

ECE - Option Imagerie Médicale



Nicolas Loménie

Analyse d'Images Médicales

En imagerie médicale, il y a plusieurs niveaux d'outils

- Électronique de l'acquisition / Imaging Devices (voir cours précédent)
 - Traitement du signal / Signal analysis :
 - modèle basé sur la théorie du signal et du filtrage avec passage du 1D au 2D
 - modèles mathématiques type EDP
 - Analyse des images et reconnaissance de formes / Image analysis and Pattern recognition
 - modèles numériques 2D spécifiques, modèles mathématiques spécifiques etc...: morphologie mathématique, extension du filtrage non linéaire
 - Intégration de la Connaissance Médicale / Knowledge management and intelligent agents
- > de très nombreuses écoles (signal, mathématique, numérique, informatique), **l'idéal étant d'être à l'aise avec une bonne partie**

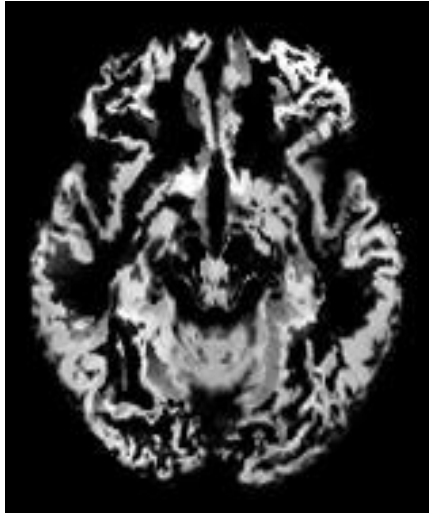
ECE - Option Imagerie Médicale



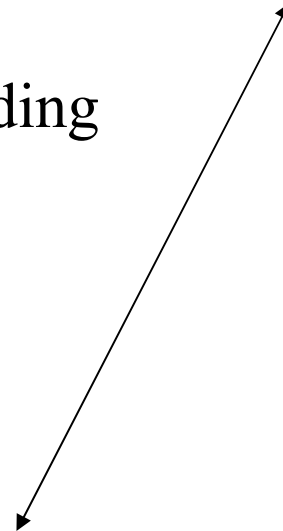
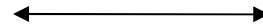
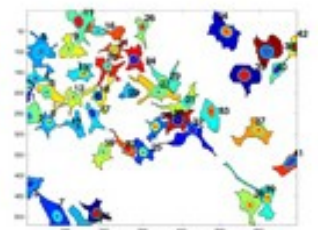
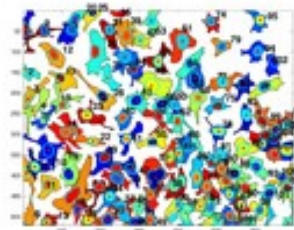
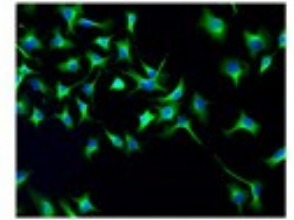
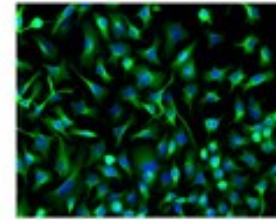
Problématiques actuelles

Problématiques actuelles

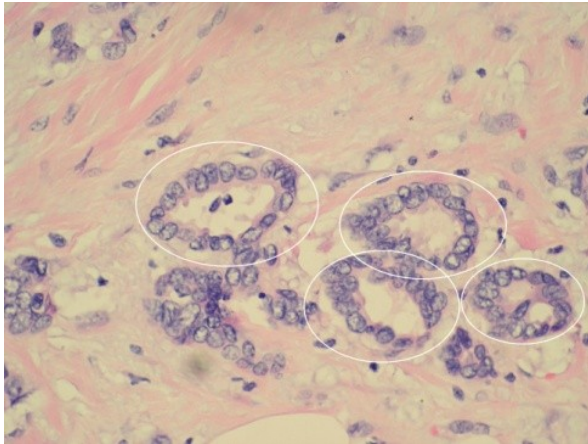
Early Detection of **Parkinson Disease**



Analysis of **neural stem**



Histopathological **Cancer** Grading

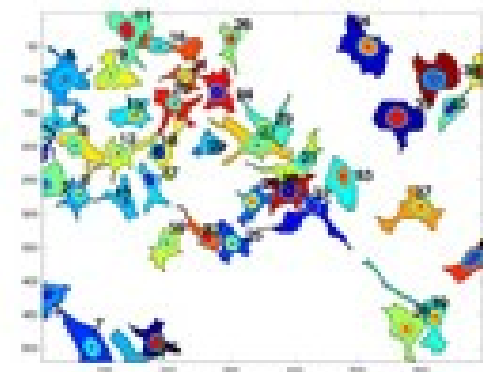
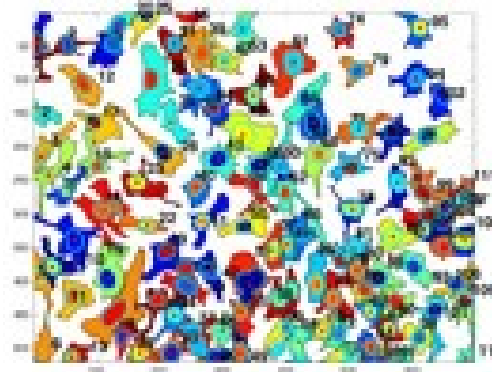
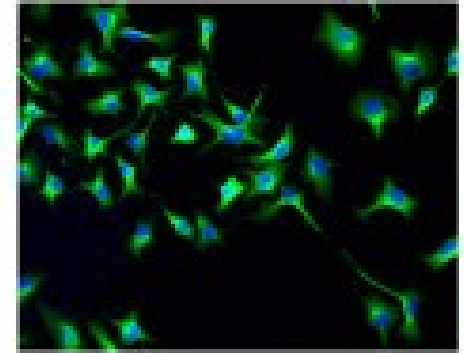
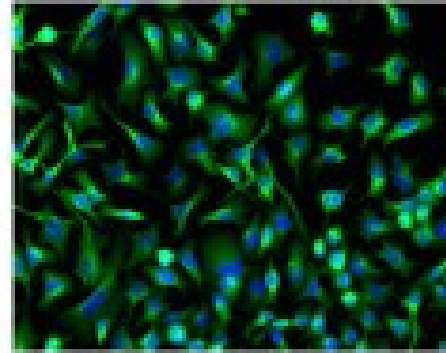


Emergency **Stroke** Diagnosis



Neural stems monitoring and neuroregeneration study

- Neuronal **morphology** + neurite outgrowth
< imaging informatics + **high content** screening progress
- Robotic fluorescent microscopy
- 6000 cellular images
- NeuronCyto software (Biopolis Singapore) = fully automatic solution for neurite length measurement and complexity analysis (number of neurites and branching complexity)
- Biological issues : (a) assessment of different culture conditions for outgrowth (b) relationships between cellular morphogenesis and cell functions

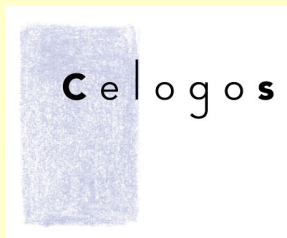


http://www.stemcellresources.org/library_images.html

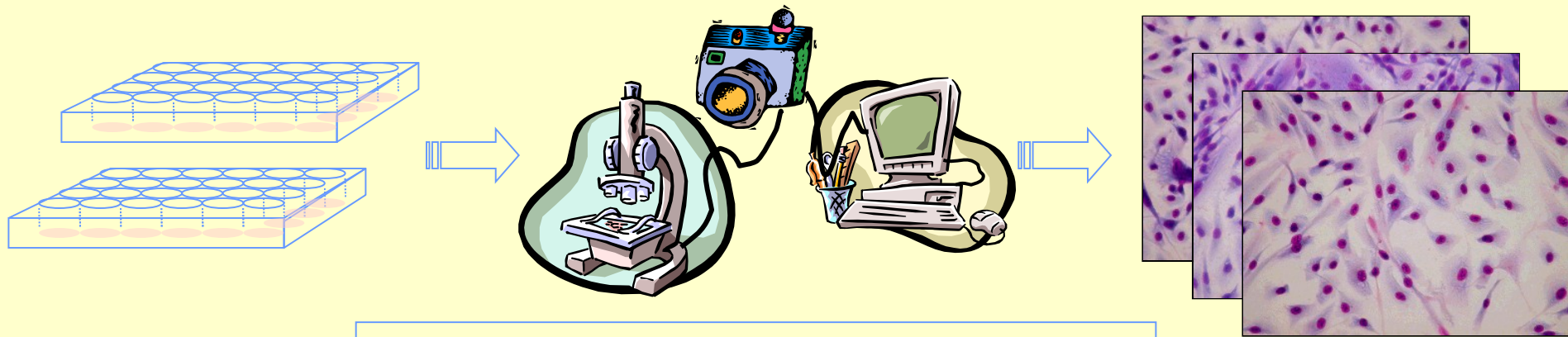
Acquisition and processing of colored cultured cells

Estelle Glory

eglory@pasteur.fr



Acquisition System : Inverted, motorized microscope with computer control



Inverted microscope

- objectifs x10, x20
- motorized stage (x,y)
- motorized z (focus)
- fluorescence possible adaptation

Digital camera

- color
- cooled
- ...

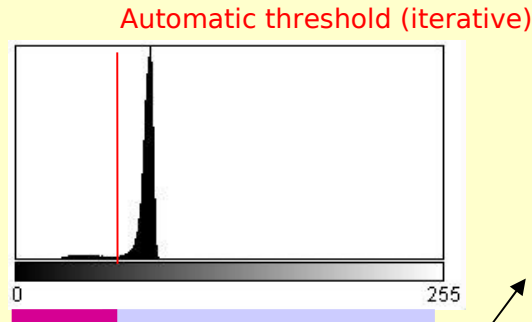
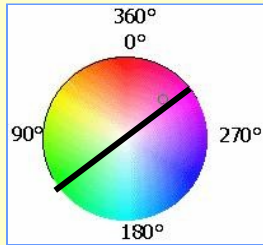
Computer + software

- control of plate moving
- autofocus
- control of camera acquisition
- image storage

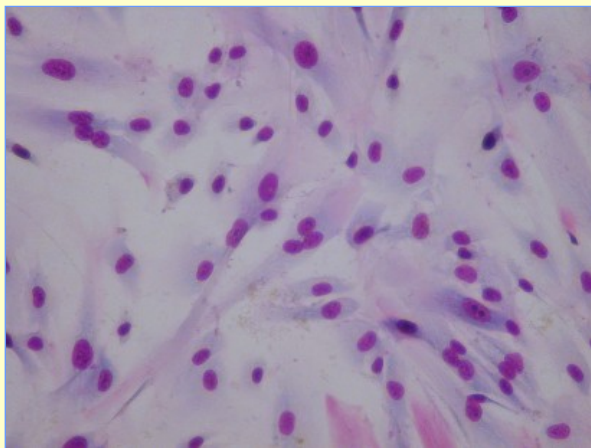
Image processing : segmentation of nuclei

1. Thresholding

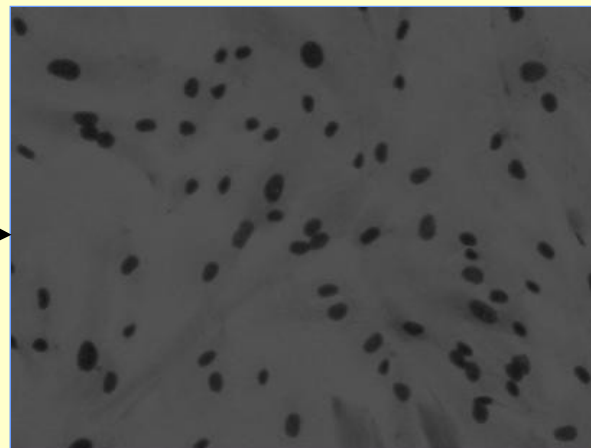
- magenta-colored nuclei
→ green component
- grey level threshold
- size selection



Isolated nuclei



Original image



Green component of rgb



Adjacent nuclei

Image processing : segmentation of nuclei

2. Watershed :

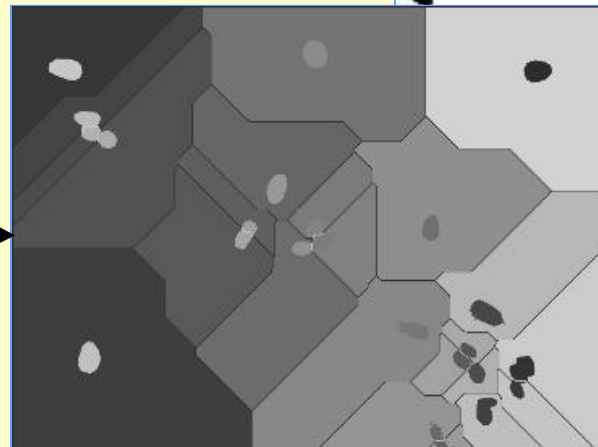
- Seeds creation :
 - ultimate erosion
 - 2 dilations



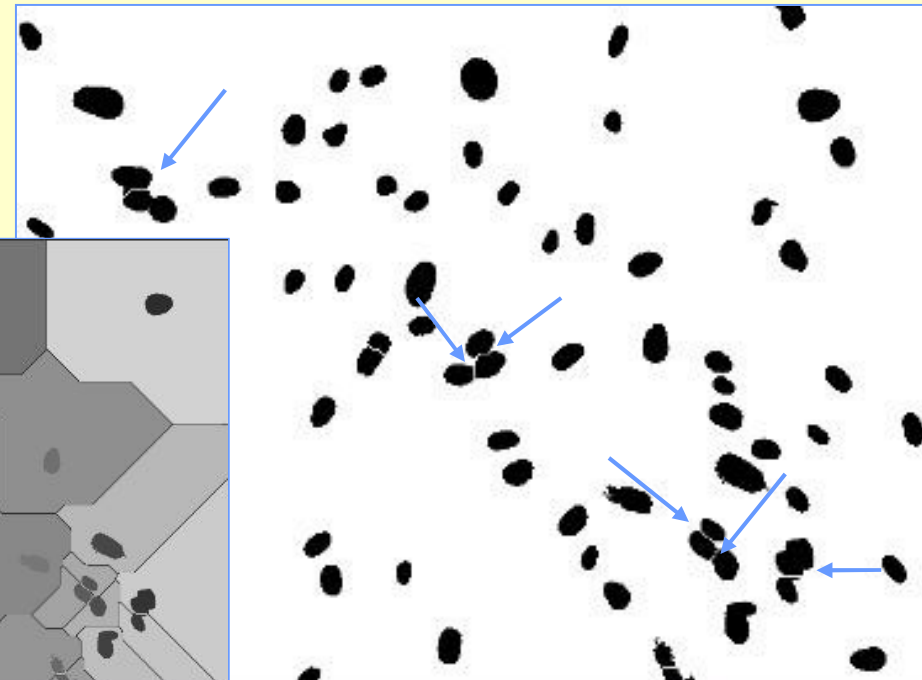
Adjacent nuclei



seeds



watershed

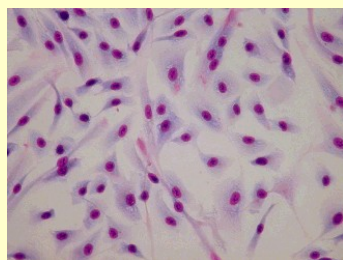
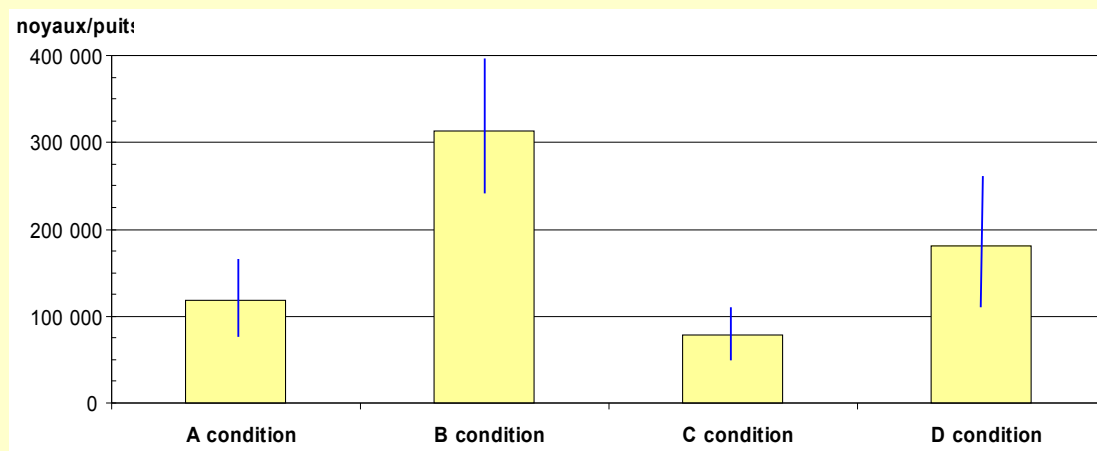


Segmentation merging

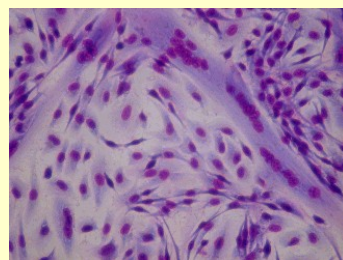
Image processing : segmentation of nuclei

3. Results :

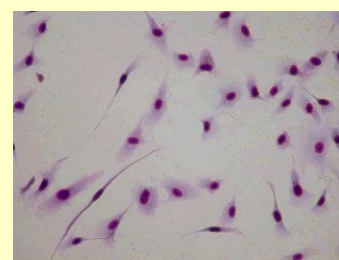
Testing of several conditions



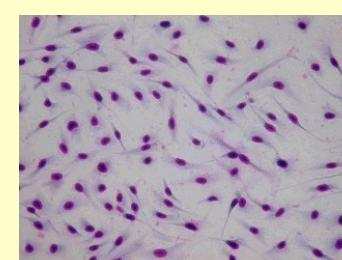
A condition



B condition



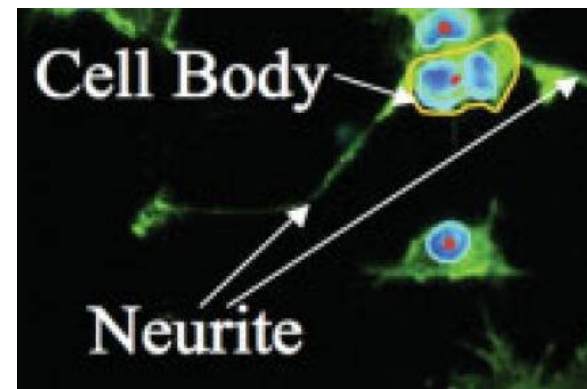
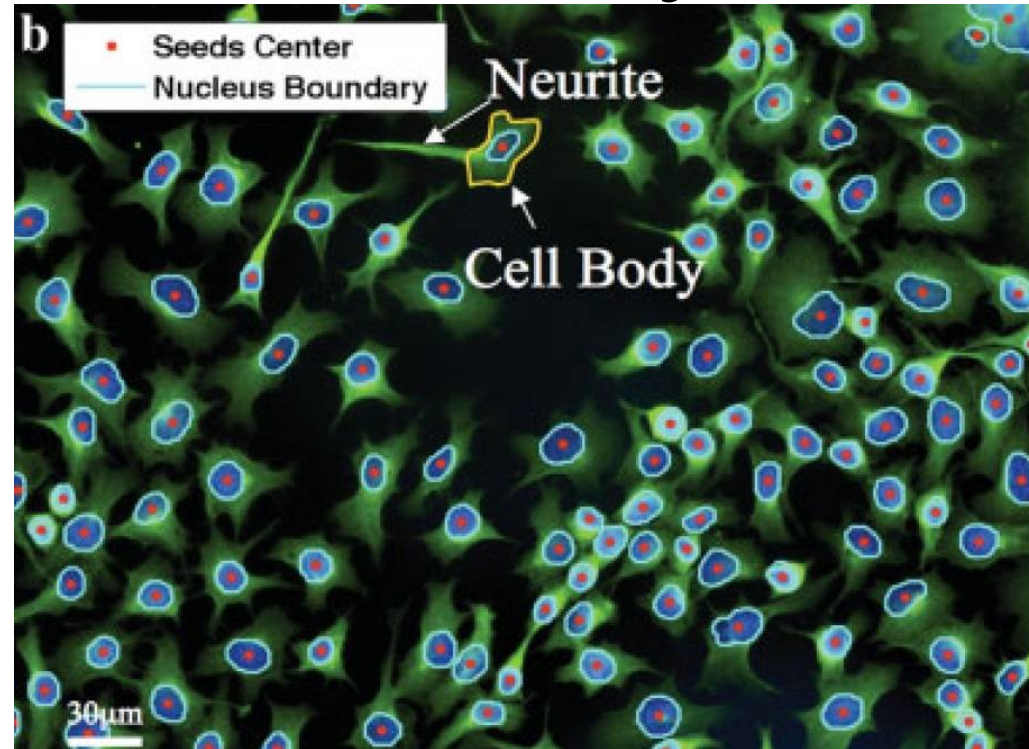
C condition



D condition

Neural stems monitoring and neuroregeneration study

- Nuclei detection
- Cells segmentation
- Controlling over and under segmentation artefacts by dynamic topological constraints
- Tracing algorithm
- Image Data:
 - Images of fixed N1E115 cells stained by DAPI and FITC-phalloidin
 - Biological process of resuspension to avoid nuclei overlappings
 - Specific imaging filters for fluorescent wide-field imaging
 - MAgnification x20: 1366x1020 pixels of 12 bits accuracy (0.31micron/pixel)
 - 4 conditions: from 30 000 to 50 000 cells by slide



Neural stems monitoring and neuroregeneration study

Pre-processing :

- Denoise
- Remove of non uniform background

Nuclei detection:

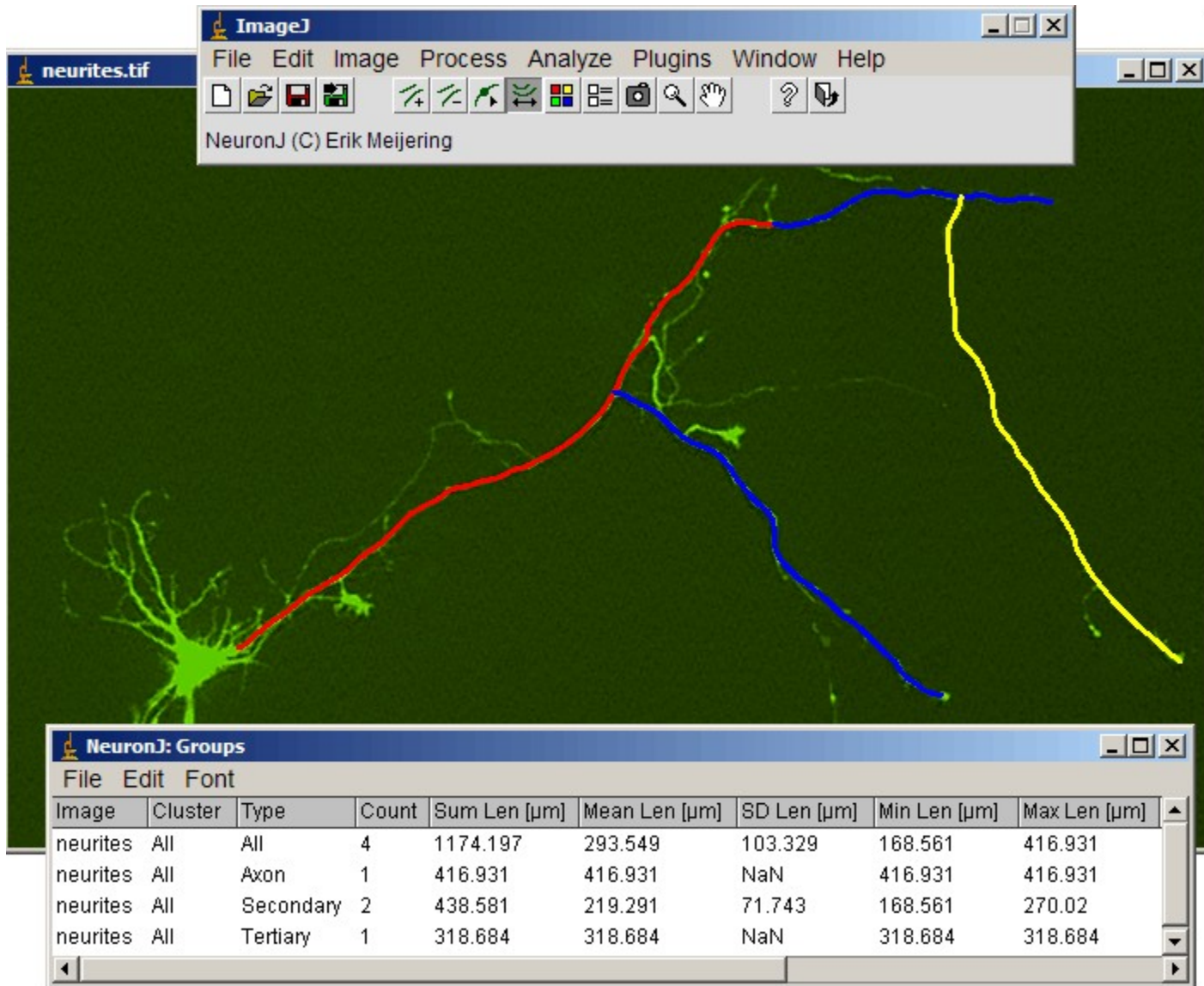
- Simple thresholding
- Watershed algorithm
- Iterative morphology methods
- Level set boundary searching approach based on gradient flow
- Flexible contour model for overlapping and closely packed nuclei

Cell segmentation :

- Watershed algorithm: oversegmentation controlled by
 - Rule-based merging
 - Marker-controlled based on Voronoi diagram
 - Combination with level set analysis

Tracing :

- Semi-automatic NeuronJ
- EM-based local estimation
- 3D approaches
- HCA-Vision (CSIRO- Australia)



Le but des transparents qui suivent n'est pas de :

- Vous effrayer en 30 minutes

Le but des transparents qui suivent est de :

- Montrer que les maths servent à quelque chose éventuellement
- Éventuellement vous décomplexer par rapport à des formulations compliquées (à la fin on obtient un schéma discret implémentable)

To formalize the segmentation problem, cellular images are defined on a subset in two-dimensional space $\Omega \subset \mathbf{R}^2$. We use $f^n(x,y): \Omega \rightarrow \mathbf{R}$ and $f^c(x,y): \Omega \rightarrow \mathbf{R}$ to represent the image intensities of DAPI and FITC at pixel (x, y) . In this article, the superscripts “n” and “c” represent the “nucleus” and “cell,” respectively. All images are normalized such that $f^n(x,y) \in [0,1]$ and $f^c(x,y) \in [0,1]$.

Level Set Method and Mumford-Shah Model

The Mumford-Shah model is region-based, robust to noise and suitable for segmenting objects with complex morphology. We use Chan-Vese’s formulation for two-phase segmentation, which is in Refs. 28,29:

$$E(\phi, c_1, c_2) = \mu \cdot \text{length}\{\phi = 0\} + \nu \cdot \text{area}\{\phi \geq 0\} + \lambda_1 \int_{\phi \geq 0} |u(x, y) - c_1|^2 dx dy + \lambda_2 \int_{\phi < 0} |u(x, y) - c_2|^2 dx dy \quad (1)$$

where $u(x,y)$ is the image intensity. μ , ν , λ_1 , and λ_2 are the weights of contour length, area, foreground, and background, respectively. c_1 and c_2 are constants, which are the mean values of the background and foreground. Here, the length and area parameters μ and ν are set to zero to allow irregular contours and varying sizes of nuclei and cells. Optimizing the Mumford-Shah model leads to the Euler-Lagrange equation, which is an iterative procedure:

$$\phi^{t+\Delta t} = \phi^t + \Delta t \cdot \delta_\varepsilon(\phi^t) [-\lambda_1 (u(x, y) - c_1)^2 + \lambda_2 (u(x, y) - c_2)^2] \quad (2)$$

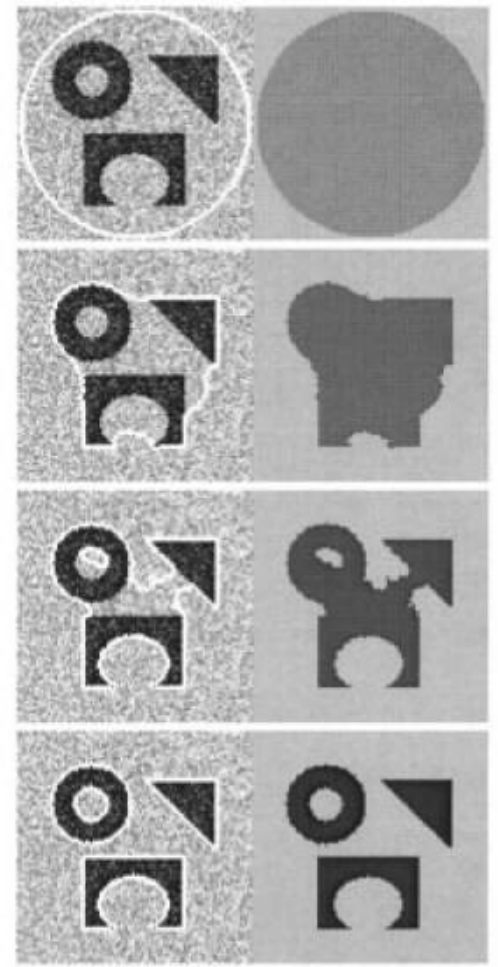


Fig. 4. Detection of different objects from a noisy image, with various shapes and with an interior contour. Left: u_0 and the contour. Right: the piecewise-constant approximation of u_0 . Size = 100×100 , $\phi_0(x, y) = -\sqrt{(x - 50.5)^2 + (y - 50.5)^2} + 48.5$, $\mu = 0.1 \cdot 255^2$, no reinitialization, cpu = 4.60 s.

$$\begin{aligned} \lambda_1 &= 1 \\ \lambda_2 &= 50 \\ \varepsilon &= 1 \\ \Delta t &= 10 \end{aligned}$$

In our study, nuclei are segmented first and serve as references for the cell segmentation. To segment the nuclei, we initialize the level set function $\phi^{n,t}(x,y)$ as:

$$\phi^{n,t=0}(x,y) = f^n(x,y) - \left(\int_{\Omega} f^n(x,y) dx dy / \int_{\Omega} dx dy \right) \quad (3)$$

Substitute $u(x,y)$ by $f^n(x,y)$ and evolve $\phi^{n,t}(x,y)$ according to Eq. (2) till convergence to obtain the nuclei segments ω_i^n , $i = 1, 2, \dots, L$. Nuclei segments are called *seeds* in our work. Each ω_i^n forms a connected region and is labeled by a unique integer, indicated by the subscript $i = 1, 2, \dots, L$. The background is labeled by 0. ω_i^n are illustrated by blue outlines in Figure 1.

The evolution of level set function for cell segmentation is slightly different since we should use the information of ω_i^n . We transform $f^c(x,y)$ using the information of ω_i^n :

$$\hat{f}^c(x,y) = \begin{cases} 1 & \text{if } (x,y) \in \cup_i^L \omega_i^n \\ f^c(x,y) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

$$\phi^{c,t=0}(x,y) = \hat{f}^c(x,y) - 1$$

We substitute $u(x,y)$ by $f^c(x,y)$ in Eq. (2) and then evolve $\phi^{n,t}$ using Eq. (2). Unlike the works in (17) where each individual cell has one corresponding level set function, we use only one level set function to segment all cells to achieve better computational efficiency.

Du modèle continu à l'implémentation discrète: Active Contours

(a) Snake model : $\inf_C J_1(C)$ (explicit active contour)

$$J_1(C) = \alpha \int_0^1 |C'(s)|^2 ds + \beta \int_0^1 |C''(s)| ds - \lambda \int_0^1 |\nabla u_0(C(s))|^2 ds. \quad (1)$$

(b) Level Set Method model (implicit geometric active contour)

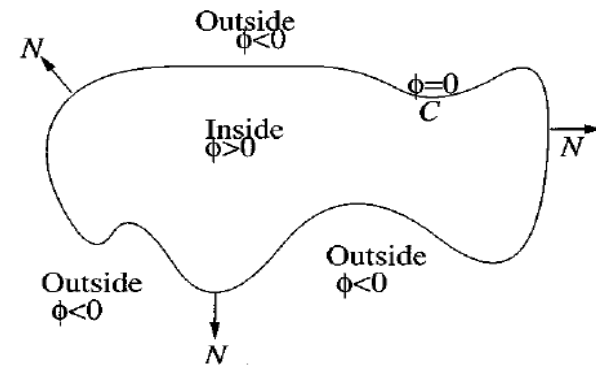
$$\begin{cases} \frac{\partial \phi}{\partial t} = g(|\nabla u_0|) |\nabla \phi| \left(\operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + \nu \right), \\ \text{in } (0, \infty) \times \mathbb{R}^2 \\ \phi(0, x, y) = \phi_0(x, y) \text{ in } \mathbb{R}^2 \end{cases} \quad (2)$$

where

$g(|\nabla u_0|)$ edge-function with $p = 2$;
 $\nu \geq 0$ is constant;
 ϕ_0 initial level set function.

$$g(|\nabla u_0(x, y)|) = \frac{1}{1 + |\nabla G_\sigma(x, y) * u_0(x, y)|^p}, \quad p \geq 1$$

where $G_\sigma * u_0$, a smoother version of u_0 , is the convolution of the image u_0 with the Gaussian $G_\sigma(x, y) = \sigma^{-1/2} e^{-|x^2+y^2|/4\sigma}$. The function $g(|\nabla u_0|)$ is positive in homogeneous regions, and zero at the edges.



Curve $C = \{(x, y) : \phi(x, y) = 0\}$ propagating in normal direction.

Du modèle continu à l'implémentation discrète:

The level set model with region: $\text{Inf}_{c_1, c_2, C} F(c_1, c_2, C)$

$$\begin{aligned}
 F(c_1, c_2, C) &= \mu \cdot \text{Length}(C) + \nu \cdot \text{Area}(\text{inside}(C)) \\
 &+ \lambda_1 \int_{\text{inside}(C)} |u_0(x, y) - c_1|^2 dx dy \\
 &+ \lambda_2 \int_{\text{outside}(C)} |u_0(x, y) - c_2|^2 dx dy,
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta_\varepsilon(\phi) \left[\mu \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - \nu - \lambda_1 (u_0 - c_1)^2 \right. \\
 \left. + \lambda_2 (u_0 - c_2)^2 \right] = 0 \text{ in } (0, \infty) \times \Omega,
 \end{aligned}$$

$$\phi(0, x, y) = \phi_0(x, y) \text{ in } \Omega,$$

$$\frac{\delta_\varepsilon(\phi)}{|\nabla \phi|} \frac{\partial \phi}{\partial \vec{n}} = 0 \text{ on } \partial \Omega \quad (9)$$

where \vec{n} denotes the exterior normal to the boundary $\partial \Omega$, and $\partial \phi / \partial \vec{n}$ denotes the normal derivative of ϕ at the boundary.

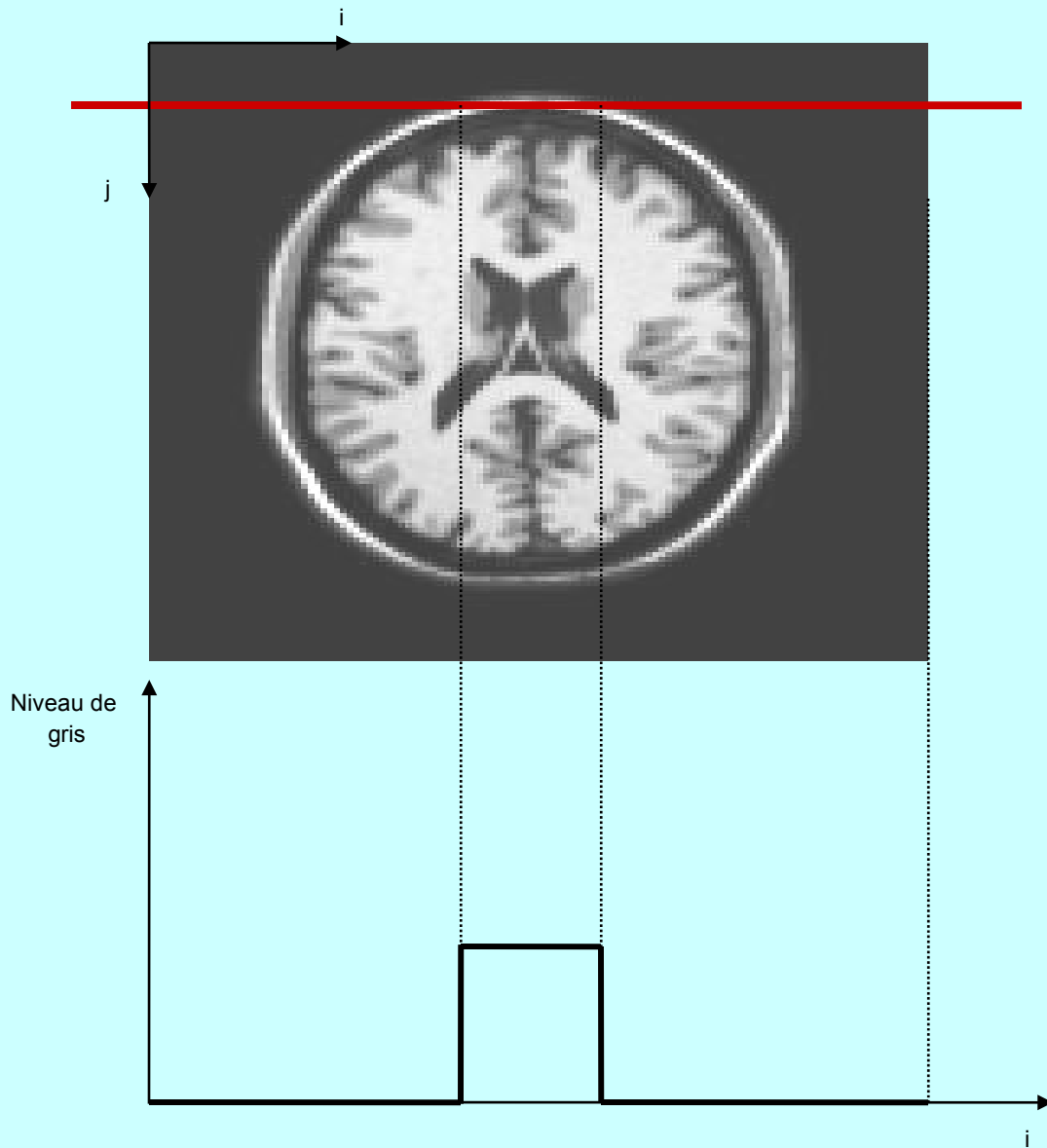
Du modèle continu à l'implémentation discrète:

The level set model: discretization by finite elements

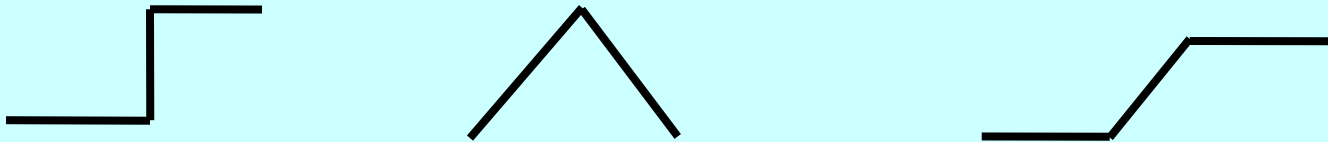
$$\begin{aligned}\Delta_-^x \phi_{i,j} &= \phi_{i,j} - \phi_{i-1,j}, & \Delta_+^x \phi_{i,j} &= \phi_{i+1,j} - \phi_{i,j}, \\ \Delta_-^y \phi_{i,j} &= \phi_{i,j} - \phi_{i,j-1}, & \Delta_+^y \phi_{i,j} &= \phi_{i,j+1} - \phi_{i,j}.\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}& \frac{\phi_{i,j}^{n+1} - \phi_{i,j}^n}{\Delta t} \\ &= \delta_h(\phi_{i,j}^n) \left[\frac{\mu}{h^2} \Delta_-^x \right. \\ & \quad \cdot \left(\frac{\Delta_+^x \phi_{i,j}^n}{\sqrt{(\Delta_+^x \phi_{i,j}^n)^2 / (h^2) + (\phi_{i,j+1}^n - \phi_{i,j-1}^n)^2 / (2h)^2}} \right) \\ & \quad + \frac{\mu}{h^2} \Delta_-^y \\ & \quad \cdot \left(\frac{\Delta_+^y \phi_{i,j}^n}{\sqrt{(\phi_{i+1,j}^n - \phi_{i-1,j}^n)^2 / (2h)^2 + (\Delta_+^y \phi_{i,j}^n)^2 / (h^2)}} \right) \\ & \quad \left. - \nu - \lambda_1 (u_{0,i,j} - c_1(\phi^n))^2 + \lambda_2 (u_{0,i,j} - c_2(\phi^n))^2 \right].\end{aligned}$$

Notion de profil d'intensité



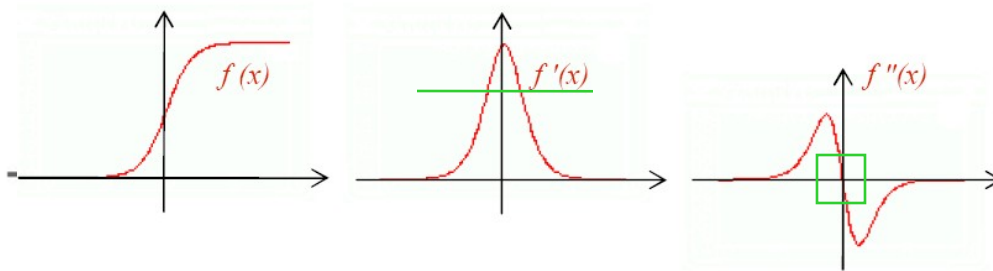
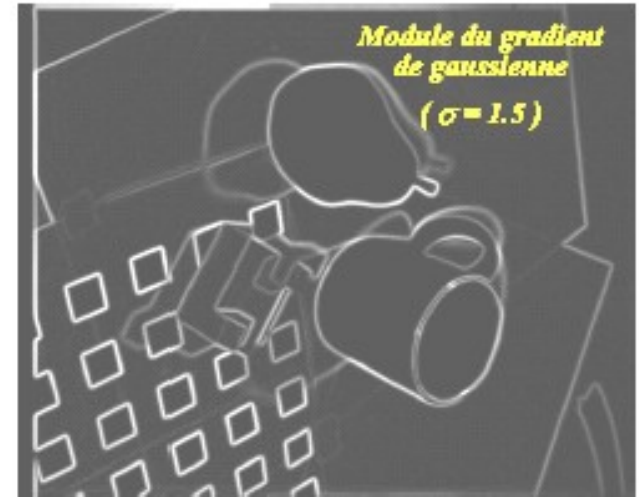
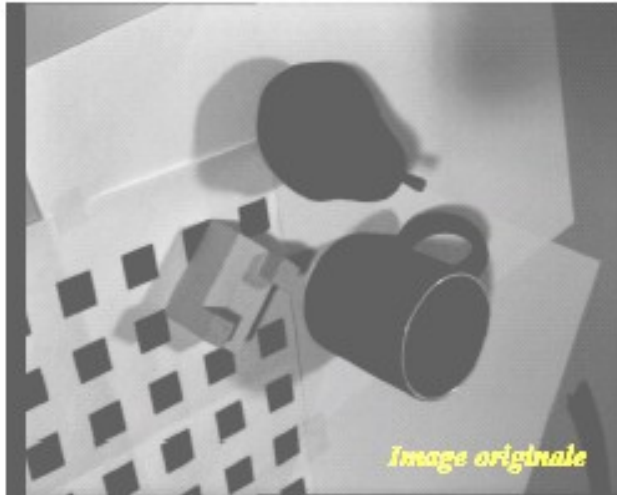
- Approche dérivative :
détection des variations d'intensité locales



-> Image vue comme une fonction continue de deux variables $f(x,y)$, échantillonnée à support borné

-> Utilisation des dérivées bidimensionnelles :
vecteur gradient et scalaire Laplacien

-> Attention : au niveau fréquentiel, **bruit** \approx **contour** ! en tant que discontinuité

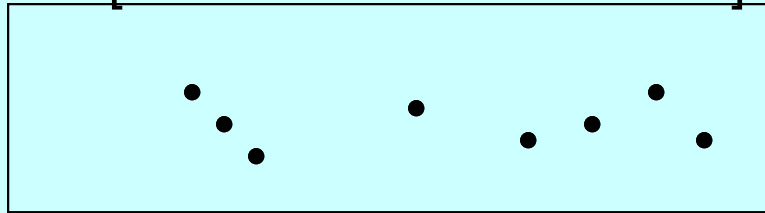


Méthodes dérivatives de détection de contours 2D

- ❖ Détection des maxima locaux de la norme du gradient dans la direction du gradient

- ❖ Détection des passages par 0 du Laplacien

- Problèmes inverses et problèmes mal posés :
Exemple : Différentiation numérique pour la détection de contours
 $f(x) + \varepsilon \sin(\omega x)$
Dérivation très sensible au bruit
-> Régularisation [Tikhonov et Arsenin 1977]



- Un problème est bien posé si [Hadamard 1923] :
 1. Une solution existe
 2. La solution est unique
 3. Dépend continûment des données
- Vision = ensemble de problèmes mal posés !

Rappels :

Dérivée du premier ordre d'une fonction de deux variables $f(x,y)$

= Vecteur Gradient en $P(x,y)$

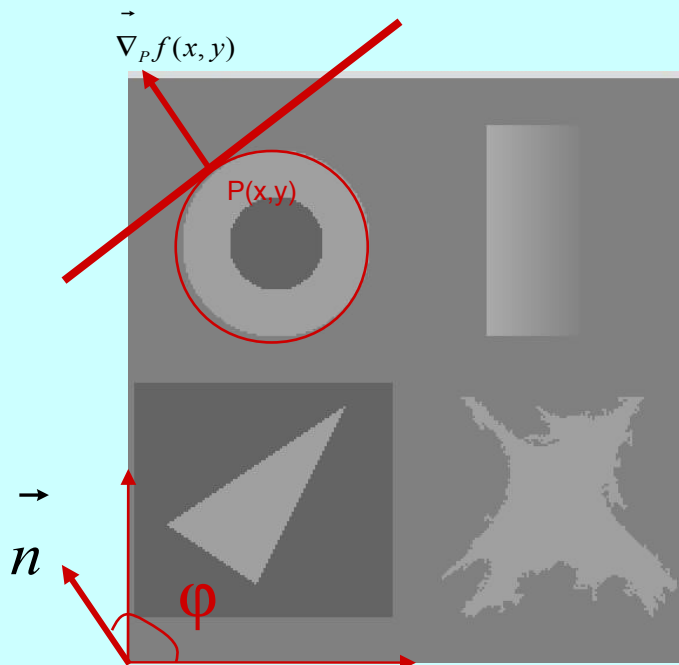
$$\vec{\nabla}_P f(x, y) = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix}$$

= Vecteur normal à la courbe de niveau
 $f(x,y) = f(x_P, y_P) = \text{cste}$, n

Orientation du gradient :

$$\varphi = \text{Arc tan} \left(\frac{\frac{\partial f}{\partial y}}{\frac{\partial f}{\partial x}} \right)$$

Orientation du contour : $\theta = \frac{\pi}{2} + \varphi$



Rappels :

Dérivée du second ordre d'une fonction de deux variables $f(x,y)$

= Scalaire Laplacien

$$\Delta f(x, y) = \frac{\partial^2 f}{\partial n^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial n^{\perp 2}}$$

Dérivées directionnelles :

$$\frac{\partial f}{\partial n} = \vec{\nabla} f(x, y) \cdot \vec{n} = \frac{\partial f}{\partial x} \cos \varphi + \frac{\partial f}{\partial y} \sin \varphi$$

$$\frac{\partial^2 f}{\partial n^2} = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} \cos^2 \varphi + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \sin^2 \varphi + 2 \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} \cos \varphi \sin \varphi$$

Isotropie de l'opérateur laplacien :

$$\Delta f(x, y) = \frac{\partial^2 f}{\partial n^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial n^{\perp 2}} = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}$$

Procédure générale pour le 1^{er} ordre

1. Obtention de deux images $I_m(m,n)$ et $I_n(m,n)$

1. Calcul de du gradient en chaque point $\nabla_P I(m,n)$
 ->obtention de deux images $I_{norme}(m,n)$ et $I_{direction}(m,n)$

1. Extraction des maxima locaux dans la direction du gradient
 ->obtention de contours fins

1. Seuillage par hystérésis (seuils bas et haut)
 ->élimination des contours parasites

- Opérateurs dérivatifs du 1^{er} ordre : Maximum du module du gradient du signal :
 - Filtres RIF
 1. Prewitt : [1 0 -1]
 2. Sobel et Kirsh
 - Filtres RII
 1. Le filtre récursif de Canny-Deriche
- Opérateurs dérivatifs du 2^{ème} ordre : Passage par zéro de la dérivée seconde du signal :
 1. Laplacien : [1 -2 1]
 2. Opérateur de Marr et Hildreth ou DoG
 3. Opérateur de Huertas et Medioni
 4. Le filtre récursif de Canny-Deriche

Opérateurs dérivatifs du 1^{er} ordre :

Trouver le filtre linéaire de réponse impulsionnel h dérivant un signal -> lien avec l'espace des fréquences de Fourier

$$\frac{\partial f}{\partial x} = \frac{f(x + \Delta x) - f(x)}{\Delta x}$$

Convolution : Etant donné un signal $f(x)$ et un noyau $h(a)$

$$f * h = \sum_{\substack{a \in h \\ (x-a) \in f}} f(x-a)h(a)$$

D'où le masque de convolution de dérivation dans le cas discret 1D :

$$h = \frac{1}{\Delta x} \begin{bmatrix} -1 & 1 \end{bmatrix} \quad \text{qu'on écrit} \quad f * h$$

Par développement en série de Taylor de $f(x+\Delta x)$ et $f(x-\Delta x)$, on trouve une meilleure approximation

$$h = \frac{1}{2\Delta x} \begin{bmatrix} -1 & \underline{0} & 1 \end{bmatrix}$$

Convolution : Etant donnés une image $f(x,y)$ et un noyau $h(a,b)$

$$f * h = \sum_{\substack{(a,b) \in h \\ (x-a,y-b) \in f}} f(x-a, y-b) h(a,b)$$

D'où les masques de Prewitt ou noyaux de convolution d'un RIF de dérivation dans le cas discret 2D :

$$h_j = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 1 & \underline{0} & -1 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} \quad h_i = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & \underline{0} & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad \left| \begin{array}{l} \text{Qui permettent de calculer les dérivées} \\ \bullet \text{ horizontales } I_j[i, j] = h_j * I[i, j] \\ \bullet \text{ verticales } I_i[i, j] = h_i * I[i, j] \end{array} \right.$$

Convolution : Etant donnés une image $I[i,j]$ et un noyau $h[m,n]$

$$h * I[i, j] = \sum_{m=-M}^M \sum_{n=-N}^N I[i-m, j-n] h[m, n]$$

- **Discrete Convolution includes three steps:**
 1. Position the center of the kernel at the first pixel of an image and flip the kernel.
 2. Multiply and sum.
 3. Slide to next pixel.
Repeat steps 2 and 3 until the whole image is processed

• **Demos:**



*

-1	0	1
-2	0	2
-1	0	1



**Sobel
(1980)**

Masque moyenneur ou noyau de convolution d'un RIF de lissage dans le cas discret 2D :

$$h = \frac{1}{9} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

h_j peut être vu comme réponse impulsionnelle infinie d'un filtre séparable comprenant un lissage suivant la direction verticale et une direction suivant la direction horizontale

$$h_j = [1 \ 1 \ 1]^T \bullet [1 \ 0 \ -1]$$

$$h_j = h_{L_i} \bullet h_{D_j}$$

$$h_j * I[i, j] = \sum_{m=-M}^M h_{L_i}[m] \sum_{n=-N}^N h_{D_j}[n] I[i-m, j-n]$$

Quid d'un RII ?

Soit $I(x)$ un signal monodimensionnel représentant un saut d'amplitude A , noyé dans un bruit Gaussien $n(x)$ de moyenne nulle et de variance n_0^2 :

$$I(x) = Au_{-1}(x-x_0) + n(x) \quad (52)$$

où u_{-1} désigne la fonction de Heaviside.

Soit $\Theta(x_0)$, la sortie au point x_0 de la convolution du signal $I(x)$ avec un opérateur de détection $f(x)$:

$$\Theta(x_0) = \int_{-\infty}^{+\infty} I(x) f(x_0 - x) dx \quad (53)$$

Le problème posé est de trouver $f(x)$ tel que $\Theta(x_0)$ soit maximum sous les 3 contraintes suivantes :

1. **Bonne détection** : Ce critère revient à chercher $f(x)$ antisymétrique et tel que le rapport signal sur bruit Σ soit maximum :

$$\Sigma = \frac{A \int_{-\infty}^0 f(x) dx}{n_0 \sqrt{\int_{-\infty}^{+\infty} f^2(x) dx}} \quad (54)$$

2. **Bonne localisation** : Ce critère correspond à la minimisation de la variance σ^2 de la position des passages par zéro et revient à maximiser la localisation Λ définie comme l'inverse de σ^2 :

$$\Lambda = \frac{A |f'(0)|}{n_0 \sqrt{\int_{-\infty}^{+\infty} f'^2(x) dx}} \quad (55)$$

3. **Non Multiplicité des réponses**: Ce critère correspond à la limitation du nombre de maxima locaux détectés en réponse à un seul contour. La distance moyenne entre les maxima locaux, notée x_{max} est alors contrainte à l'égalité suivante :

$$x_{max} = 2\pi \left(\sqrt{\frac{\int_{-\infty}^{+\infty} f'^2(x) dx}{\int_{-\infty}^{+\infty} f''^2(x) dx}} \right) \quad (56)$$

Trouver $f(x)$ qui maximise le produit $\Sigma\Lambda$ sous la contrainte que le 3ème critère soit fixé à une constante k revient alors à trouver la solution de l'équation différentielle suivante :

$$2f(x) - 2\lambda_1 f''(x) + 2\lambda_2 f''''(x) + \lambda_3 = 0 \quad (57)$$

qui admet comme solution générale :

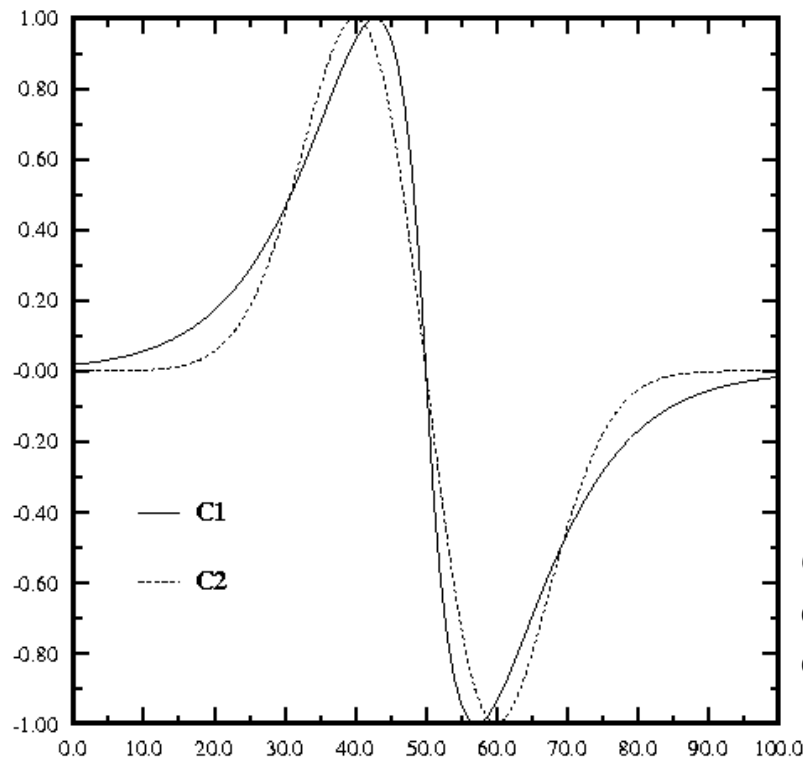
$$f(x) = a_1 e^{\alpha \cdot x} \sin(\omega \cdot x) + a_2 e^{\alpha \cdot x} \cos(\omega \cdot x) + a_3 e^{-\alpha \cdot x} \sin(\omega \cdot x) + a_4 e^{-\alpha \cdot x} \cos(\omega \cdot x) \quad (58)$$

Cherchant l'opérateur $f(x)$ sous forme de filtre à réponse impulsionnelle finie (RIF) définie sur l'intervalle $[-W, +W]$ et présentant une pente S à l'origine, Canny a imposé les conditions aux limites suivantes :

$$f(0) = 0 \quad f(W) = 0 \quad f'(0) = S \quad f'(W) = 0 \quad (59)$$

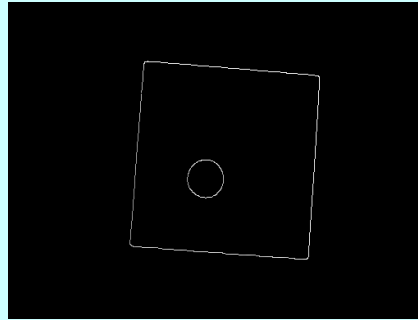
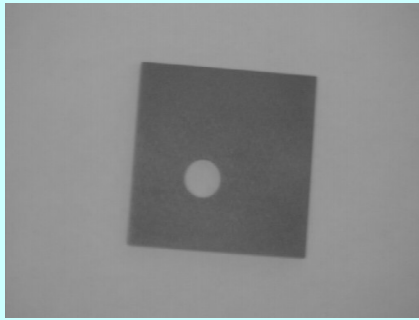
Utilisant une optimisation numérique sous contrainte, Canny trouva que l'opérateur le plus performant correspondait à un indice de performance $\Sigma\Lambda = 1.12$.

L'opérateur ne présentant pas de simplicité au niveau de sa mise en œuvre, Il l'approxima au vu de sa forme par l'opérateur première dérivée d'une Gaussienne qui présente un indice de performance $\Sigma\Lambda = .92$ et $k = .51$ dégradée de 20%



$$G(x, y) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$$

Opérateurs de dérivation
de Canny C2(Gaussienne)
et Deriche C1 (Exponentielle)



$\sigma=1.0$ et $T_{\text{bas}}=1, T_{\text{haut}}=255$



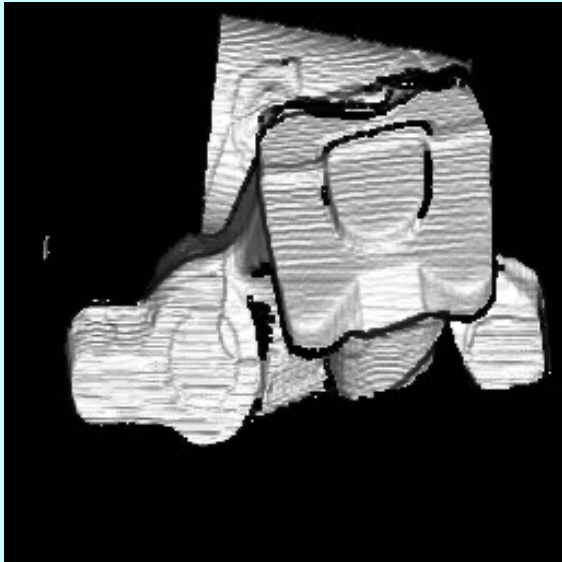
$\sigma=1.0$ et $T_{\text{bas}}=1, T_{\text{haut}}=128$



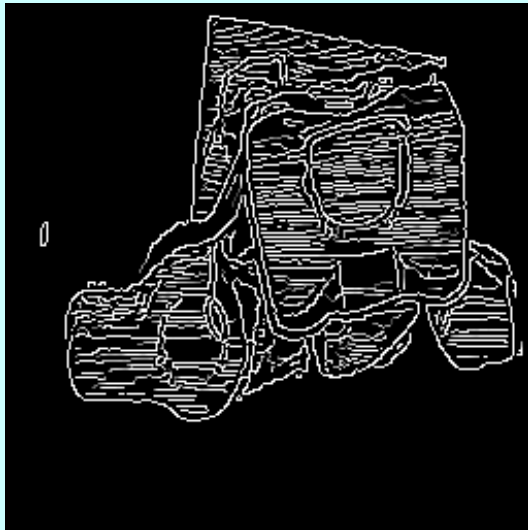
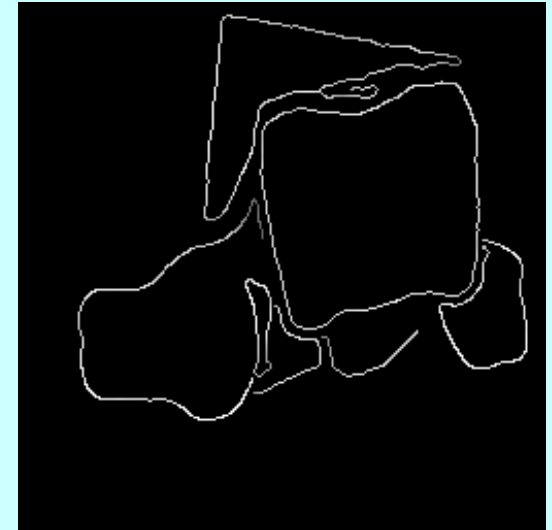
$\sigma=2.0$ et $T_{\text{bas}}=1, T_{\text{haut}}=255$



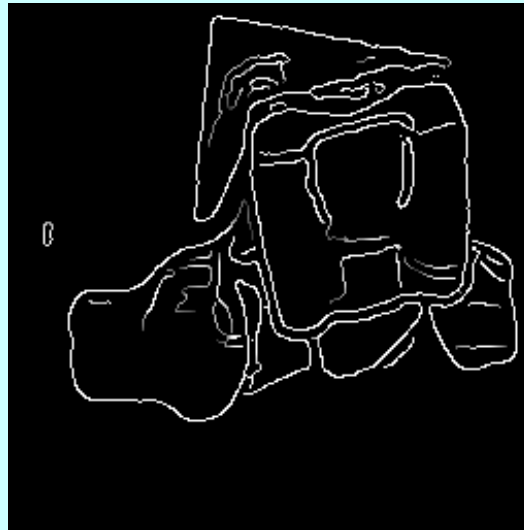
Problème des jonctions Y



Scale-down by 0.25 before
edge extraction
 $\sigma=1.8$ et $T_{\text{bas}}=1$, $T_{\text{haut}}=200$



$\sigma=1.0$ et $T_{\text{bas}}=1$, $T_{\text{haut}}=255$



$\sigma=1.8$ et $T_{\text{bas}}=1$, $T_{\text{haut}}=255$

Deriche

L'approche développée par Deriche [7] a consisté en la recherche de l'opérateur optimal sous forme de filtre à réponse impulsionnelle infinie (RII). Il en résulte une équation différentielle admettant comme solution l'opérateur suivant :

$$f(x) = \frac{S}{\omega} e^{-\alpha|x|} \sin(\omega x) \quad (60)$$

Évaluant les différentes intégrales intervenant dans le calcul des indices de performance de cet opérateur, on obtient les résultats suivants :

$$\Lambda = \sqrt{2\alpha} \quad \Sigma = \sqrt{\frac{2\alpha}{\alpha^2 + \omega^2}} \quad (61)$$

$$\Sigma\Lambda = \frac{2\alpha}{\sqrt{\alpha^2 + \omega^2}} \quad k = \sqrt{\frac{\alpha^2 + \omega^2}{5\alpha^2 + \omega^2}} \quad (62)$$

En posant $\alpha = m\omega$, on obtient les 3 cas suivants :

$$\begin{array}{llllll} \mathbf{1} & m \gg 1 & \Lambda = \sqrt{2\alpha} & \Sigma = \sqrt{\frac{2}{\alpha}} & \Sigma\Lambda = 2 & k = .44 \\ \mathbf{2} & m = 1 & \Lambda = \sqrt{2\alpha} & \Sigma = \sqrt{\frac{1}{\alpha}} & \Sigma\Lambda = \sqrt{2} & k = .58 \\ \mathbf{3} & m = \sqrt{3} & \Lambda = \sqrt{2\alpha} & \Sigma = \sqrt{\frac{3}{2\alpha}} & \Sigma\Lambda = \sqrt{3} & k = .5 \end{array} \quad (63)$$

Le cas 3 montre que pour une valeur identique de k , l'indice de performance de l'opérateur Deriche est près de 90% meilleure que la première dérivée d'une Gaussienne.

Le cas 1 ($\omega \rightarrow 0$) est optimal, ce qui correspond au filtre de RII

$$f(x) = Sx e^{-\alpha|x|}$$

Comment l'implémenter sous la forme d'un RII ?

cas 1D

On développe dans cette partie la procédure pour implémenter de manière récursive l'opérateur de Deriche ainsi que son intégral qui va servir comme opérateur de lissage dans la version 2D.

Une mise en œuvre récursive du filtre optimal $f(x)$ peut être obtenue en appliquant les techniques de la transformée en Z . Soit $f(n)$ les échantillons de $f(x)$ et $F(Z)$ la transformée en Z correspondante :

$$F(Z) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} f(n) Z^{-n} \quad (68)$$

La séquence $f(n)$ étant non causale, une étape préliminaire nécessaire est sa transformation en une somme de 2 séquences causales. Pour cela, on réécrit $f(n)$ sous la forme suivante d'une somme de 2 séquences causales $f_-(n)$ et $f_+(n)$ telles que :

$$f(n) = f_-(n) + f_+(n) \quad (69)$$

$$f_-(n) = \begin{cases} 0 & n \geq 0 \\ S n e^{\alpha n} & n < 0 \end{cases} \quad f_+(n) = \begin{cases} S n e^{-\alpha n} & n \geq 0 \\ 0 & n < 0 \end{cases} \quad (70)$$

Utilisant la transformée en Z , on obtient :

$$F(Z) = F_-(Z) + F_+(Z^{-1}) \quad (71)$$

avec

$$F_+(Z^{-1}) = \frac{aZ^{-1}}{1+b_1Z^{-1}+b_2Z^{-2}} \quad F_-(Z) = \frac{-aZ}{1+b_1Z+b_2Z^2} \quad (72)$$

avec

$$a = S e^{-\alpha} \quad b_1 = -2e^{-\alpha} \quad b_2 = e^{-2\alpha} \quad (73)$$

Ces deux transformées en Z correspondent à deux fonctions de transfert de filtres récurrents stables de second ordre.

Le premier opérant de gauche à droite F_+ et le second de la droite vers la gauche F_-

En particulier, la réponse à $x(m)$ comme entrée d'un système ayant $f(n)$ comme réponse impulsionnelle peut être obtenue de manière récursive suivant le schéma suivant :

$$y_1(n) = x(n-1) + 2e^{-\alpha}y_1(n-1) - e^{-2\alpha}y_1(n-2) \text{ pour } n=1,\dots,M \quad (74)$$

$$y_2(n) = x(n+1) + 2e^{-\alpha}y_2(n+1) - e^{-2\alpha}y_2(n+2) \text{ pour } n=M,\dots,1 \quad (75)$$

$$y(n) = ke^{-\alpha}[y_1(n) - y_2(n)] \text{ pour } n=1,\dots,M \quad (76)$$

la constante S peut être fixée par la contrainte de normalisation suivante :

$$\sum_{n=0}^{+\infty} f(n) = - \sum_{n=-\infty}^0 f(n) = -1 \quad (77)$$

ce qui donne :

$$S = -\frac{(1 - e^{-\alpha})^2}{e^{-\alpha}} \quad (78)$$

Équations récursives :

- Nombre d'opérations requis par point très faible : 5
- Nombre d'opérations requis indépendant de la résolution à laquelle les contours doivent être détectés alors que la forme du filtre (α) peut changer
 - ❑ Implémentation RIF pour $\alpha = 0.5$ -> Masque $2N+1$ de taille 57
 - ❑ Implémentation RIF pour $\alpha = 0.25$ -> Masque $2N+1$ de taille 105
- Pas d'effet de troncature du RIF

Noyau de lissage possible : primitive du noyau de dérivation f

$$h(x) = k(\alpha|x|+1)e^{-\alpha|x|}$$

La sortie $y(m)$ résultat de la convolution de la séquence $x(m)$ avec la réponse impulsionnelle $h(n)$ s'obtient alors comme suit :

$$y_1(n) = k[x(n) + e^{-\alpha}(\alpha - 1)x(n - 1)] + 2e^{-\alpha}y_1(n - 1) - e^{-2\alpha}y_1(n - 2) \text{ pour } n=1, \dots, M \quad (83)$$

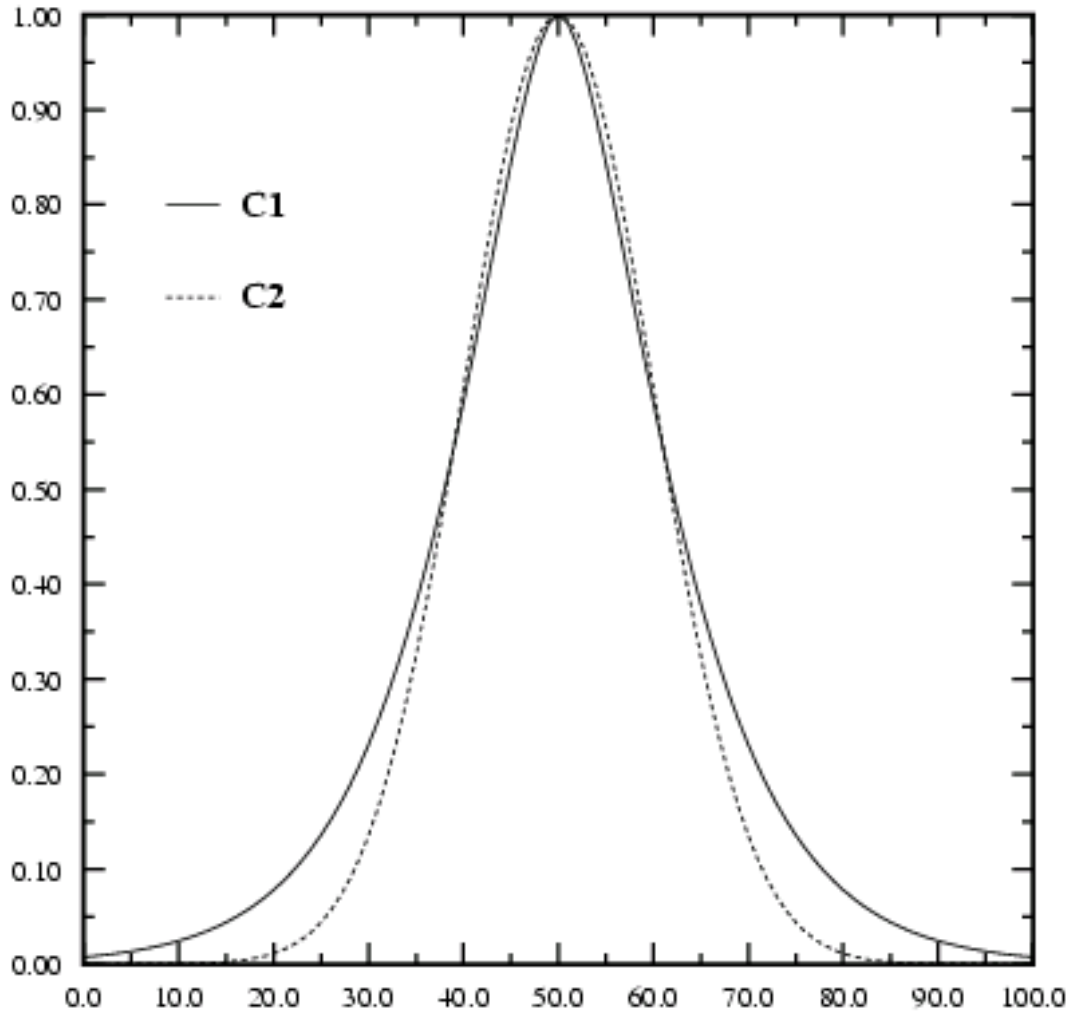
$$y_2(n) = k[e^{-\alpha}(\alpha + 1)x(n + 1) - e^{-2\alpha}x(n + 2)] + 2e^{-\alpha}y_2(n + 1) - e^{-2\alpha}y_2(n + 2) \text{ pour } n=M, \dots, 1 \quad (84)$$

$$y(n) = y_1(n) + y_2(n) \text{ pour } n=1, \dots, M \quad (85)$$

La constante k est fixée par la contrainte de normalisation suivante :

$$\sum_{n=-\infty}^{+\infty} S(n) = 1 \quad (86)$$

On obtient alors :
$$k = \frac{(1 - e^{-\alpha})^2}{1 + 2\alpha e^{-\alpha} - e^{-2\alpha}}$$



Opérateurs de lissage
de Canny C2(Gaussienne)
et Deriche C1 (Exponentielle)

cas 2D

On présente dans cette partie, la procédure de généralisation au cas 2D de l'opérateur de détection de Deriche [7], [4]. Pour cela, on crée pour la direction en x (resp. y) un masque 2D noté SS_x (resp. SS_y) produit du détecteur aligné en x (resp. y) avec un opérateur de projection parallèle à la direction en y (resp x). Une implémentation totalement récursive en résulte si on choisit comme opérateur de lissage l'opérateur $h(x)$ présenté dans la section précédente.

$$SS_x(m, n) = k_1 m e^{-\alpha \cdot |m|} \cdot k_2 (\alpha |n| + 1) e^{-\alpha \cdot |n|} \quad (88)$$

$$SS_y(m, n) = k_2 (\alpha |m| + 1) e^{-\alpha \cdot |m|} \cdot k_1 n e^{-\alpha \cdot |n|} \quad (89)$$

On note par SS l'opérateur de lissage 2D correspondant à ces 2 gradients directionnels :

$$SS(m, n) = k_2 (\alpha |m| + 1) e^{-\alpha \cdot |m|} k_2 (\alpha |n| + 1) e^{-\alpha \cdot |n|} \quad (90)$$

Ces trois masques séparables peuvent être très efficacement mis en œuvre de manière récursive de la manière suivante :

Dans une première phase, un filtrage récursif est appliqué à chaque ligne de l'image $x(m, n)$ à traiter comme suit:

$$y_1(m, n) = a_1x(m, n) + a_2x(m, n - 1) + b_1y_1(m, n - 1) + b_2y_1(m, n - 2) \\ \text{pour } n=1, \dots, N \text{ et } m=1, \dots, M \quad (91)$$

$$y_2(m, n) = a_3x(m, n + 1) + a_4x(m, n + 2) + b_1y_2(m, n + 1) + b_2y_2(m, n + 2) \\ \text{pour } n=N, \dots, 1 \text{ et pour } m=1, \dots, M \quad (92)$$

$$r(m, n) = c_1(y_1(m, n) + y_2(m, n)) \text{ pour } n=1, \dots, N \text{ et pour } m=1, \dots, M \quad (93)$$

Une seconde phase applique alors au résultat $r(m, n)$ le second filtre au niveau de chaque colonne pour obtenir le résultat final $y(m, n)$.

$$y_1(m, n) = a_5 r(m, n) + a_6 r(m - 1, n) + b_1 y_1(m - 1, n) + b_2 y_1(m - 2, n) \\ \text{pour } m=1, \dots, M \text{ et pour } n=1, \dots, N \quad (94)$$

$$y_2(m, n) = a_7 r(m + 1, n) + a_8 r(m + 2, n) + b_1 y_2(m + 1, n) + b_2 y_2(m + 2, n) \\ \text{pour } m=M, \dots, 1 \text{ et pour } n=1, \dots, N \quad (95)$$

$$y(m, n) = c_2 (y_1(m, n) + y_2(m, n)) \text{ pour } n=1, \dots, N \text{ et pour } m=1, \dots, M \quad (96)$$

- Lissage de l'image

$$a_1 = a_5 = k; a_2 = a_6 = ke^{-\alpha}(\alpha - 1);$$

$$a_3 = a_7 = ke^{-\alpha}(\alpha + 1); a_4 = a_8 = -ke^{-2\alpha}; c_1 = c_2 = 1;$$

- Dérivation en x de l'image

$$a_1 = 0; a_2 = 1; a_3 = -1; a_4 = 0; c_1 = -(1 - e^{-\alpha})^2;$$

$$a_5 = k; a_6 = ke^{-\alpha}(\alpha - 1); a_7 = ke^{-\alpha}(\alpha + 1); a_8 = -ke^{-2\alpha}; c_2 = 1;$$

- Dérivation en y de l'image : $a_i \leftrightarrow a_{i+4}$ et $c_1 \leftrightarrow c_2$

Avec

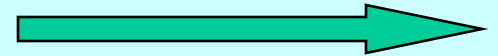
$$k = \frac{(1 - e^{-\alpha})^2}{1 + 2\alpha e^{-\alpha} - e^{-2\alpha}}; b_1 = 2e^{-\alpha}; b_2 = -e^{-2\alpha}$$

- RII pour un Laplacien

$$LL(m, n) = e^{-\alpha|m|} \cdot e^{-\alpha|n|} - k\alpha |m| e^{-\alpha|m|} \cdot k\alpha |n| e^{-\alpha|n|}$$

$$k = \frac{1 - e^{-2\alpha}}{2\alpha e^{-\alpha}}$$

- Laplacien de l'image =
Soustraction entre les deux images r_1 et r_2



- Laplacien à n'importe quelle résolution spécifiée par le paramètre α avec 14 opérations par point de sortie

- Utiliser la structure récursive avec les coefficients suivants pour obtenir $r1(m, n)$:

$$\begin{aligned} a_1 &= 1; a_2 = 0; a_3 = e^{-\alpha}; a_4 = 0; \\ k_0 &= 1; c_1 = 1, b_1 = 2e^{-\alpha}; b_2 = -e^{-2\alpha} \end{aligned} \quad (103)$$

$$a_5 = 1; a_6 = 0; a_7 = e^{-\alpha}; a_8 = 0; c_2 = 1; b_1 = 2e^{-\alpha}; b_2 = -e^{-2\alpha} \quad (104)$$

- Utiliser la structure récursive avec le jeu de paramètres suivant pour obtenir $r2(m, n)$:

$$\begin{aligned} a_1 &= 0; a_2 = 1; a_3 = 1; a_4 = 0; \\ c_1 &= \frac{1 - e^{-2\alpha}}{2}; b_1 = 2 * e^{-\alpha}; b_2 = -e^{-2\alpha} \end{aligned} \quad (105)$$

$$\begin{aligned} a_5 &= 0; a_6 = 1; a_7 = 1; a_8 = 0; \\ c_2 &= \frac{1 - e^{-2\alpha}}{2}; b_1 = 2 * e^{-\alpha}; b_2 = -e^{-2\alpha} \end{aligned} \quad (106)$$

seuillage par hystérésis

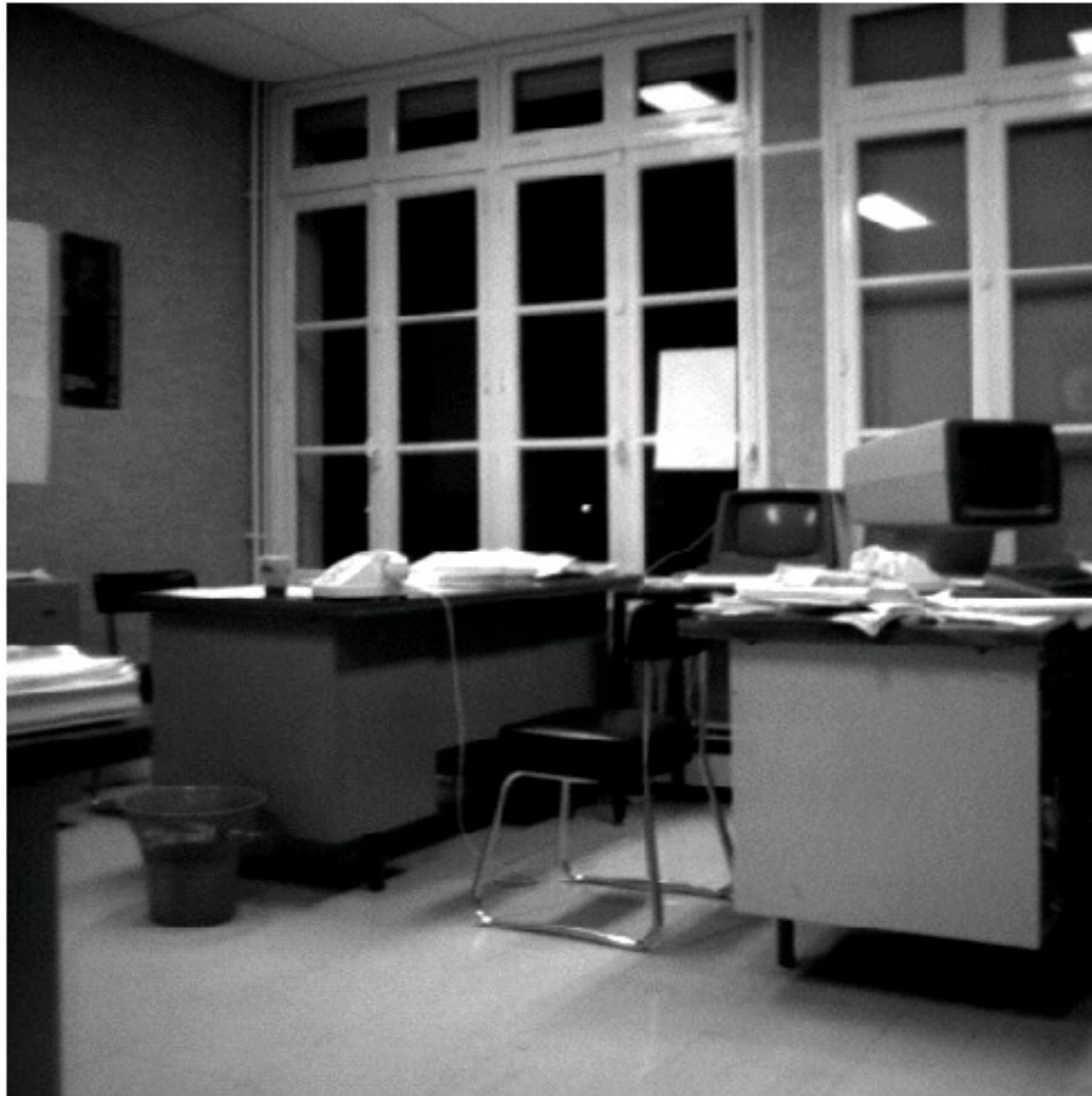
Ce seuillage présenté pour la première fois par Canny est basé sur l'utilisation de 2 seuils. La procédure peut être décrite de 2 manière différentes :

1. Seuiller toute l'image des maxima locaux par le seuil bas
2. Ne valider que les ensembles connexes de points présentant au moins un point dont la norme du gradient est supérieur au seuil haut.

ou

1. Seuiller toute l'image des maxima locaux par le seuil haut.
2. Valider tous les pixels qui sont connexes aux points détectés et qui possèdent une norme du gradient supérieur au seuil bas.

Le grand avantage de cette procédure de seuillage est qu'elle permet d'obtenir plus d'ensembles de points connexes, ce qui facilite grandement les étapes de chaînage et d'approximation prévues généralement en amont de cette chaîne.





Maxima locaux



Contours obtenus après seuillage par hystéresis.



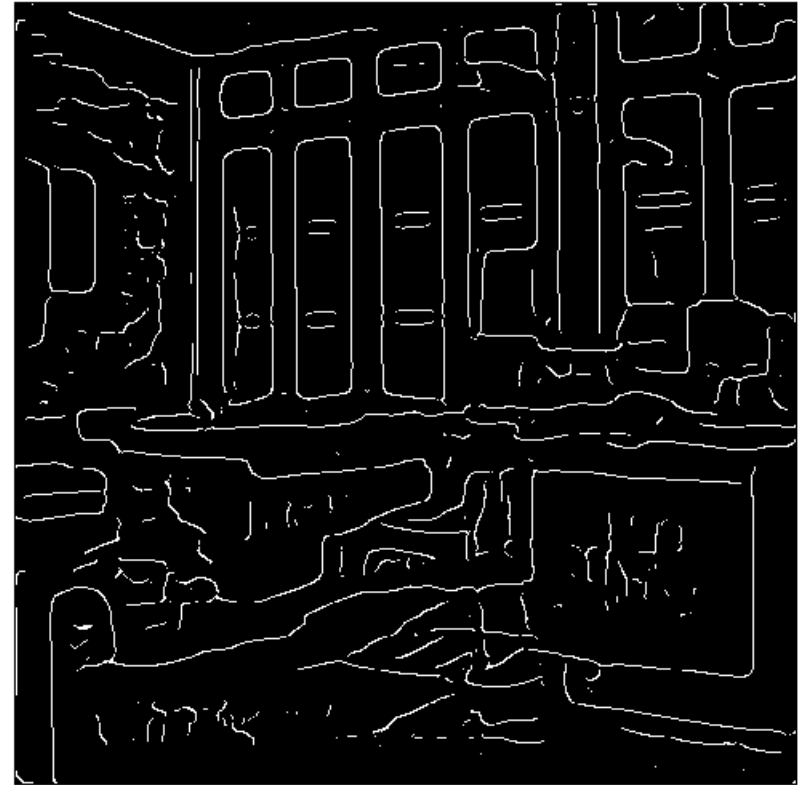
Maxima du gradient
et
seuillage par hystérésis



Passage par zéro du Laplacien
et
seuillage par hystérésis

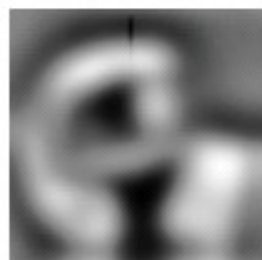
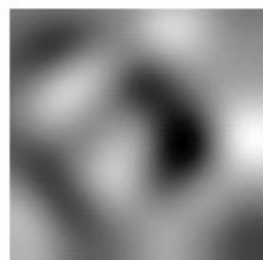
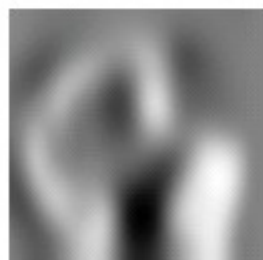
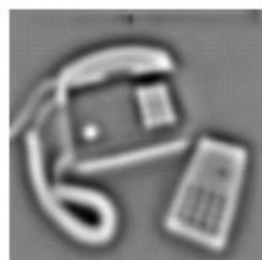
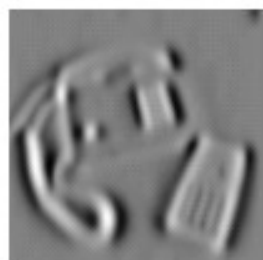
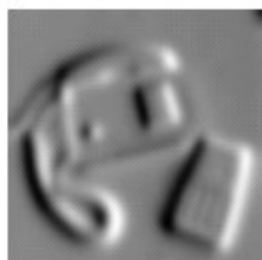
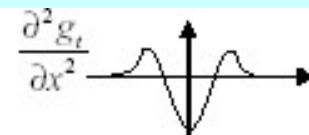
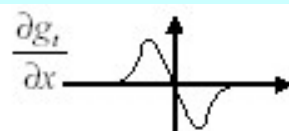
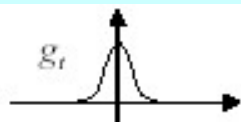


Passages par zéro avec $\alpha=1$



Passages par zéro avec $\alpha=.25$

$$\partial^n (I * g_t) = I * \partial^n g_t$$



échelle

I

$$\frac{\partial I}{\partial x}$$

$$\|\nabla I\| = \sqrt{\left(\frac{\partial I}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial I}{\partial y}\right)^2}$$

$$\frac{\partial^2 I}{\partial x^2}$$

$$\frac{\partial^2 I}{\partial x \partial y}$$

$$\Delta I = \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 I}{\partial y^2}$$



Passage par zéro du laplacien (contours)



Détection de points d'intérêt (ou points anguleux)

DERICHE EDGE DETECTOR

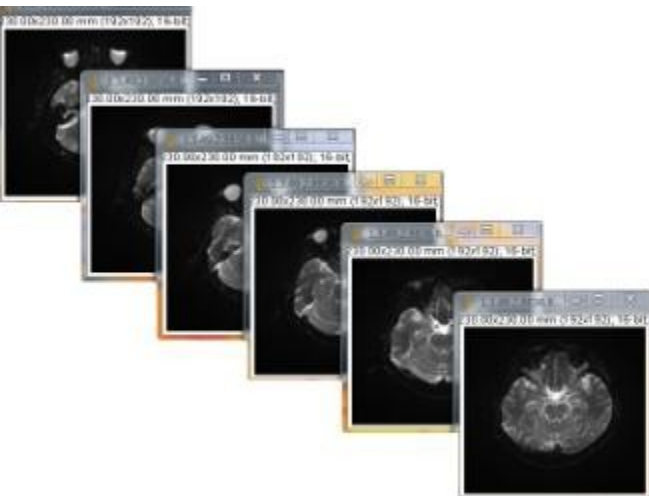
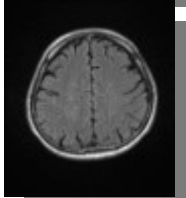
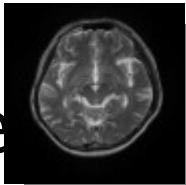
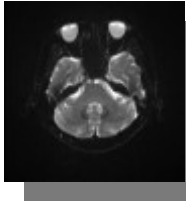
INPUT : Une images I. Un paramètre α

-
-

OUTPUT : Une Image filtrée réhaussant les contours

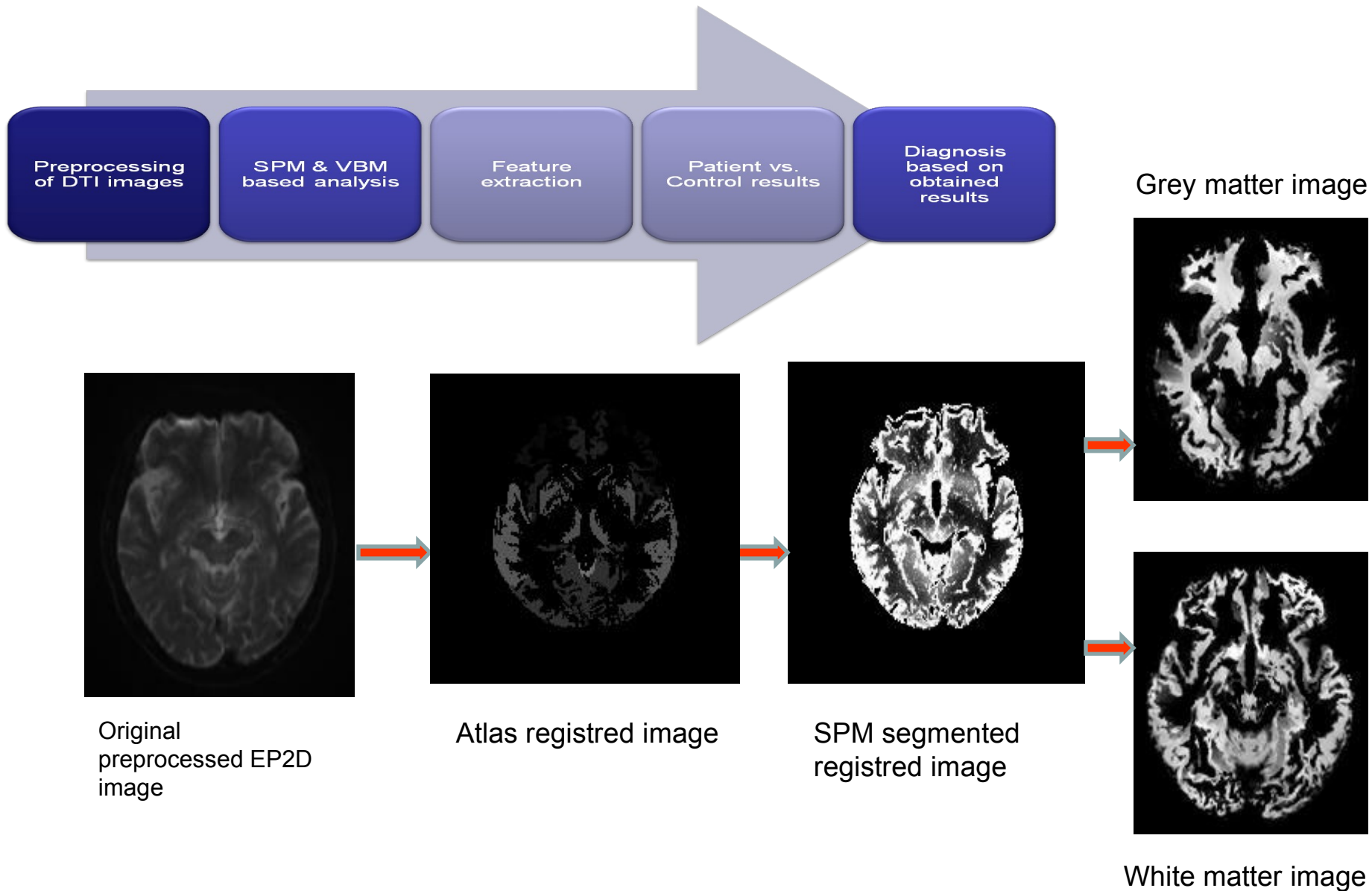
Early Detection of Parkinson Disease

- 75 Parkinson patients + 75 controls
 - EP2D² DTI¹ 4mm - 351 images/patient
 - T2SE³ DTI overlay high resolution - 27 images/patient
 - AX FLAIR⁴ pat2 - 19 images/patient
 - T1 MPR⁵ axial 4mm - 44 images/patient



- 1 DTI – Diffusion Tensor Image
- 2 EP2D – Echo Planar 2D DTI
- 3 T2SE – Tensor 2 Scale Echography
- 4 AxFLAIR- Axial direction for Flair (white matter lesions)
- 5 T1MPR – Tensor 1 Multi Planar Reconsturction

Early Detection of Parkinson Disease



Hyperacute MCA Stroke Early Diagnosis on Brain CT

- **Time window**

- subtle signs of acute stroke must be detected beyond the 3-hour time
- detect the first signs of MCA stroke from the first brain CT acquisition (the most used/available/ affordable image acquisition), during this time window



Subtle changes in brain structure - cerebral swelling effacing adjacent sulci, and loss of normal gray-white matter differentiation (compare to opp side)



Right CT 20hrs later (TOO LATE) - changes are obvious

Hyperacute MCA Stroke Early Diagnosis on Brain CT

Compression of the
Sylvian Fissure

C1: **Effacement** or **Compression** of the
Sulci/Cisterns

C2: **Swelling** of the **Cortical Ribbon**

C3: **Striatal Hypodensity**

C4: **White Matter Hypodensity**

Swelling of the
Cortical Ribbon

**Striatal
Hypodensity**

**White Matter
Hypodensity**

AcqNo:11
SL:116.50
ST:7.00
CS:
TI:1000
kV:120.00
mA:280
Feed:

Name: SOT***
ID: SGT
DoB: 1959-11-2
Date: 2005-10-27
Time: 16:00:49
No: 10
x 1.14

Inv: SINGAPORE_GEN_HOSP

Mod: M&S000_Dx40

Mod: M&S000_Dx40

Mod: M&S000_Dx40

Mod: M&S000_Dx40

Mod: M&S000_Dx40

AcqNo:
SL:150.00
ST:5.00
CS:
TI:880
kV:120.00
mA:264
Feed:

GT:15.00
ImC:PLAIN
W: 00095
C: 00095

CM:NONE
GT:12.00
ImC:
W: 00224
C: 00081

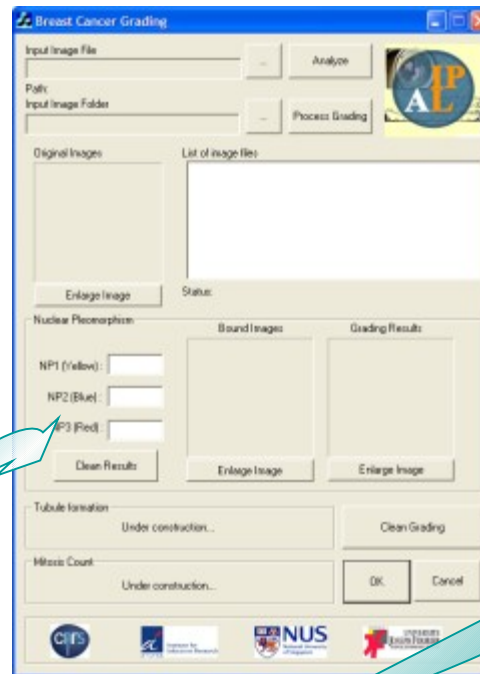
Histopathological Cancer Grading

The Virtual Microscope Framework

The Acquisition / Slide Scanner



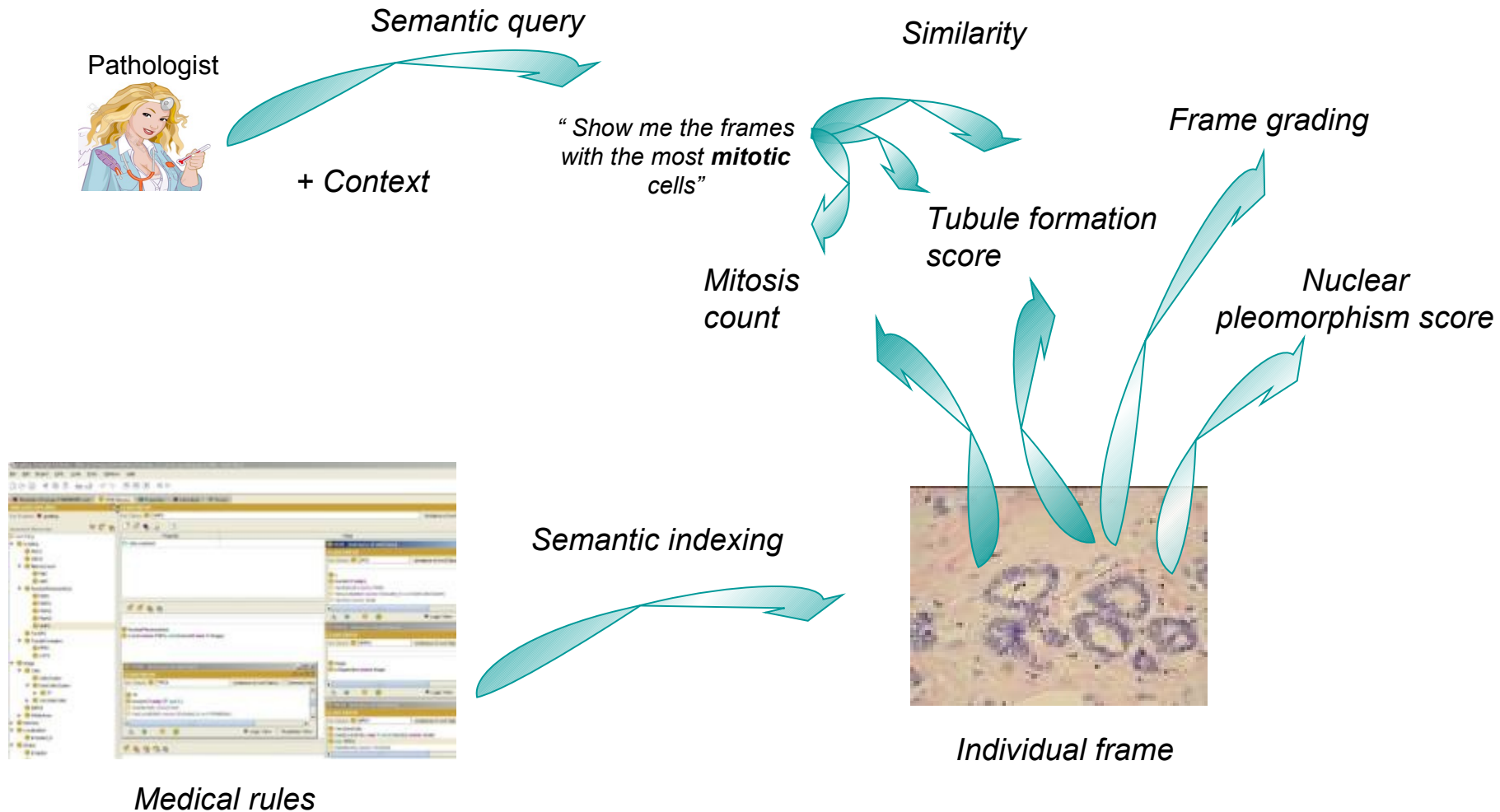
The Grading



The Validation by retrieval

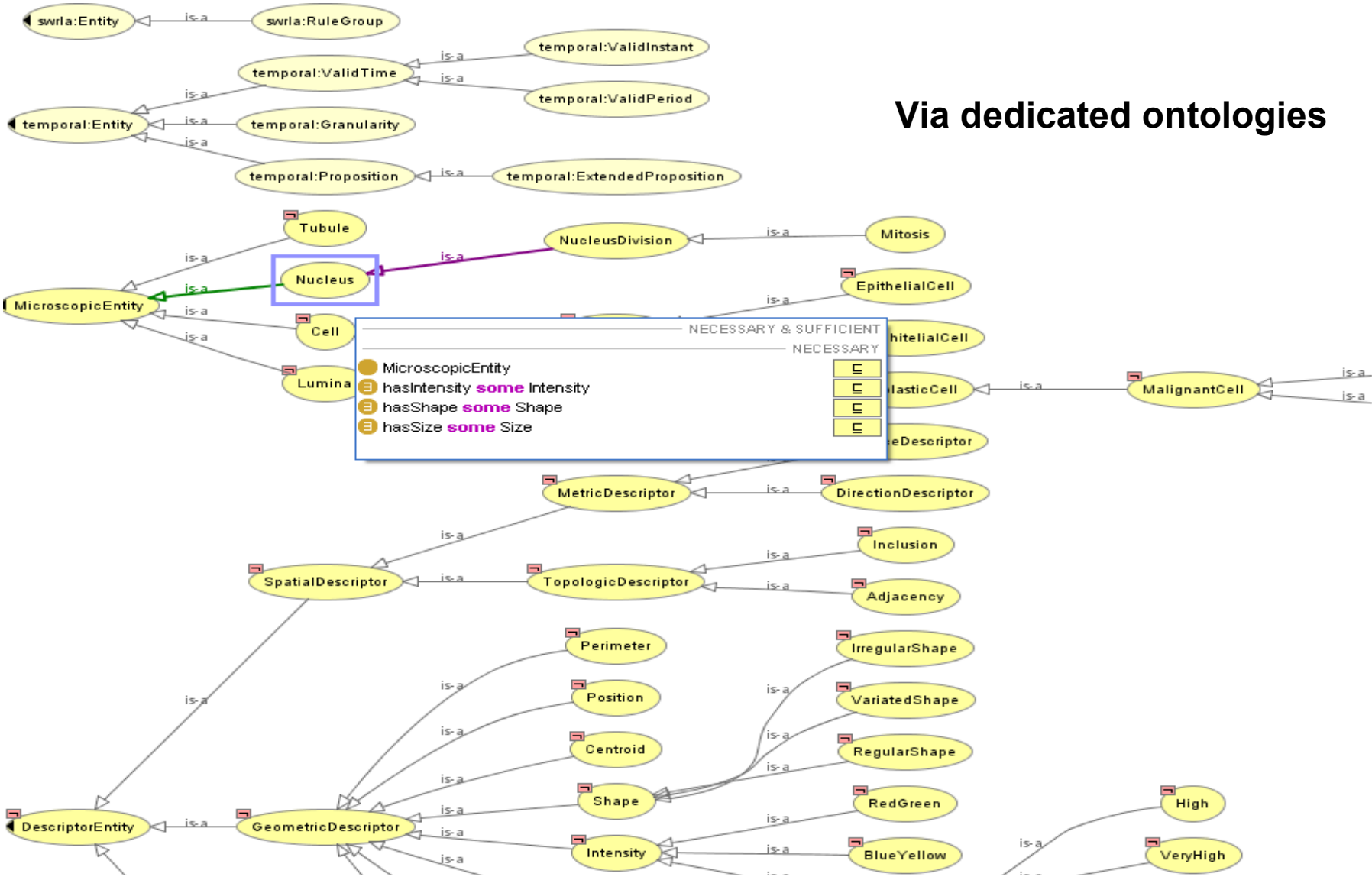


Histopathological Cancer Grading

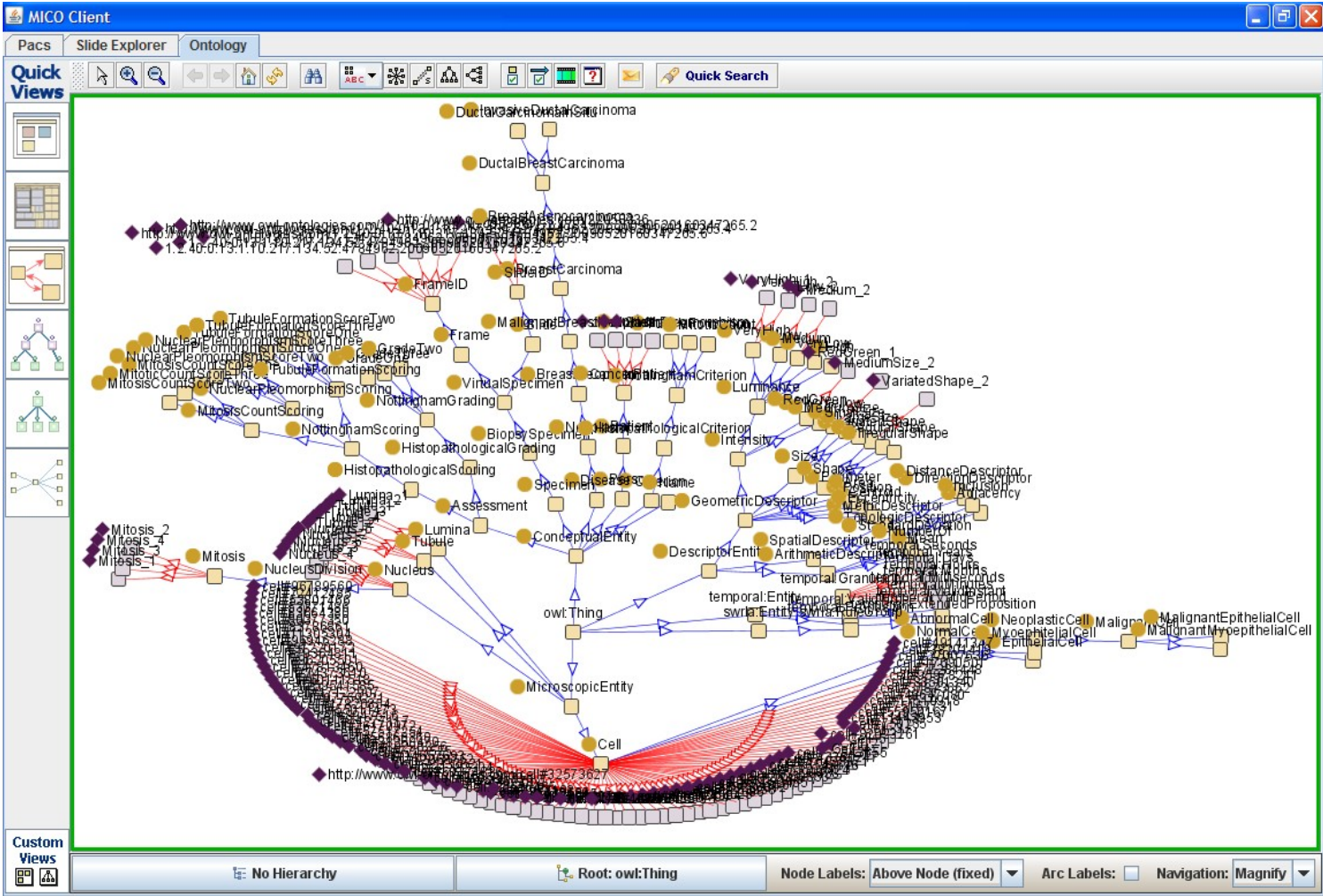


The MICO project: an experimental platform

Via dedicated ontologies

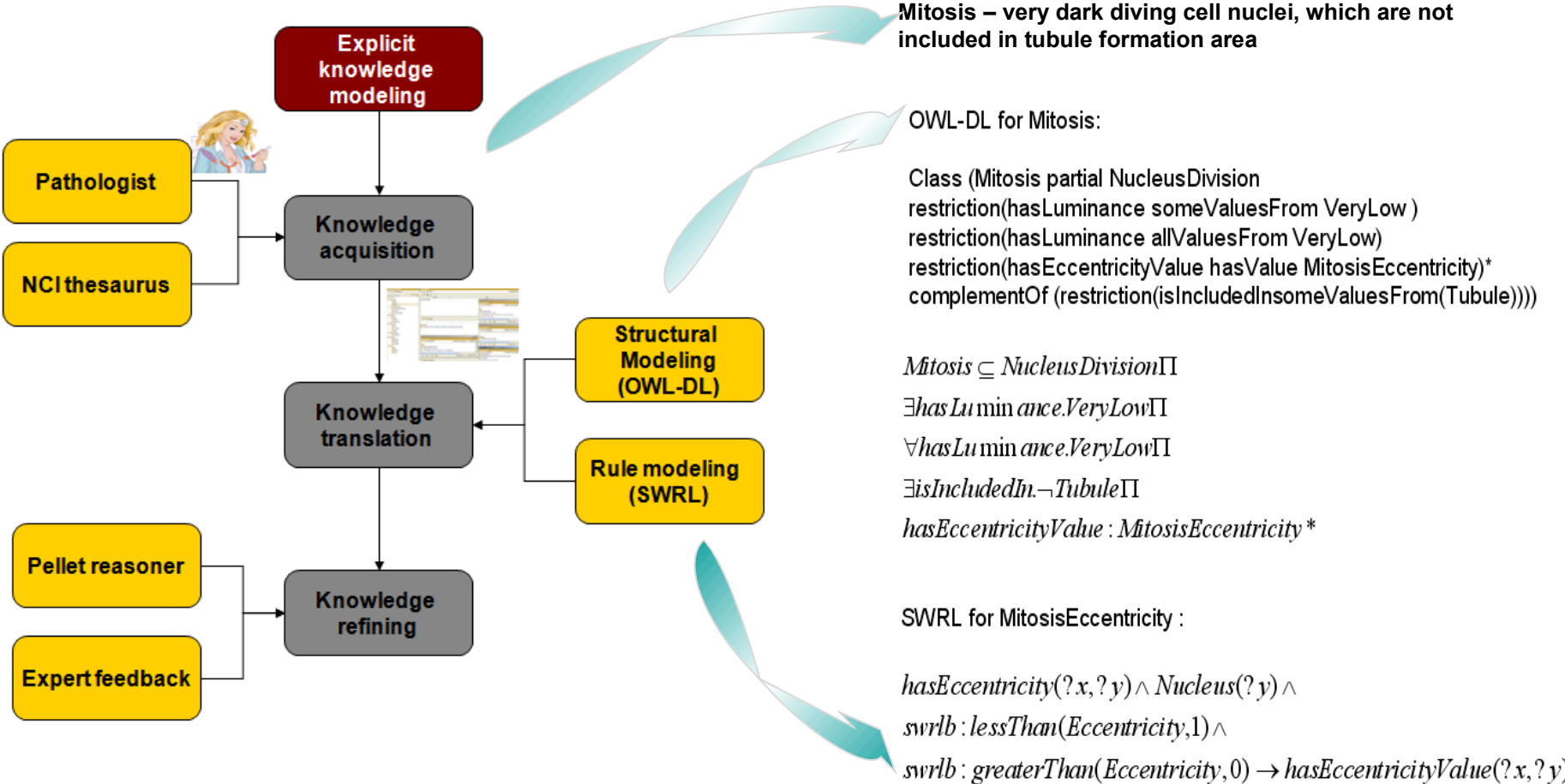


The MICO project: an experimental platform



The MICO project: an experimental platform

Via visual reasoning and high-level query



The MICO project: an experimental platform

The screenshot displays the MICO Virtual Cognitive Microscope interface. At the top, the title bar reads "MICO" and the main header is "Virtual Cognitive Microscope". Below the header are three navigation buttons: "Pacs", "Ontology", and "Slide Explorer".

The interface is divided into three main sections:

- Instances:** A vertical list of five green buttons containing the identifiers: 10_9, 11_7, 8_27, 11_10, and 11_24. Arrows indicate that this list can be expanded or collapsed.
- Properties:** A vertical list of five teal buttons containing the property names: isDefinedBy, hasLuminance, isCloseTo, and hasEccentricity. Arrows indicate that this list can be expanded or collapsed.
- Ontology:** A hierarchical diagram of concepts represented as orange boxes. The root node is "GeometricDescriptor", which branches into "SpatialDescriptor" and "Cell". "SpatialDescriptor" further branches into "Centroid", "Eccentricity", "Intensity", and "Perimeter". "Cell" branches into "ElasticCell", "EpithelialCell", "CancerPatient", "VirtualSpecimen", and "RedGreen". "VirtualSpecimen" branches into "Information", "MalignantBreastNeoplasm", "Frame", "Slide", and "High". "Frame" branches into "InformationScoreTwo", "BreastCarcinoma", "FrameID", "SlideID", and "MalignantEpithelialCe".

At the bottom of the interface is a large text area for entering a query, with a "Submit your query" button below it.

The MICO project: an experimental platform

The screenshot displays the Virtual Cognitive Microscope (MICO) software interface. At the top, the title bar reads "MICO" and "Virtual Cognitive Microscope". Below the title bar are three navigation buttons: "Pacs", "Ontology", and "Slide Explorer". The main interface is divided into two primary sections: "Slide" and "Frame".

The "Slide" section on the left shows a 2x2 grid of histology images. Below it is a "Tools" section containing an image of a physical microscope. The "Frame" section on the right displays a large, detailed histology image with numerous individual cells labeled with unique identifiers (e.g., "cell#67763203", "cell#22333621", "cell#53801486", "cell#4471845", "cell#17890501", "cell#68931704", "cell#32696465", "cell#18429371", "cell#56258025", "cell#39112455", "cell#98205501", "cell#79364811", "cell#47138685", "cell#11305304", "cell#13236812", "cell#4328824277117", "cell#31", "cell#17", "cell#95981425", "cell#7645616", "cell#27007636", "cell#7645616", "cell#60374836", "cell#53378810", "cell#33541595", "cell#49647080", "cell#4481055", "cell#76457088", "cell#55950167", "cell#202501233741486", "cell#4471845", "cell#37873662", "cell#13236812", "cell#57512592", "cell#97759221", "cell#22843655", "cell#9722017", "cell#8947668", "cell#14657693", "cell#95978241", "cell#6011159", "cell#35924901", "cell#4591152", "cell#201977", "cell#96788560", "cell#1782066", "cell#31529600", "cell#47138685", "cell#47812448", "cell#7284448", "cell#5058565", "cell#11305304").

Bibliographie

Ouvrages de références :

“Analyse d'images : Filtrage et Segmentation”, Cocquerez and al., Ed. Dunod, 1995
(ouvrage de base : exposé des différentes techniques de traitement d'images appliquées à la segmentation)

“Le traitement des images”, H. Maître, Hermes Science Publications , 2003
(ouvrage de référence écrit par un maître national du sujet : beaucoup d'explications approfondies du phénomène image à tous les niveaux et notamment traitement du signal)

“Computer Vision : a modern approach”, Forsyth and Ponce, International Edition, Prentice Hall, 2003

« Advances in Bio-imaging: From Physics to Signal Processing Understanding Issues: state of the art and challenges », Springer, 2011, 242 pages, N. Loménie et al. Editors.

Ressources bibliographiques:

Conférences :

- ICCV
- CVPR
- ECCV
- ICIP
- ICPR
- EMBC**
- ISBI**
- MICCAI**

Journaux :

- Int. J. of Comp. Vision
- IEEE Trans. PAMI
- IEEE Trans. Medical Imaging**
- Comp. Vision & Image Understanding
- Machine Vision Applications
- Pattern Recognition
- Pattern Recognition Letters

Internet :

- Computer Vision Home Page :
<http://www-2.cs.cmu.edu/~cil/vision.html>
- *peipa.essex.ac.uk*
- *iris.usc.edu/Vision-Notes/bibliography/contents.html*
- *<http://www.math-info.univ-paris5.fr/sip-lab/>*