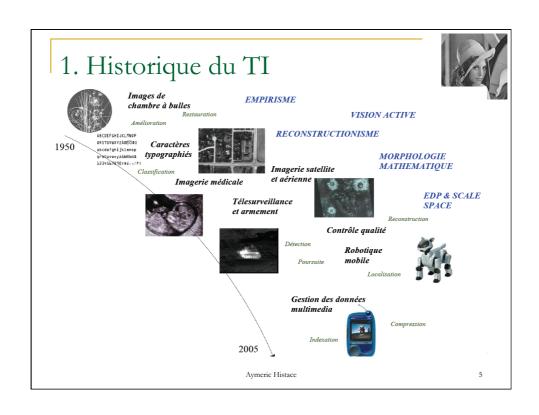
3

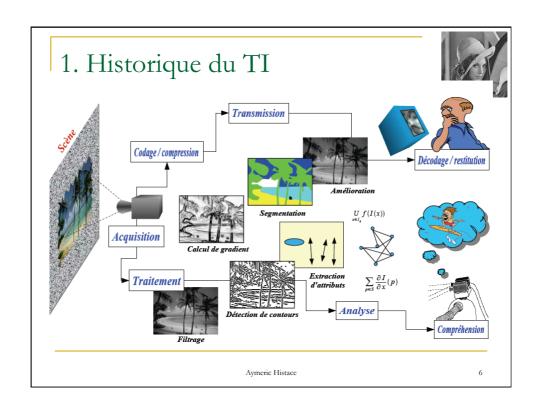
1. Historique du TI

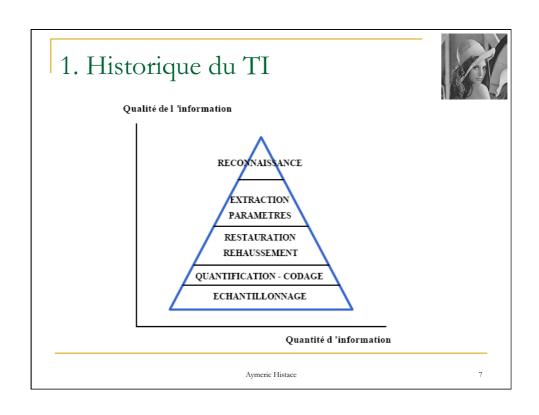


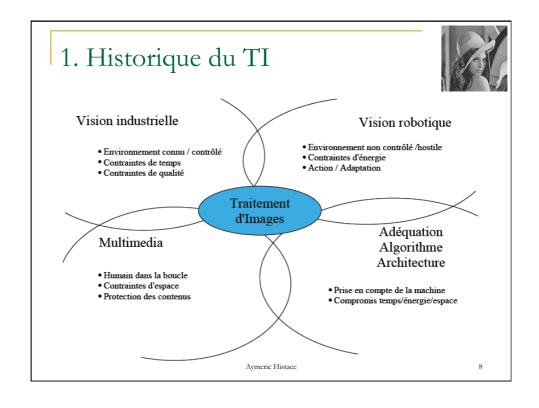
- Quelques dates
 - 1816 Niepce peut être considéré comme l' un des inventeurs de la photographie en permettant de fixer à la lumière des chlorures d'argent par de l'acide nitrique. Image en négatif temps de pose de 8h.
 - 1834 Daguerre met au point un processus avec l'iodure d'argent, le Dagueréotype qui réduit le temps d'exposition à 2 minutes.
 - 1889 Eastman produit le premier support souple et transparent sous la forme d'un ruban de nitrate de cellulose.
 - 1907 Les frères lumières mettent au point un procédé appelé « Autochromes Lumières ».
 - □ **1963** Apparition du premier « Polaroid » couleur.
 - 1990 Naissance du premier appareil photo numérique sans film.

Aymeric Histace









1. Historique du TI



■ TI bas-niveau et haut niveau

- Le TI bas-niveau se construit autour des méthodes d'analyses d'image ayant pour but d'extraire des caractéristiques des images analysées sans les interpréter (contours, texture par exemple)
- Le TI haut-niveau intègre l'ensemble des méthodes permettant d'interpréter les caractéristiques issues du bas-niveau (prise de décision, classification, IA)

Aymeric Histace

9

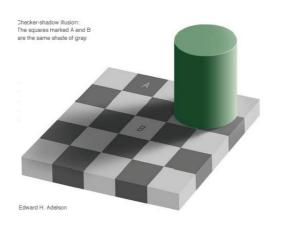
1. Historique du TI



TI bas-niveau et haut-niveau

L'illusion de l'échiquier :

Plusieurs mécanismes sont en jeu, du très bas niveau (renforcement local des contrastes) au très haut niveau (interprétation de l'ombre et reconnaissance d'un échiquier)



Aymeric Histace

1. Historique du TI



■ TI bas-niveau et haut-niveau

L'illusion de l'échiquier :

Plusieurs mécanismes sont en jeu, du très bas niveau (renforcement local des contrastes) au très haut niveau (interprétation de l'ombre et reconnaissance d'un échiquier)





Edward H. Adelson

Aymeric Histace

1. Historique du TI



oteurs	
Grandeur mesurée	Capteur
Réflectance, luminance,	CCD, CMOS, Barettes CCD,
Luminance IR (chaleur),	Bolomètres, ,
Distance, densité de tissus,	Échographie, sonar,
Présence d'un corps chimique,	IRM, RMN,
Distance, spécularité de surfaces,	Radar, SAR,
Densité de tissus,	Radiographie,tomographie,
Aymeric Histace	12
	Réflectance, luminance, Luminance IR (chaleur), Distance, densité de tissus, Présence d'un corps chimique, Distance, spécularité de surfaces, Densité de tissus,

Plan



- 1. Historique du TI
- 2. <u>Images numériques</u>
- 3. Outils fondamentaux
- 4. Les modèles
- 5. Conclusion

Aymeric Histace

13

2. Images numériques



numérisation = échantillonnage + quantification





n n mérisem

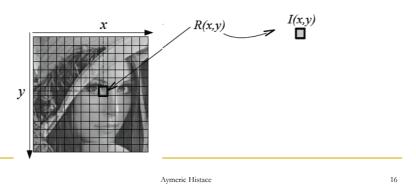
Aymeric Histace

2. Images numériques • numérisation = échantillonnage + quantification visualisation visualis

2. Images numériques



L'échantillonnage est le procédé de discrétisation spatiale d'une image consistant à associer à chaque zone rectangulaire R(x,y) d'une image continue une unique valeur I(x,y).

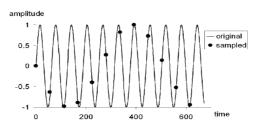




Echantillonnage :

L'échantillonnage est une étape fondamentale qui doit tenir compte du contenu informationnel pertinent de l'image à analyser.

Sur l'exemple ci-dessous, en 1d, le signal échantillonné « ressemble » à une sinusoïde de fréquence 8 fois plus faible :



Aymeric Histace

17

2. Images numériques



Echantillonnage:

Ce phénomène appelé *aliasing* est encore plus marqué en 2D, car il affecte *la fréquence et la direction* des structures périodiques.

Imaginons par exemple qu'on souhaite échantillonner l'image correspondant aux bandes noires ci-contre :

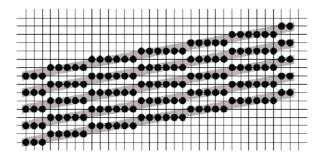


Aymeric Histace



Echantillonnage :

Avec un échantillonnage adapté, l'image numérique fait apparaître des structures conformes à l'information présente dans l'image :



Aymeric Histace

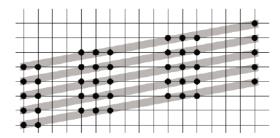
19

2. Images numériques



Echantillonnage:

Mais en considérant seulement 1 échantillon sur 2, une structure différente apparaît, dont l'analyse (ici des bandes verticales, plus épaisses) ne sera pas conforme à la réalité de l'objet :

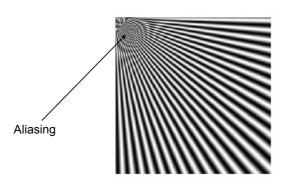


Aymeric Histace



Echantillonnage:

Exemple sur une image de synthèse :



Aymeric Histace

21

2. Images numériques



 La quantification désigne la limitation du nombre de valeurs différentes que peut prendre I(x,y).



• Une *image numérique* est donc une image *échantillonnée et quantifiée*.

Aymeric Histace



La quantification peut, elle aussi, faire apparaître des distorsions dans l'image :



La quantification doit donc être adaptée à la dynamique du capteur

Aymeric Histace

23

2. Images numériques



Quantification:

Comme pour l'échantillonnage, il existe des règles pour déterminer la bonne quantification (le bon nombre de bits) pour coder les images numériques.

L'une dépend du *capteur*, et de sa capacité effective à observer des signaux de valeurs différentes : le *rapport signal sur bruit*.

Le rapport signal sur bruit est défini à partir du rapport entre l'amplitude des niveaux de gris mesurables par le capteur $(n_{max}$ - $n_{min})$ et le niveau du bruit, en gros l'écart-type σ_n de la perturbation aléatoire qui affecte les niveaux de gris.

En prenant le logarithme, on a le nombre de bits utile au capteur pour coder les images.

Aymeric Histace



Quantification :

Outre les capacités du capteur, le nombre de bits réellement nécessaires pour coder une image varie d'une image à l'autre, en fonction de leur contenu informationnel.

Ce nombre dépend de l'*entropie*, définie à partir de la distribution des niveaux de gris de l'image (*cf* plus loin, modèle statistique).

$$E = \sum_{i \le N} -p_i \log_2 p_i$$

Aymeric Histace

25

2. Images numériques



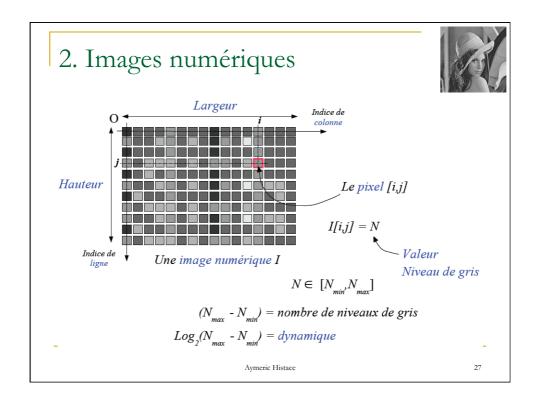
Quantification :

Où N est le nombre de niveaux de gris présents, p_i est la proportion ($0 < p_i < 1$) de points de l'image ayant pour niveau de gris i.

Cette grandeur représente le nombre moyen de bits par pixel nécessaires pour coder toute l'information présente. Elle est utilisée dans les techniques de compression sans perte pour adapter le volume de donnée des images à leur contenu informationnel.

$$E = \sum_{i \le N} -p_i \log_2 p_i$$

Aymeric Histace





Plan



- 1. Historique du TI
- 2. Images numériques
- 3. Outils fondamentaux
- 4. Les modèles
- 5. Conclusion

Aymeric Histace

29

3. Outils fondamentaux



La convolution :

- C'est l'opérateur de base du traitement linéaire des images.
- Apparue très tôt dans les premiers systèmes d'analyse d'images sous forme empirique et justifiée par des considérations d'implantation, ce n'est que plus tard qu'on a fourni des justifications physiques et fait le lien théorique avec les filtres et le traitement du signal.

Aymeric Histace



La convolution :

- □ Soit *I* une image numérique et *h* une fonction de $[x_1, x_2]$ x $[y_1, y_2]$ à valeurs réelles.
- □ La convolution discrète de *I* par *h* est définie par :

$$(I * h)[x, y] = \sum_{i=x_1}^{x_2} \sum_{j=y_1}^{y_2} h(i, j) . I[x - i, y - j]$$

Aymeric Histace

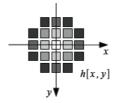
31

3. Outils fondamentaux



La convolution :

- □ Propriétés de la convolution :
 - Commutativité ;
 - Associativité ;
 - Distributivité.



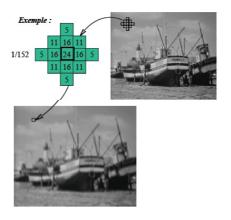
Les nouvelles valeurs du pixel sont calculées par *produit scalaire* entre le noyau de convolution et le *voisinage* correspondant du pixel.

Aymeric Histace



La convolution :

Pour calculer une convolution, on remplace la valeur de chaque pixel par la valeur du produit scalaire entre les valeurs du noyau de convolution et les valeurs du voisinage du pixel considéré (par rapport à l'origine (0,0) du noyau de convolution).



Aymeric Histace

33

3. Outils fondamentaux



La transformée de Fourier

- Outil fondamental d'analyse en traitement du signal, le pendant bidimensionnel de la TF et sa version discrète peut être appliquée avec profit aux images numériques.
- Si son utilisation en tant qu'outil analytique et algorithmique s'est estompée en traitement d'image au profit d'approches mieux adaptées à la localisation spatiale des fréquences (ondelettes), elle reste un outil théorique et pédagogique important

Aymeric Histace



La transformée de Fourier

□ La transformée de Fourier permet la décomposition d'un signal f en combinaison linéaire de sinusoïdes complexes, dont les coefficients F[u,v] dit coefficients de Fourier, fournissent des informations sur les fréquences (u,v) et permettent des manipulations dans le domaine fréquentiel.

Avmeric Histace

35

3. Outils fondamentaux



La transformée de Fourier

□ TF discrète bidimensionnelle directe

$$F[u,v] = \sum_{x=0}^{w-1} \sum_{y=0}^{h-1} f[x,y]e^{\frac{-2i\pi(ux+vy)}{wh}}$$

□ TF discrète bidimensionnelle inverse

$$f[x,y] = \frac{1}{wh} \sum_{u=0}^{w-1} \sum_{v=0}^{h-1} F[u,v] e^{\frac{2i\pi(ux+vy)}{wh}}$$

Aymeric Histace



■ La transformée de Fourier

LINEARITÉ
$$a \cdot f_1[x, y] + b \cdot f_2[x, y] \rightarrow a \cdot F_1[u, v] + b \cdot F_2[u, v]$$

TRANSLATIONS SPATIALES / FRÉQUENTIELLES

$$f[x-x',y-y'] \to F[u,v] \cdot e^{-2i\pi(ux'+vy')/wh}$$

$$f[x,y] \cdot e^{2i\pi(u'x+v'y)/wh} \to F[u-u',v-v']$$

CORRESPONDANCE CONVOLUTION / PRODUIT

$$f_1[x,y]*f_2[x,y] \to F_1[u,v]\cdot F_2[u,v]$$

 $f_1[x,y]\cdot f_2[x,y] \to F_1[u,v]*F_2[u,v]$

DÉRIVATION

$$\frac{\partial f[x,y]}{\partial x} \to iu F[u,v] \ \ \textit{et} \ \ \frac{\partial f[x,y]}{\partial y} \to \ \textit{iv} F[u,v]$$

Aymeric Histace

37

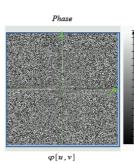
3. Outils fondamentaux



La transformée de Fourier



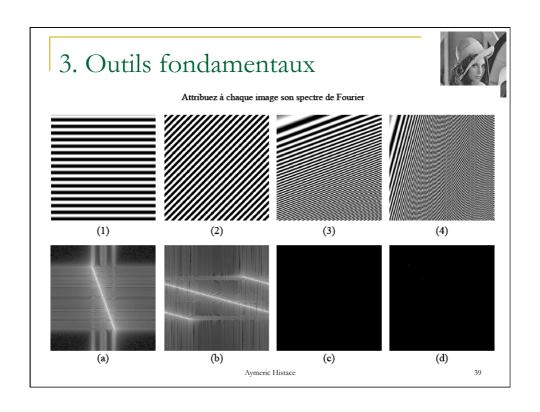


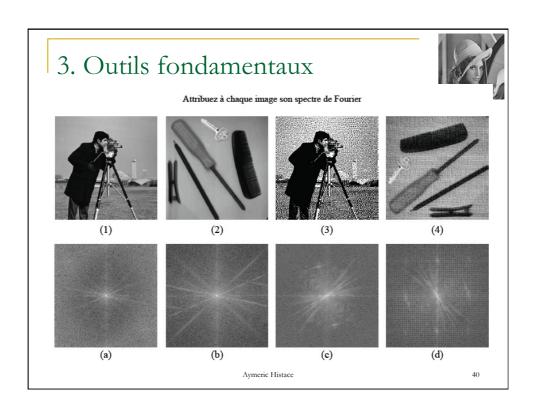




+[-,-]

Aymeric Histace







Outils statistiques

- On s'intéresse dans ce modèle aux propriétés statistiques des images :
 - la distribution des valeurs prises par les pixels,
 - la corrélation existant entre des pixels spatialement proches,
 - la fréquence d'occurrence de certaines structures spatiales...
- Les mesures statistiques fournissent des grandeurs et fonctions empiriques sur lesquelles peuvent s'appuyer des modèles probabilistes utilisés par les algorithmes d'analyse d'images.

Aymeric Histace

41

3. Outils fondamentaux



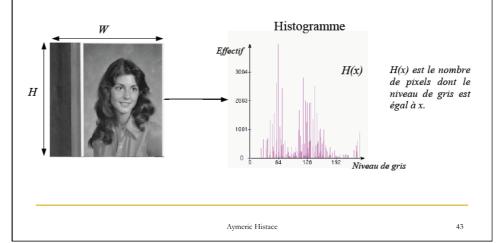
Outils statistiques : l' histogramme

- Outil de base pour l'étude des capteurs ou de la dynamique d'une scène, il est utilisé par certains opérateurs d'analyse.
- On retiendra cependant qu'il ne faut pas considérer l'histogramme comme une caractéristique fondamentale de l'image dans la mesure où on peut le transformer radicalement sans changer significativement l'image.

Aymeric Histace



Outils statistiques : I' histogramme



3. Outils fondamentaux

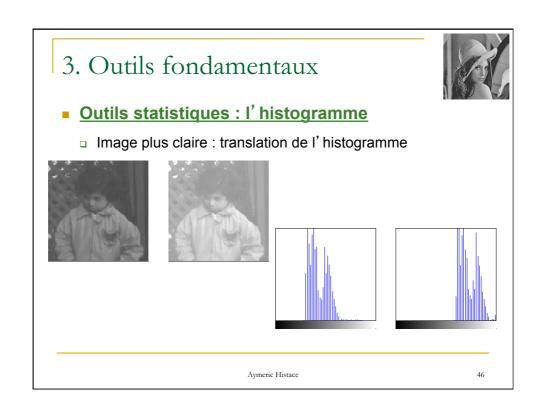


Outils statistiques : l' histogramme

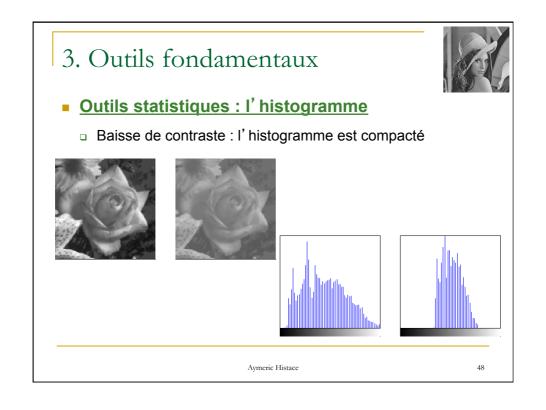
- Les traitements statistiques les plus courant sur les histogrammes sont :
 - (1) Normalisation : utilisation de l'ensemble de la dynamique (transformation affine)
 - (2) Égalisation : équilibrage de la distribution des pixels dans la dynamique
 - (3) Segmentation : Seuillage par exemple

Aymeric Histace

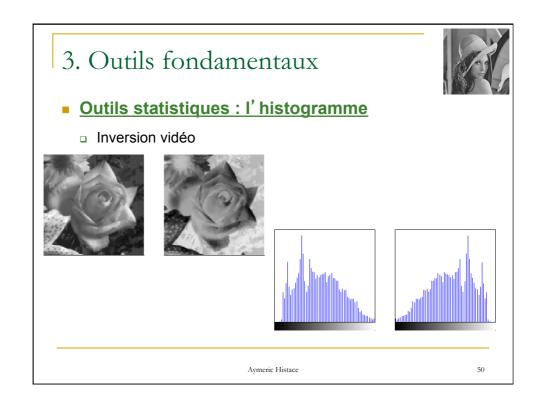
3. Outils fondamentaux • Outils statistiques: l' histogramme • Normalisation: **The image d'origine f[x,y]** **Normalisation | Particular | Par



3. Outils fondamentaux • Outils statistiques : I' histogramme • Image plus sombre : translation de I' histogramme Aymeric Histace 47



3. Outils fondamentaux • Outils statistiques : I' histogramme • Augmentation du contraste par étalement





Outils statistiques : l' histogramme

- Egalisation: Technique
 - Nous définissons l'histogramme cumulé d'une image $\mathbf{I_e}$ comme la fonction C_{le} sur [0, Max], avec des valeurs entières positives.
 - En particulier, nous avons $C_{le}(Max) = N$ où N est le nombre total de pixels dans I_e .
 - La fonction f qui réalise l'égalisation i.e. $I_s = f(I_e)$ est donnée par $f(g) = Max \cdot C_{le}(g) / N$ (valeur entière arrondie)
 - en particulier, nous avons f(Max) = Max.

Aymeric Histace

3. Outils fondamentaux

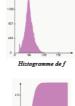


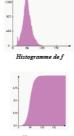
Outils statistiques : l' histogramme

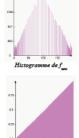
Egalisation:



Original f[x,y]









Après égalisation f [x,y]

Aymeric Histace

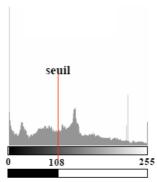


Outils statistiques : l' histogramme

Seuillage (binarisation)



Image Bureau



Aymeric Histace

53

3. Outils fondamentaux



Outils statistiques : l' histogramme

Seuillage (binarisation)



Image originale en 256 niveaux de gris F(x,y)



Image binaire traitée avec seuil 108 B(x,v)

Aymeric Histace

3. Outils fondamentaux • Outils statistiques : l' histogramme • Multi seuillage: **Histogramme cumulé avec agrégation des quantiles** Aymeric Histace 55

3. Outils fondamentaux



Outils statistiques : l' histogramme

- □ Les paramètres statistiques d'ordre 1 et 2 :
 - Moyenne
 - Variance
- Les paramètres statistiques d'ordre supérieur :
 - Skewness: Mesure de la déviation de la distribution de niveaux de gris par rapport à une distribution symétrique.

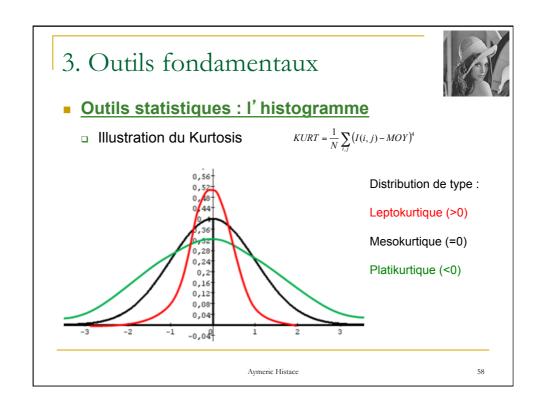
$$SKEW = \frac{1}{N} \sum_{i,j} (I(i,j) - MOY)^3$$

 Kurtosis : Moment d'ordre 4 centré sur la moyenne (caractérise le sommet de l'histogramme.)

$$KURT = \frac{1}{N} \sum_{i,j} (I(i,j) - MOY)^4$$

Aymeric Histace

3. Outils fondamentaux Outils statistiques : I' histogramme $SKEW = \frac{1}{N} \sum_{i,j} \left(I(i,j) - MOY \right)^3$ Illustration du Skewness 0.45 Positively skewed 0.4 -Negaively skewed 0.35 -Zero skewness 0.3 0.25 0.2 0.15 0.1 0.05 Aymeric Histace



Plan



- 1. Historique du TI
- 2. Images numériques
- 3. Outils fondamentaux
- 4. Les modèles
- 5. Conclusion

Aymeric Histace

59

4. Les modèles



- Un modèle consiste en l'établissement d'un cadre formel permettant d'interpréter l'image en termes de propriétés mathématiques.
- Pour chacun de ces modèles, il est alors nécessaire de redéfinir les concepts permettant de décrire l'image (contour, distance, etc.).

Aymeric Histace



- Nous avons déjà vu 2 modèles particuliers dans la partie précédente :
 - Le modèle fréquentiel : l'image est traduite sous forme de composantes fréquentielles.
 - □ Le modèle statistique : pour l'instant, uniquement décrit au travers de l'analyse statistique de l'histogramme.
- Il en existe bien sûr d' autres.

Aymeric Histace

61

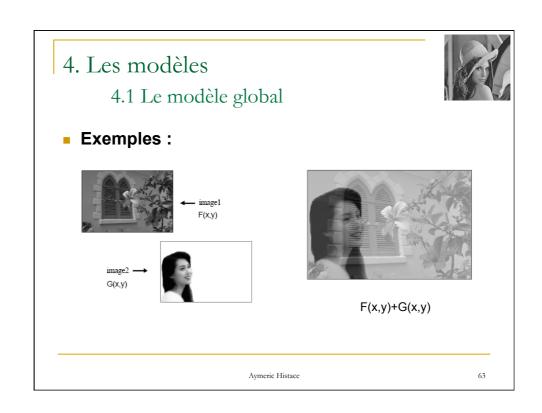
4. Les modèles

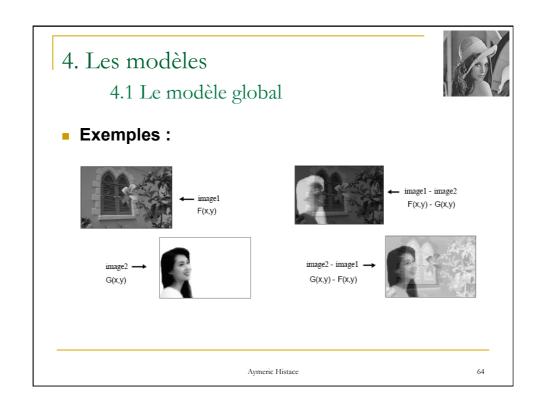
4.1 Le modèle global



- Pour ce type de modélisation, l'image est considérée comme une matrice de valeurs sur laquelle peut s'appliquer l'ensemble des opérations linéaires classiques :
 - Addition, soustraction en particulier
- On parle aussi de TI global.

Aymeric Histace







4.2 Le modèle différentiel

- Dans le modèle différentiel, on considère l'image comme une fonction continue f(x,y), dont on étudie le comportement local à l'aide de ses dérivées.
- Une telle étude, fondée sur la formule de Taylor, n'a de sens que si la fonction f a une certaine régularité, ce qui constitue le problème clef des méthodes différentielles.

Aymeric Histace

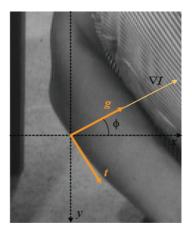
65

4. Les modèles



4.2 Le modèle différentiel

Au premier ordre, on peut ainsi associer à chaque point (x,y) un repère propre (t,g), où le vecteur t donne la direction de l'isophote (ligne de variation minimale) et g la direction orthogonale, celle du gradient.

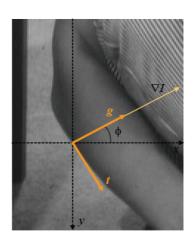


Aymeric Histace



4.2 Le modèle différentiel

 Ce modèle est particulièrement utile pour décrire le filtrage d'image sous forme variationnelle (Equations aux Dérivées Partielles).



Aymeric Histace

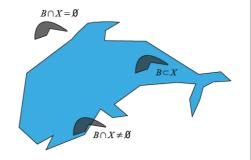
67

4. Les modèles

4.3 Le modèle ensembliste



En morphologie
mathématique, l'image est
considérée comme un
ensemble, dont on
étudie les propriétés en fonction
de relations locales avec un
ensemble de référence
(élément structurant) en termes
d'intersection et d'inclusion
(relations en tout-ou-rien).

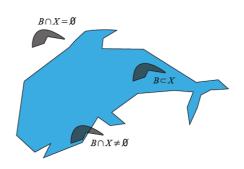


Aymeric Histace



4.3 Le modèle ensembliste

Les deux applications simples sont **l'ouverture** et la **fermeture** d'image (voir partie sur le filtrage).



Aymeric Histace

69

4. Les modèles



4.4 Le modèle discret

La *géométrie discrète* est une discipline au moins aussi ancienne que le traitement d'images.

Alors que le modèle différentiel considère les structures géométriques (courbes, surfaces, droites, ...) comme des approximations numériques de leurs homologues continues, le modèle discret, lui, intègre l'espace échantillonné comme cadre mathématique

Il s'efforce de donner un cadre formel aux structures géométriques discrètes : définition, propriétés, théorèmes,...

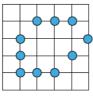
Aymeric Histace



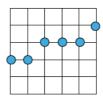
4.4 Le modèle discret



Quelle est la distance entre les 2 points ?



Qu'est-ce qu'un trou?



droite?

Ces définitions vont alors dépendre de la façon dont est décrit le pixel : notion de pavage du plan

Aymeric Histace

4. Les modèles



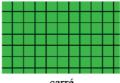


Pavage du plan

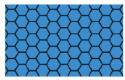
- Un pavage du plan est une partition du plan en cellules élémentaires (pixels).
- □ Il n'existe que 3 pavages réguliers du plan :



triangulaire



carré (Le plus classique)



hexagonal

Aymeric Histace

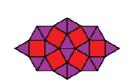


4.4 Le modèle discret

Pavage du plan

...mais de nombreux pavages irréguliers :







□ A tout pavage correspond alors un maillage.

Aymeric Histace

73

4. Les modèles



4.4 Le modèle discret

Maillage

- A tout pavage du plan on peut associer un graphe où les sommets (noeuds) représentent les cellules élémentaires, et où les arêtes représentent la relation d'adjacence entre les cellules (2 cellules sont adjacentes si elles ont un côté en commun).
- □ Un tel graphe est un *maillage* du plan.

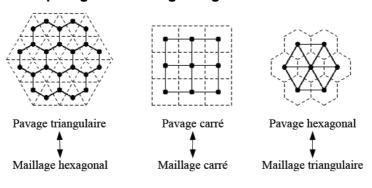
Aymeric Histace

4.4 Le modèle discret



Maillage

Les pavages et maillages réguliers sont duaux.



Aymeric Histace

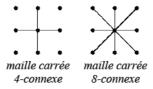
75

4. Les modèles

4.4 Le modèle discret



- Topologie (connexité, distance)
 - La mise en place de ces maillages permet alors d'introduire la notion de connexité :





6-connexe

Aymeric Histace



4.4 Le modèle discret

- Topologie (connexité, distance)
 - □ Le graphe du maillage induit également une distance dans le plan discret, la distance entre 2 points *x* et *y* étant définie par la longueur du plus court chemin connecté entre *x* et *y*.
 - □ La métrique classique est la distance euclidienne :

$$d_e(x, y) = \sqrt{(i - i^{12}) + (j - j^{12})}$$
 pour $x = (i,j)$ et $y = (i',j')$

Aymeric Histace

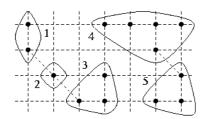
7-

4. Les modèles



4.4 Le modèle discret

- Topologie (connexité, distance)
 - En discret néanmoins, on peut l'approcher en s'intéressant à la connexité des pixels.



Dans cet exemple, les composantes 4-connexes sont les ensembles numérotés de 1 à 5, tandis que les composantes 8-connexes sont d'une part la réunion des ensembles 1 à 3, d'autre part la réunion des ensembles 4 et 5.

En maillage carré une composante 8-connexe de X est la réunion d'une ou plusieurs composantes 4-connexes de X reliées entre elles par des connexions en diagonale.

Aymeric Histace



4.4 Le modèle discret

- Topologie (connexité, distance)
 - □ **Globalement:** La k-distance $d_k(x,y)$ entre deux pixels x et y est la longueur minimum d'un k-chemin de x à y.
 - Donc en valuant toutes les arêtes par des valeurs 1 :



 $\ \square$ La d_4 surestime la distance euclidienne, la d_8 la sous estime.

Aymeric Histace

79

4. Les modèles

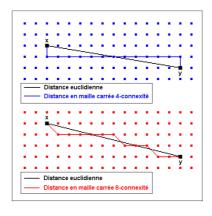


4.4 Le modèle discret

Topologie (connexité, distance)

La *d*₄ surestime la distance euclidienne,

La d_8 la sous estime.



Aymeric Histace



4.4 Le modèle discret

Topologie (connexité, distance)

- On peut aussi valuer différemment les arêtes du maillage 8connexe, voire utiliser des maillages plus complexes (i.e. des voisinages plus grands).
- □ On donnera une pondération *a* à l'adjacence selon un axe, et *b* à l'adjacence selon une diagonale, où *a*,*b* > 0.
- Ce choix de pondération des arêtes de la 8-adjacence peut être représenté par un tableau 3 × 3 donnant les distances d'un pixel à chacun de ses 8 voisins (a et b), ainsi que celle à lui-même (0).

Aymeric Histace

81

4. Les modèles



4.4 Le modèle discret

Topologie (connexité, distance)



b	а	b
a	0	а
b	а	b

Ce tableau est appelé *masque* de chanfrein, et la distance correspondante distance de chanfrein. On a la 8-distance pour a = b = 1, et la 4-distance pour a = 1 et b = 2.



distance du chamfrein (3,4)



distance du chamfrein (5,7,11)

Pour plus de détails: http://arthur.ustrasbg.fr/~ronse/TIDOC/GD/ chamfer.html

Aymeric Histace



4.5 Le modèle statistique (retour)

Approche probabiliste

- Comme nous l'avons vu, les mesures statistiques fournissent des grandeurs et fonctions empiriques sur lesquelles peuvent s'appuyer des modèles probabilistes utilisés par les algorithmes d'analyse.
- Par exemple, le modèle des champs de Markov considère l'image comme la réalisation d'un champ aléatoire (chaque pixel correspondant à une variable aléatoire), où la valeur prise par un pixel ne dépend que de celle de ses voisins (selon une topologie discrète donnée).

Aymeric Histace

83

4. Les modèles



4.5 Le modèle statistique (retour)

Matrice de coocurrence

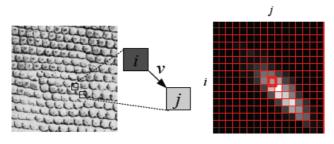
- Un autre exemple remarquable d'analyse statistique (en plus de l'histogramme) est l'utilisation des matrices de cooccurrence, habituellement utilisées pour caractériser les textures.
- □ La matrice de coocurrence M_v associée au vecteur v, est la matrice de taille $N \times N$ (N est le nombre de niveaux de gris), tel que $M_v(i,j)$ représente la fréquence du couple de valeurs (i,j) parmi les couples de pixels (x,x+v).

Aymeric Histace



4.5 Le modèle statistique (retour)

Matrice de coocurrence



Aymeric Histace

85

4. Les modèles

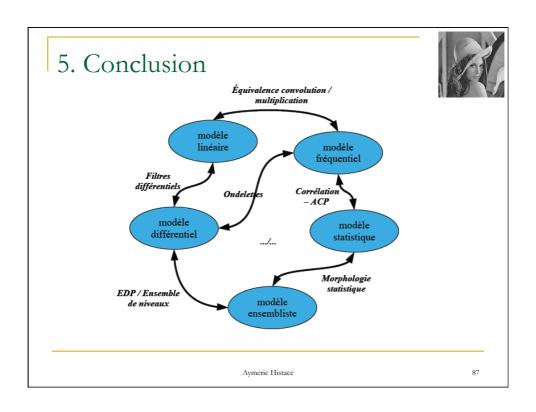


4.5 Le modèle statistique (retour)

Matrice de coocurrence

- De ces matrices on peut alors extraire un nombre important de paramètres appelés paramètres d' Haralick :
 - Moyenne, Variance, Entropie...
- Il est ainsi possible de caractériser les textures dans une image par exemple.

Aymeric Histace



Bibliographie



- J.P. Cocquerez et S. Philipp « Analyse d'images : filtrage et segmentation » Masson 1995.
- R.C. Gonzalez et Woods « Digital Image Processing 2d edition » Addison Wesley 2002.
- A. Rosenfeld et A.C. Kak « Digital picture processing » Academic Press London 1982.
- H. Maître (ss la direction de) « Le traitement des images » Hermes Lavoisier IC2 2003.
- J.R. Parker « Algorithms for Image Processing and Computer Vision » Wiley & Sons 1997.
- S. Bres, J.M. Jolion, F. Lebourgeois « Traitement et analyse des images numériques» Hermes Lavoisier 2003
- I.T. Young, J.J. Gerbrands et L.J. Van Vliet « Fundamentals of Image Processing » Université de Delft. http://www.ph.tn.tudelft.nl/~lucas/publications/1995/FIP95TYJGLV/FIP2.2.pdf)
- D. Lingrand « Introduction au Traitement d'images » Vuibert 2004.
- André Marion « Acquisition et visualisation des images » Eyrolles, 1997

Aymeric Histaco