

# ***Prétraitement d'image IRM***

1. *Modulation du signal IRM pendant l'activité cérébrale*
2. *Aspects techniques*
3. **Artefacts et limitations en IRM fonctionnelle d'activation**
  - 3.1.Artefacts de mouvements
  - 3.2.Effets des vaisseaux macroscopiques
  - 3.3.Effet d'entrée de coupe (effet T1)
  - 3.4.Bruit physiologique
  - 3.5.Artefacts de susceptibilité magnétique
  - 3.6.Mise en oeuvre d'une étude par IRM fonctionnelle
  - 3.7.Élaboration du paradigme d'activation
4. **Deux grands contextes peuvent être schématiquement différenciés :**
  - 4.1.Paradigmes en bloc
  - 4.2.Paradigmes événementiels
5. **Choix des tâches d'activation**
6. **Choix de l'état de repos/tâche de référence**
7. **Contrôle des performances**
  - 7.1.Installation du sujet et acquisition des données
  - 7.2.Analyse des données
8. **Pré-traitement**
  - 8.1.Normalisation des images
  - 8.2.présentation de logiciel "MATLAB 7.5"
  - 8.3.Instruction définie sous matlab sur le traitement d'image :
    - 8.3.1. lire un image et afficher :
      - a. Programme exécuté :
      - b. Résultat obtenue
    - 8.3.2. Autres instructions définies sur le traitement d'image IRM :
      - a. Mrystack 'implay' :
        1. Programme exécuté :
        2. Quelques séquences du Vidéo obtenue :
      - b. Rgb2gray :
        1. Programme exécuté :
        2. résultat
  - 8.4.Filtrage des images
    - 8.4.1. Filtre Gaussien
    - 8.4.2. Filtre de Flou Selectif
      - a. Modèle théorique
      - b. Algorithme
    - 8.4.3. Filtre par diffusion anisotrope
9. **Histogramme d'une image**
  - 9.1.Histogramme d'une image
  - 9.2.Histogramme et histogramme cumulé
    - 9.2.1. Histogramme
      - a. Programme exécuté : "imhist"
      - b. Résultat obtenue :
    - 9.2.2. Histogramme cumulé

- 9.2.3. Repères de l'image
- 9.2.4. Conditions de direction de base
- 9.2.5. Axes pour Spatial Coordonnées
- 9.2.6. Améliorer la qualité d'image: comment?
- 9.2.7. Rehaussement d'images
- 9.2.8. Contraste et résolution
- 9.2.9. Résolution spatiale & contraste
  - a. Quelques définitions de contrastes\*
  - b. Histogramme
  - c. Rehaussement de contraste
  - d. Rehaussement avancé
  - e. Filtrer une image

## **10. Bruit et débruitage**

- 10.1. Métriques de qualité
- 10.2. Métriques de qualité les plus fréquentes en imagerie médicale

## **11. Problème avec ces métriques “d’analyse d’image classique”**

## **12. Débruitage: hypothèse classique**

- 12.1. Débruitage
- 12.2. Filtrage Gaussien (isotrope)
- 12.3. Diffusion linéaire
- 12.4. Diffusion : linéaire et non-linéaire

## **13. Quelques autres filtres**

- 13.1. Filtre non-linéaire : filtre médian
  - 13.1.1. Programme exécuté : ‘l’instruction utilisée « [medfilt2](#) »
  - 13.1.2. résultat du filtrage :
- 13.2. Filtrage bilatéral

## ***1. Modulation du signal IRM pendant l'activité cérébrale***

Cette modulation du signal peut être observée grâce à l'acquisition séquentielle, à une fréquence rapide, d'images sensibles aux effets de susceptibilité magnétique ( $T2^*$ ) chez un sujet qui met en jeu une fonction neurologique donnée. La diminution de concentration en déoxyhémoglobine (hyperoxygénation capillaro-veineuse) dans le cortex pendant l'activation atténue les effets de susceptibilité magnétique par atténuation des gradients locaux. Les spins se déphasent moins et le signal augmente de quelques pourcentages. À ceci, se conjugue l'effet  $T1$  lié à l'augmentation du flux sanguin (effet d'entrée de coupe, ou inflow) .

Le type de protocole le plus souvent utilisé pour l'étude de l'activation cérébrale est une séquence alternant périodes de repos (ou référence) et d'activation . La ligne de base (période de repos initial) présente des fluctuations dues au bruit instrumental et au bruit « physiologique » (mouvements de la tête, pulsations, respiration, activité cérébrale de base, etc.). On assiste dès le début de l'activation à une augmentation progressive de signal localisée dans la zone activée par rapport à l'état de « repos ». L'augmentation du signal pendant l'activation peut varier de 2 à 20 %, en fonction du stimulus, de la séquence d'acquisition, et du champ. Cette élévation du signal est retardée d'environ 5 à 10 secondes, ce qui est cohérent avec les caractéristiques d'ascension du flux sanguin cérébral (CBF). Un plateau est ensuite atteint, comportant lui aussi des fluctuations. À l'arrêt du stimulus, la décroissance du signal s'amorce après un court délai et se fait progressivement mais rapidement, avec souvent un passage en dessous de la ligne de base («undershoot»). Ces variations suivent étroitement la séquence d'activation (paradigme). La comparaison des séries d'images au repos et en activation permet ainsi de mettre en évidence les régions activées.

## ***2. Aspects techniques***

Les variations de signal dépendent du champ magnétique principal, c'est pourquoi un champ de 1,5 T au moins est nécessaire à la détection de l'effet BOLD. Le contraste est majoré à plus haut champ (3 ou 4 T).

La technique d'acquisition idéale actuellement est l'imagerie écho-planar (EPI, Echo-Planar Imaging), qui permet d'acquérir une image de faible résolution spatiale (habituellement  $64 \times 64$  ou  $92$ ) en environ 100 msec. (cette technique sert également en imagerie de diffusion et de perfusion). Cette excellente résolution temporelle permet d'acquérir des coupes de tout le cerveau toutes les 3 à 5 secondes, et de s'affranchir d'une partie des artefacts de mouvements. La technique EPI est plus efficace quand on dispose d'hypergradients ( $> 20$  mT/m). Elle nécessite un équipement informatique et électronique particulier qui reste cher actuellement. Les caractéristiques de l'EPI en font l'outil actuel de choix pour l'étude de l'activation cérébrale par la méthode BOLD, en utilisant des séquences d'écho de gradient sensible à  $T2^*$ , c'est-à-dire à long TE (60 msec.). Les séquences d'écho de spin à très haut champ, qui sont plus sensibles à l'effet BOLD dans les capillaires, peuvent être également choisies quand une meilleure spécificité anatomique de l'activation

est recherchée.

Les séquences conventionnelles d'écho de gradient dont on dispose sur tous les appareils peuvent être utilisées, mais leur résolution temporelle (qui conditionne la fréquence de répétition des images) est limitée à plusieurs secondes, et ne permet pas d'analyser plusieurs coupes simultanément. Par ailleurs, le niveau de bruit de ces séquences en limite la sensibilité. Cependant, dans certains cas, ces séquences conventionnelles peuvent être utiles pour étudier des régions très focalisées au cours d'exercices connus pour l'amplitude et la robustesse des variations de signal (par exemple le cortex moteur de la main, ou le cortex visuel primaire lors de stimuli lumineux).

### **3. Artefacts et limitations en IRM fonctionnelle d'activation**

#### **3.1.Artefacts de mouvements**

Il s'agit d'un problème majeur, l'analyse des données étant fondée sur une comparaison d'images séquentielles. Or, le mouvement est inévitable, qu'il s'agisse de mouvements volontaires, involontaires, ou physiologiques (battements cardiaques ou de LCR, mouvements respiratoires...).

Il est important de différencier les mouvements qui interviennent pendant l'acquisition d'une image, dont la résultante est une augmentation du « bruit », de ceux qui surviennent entre deux images, se traduisant par un décalage des images. En EPI single shot, chaque image est individuellement libre d'artefact de mouvement, compte tenu de la très brève durée d'acquisition ( $< 100$  ms). Néanmoins, le moindre mouvement inter-images entraîne des artefacts. En imagerie 2DFT conventionnelle, le problème est accru par le mouvement intra-image (plusieurs secondes d'acquisition par image), et la durée totale de la série d'images (typiquement 5 à 8 mn), pendant laquelle le sujet doit rester strictement immobile. La prévention des mouvements repose sur une contention ferme mais confortable, à l'aide de petits moyens (coussins de mousse, bandes élastiques, etc.).

La correction des artefacts s'avère le plus souvent indispensable et consiste à recalculer toutes les images (ou tous les volumes) sur une image (ou un volume) sélectionné(e) dans la série, après estimation des paramètres du mouvement (détection et quantification des mouvements à partir des variations d'intensité de signal). Il persiste toujours un certain degré de mouvement résiduel, toutefois habituellement inférieur à 10 % du mouvement initial. Les divers algorithmes permettent de restituer des zones activées, et de supprimer de fausses activations figure 1, figure 1. Le principal inconvénient de ces techniques vient de ce que l'on estime les paramètres du mouvement à partir des données elles-mêmes, introduisant ainsi une importante source d'erreur. La mesure exacte de ces paramètres peut être effectuée indépendamment de l'acquisition IRM, à l'aide, par exemple, de capteurs posés sur la tête du sujet. Mais ces techniques restent complexes.

#### **3.2.Effets des vaisseaux macroscopiques**

L'effet de la déoxyhémoglobine est, par essence, d'origine endo-vasculaire. La

fiabilité de la localisation anatomique des zones activées, et l'intérêt de la haute résolution spatiale de l'IRM, supposent que les vaisseaux « activés » ne soient pas distants du territoire parenchymateux qu'ils drainent ou irriguent de plus de la taille d'un pixel. Or il a été démontré qu'une grande partie de l'activation en IRMf à 1,5 T prenait origine dans des vaisseaux veineux macroscopiques qui représentent un important problème potentiel, puisque chaque sillon cérébral est parcouru à sa surface par une veine piale qu'il est difficile de différencier du cortex cérébral activé immédiatement sous-jacent, compte tenu de la résolution habituelle en IRMf (1,5 à 3 mm).

### **3.3.Effet d'entrée de coupe (effet T1)**

L'activité neuronale s'accompagne de variations d'oxygénation et de flux (CBF) sanguins. Cependant, l'augmentation de CBF est spatialement moins spécifique que les variations d'oxygénation. L'effet d'entrée de coupe - « inflow » - risque donc de compromettre la résolution spatiale de la méthode, et de créer des activations à distance du cortex. Son importance dans une séquence d'IRM est directement liée à la fréquence de répétition des impulsions RF en un endroit donné (c'est-à-dire au TR) et à la vitesse sanguine (temps de vol). Les séquences conventionnelles à TR court sont particulièrement sensibles à cet effet, surtout quand l'angle de bascule est élevé figure 2, figure 2. En revanche, en EPI single shot avec un TR de 2 sec. à 1,5 T, la variation de signal liée au flux reste négligeable (bonne restauration de l'aimantation longitudinale entre deux TR).

### **3.4.Bruit physiologique**

Les fluctuations spontanées de signal au repos proviennent de la combinaison de variations de flux sanguin (pulsations artérielles et de LCR) et de mouvements respiratoires. La réduction de ces fluctuations par filtrage, acquisition synchronisée, etc. permet d'augmenter la détection des changements de signal liés à l'activation, grâce à une nette amélioration du rapport contraste sur bruit.

### **3.5.Artefacts de susceptibilité magnétique**

Ils sont liés aux différences de susceptibilité magnétique de différentes structures crâniennes, en particulier l'os et l'air par rapport au cerveau. Ces différences de susceptibilité créent des gradients de champ, qui devient hétérogène dans les régions très proches de la base du crâne ou des sinus de la face.

Les hétérogénéités du champ dans les directions du codage de phase ou de fréquence se traduisent par une distorsion de l'image. Dans la direction du gradient de sélection des coupes, le déphasage intra-voxélien se traduit par une perte de signal. Ces artefacts sont majorés à champs élevés, tels qu'on les utilise en IRMf. Les séquences de spin echo permettent de refocaliser les hétérogénéités statiques de champ, mais sont moins sensibles à l'effet BOLD. Les séquences d'écho de gradient sont très sensibles à ces artefacts, et il est difficile, à 1,5 T, d'étudier des régions telles que l'hippocampe, la fosse postérieure, le cortex orbito-frontal ou la région hypothalamo-hypophysaire, par exemple figure 3. Par ailleurs, la superposition des

images fonctionnelles en T2\* à des images anatomiques en haute résolution, qui a pour but d'améliorer la localisation des aires activées, devient imprécise en raison de la distorsion des images fonctionnelles. Un réglage précis de l'homogénéité du champ magnétique (shimming manuel) permet de réduire ces artefacts.

### **3.6.Mise en oeuvre d'une étude par IRM fonctionnelle**

Chacune des étapes d'élaboration, d'analyse et d'interprétation d'une étude IRMf nécessite un soin particulier, afin de s'assurer de la fiabilité des résultats qui peuvent sinon être entachés de multiples facteurs d'erreur. La collaboration d'une équipe multidisciplinaire est d'une importance particulière, faisant intervenir des compétences aussi diverses que celles de neuropsychologues, neurologues, neurochirurgiens, neuro-radiologues, voire de physiciens, informaticiens, statisticiens, etc. Grâce à l'automatisation des procédures d'acquisition et au développement de logiciels d'analyse de plus en plus conviviaux, les étapes techniques et d'analyse se sont grandement « simplifiées » aux yeux de l'utilisateur, bien qu'en fait plus complexes qu'auparavant. Les étapes cruciales restent à chaque extrémité de la chaîne : conception du paradigme et interprétation des résultats. En contexte clinique, le protocole doit être guidé par la faisabilité chez des patients aux aptitudes neurocognitives variables.

### **3.7.Élaboration du paradigme d'activation**

Le paradigme d'activation est la séquence de stimuli que l'on utilise pour mettre en évidence l'activité cérébrale recherchée. Son élaboration ne doit se faire qu'après avoir clairement identifié la question neurophysiologique posée. Elle doit tenir compte du mode et des contraintes de l'acquisition (notamment séquence conventionnelle ou EPI), ainsi que des possibilités de traitement des données (modélisation de la réponse, recalage, type d'analyse statistique). Un compromis doit être trouvé entre volume d'observation, résolution temporelle, et résolution spatiale.

## **4. Deux grands contextes peuvent être schématiquement différenciés :**

le contexte « recherche » (fondamentale ou clinique) : on cherche le plus souvent à mettre en évidence, dans un groupe homogène de sujets, un comportement neurophysiologique ou neuropsychologique commun, en réponse à un certain type de stimulation, afin de mieux comprendre le fonctionnement de tel ou tel réseau cortical normal ou pathologique. Les paradigmes doivent être parfaitement reproductibles d'un patient à l'autre. Les sujets non répondeurs peuvent être exclus ou analysés séparément. L'analyse des données pourra se faire sujet par sujet, en appliquant les mêmes critères d'analyse, ce qui permettra l'étude des variations inter-individuelles. Mais le but est souvent une étude de groupe en moyennant tous les sujets après normalisation anatomique, qui a l'avantage d'un rapport signal sur bruit très augmenté ; dans l'optique « clinique », le problème est tout autre : il s'agit, chez un patient particulier, de mettre en évidence un comportement individuel en réponse à tel ou tel stimulus, en fonction de la pathologie, dans un but diagnostique

et/ou pré-thérapeutique (par exemple, la cartographie pré-chirurgicale). Ces études ne peuvent être qu'individuelles et un résultat négatif ou erroné peut avoir des conséquences néfastes pour le patient. Le paradigme, qui aura auparavant été testé et étalonné chez des sujets sains et éventuellement des malades comparables, doit donc être relativement simple, robuste, facile à réaliser en milieu hospitalier et contenu dans un temps limité. La compliance et/ou la performance du sujet doivent être prises en compte dans l'analyse des données, compte tenu de la grande variabilité d'aptitude entre patients, notamment en pédiatrie. Les contraintes de temps en contexte clinique imposent une analyse relativement simple, la plus automatisée possible.

Il n'est actuellement pas possible de quantifier les variations de flux, de volume sanguin et d'oxygénation, à partir du contraste BOLD. C'est pourquoi l'analyse en IRMf est semi-quantitative, comparant deux états différents d'activité cérébrale. L'analyse classique repose sur la méthode de soustraction cognitive développée en TEP : l'activation résultant de la soustraction de deux états cognitifs est analysée en corrélation avec les composants cognitifs inclus dans un état et absents de l'autre. Cette approche, qui est à la base de la très grande majorité des études cognitives en TEP et en IRMf, est fondée sur le concept «d'insertion pure», qui postule que chaque composant cognitif pris isolément induit une activité physiologique indépendante du contexte. Pourtant, la dynamique neuronale n'est pas toujours linéaire lors de la mise en jeu de fonctions cognitives théoriquement additives, et l'activité de certains réseaux corticaux peut être modulée par la mise en jeu d'autres (par exemple, les phénomènes attentionnels). C'est la raison pour laquelle des dessins expérimentaux plus élaborés ont été développés.

#### **4.1.Paradigmes en bloc**

Les variations de signal au cours d'une activité cérébrale étant de faible amplitude (quelques pourcentages), la plupart des paradigmes actuels sont construits autour de la sommation pendant plusieurs secondes de la même tâche (bloc), afin d'augmenter le rapport contraste sur bruit.

Les paradigmes les plus classiques comparant deux états ont donc une forme en créneau figure 4.

Ces paradigmes sont simples à réaliser et efficaces. Ils permettent l'analyse d'une « moyenne » de l'activité pendant chaque bloc A ou R, mais ont l'inconvénient de ne pas tenir compte des inévitables variations de performance du sujet au cours de chaque bloc, ainsi que d'un bloc à l'autre (par exemple variation de fréquence du mouvement des doigts au cours d'une tâche motrice, ou du pourcentage de succès au cours d'une tâche cognitive). De multiples variantes de ce dessin expérimental simple peuvent être réalisées en fonction de la modélisation neurophysiologique.

#### **4.2.Paradigmes événementiels**

Les paradigmes « événementiels » consistent à étudier le décours temporel du signal après un stimulus unique. En effet, l'effet BOLD peut être détecté après un

stimulus unique même très bref. Le dessin expérimental de ces paradigmes comporte donc la répétition, séparée par de longs intervalles (12 à 15 sec.), de stimuli isolés figure 5. Cependant, le moyennage de plusieurs stimuli identiques est habituellement nécessaire, en raison de la modicité des changements de signal à 1,5 T. Ce nouveau type de paradigme a l'avantage d'une grande souplesse en termes de dessin expérimental, permettant de mélanger divers types de stimuli, de corrélérer les données comportementales à chaque stimulus, et d'analyser la réponse par type de stimulus. Il devient également possible d'étudier les différences temporelles d'activation entre deux régions au cours d'une seule stimulation (approche de la connectivité neuronale).

Au total, la complexité d'un paradigme dépend principalement de la question neurophysiologique ou cognitive qui est posée. Les études neuro-psychologiques subtiles bénéficient de paradigmes événementiels intégrant de multiples facteurs comportementaux, avec analyse élaborée et seuils statistiques conservateurs. En contexte clinique, on se limite le plus souvent à l'étude d'un réseau cortical dans son ensemble, à l'aide de paradigmes en bloc (ex : latéralisation du langage, localisation du cortex primaire sensitivo-moteur de la main), dont l'atteinte éventuelle expliquerait ou entraînerait un déficit massif.

## **5. Choix des tâches d'activation**

Il est impossible de dresser la liste exhaustive des tâches possibles, qui peuvent être variées à l'infini. Les premières études se sont attachées à des systèmes relativement « simples », tels que les cortex moteur (mouvements simples ou complexes, aux membres supérieurs et inférieurs ou à la face), sensitif (stimulations tactiles par frottement, air comprimé, stimuli électriques, etc.), visuel (présentation de stimuli lumineux contrastés, tels que des diodes rouges ou un damier). Le bruit inhérent à l'acquisition des images en IRMf (commutation rapide des gradients) rend l'élaboration d'un stimulus auditif plus complexe. Il a néanmoins été montré que des stimulations auditives élaborées et reproductibles pouvaient être obtenues. En fait, aucun des systèmes dits « primaires » n'est simple, et l'on peut varier à l'infini la complexité des tâches d'activation, ce qui permettra de mettre en évidence une participation plus ou moins importante de régions associatives.

Toutes les fonctions cognitives (langage, mémoire) conscientes, et même inconscientes, peuvent potentiellement être étudiées en IRMf. Il a été démontré que la représentation mentale d'une tâche motrice ou sensorielle, sans son exécution, activait des régions très comparables à celles obtenues lors de la réalisation effective de cette tâche. Ce concept « d'imagerie mentale » ouvre la porte à de très nombreux paradigmes qui font l'économie de l'exécution réelle de la tâche, parfois techniquement difficile dans l'aimant.

## **6. Choix de l'état de repos/tâche de référence**

La méthode soustractive, quel qu'en soit le paradigme, impose un choix et un contrôle rigoureux de l'état de référence, puisque celui-ci, par différence, va



permettre l'expression de l'activation. On sait que l'activité mentale d'un sujet se traduit par des variations de signal en IRMf, qui sont à la base du concept d'imagerie mentale. La notion de « repos » cérébral étant très floue, puisqu'on ne peut contrôler tous les aspects de l'activité mentale d'un sujet, on préfère parfois comparer l'activation à un état de « référence », qui doit inclure tous les processus présents pendant l'activation, à l'exception du processus d'intérêt. L'état de référence est plus ou moins difficile à choisir : dans les paradigmes moteurs simples, l'absence de mouvement volontaire peut être acceptable. Dans les stimulations visuelles, même simples, le problème est déjà plus complexe : par exemple, le repos yeux fermés ou ouverts, et l'illumination de la pièce (noir complet ou lumière ambiante), influencent les résultats. Dans les études cognitives, la tâche de référence revêt une importance encore plus marquée, et son élaboration devient subtile, compte tenu de la complexité des processus intriqués.

En contexte clinique cependant, il n'est pas exclu que le « repos » simple puisse conserver un intérêt, par exemple dans un bilan pré-chirurgical. En effet, la comparaison d'une tâche assez « globale » (par exemple la production de mots) au « repos » (sous réserve qu'on puisse raisonnablement espérer l'interruption du processus d'activation) permet de mettre en évidence le réseau de toutes les aires activées par cette tâche, ce qui peut revêtir un certain intérêt dans l'évaluation de la fonctionnalité du processus cognitif tel qu'il est nécessaire dans la vie sociale.

## **7. Contrôle des performances**

Il est de la plus haute importance de contrôler au mieux ce que le sujet fait effectivement au cours des différentes phases du paradigme d'activation. Des explications précises restent primordiales, pour s'assurer d'une compliance optimale. Divers moyens plus rigoureux peuvent en outre être mis en oeuvre, allant de la mesure de paramètres physiques ou psychophysiques (par exemple fréquence des mouvements dans un paradigme moteur ou nombre de mots produits dans une épreuve de fluence verbale), à l'enregistrement de paramètres cognitifs (tels que le temps de réaction ou le taux d'erreurs). Ces paramètres objectifs peuvent être ensuite utilisés dans l'analyse des données.

### **7.1. Installation du sujet et acquisition des données**

Le sujet doit être installé confortablement, car l'immobilité de la tête est essentielle (cales de mousse, bandages élastiques...).

Certains paradigmes nécessitent des équipements particuliers, tous compatibles avec l'environnement magnétique afin de pouvoir être placés dans la salle de l'imageur : vidéoprojecteur et miroir réfléchissant pour présenter au sujet des stimuli visuels sur un écran placé à ses pieds au bout du tunnel, joystick relié à un ordinateur pour enregistrer ses réponses, casque avec isolation phonique et écouteurs en cas de stimuli auditifs, etc.

L'enregistrement de paramètres indépendants peut être effectué dans l'aimant sous réserve d'une adaptation des équipements à l'environnement (EEG, EMG,

ergomètres, etc.).

Des images anatomiques 2D ou 3D fortement pondérées en T1 et en haute résolution spatiale sont collectées, afin d'affiner la localisation anatomique des aires activées en permettant la superposition des cartes d'activation. En effet, la résolution spatiale et le contraste des images fonctionnelles en EPI sont insuffisants pour une localisation anatomique précise.

Les images fonctionnelles ne sont acquises qu'après avoir optimisé le réglage de la machine (pré-scanning), l'IRMf étant une des applications de l'IRM les plus exigeantes en termes de performances techniques. En EPI multi-coupes, on peut acquérir des images de tout le cerveau en quelques secondes, ce qui permet l'étude de réseaux corticaux complexes. Une étude d'IRMf comprend couramment 4 à 8 séquences d'activation (3 à 5 mn chacune), la durée totale d'examen ne dépassant pas habituellement 50 mn dans les protocoles cliniques.

## **7.2. Analyse des données**

L'analyse s'effectue le plus souvent après la fin de l'acquisition, sur une console indépendante équipée des logiciels nécessaires. La possibilité d'analyser les données « en temps réel », c'est-à-dire pendant que le patient est dans l'IRM, fait actuellement l'objet d'un important travail des constructeurs, afin d'optimiser les contraintes de temps en contexte clinique. Une bonne capacité de stockage est indispensable compte tenu de l'important volume de données (50 à 100 Mo par étude, voire 1 Go dans certains paradigmes événementiels). La compression d'images permet de réduire l'encombrement des moyens de stockage.

## **8. Pré-traitement**

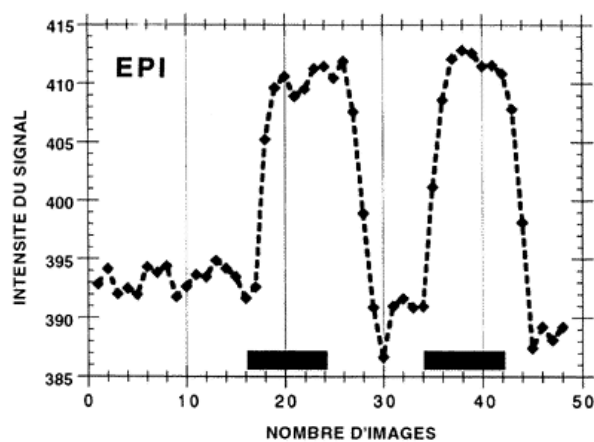
Le pré-traitement des images fonctionnelles a pour but de préparer les séries d'images à l'analyse statistique en corrigeant au mieux les imperfections : correction des artefacts de mouvements (qui est le plus souvent indispensable), et de susceptibilité magnétique (souhaitable quand la région d'intérêt se situe près des structures osseuses ou des sinus), lissage temporel et spatial des données (réduction du bruit). Le lissage temporel permet, grâce à la réduction des hautes fréquences, de mieux modéliser le décours temporel du signal. Le lissage spatial permet de réduire le nombre de pixels isolés, et d'augmenter la sensibilité à l'activation, mais il **diminue la résolution spatiale effective de la technique.**

### **8.1. Normalisation des images**

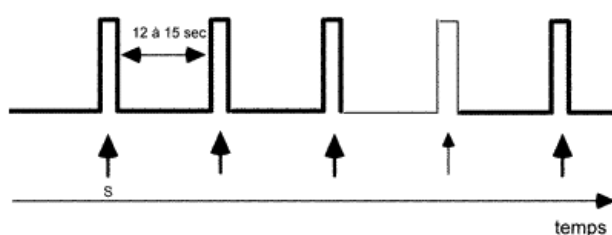
**La normalisation du volume d'images dans un espace standardisé permet d'assigner à chaque voxel activé des coordonnées x, y, et z, référencées dans un espace universellement codifié, ce qui permet de comparer des sujets différents provenant d'études différentes (analyses individuelles ou de groupes). La normalisation des images consiste à supprimer sélectivement la variabilité inter-individuelle en modifiant l'anatomie du sujet pour la conformer à un modèle [18]. L'espace de Talairach est le plus utilisé [19]. Il est construit à partir des repères des**

commissures antérieure et postérieure, et des pôles antérieurs, supérieurs, et postérieurs du cerveau. La précision de la localisation des aires corticales dans cet espace diminue au fur et à mesure que l'on va vers la convexité (puisque l'on s'éloigne des repères CA-CP), ce qui peut poser problème pour l'identification d'aires corticales très périphériques. Par ailleurs, Talairach a reporté dans son atlas les résultats d'études par électro-stimulation corticale, ainsi que les aires cyto-architectoniques de Brodmann [19], [20], ce qui permet d'établir des corrélations anatomo-fonctionnelles grossières. Cependant, dans les études cliniques individuelles, la superposition des cartes statistiques à l'anatomie du sujet lui-même est habituellement la plus utile.

**Figure 1.** Effets de l'activation cérébrale sur le signal IRM. L'augmentation du signal pendant l'activation est liée à la conjugaison d'une augmentation de flux (effet T1) et de l'oxygénation (diminution de l'effet de T2\*).  
*Effects of brain activation on MR signal. Focal signal increase during activation is related to the combination of flow (increased T1 effect) and oxygenation increases (decreased T2\* effect).*

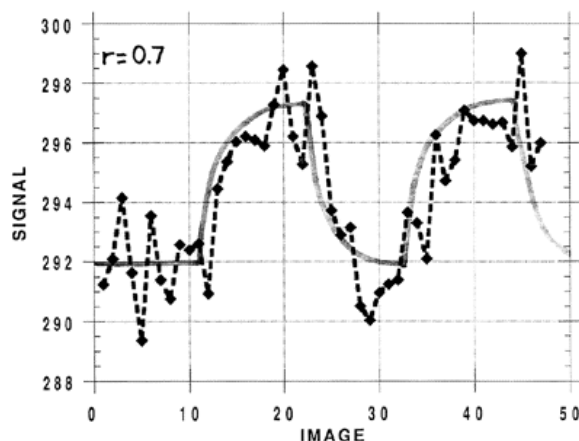


**Figure 6.** Schéma d'un paradigme en bloc. Les stimuli (S) sont présentés de façon répétée au cours de chaque bloc d'activation (A), qui alterne avec une période de référence (R), chaque cycle A-R étant répété plusieurs fois.  
*Models of block paradigm. Stimuli (S) are repeatedly presented during each activation block (A), which is interleaved with a reference block (R), each A-R cycle being repeated several times.*



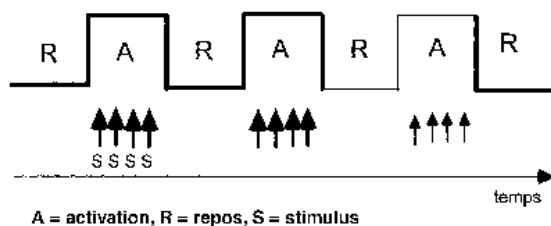
**Figure 7.** Schéma d'un paradigme événementiel. Un stimulus unique est présenté toutes les 12 à 15 secondes, pendant lesquelles on enregistre la réponse hémodynamique à ce seul stimulus. Des stimuli différents peuvent donc être mélangés dans le dessin expérimental.

*Model of event-related paradigm. A single stimulus is presented every 12 to 15 sec, while the hemodynamic response is being monitored. Various stimuli may be intermingled within the experimental design.*



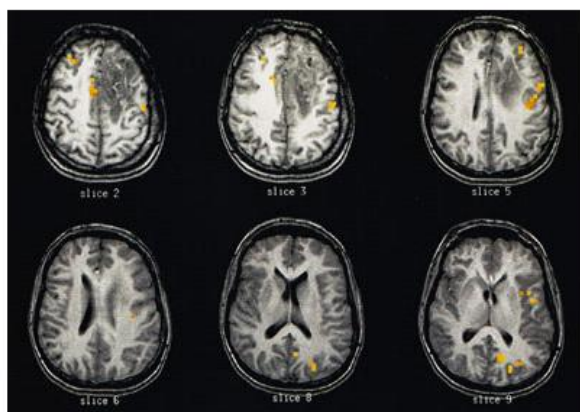
**Figure 5.** Artefacts de distorsion des images echo-planar. Noter la perte de signal au niveau du cortex orbito-frontal, et la déformation antéro-postérieure des pôles temporaux, liées aux artefacts de susceptibilité magnétique au contact de la base du crâne.

*Distortion artifacts in echo-planar images. Magnetic susceptibility artifacts near the skull base induce signal loss in the orbito-frontal cortex, as well as distortion of the anterior part of the temporal poles.*

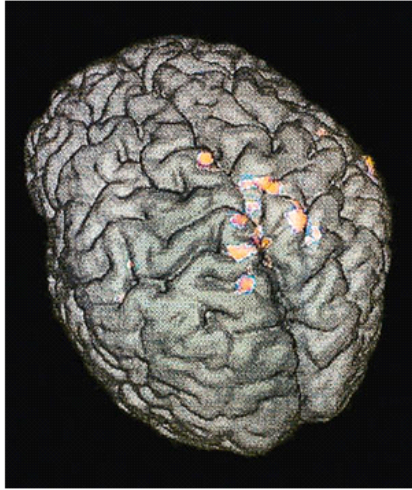


**Figure 8.** Principes de l'analyse par corrélation croisée du signal pendant l'activation. L'évolution spontanée du signal pendant ce paradigme alternant 2 périodes d'activation et 2 périodes de repos (pointillé blanc) est modélisée par une fonction d'entrée suivant le paradigme (trait continu gris). Dans cet exemple la corrélation entre les 2 fonctions est égale à  $r=0,7$ .

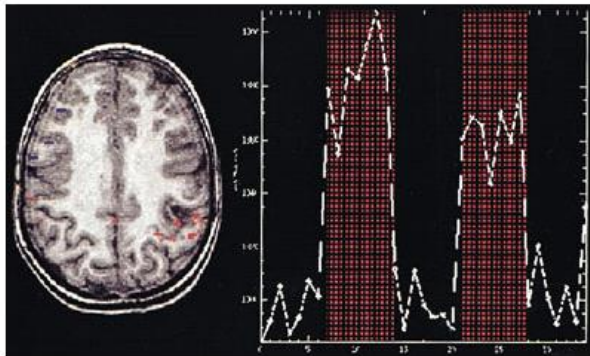
*Principles of cross-correlation analysis of the signal time course during activation. The signal time course during this paradigm alternating 2 activation and 2 rest periods (dashed line) is modelled by an input function following the paradigm (continuous line). In this example, the correlation between both functions is  $r=0.7$ .*



**Figure 9.** Exemple de cartes d'activation. Test de fluence verbale comparée au repos, chez un patient présentant une lésion infiltrante pré-frontale gauche. Les pixels codés en couleurs sont ceux où il existe un changement significatif ( $p = 0,001$ ) entre la tâche d'activation et le repos. On visualise un réseau de régions activées, à latéralisation gauche (dominance hémisphérique du langage).  
*Example of an activation map. Verbal fluency compared with rest, in a patient presenting with an infiltrating left pre-frontal lesion. Color-coded pixels are those in which there is a statistically significant signal change ( $p=0.001$ ) between language activation and rest. This map, overlaid on anatomic images, displays a left lateralized activated network (left language dominance).*

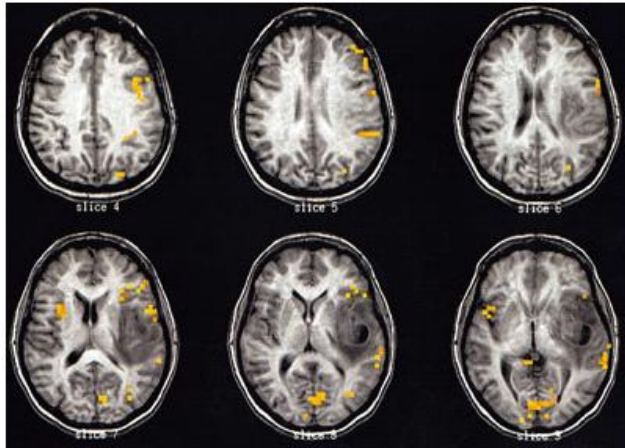


**Figure 10.** Visualisation sur un rendu surfacique du cortex cérébral des régions activées au cours de mouvements de flexion-extension des orteils à droite et à gauche, comparées au repos (logiciel BAR, hôpital du Val de Grâce, Paris).  
*Activated regions are overlaid on a surface rendering of the brain from 3DT1 acquisition. Left and right toes movements compared with rest, in a normal volunteer (BAR software, Val de Grace Hospital, Paris).*

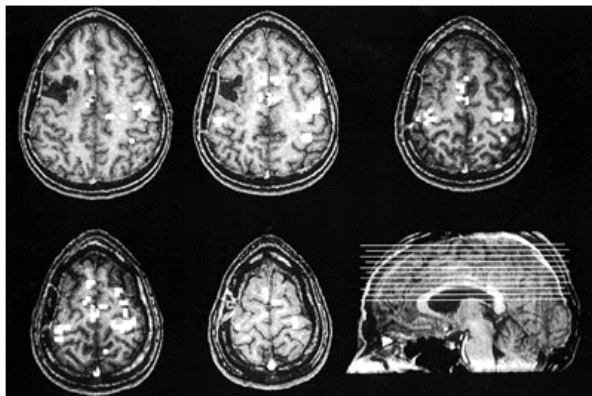




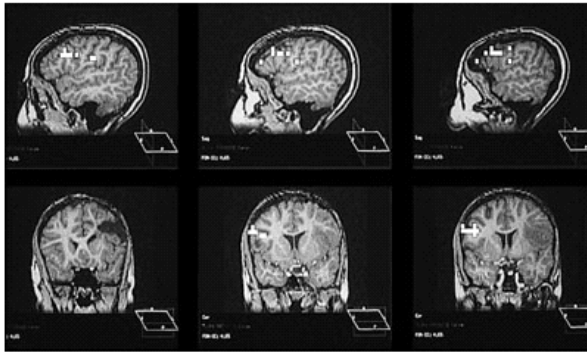
**Figure 11.** Cartographie pré-opératoire du cortex moteur primaire de la main (mouvements d'opposition des doigts de la main droite), chez une patiente présentant une lésion chronique (gangliogliome) située dans le gyrus précentral, sans déficit moteur. (Logiciel BAR, Val de Grâce, Paris).  
*Presurgical mapping of the hand primary motor cortex (right finger tapping), in a patient with long lasting precentral lesion (ganglioglioma), and no motor deficit. (BAR software, Val de Grâce, Paris).*



**Figure 12.** Dominance hémisphérique gauche du langage, chez un patient présentant une lésion infiltrante insulaire gauche. Le test de fluence verbale comparée au repos met en évidence un réseau d'aires latéralisées à gauche, incluant la région de Broca (frontale latérale et inférieure), la région de Wernicke (temporale postérieure), associées à une activation bilatérale du cortex visuel primaire (occipital), ainsi qu'une insula à droite. Confirmation par le test de Wada.  
*Left language hemispheric dominance, in a patient with an infiltrating lesion in the left insula. Verbal fluency compared with rest shows a left lateralized network of activated areas, including Broca's area (inferior and lateral frontal cortex), and Wernicke's area (posterior temporal cortex), associated with a bilateral activation in the primary visual cortex (occipital pole), and a right insular activation. fMRI results were confirmed by a Wada test.*



**Figure 13.** Plasticité cérébrale motrice. Activation bilatérale des régionsrolandiques, au cours d'un mouvement d'opposition du pouce et de l'index gauche, chez unpatient présentant un gliome infiltrant malin de la région centrale droite, opérépartiellement, avec déficit moteur gauche. (Logiciel BAR, Val de Grâce, Paris).  
*Motor plasticity. Bilateral activation in the rolandic regions, during left fingermovements, in a patient with a malignant infiltrating glioma of the right central regionand a left motor deficit, after partial resection. (BAR software, Val de Grâce, Paris).*



## 8.2.présentation de logiciel “MATLAB 7.5”

MATLAB ([www.mathworks.fr](http://www.mathworks.fr)) est un langage de calcul scientifique de haut niveau. C’est un environnement interactif pour le développement d’algorithmes, la visualisation et l’analyse de données, ou encore pour le calcul numérique. En utilisant MATLAB, nous pouvons résoudre des problèmes de calcul scientifique et réaliser des prototypes logiciels presque aussi performants qu’avec les langages de programmation traditionnels, tels que C, C++ et Fortran.

MATLAB offre un certain nombre de fonctionnalités pour la documentation et le partage du travail. On peut aussi intégrer le code MATLAB avec d’autres langages et applications, et distribuer les algorithmes et applications MATLAB.

Ses principales fonctionnalités sont :

Langage de haut niveau pour le calcul scientifique.

Environnement de développement pour la gestion du code, des fichiers et des données.

Outils interactifs pour l’exploration itérative, la conception et la résolution de problèmes.

Fonctions mathématiques pour l’algèbre linéaire, les statistiques, l’analyse de Fourier, le filtrage, l’optimisation et l’intégration numérique.

Fonctions graphiques 2-D et 3-D pour la visualisation des données.

Outils pour la construction d’interfaces graphiques personnalisées.

Fonctions pour l’intégration d’algorithmes développés en langage MATLAB, dans des applications et langages externes, tels que C/C++, Fortran, Java, COM et Microsoft Excel.

Avec nos algorithmes développés in house, nous avons intégré la boîte à outils SPM qui est distribuée gratuitement dans la communauté scientifique avec une licence libre GNU (General Public Licence <http://www.fil.ion.ucl.ac.uk/spm>). Cette intégration nous a servi de point de départ pour le calcul des déformations de la

paroi vasculaire, sur la base des volumes dynamiques obtenus par IRM.

Développé initialement en 1994 par John Ashburner et Karl Friston, membres et collaborateurs du Wellcome Department of Cognitive Neurology (Institute of neurology, University College of London), la boîte à outils SPM représente l'implémentation des concepts du traitement statistique de séries d'images réunissant toutes les fonctions nécessaires au traitement des différentes modalités d'imagerie d'activation cérébrale (imagerie par résonance magnétique fonctionnelle et tomographie par émission de positrons). Il propose toutes les fonctions nécessaires aux prétraitements, telles que la normalisation spatiale, le recalage et l'échantillonnage entre les images de modalités différentes.

Principales tâches développées sous l'environnement MATLAB :

Filtrage des images.

Extraction de la géométrie vasculaire par la méthode Level Set.

Calcul des déformations de la paroi basé sur les images d'IRM dynamiques.

Écriture des maillages mobiles et quelques opérations sur le maillage natif.

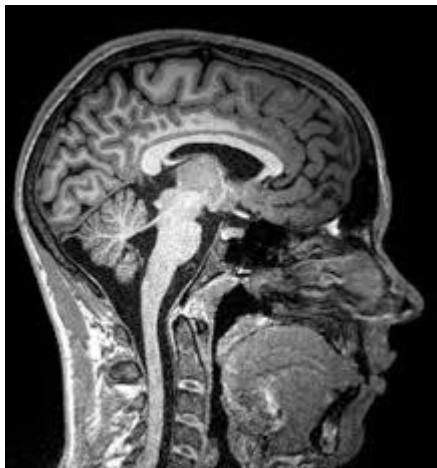
Préparation et correction des CL pour les débits d'entrée / sortie.

Nous avons utilisé des fichiers au format ANALYZE pour les manipulations géométriques, les maillages ont été écrits au format \*.cas (FLUENT/UNS) et les CL au format \*.txt (Texte).

### **8.3.Instruction définie sous matlab sur le traitement d'image :**

#### **8.3.1. lire un image et afficher :**

**L'image initiale :**



De type « jpg »

→ Pour lire une image on utilise l'instruction « **imread** »

**imread**

Lire l'image du fichier graphique

**Syntaxe**



A = imread (nom de fichier, fmt)

[X, carte] = imread (...)

[...] = Imread (nom de fichier)

[...] = Imread (URL, ...)

[...] = Imread (..., Param1, Val1, Param2, Val2 ...)

### La description

A = imread (nom de fichier, fmt) lit une image en niveaux de gris ou de couleur à partir du fichier spécifié par la chaîne filename. Si le fichier se trouve pas dans le dossier en cours, ou dans un dossier sur le chemin MATLAB, indiquez le chemin complet.

La fmt chaîne de texte spécifie le format du fichier par son extension de fichier standard. Par exemple, spécifiez 'gif' pour les fichiers de Graphics Interchange Format. Pour voir la liste des formats pris en charge, avec leurs extensions de fichiers, utilisez la fonction imformats. Si imread ne peut pas trouver un fichier nommé filename, il recherche un fichier nommé filename.fmt.

La valeur de retour A est un tableau contenant les données d'image. Si le fichier contient une image en niveaux de gris, A est un tableau M par N. Si le fichier contient une image truecolor, A est un tableau M par N-en-3. Pour les fichiers TIFF contenant des images en couleur qui utilisent l'espace couleur CMYK, A est une matrice M par N-en-4. Voir TIFF dans la section d'information Format spécifique pour plus d'informations.

La classe d'un échantillon dépend de l'bits par des données d'image, arrondie à la limite d'octet suivante. Par exemple, imread renvoie des données de couleur 24 bits comme un tableau de données uint8 parce que la taille de l'échantillon pour chaque composante de couleur est de 8 bits. Voir Remarques pour une discussion de bitdepths, voir Format Informations spécifiques pour plus de détails sur bitdepths pris en charge et la taille des échantillons pour un format particulier.

[X, carte] = imread (...) lit l'image indexée dans le nom de fichier dans X et son colormap associé dans la carte. valeurs colormap dans le fichier d'image sont automatiquement redimensionnés dans l'intervalle [0,1].

[...] = Imread (filename) tente de déduire le format du fichier à partir de son contenu.

[...] = Imread (URL, ...) lit l'image à partir d'une URL Internet. L'URL doit inclure le type de protocole (par exemple, http: //).

[...] = Imread (..., Param1, Val1, Param2, Val2 ...) spécifie les paramètres qui contrôlent diverses caractéristiques des opérations pour des formats spécifiques. Pour plus d'informations, voir Format Informations spécifiques.

➔ Pour afficher l'image on utilise l'instruction « **imshow** » :

### imshow

Afficher l'image

## Syntaxe

`imshow (I)`

`imshow (I, [bas haut])`

`imshow (RGB)`

`imshow (BW)`

`imshow (X, la carte)`

`imshow (nom de fichier)`

`Himage = imshow (...)`

`imshow (... , param1, val1, param2, val2, ...)`

## La description

`imshow (I)` affiche l'image en niveaux de gris I.

`imshow (I, [bas haut])` affiche l'image en niveaux de gris I, spécifiant la plage d'affichage pour I dans [bas haut]. La faible valeur (et toute valeur inférieure à bas) affiche en noir; la valeur élevée (et toute valeur supérieure à haute) affiche en blanc. Les valeurs intermédiaires sont affichées sous forme de nuances intermédiaires de gris, en utilisant le numéro par défaut de niveaux de gris. Si vous utilisez une matrice vide ([]) pour [bas haut], `imshow` utilise [`min (I (:)) max (I (:))`]; autrement dit, la valeur minimale I est affichée en noir et la valeur maximale est affichée en tant que blanc.

`imshow (RGB)` affiche l'image truecolor RGB.

`imshow (BW)` affiche l'image binaire BW. `imshow` affiche pixels avec la valeur 0 (zéro) en noir et pixels avec la valeur 1 en blanc.

`imshow (X, la carte)` affiche l'image indexée X avec la carte colormap. Une matrice couleur de la carte peut avoir un nombre quelconque de lignes, mais il doit avoir exactement 3 colonnes. Chaque ligne est interprétée comme une couleur, avec le premier élément spécifiant l'intensité de la lumière rouge, le deuxième vert, et le troisième bleu. l'intensité de la couleur peut être spécifiée sur l'intervalle 0.0 à 1.0.

`imshow (nom de fichier)` affiche l'image stockée dans le fichier graphique filename. Le fichier doit contenir une image qui peut être lu par `imread` ou `dicomread`. `imshow` appelle `imread` ou `dicomread` à lire l'image à partir du fichier, mais ne stocke les données d'image dans l'espace de travail MATLAB. Si le fichier contient plusieurs images, `imshow` affiche la première image dans le fichier. Le fichier doit être dans le répertoire courant ou sur le chemin MATLAB.

`Himage = imshow (...)` renvoie la poignée à l'objet d'image créé par `imshow`.

`imshow (... , param1, val1, param2, val2, ...)` affiche l'image, en spécifiant les paramètres et les valeurs correspondantes qui contrôlent les différents aspects de l'affichage de l'image. listes Le tableau suivant tous les paramètres `imshow` par ordre alphabétique. Les noms de paramètres peuvent être abrégées, et le cas n'a pas d'importance.

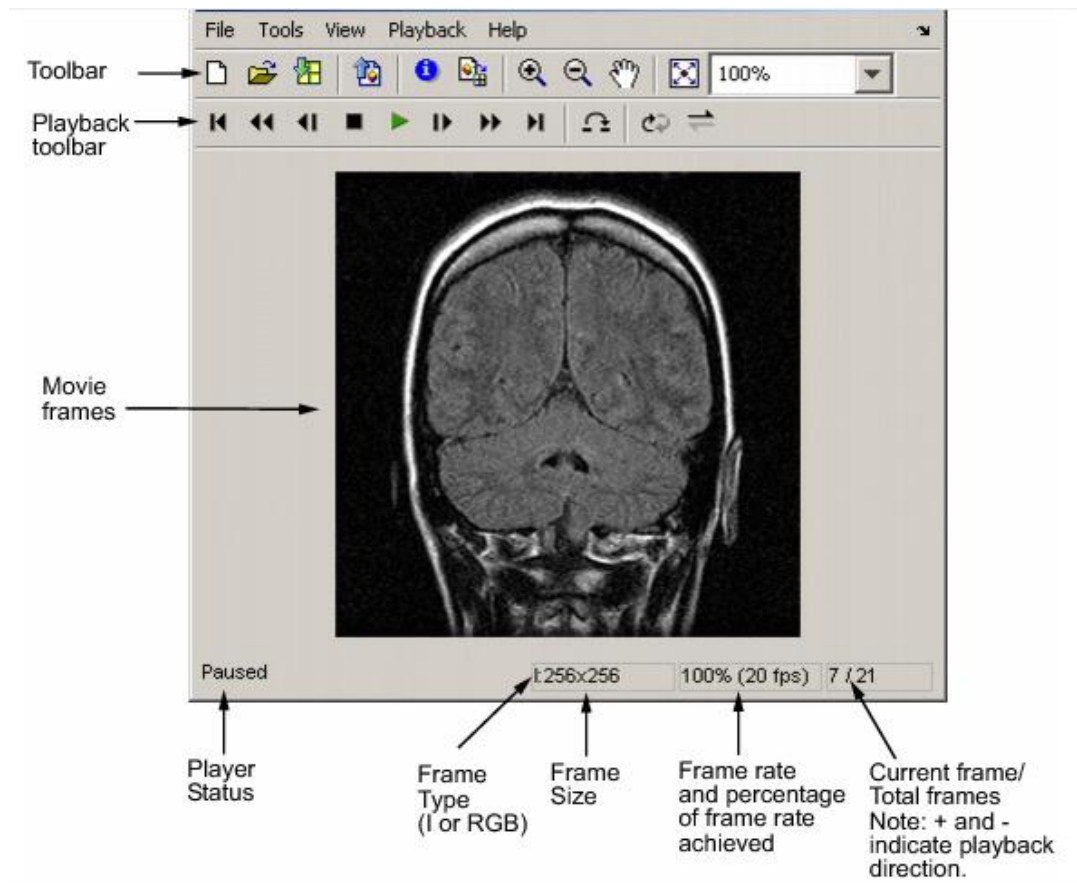


implay (... , FPS)

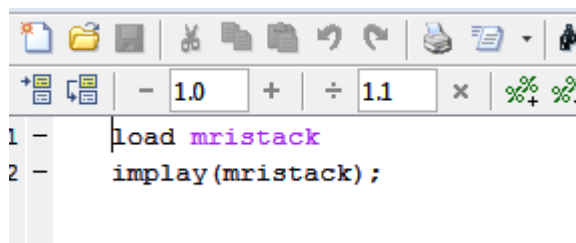
### La description

implay ouvre un lecteur vidéo pour montrer des films MATLAB, des vidéos ou des séquences d'images (aussi appelées piles d'images). Utilisez le menu implay de fichier pour sélectionner le film ou séquence d'images que vous voulez jouer. Utilisez implay boutons de la barre d'outils ou options de menu pour lire le film, sauter à une image spécifique dans la séquence, changer le taux de l'affichage d'image ou d'effectuer d'autres activités d'exploration. Vous pouvez ouvrir plusieurs lecteurs de films implay pour voir des films différents simultanément.

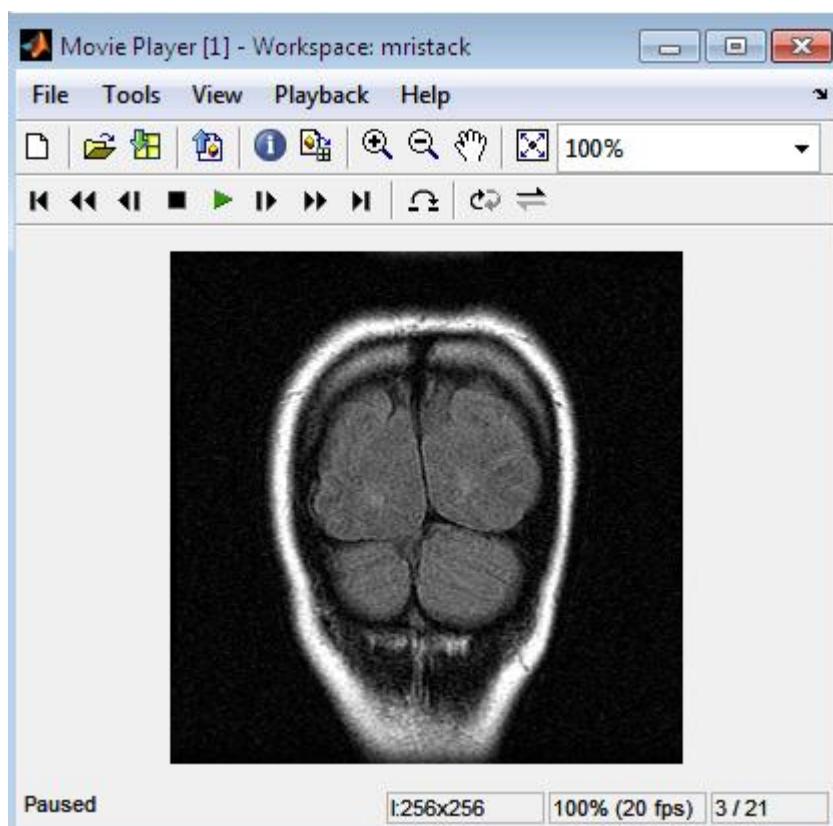
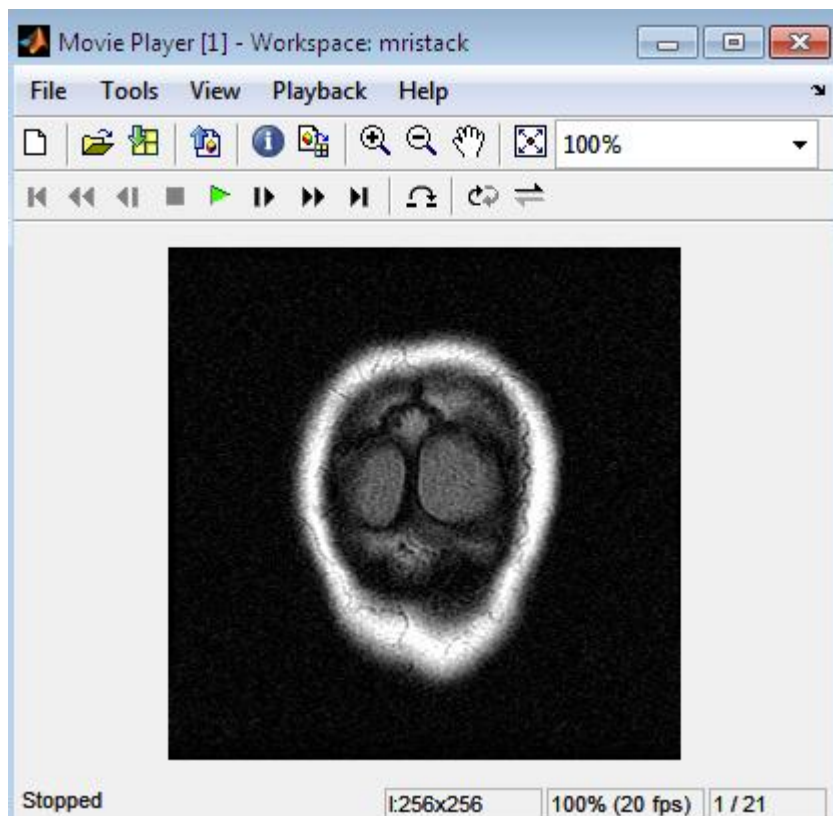
La figure suivante montre le lecteur vidéo contenant une séquence d'images.

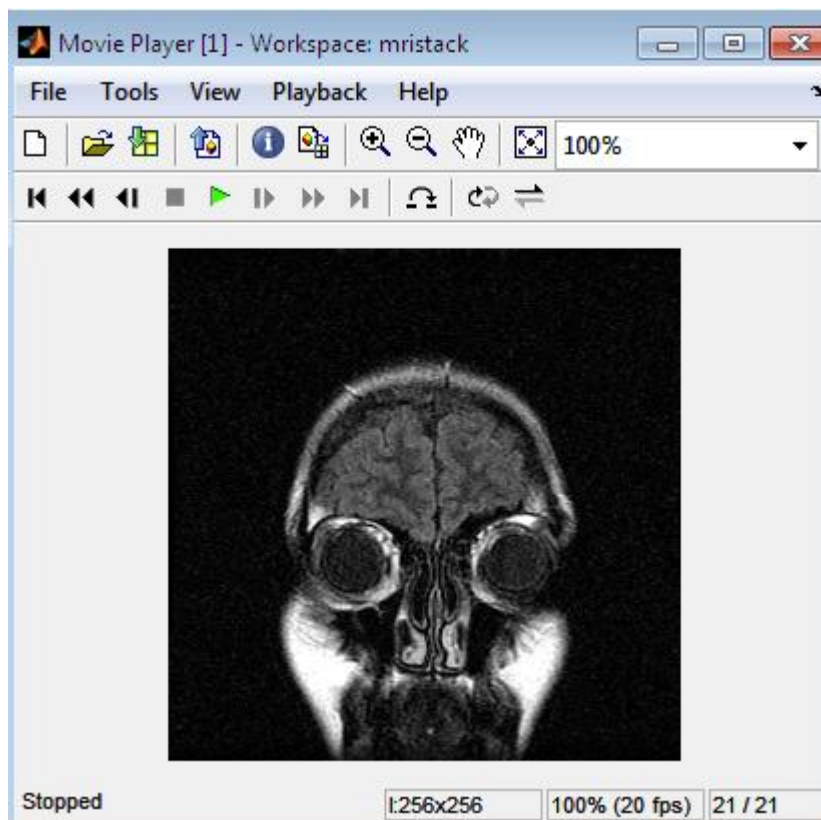
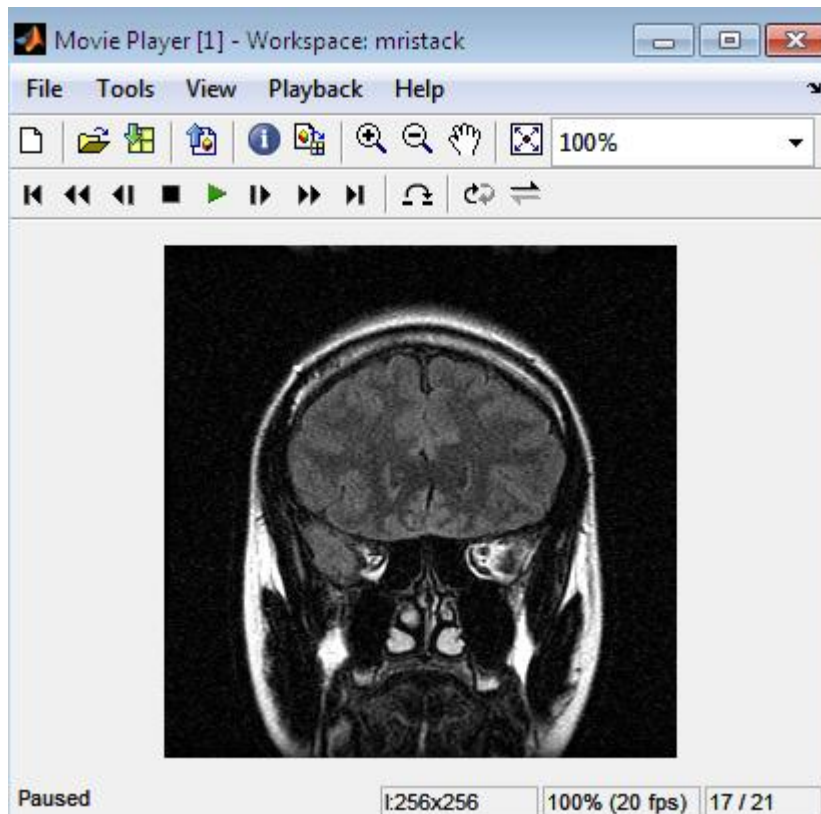


#### 1. Programme exécuté :



#### 2. Quelques séquences du Vidéo obtenue :





**b. Rgb2gray :**

**rgb2gray**

Convertissez une image RVB ou ColorMap en niveaux de gris

**Syntaxe**



`I = rgb2gray (RVB)`

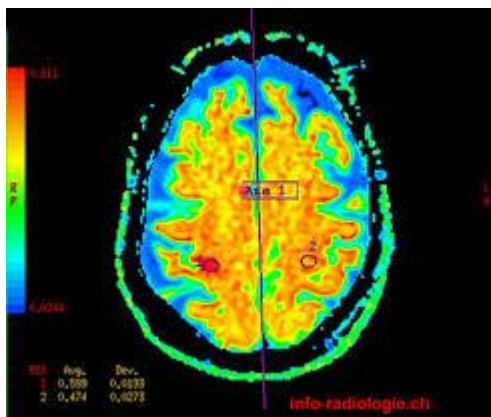
`newmap = rgb2gray (carte)`

### La description

`I = rgb2gray (RGB)` convertit l'image truecolor RVB à l'échelle de gris image d'intensité I. `rgb2gray` convertit les images RVB en niveaux de gris en éliminant les informations de teinte et la saturation tout en conservant la luminance.

`newmap = rgb2gray (carte)` retourne un colormap en niveaux de gris équivalent à la carte.

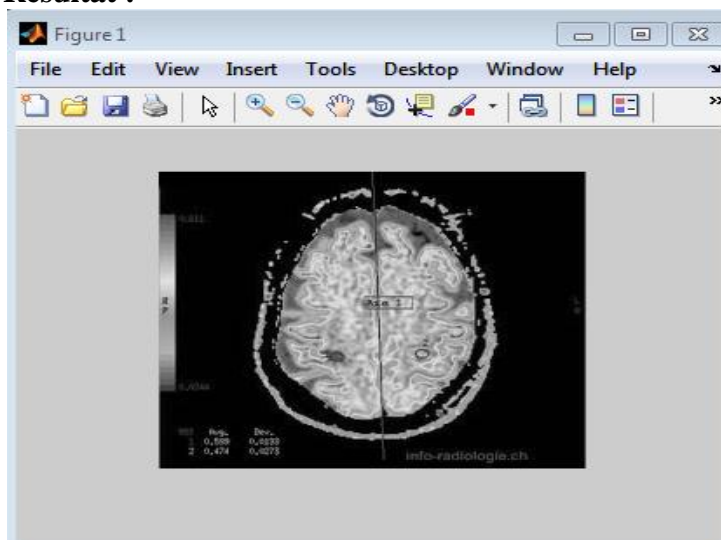
- Image initial :



### 1. Programme exécuté :

```
1 - img = imread('irm.jpg');  
2 - img = rgb2gray(img);  
3 - imshow(img)
```

### 2. Résultat :



## 8.4. Filtrage des images

Les images obtenues sont en niveaux de gris et possèdent un rapport signal/bruit plus ou moins important suivant le type d'acquisition. En effet, des coupes fines d'IRM ( $< 3\text{mm}$ ) ont un rapport signal/bruit plus faible que les coupes plus épaisses ( $> 5\text{mm}$ ). En réalité c'est le volume du voxel d'acquisition qui détermine l'intensité de signal utile sur le bruit de fond. Il est important d'ôter ce bruit afin de faciliter l'opération de segmentation qui sera développée plus loin dans ce manuscrit.

L'objectif des filtres est d'homogénéiser les niveaux de gris des voxels qui correspondent à la lumière vasculaire et d'accentuer ceux qui marquent la limite avec la paroi artérielle. Nous avons à disposition deux filtres qui ont pour objectif l'amélioration des contours, **un filtre de diffusion anisotropique basé sur les équations de diffusion, et un filtre de flou sélectif basé sur le rapport signal/bruit.** Mais nous avons aussi un filtre qui a un autre objectif : **le filtre gaussien part d'un niveau de filtrage très élevé pour ajuster la déformation de la paroi par un processus de filtrage dégressif.**

Par la suite, nous allons décrire ces filtres qui sont utilisés dans la chaîne de traitement.

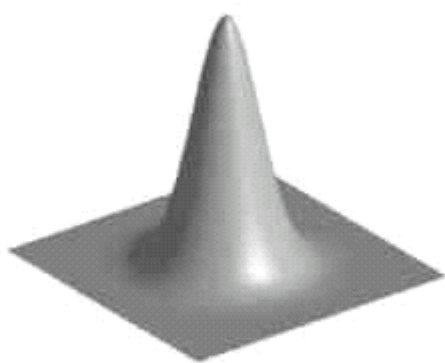
### 8.4.1. Filtre Gaussien

Un filtrage gaussien est appliqué aux volumes d'images avant l'analyse statistique. L'algorithme qui estime les déformations de la paroi par rapport au volume natif a en effet besoin de ce pré-traitement pour deux raisons :

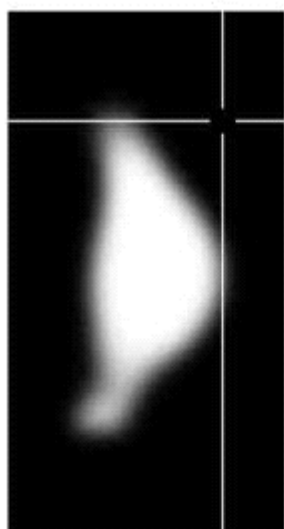
Les données d'imagerie présentent des auto-corrélations spatiales. En effet, le signal acquis dans un voxel n'est pas indépendant de celui des voxels voisins. Rappelons que l'image réelle acquise est assimilable à la convolution d'une image idéale par une fonction de dispersion ponctuelle liée à la résolution spatiale intrinsèque de la méthode d'acquisition. La connaissance de ces auto-corrélations est nécessaire par exemple pour faire des corrections dans les images. Cependant, leurs caractéristiques sont difficiles à estimer et elles ne sont de toute façon jamais parfaitement connues par les techniques de restauration d'image (déconvolution). Ici, un filtrage passe-bas (gaussien) est imposé dont les caractéristiques de corrélation spatiale sont, elles, parfaitement connues. Il est utile dans la recherche d'une déformation optimale par filtrage dégressif des volumes natif et cible.

La déformation spatiale n'est jamais parfaite. L'application d'un filtrage gaussien a aussi l'intérêt de réduire l'effet des imperfections locales de déformation spatiale.

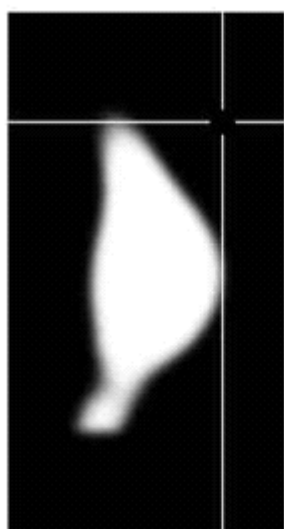




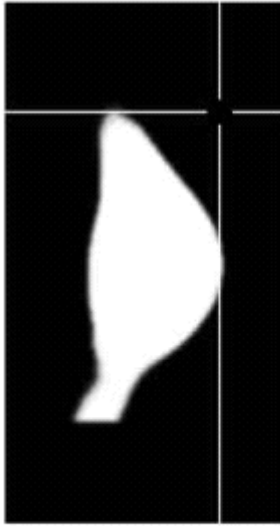
(a) Gaussienne



(b)  $LMH = 20mm$



(c)  $LMH = 10mm$



(d)  $LMH = 5mm$



(e) Image Brute

$$G_j = \frac{e^{-\frac{j^2}{2s^2}}}{\sqrt{2\pi s^2}} \quad (1)$$

$$s = \frac{LMH}{\sqrt{8\ln(2)}} \quad (2)$$

Le filtrage gaussien est réalisé par convolution discrète du volume natif et du volume cible par un noyau gaussien  $G_j$  dont l'amplitude à  $j$  unités du centre est définie par la relation suivante. Où LMH est la largeur en mm à mi-hauteur de la Gaussienne. Un exemple de filtrage dégressif est exposé à la figure 2(a).

#### 8.4.2. Filtre de Flou Selectif

L'utilisation de ce filtre est inspirée des travaux de Soltanian-Zadeh et al [1, 2]. Ce filtrage utilise les informations contenues dans les pixels voisins du point considéré. Il a été développé en 2D et le masque (ensemble des pixels pris en compte) est de taille  $M \times M$  et est appelé  $G$ .

##### a. Modèle théorique

On obtient l'image filtrée après convolution de l'image originale par le masque  $G$  :

$$I_{\text{filtree}} = G \otimes I \quad (3)$$

$$G_{ij} = \frac{g_{ij}}{\sum_{k=1}^M \sum_{l=1}^M g_{kl}} \quad (4)$$

Avec  $i, j$  les éléments du masque de convolution (lignes, colonnes). Les différents coefficients de  $G$  sont calculés avec normalisation par l'équation :

$$I_{\text{filtree}} = G \otimes I \quad (5)$$

Où  $g_{kl}$  est le poids attribué aux différents pixels voisins et avec  $0 < g_{ij} < 1$ ,  $1 \leq i \leq M$  et  $1 \leq j \leq M$ .  $G$  est donc calculé suivant l'environnement du point considéré comme dans le filtre de diffusion anisotropique décrit précédemment. Ce filtre tient compte du SD (bruit de l'appareil d'imagerie), la déviation standard ou l'écart type du signal. En posant  $S(X, Y)$  l'intensité du pixel considéré et  $S(x, y)$  l'intensité des pixels voisins, les coefficients de pondération du filtre proviennent des équations suivantes :

$$\begin{cases} g_{ij}(X,Y) = 1 \text{ si } |S(X,Y) - S(x,y)| < 2SD \\ g_{ij}(X,Y) = \frac{1}{|S(X,Y) - S(x,y)|} \text{ si } |S(X,Y) - S(x,y)| > 2SD \end{cases} \quad (6)$$

avec,

$$\begin{cases} x = X - \left(\frac{M+1}{2} - i\right) \\ y = Y - \left(\frac{M+1}{2} - j\right) \end{cases} \quad (7)$$

## b. Algorithme

On calcule la nouvelle valeur du point central en chargeant les valeurs des pixels voisins, leurs différents poids (calculés en fonction de l'écart type donné et des différences entre le point central et ces voisins) chacun dans une vecteur 1D.

% On remplit la matrice de gradient

```
mat_gradient = abs(matrice - mat_pt_central);
```

```
for num_coeff = 1 : nb_lignes * nb_colonnes
```

```
    if mat_gradient(num_coeff) < 2 * SD
```

```
        mat_poids(num_coeff) = 1;
```

```
    else
```

```
        mat_poids(num_coeff) = 0; % 1 / mat_gradient(num_coeff);
```

```
    end
```

```
end
```

% On calcule la matrice resultats

```
for num_coeff = 1 : nb_lignes * nb_colonnes
```

```
    mat_resultats(num_coeff) = matrice(num_coeff) * mat_poids(num_coeff);
```

```
end
```

% Calcul de la somme des elements de la matrice contenant les resultats

```
somme_mat_resultats = sum(mat_resultats);
```

% Calcul de la somme des elements de la matrice contenant les poids

```
somme_mat_poids = sum(mat_poids);
```

% Détermination de la valeur du point central

```
point_central = somme_mat_resultats / somme_mat_poids;
```

```
point_central = uint16(point_central);
```

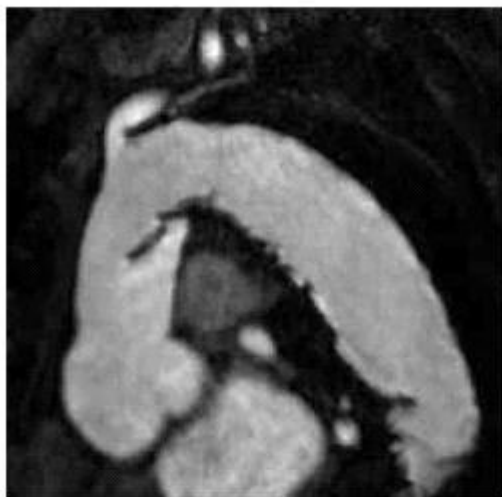
### **Résultats**

Concernant la taille du masque, nous nous sommes basés sur les travaux de D.

Gensanne sur les tissus adipeux et nous avons implémenté un filtre 9x9. L'exemple présenté ici illustre l'influence du filtre sur une image de l'aorte thoracique traité par Stent-Graft.

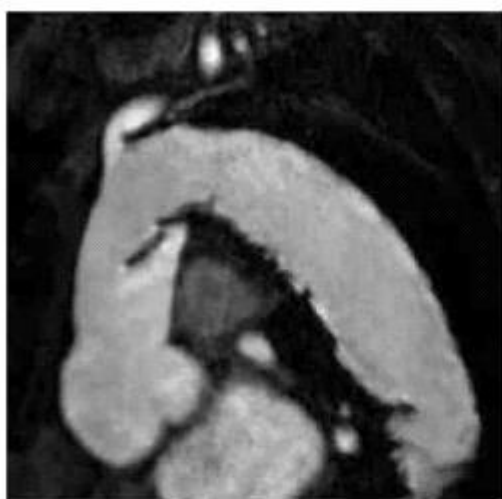


(a) Image brute

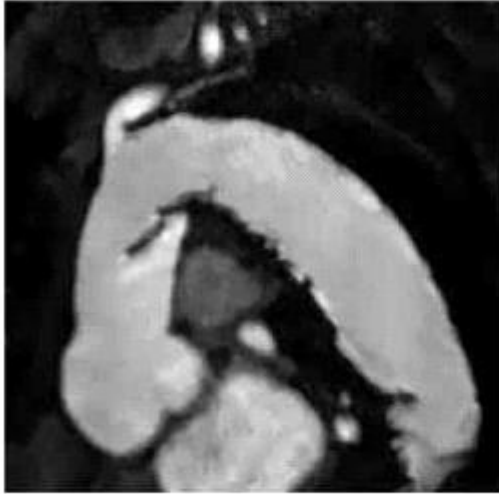


(b) SD=14

Figure 1



(c) SD=20



(d) SD=50

Les paramètres de séquence de l'image étudiée sont assez bons car l'injection de produit de contraste lui donne un excellent contraste (Fig.3(a)), mais il faut savoir aussi que la finesse de ses voxels ( $0.88 \times 0.88 \times 1.6\text{mm}^3$ ) donne un rapport signal sur bruit qui est estimé à 14 pour l'appareil d'imagerie en question. Nous pouvons observer les résultats du filtrage pour SD = 14 (Fig.3(b)), ce qui équivaut à une image théoriquement "non bruitée". Nous sommes allés plus loin dans le filtrage en forçant sur le paramètre SD, pour SD = 20 (Fig.3(c)) et même SD = 50 (Fig.3(d)). Les résultats sont visiblement intéressants pour le traitement numérique des images. Le seul inconvénient est que ce filtre est actuellement fait pour travailler avec des images 2D et un développement vers l'analyse volumique est assez difficile à implémenter. Nous l'utilisons alors en mode multicoupes 2D.

Nous allons voir par la suite un filtre qui utilise l'information des trois directions de l'espace pour filtrer un volume d'imagerie. La possibilité de combiner deux filtres nous a paru intéressante. La segmentation des images est très sensible aux problèmes d'irrégularités de signal entre coupes voisines, surtout quand elles sont épaisses ( $< 4\text{mm}$ ) par rapport à la direction de la coupe ( $\sim 1\text{mm}$ ). Utiliser les deux filtres nous donne la possibilité de coupler les fonctionnalités des deux méthodes.

#### 8.4.3. Filtre par diffusion anisotrope

C'est un filtre que nous avons trouvé approprié pour réduire le bruit et homogénéiser les zones de niveaux de gris voisins. Il est décrit par P. Perona et J. Malik pour le filtrage des images en 2D. Ce filtrage s'inscrit dans la lignée des filtres EPSF (Edge Preserving Smoothing Filtering), c'est-à-dire que théoriquement il préserve les contours des objets tout en filtrant les zones homogènes.

##### a. Modèle théorique

L'équation de diffusion de la chaleur est isotrope (8a) mais ce filtre modifie cette condition par l'utilisation de l'équation de diffusion anisotrope (8b) pour que les contours ne soient pas traités de la même manière :

$$\frac{\delta f}{\delta t} = c \Delta f \quad (8a)$$

$$\frac{\delta f}{\delta t} = \text{div}[h(f,t) \cdot \nabla f] \quad (8b)$$

Ici  $h(f,t)$  est une fonction généralement du module de la dérivée de  $f$  (signal), maximale pour une dérivée nulle et décroissante lorsque le gradient croît ; on choisit généralement deux options :

Option 1 : favorise les forts contrastes sur les faibles contrastes (9a)

Option 2 : favorise les régions étendues sur les petites régions (9b)

$$h(f,t) = e^{-\frac{|\nabla f|^2}{\kappa^2}} \quad (9a)$$

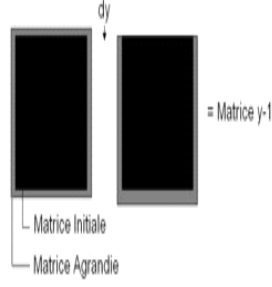
$$h(f,t) = \frac{1}{1 + \left(\frac{|\nabla f|}{\kappa}\right)^2} \quad (9b)$$

Si  $\kappa$  est petit, les petits gradients arrivent à bloquer la conduction. Une grande valeur réduit l'influence des gradients d'intensité sur la conduction.

Ce filtre, initialement utilisé en 2D, a été développé au CHU de Rangueil pour traiter des volumes d'images représentant des morphologies en 3D. L'algorithme codé en langage MATLAB tient compte des 26 voisins du voxel traité. La longueur de son code source, est compensée par son efficacité et ses possibilités de parallélisation. En effet, l'algorithme itératif utilise des opérations matricielles simples et indépendantes pour calculer massivement le coefficient de diffusion (eq.9a) ou (eq.9b), pour ensuite l'appliquer massivement aux voxels filtrés suivant la formule (eq.8b).

## **b. Algorithme**





**Figure 4:** Calcul du gradient dans la direction y-1

Pour l'implémentation discrète du filtre, le gradient de l'image est calculé pour chaque direction en regardant le pixel voisin, ici l'exemple pour les colonnes :

$$\frac{\delta}{\delta x} I = I(x + \Delta x, y, z) - I(x, y, z) \quad (10)$$

Cette écriture est simplifiée par la suite :

$$\frac{\delta}{\delta x} I(x + \Delta x, y, z, t) \text{ sera le raccourci pour } I(x + \Delta x, y, z, t) - I(x, y, z, t) \quad (11)$$

En posant,

$$c(x + \Delta x, y, z, t) \cdot \frac{\delta}{\delta x} I(x + \Delta x, y, z, t) = \Psi_{x+1,y,z,t} \quad (12)$$

Nous pouvons définir la contribution du voxel voisin à droite :

$$c(x + \Delta x, y, z, t) = h(I(x + \Delta x, y, z), t) \quad (13)$$

où  $c$  est le coefficient de diffusion et  $\Delta x = 1$  voxel.

Ensuite, par analogie, nous pouvons faire la même chose pour les contributions des voxels à gauche, devant, derrière, en haut, en bas et ainsi tous les 26 voisins. Nous pouvons alors compléter l'équation avec toutes les contributions :

$$\begin{aligned}
\frac{\delta}{\delta t} I(x, y, z, t) = & \Psi_{x+1,y,z,t} + \Psi_{x-1,y,z,t} \\
& + \Psi_{x,y+1,z,t} + \Psi_{x,y-1,z,t} + \Psi_{x+1,y+1,z,t} + \Psi_{x-1,y+1,z,t} \\
& + \Psi_{x+1,y-1,z,t} + \Psi_{x-1,y-1,z,t} + \Psi_{x,y,z+1,t} + \Psi_{x,y,z-1,t} \\
& + \Psi_{x+1,y,z+1,t} + \Psi_{x-1,y,z+1,t} + \Psi_{x,y+1,z+1,t} + \Psi_{x,y-1,z+1,t} \\
& + \Psi_{x+1,y+1,z+1,t} + \Psi_{x-1,y+1,z+1,t} + \Psi_{x+1,y-1,z+1,t} + \Psi_{x-1,y-1,z+1,t} \\
& + \Psi_{x+1,y,z-1,t} + \Psi_{x-1,y,z-1,t} + \Psi_{x,y+1,z-1,t} + \Psi_{x,y-1,z-1,t} \\
& + \Psi_{x+1,y+1,z-1,t} + \Psi_{x-1,y+1,z-1,t} + \Psi_{x+1,y-1,z-1,t} + \Psi_{x-1,y-1,z-1,t}
\end{aligned} \tag{14}$$

Le codage se fait par une méthode matricielle pour laquelle MATLAB répond de façon très efficace. Pour ce faire, au volume initial on ajoute un voxel dans toutes les directions de l'espace. Si par exemple nous avons un volume à filtrer contenant  $512 \times 512 \times 50$  voxels, après modification nous aurons un volume de  $514 \times 514 \times 52$  voxels. Un exemple en 2D est donné à la Fig.4. Le calcul du gradient  $I(x,y - \Delta y,z) - I(x,y,z)$  revient à soustraire la matrice initiale avec son homologue déplacée de  $\Delta y$ . Le code pour le calcul des gradients se présente finalement de la façon suivante :

Le coefficient de diffusion étant calculé à partir des gradients précédents le codage est simple et rapide. Un bon filtrage nécessite plusieurs itérations. A chaque itération l'image sera modifiée, un coefficient d'atténuation  $\lambda$  doit être ajouté pour ne pas perdre le contrôle de l'algorithme. Dans la relation 15 les itérations sont identifiées par le facteur temps :

$$I_{t+1} = I_t + \lambda \sum_{i=1}^{26} c_i \nabla_i I_t \tag{15}$$

avec  $I_1$  le volume image de départ qui est non filtré.

## **Résultats**

Suivant l'intensité du coefficient  $\kappa$  et le nombre d'itérations, les résultats peuvent être très différents. Ce qu'il faut garder en tête c'est qu'il ne faut pas détruire l'information utile de l'image initiale, tout en essayant de lisser le plus possible les régions qui sont morphologiquement homogènes, facilitant par la suite le calcul de la segmentation. Ci-dessous, nous présentons les résultats obtenus avec différents paramètres de filtre sur une image du volume traité.

La figure 5(a) représente une image du volume original, avant le traitement par filtrage. Un zoom sur la région des vaisseaux du cou 5(b) permet d'observer l'effet "salt & pepper", ce qui confirme l'existence d'un bruit de fond dans l'image. La figure 5(c) illustre le résultat du filtrage par diffusion anisotrope utilisant l'option 1 (eq.9a) et les paramètres suivants :  $\kappa = 40$ , nombre d'itérations=3,  $\lambda = 0.06$ . Le bruit est fortement diminué et l'image résultat conserve bien les informations "vraies". La figure 5(d) illustre le résultat du filtrage par diffusion anisotrope utilisant l'option 2 (eq.9b) et les paramètres suivants :  $\kappa = 30$ , nombre d'itérations=3,  $\lambda =$

0.06. Le bruit est enlevé mais les structures géométriques sont mieux préservées, la précision de la segmentation en sera améliorée. C'est l'option qui sera choisie pour la segmentation par la méthode Level Set.



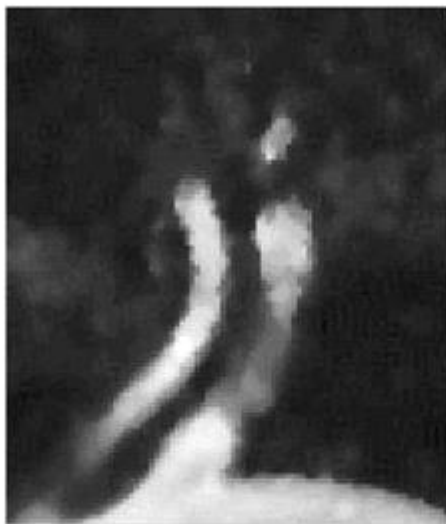
(a) Image brute



(b) Zoom



(c) filtrage option 1



(d) filtrage option 2

## 9. Histogramme d'une image

une image comme une fonction dont on ignore la formule, mais dont on peut observer le résultat sur un ensemble de valeurs donné (en l'occurrence, un plan). Il existe une branche des mathématiques qui porte sur l'étude de ce genre de fonctions « boîtes noires », et que vous avez probablement déjà abordée (mais pas forcément sous cet angle-là)

### 9.1. Les statistiques.

En effet, lorsque l'on fait des statistiques d'un point de vue formel (en général, cela

va de pair avec les probabilités), on modélise les phénomènes que l'on étudie par des fonctions dont on ne peut qu'observer le résultat, en leur donnant le nom de variables aléatoires. Le but du jeu est d'extraire des informations de ces variables en observant des données qui décrivent leur comportement.

Rassurez-vous cependant, cela ne signifie pas que nous allons faire des probabilités ni des statistiques dans ce chapitre ; cette remarque sur l'analogie entre les images et les variables aléatoires est surtout là pour vous expliquer qu'il est possible (et même relativement courant) d'employer des notions et des outils provenant des statistiques en traitement d'image. L'histogramme est un de ces outils.

## **9.2.Histogramme et histogramme cumulé**

### **9.2.1. Histogramme**

En statistiques, l'histogramme est un graphique que l'on utilise pour observer la répartition des valeurs que prend une variable aléatoire. En ce qui nous concerne, nous allons l'utiliser pour observer la répartition des valeurs que prennent les pixels d'une image.

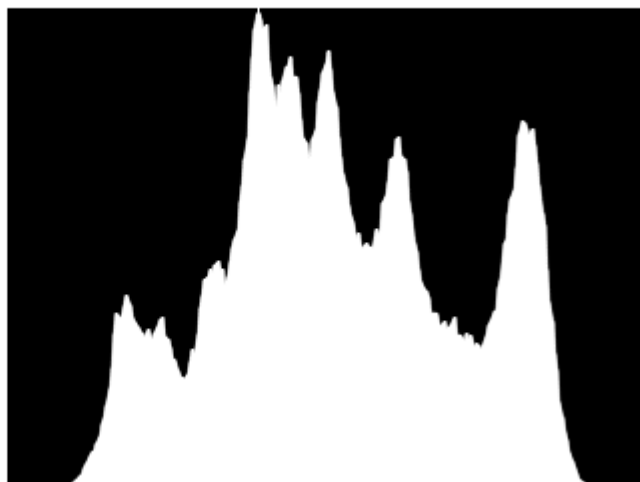
Concrètement sur une image mono-canal 8 bits, cela signifie que nous allons compter, pour chaque niveau de gris  $i$  compris entre 0 et 255, le nombre de pixels qui portent la valeur  $i$ . On notera ce nombre  $h_i$ . On pourra ensuite représenter cet histogramme par un diagramme en bâtons, qui prend en abscisse les valeurs de  $i$  (de 0 à 255, donc), et en ordonnée les  $h_i$  correspondants.

Par exemple, pour l'image de Lena inversée en niveaux de gris :



Nous obtenons l'histogramme suivant :

Nous obtenons l'histogramme suivant :



Alors que pour l'image suivante, qui est très sombre (ce à quoi nous allons remédier dans la suite de ce chapitre...) :

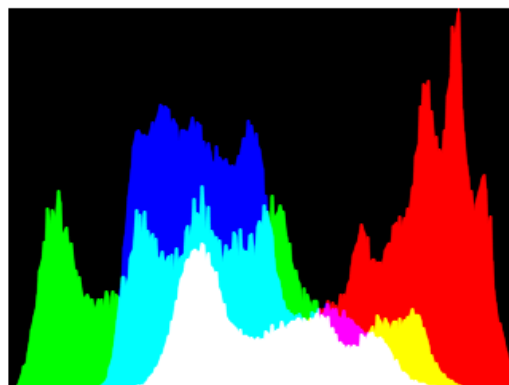


Nous obtenons un histogramme « ratatiné » vers la gauche, c'est-à-dire vers les niveaux de gris les plus proches du noir :

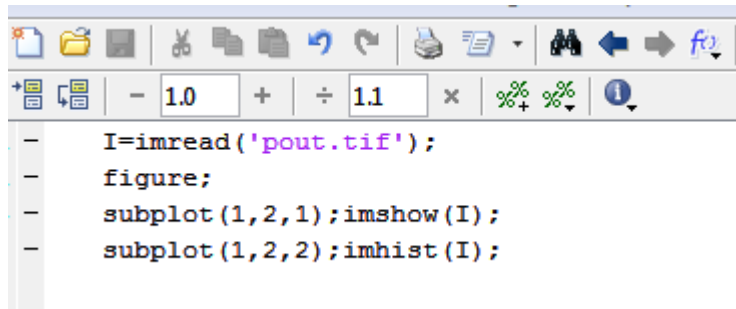


Ce diagramme fait donc clairement apparaître la façon dont sont répartis les niveaux de gris dans l'image.

Bien sûr, on peut aussi dessiner l'histogramme d'une image en couleur, en superposant les histogrammes ses canaux. Par exemple, pour Lena :



**a. Programme exécuté : "imhist"**



```
- I=imread('pout.tif');  
- figure;  
- subplot(1,2,1);imshow(I);  
- subplot(1,2,2);imhist(I);
```

## imhist

Affichage histogramme des données d'image

### Syntaxe

imhist (I)

imhist (I, n)

imhist (X, la carte)

[Chiffres, x] = imhist (...)

### La description

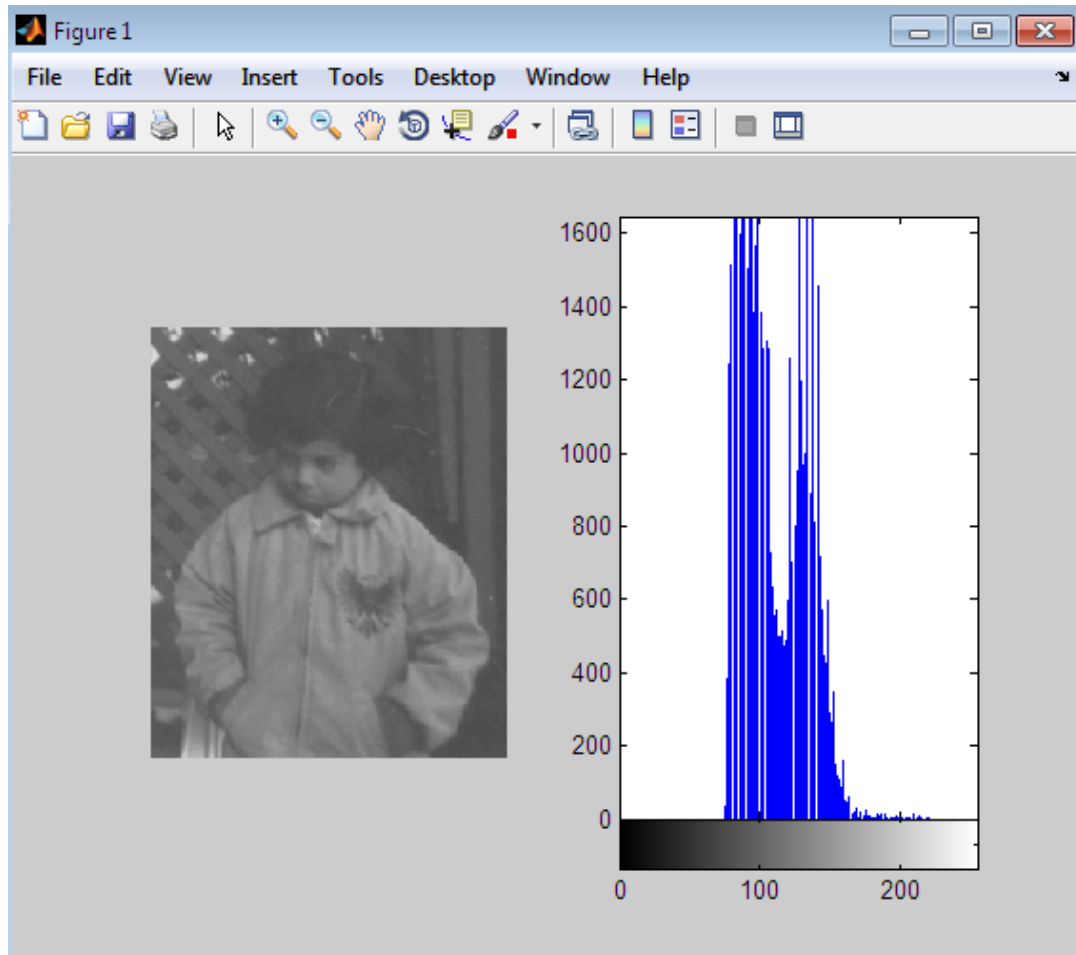
imhist (I) affiche un histogramme pour l'image I ci-dessus un colorbar en niveaux de gris. Le nombre de cases de l'histogramme est défini par le type d'image. Si I est une image en niveaux de gris, imhist utilise une valeur par défaut de 256 bacs. Si I est une image binaire, imhist utilise deux bacs.

imhist (I, n) affiche un histogramme où n indique le nombre de cases utilisées dans l'histogramme. n spécifie également la longueur de la barre de couleurs. Si I est une image binaire, n ne peut avoir la valeur 2.

imhist (X, la carte) affiche un histogramme de l'image indexée X. Cet histogramme montre la répartition des valeurs de pixels au-dessus d'un colorbar de la carte colormap. Le colormap doit être au moins aussi long que le plus grand indice X. L'histogramme a un casier pour chaque entrée dans le colormap.

[Chiffres, x] = imhist (...) renvoie les chiffres de l'histogramme dans les comptages et les emplacements des bacs en x de telle sorte que la tige (x, compte) montre l'histogramme. Pour les images indexées, imhist renvoie les chiffres de l'histogramme pour chaque entrée colormap; la longueur de chiffres est la même que la longueur de la palette de couleurs.

#### b. Résultat obtenue :



### 9.2.2. Histogramme cumulé

En plus de l'histogramme classique, il peut être intéressant dans certains cas de travailler sur l'histogramme cumulé. Ce dernier s'obtient en associant à chaque niveau de gris  $i$  le nombre  $h_{ci}$  de pixels de l'image qui ont une valeur inférieure ou égale à  $i$ . En quelque sorte, cela revient à calculer l'histogramme de l'image et d'associer à chaque niveau  $i$  la somme des  $h_j$  pour  $j \leq i$ .

En formule, cela donne :

$$h_{ci} = \sum_{0 \leq j \leq i} h_j = h_0 + h_1 + \dots + h_i$$

Sur l'image de lena inversée, cela donne une courbe dont l'allure ressemble à ceci :



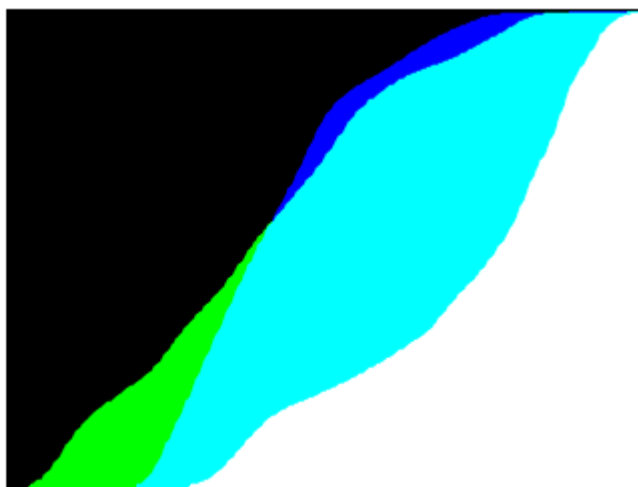


Et sur l'image très sombre :



Comme vous le voyez, la courbe grimpe ici très vite vers les 100%, alors que sur une image plus « regardable », sa pente est plus régulièrement croissante.

Enfin, voici l'histogramme cumulé de Lena en couleur :



L'avantage de cet histogramme cumulé est qu'il permet de calculer très facilement

le nombre de pixels ayant une valeur comprise entre deux niveaux de gris donnés a et b : il suffit pour cela de calculer la différence  $hcb-hca$  .

En mathématiques, cela revient à calculer l'intégrale de l'histogramme entre les points a et b ; c'est la raison pour laquelle l'histogramme cumulé s'appelle aussi « histogramme intégral ».

- **Image médicale**

- DICOM -

Digital Image Communication in Medecine

- PACS -

Picture Archiving and communication system

- RAS -

Radiologist Aid System

### **DICOM**

Format le plus répandu dans les hôpitaux (tous les nouveaux appareils cliniques supportent le format DICOM)

### **DICOM et autres formats**

- Entête (header) et fichiers de données

–Série de fichiers 2D dans un répertoire

–Série de fichiers 3D

–Un fichier 4D

- Des milliers de convertisseurs et lecteurs de dicom et autres formats de fichiers...

( Matlab: dicominfo, dicomread, dicomwrite support dans ImageJ et SimpleITK)

- **Autres formats / extensions**

- DICOM (.dcm)

- NIFTI (.nii)

- Analyze (.hdr .img)

- Gis (.ima .dim) -> France

- Minc (.mnc) -> Montreal Neurological Institute (MNI)

- Nrrd (.nrrd) -> USA

### **9.2.3. Repères de l'image**

#### **Contenu**

Conditions de direction de base

Axes pour Spatial Coordonnées

X, Y, Z pour axes spatiaux

IRM fichier image Voxel Commande

«Radiologique» vs Orientation "neurologique" en spectateurs

Interprétation Voxel Ordre du Viewer - Difficile

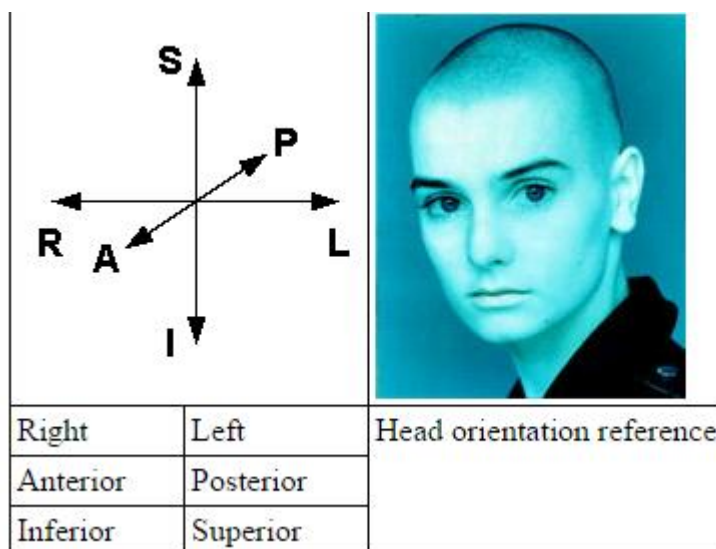
X, Y, Z IRM Index Array

Fichier IRM vs In-Memory Tableau

Radiologique vs Ordonnances neurologique Voxel

#### 9.2.4. Conditions de direction de base

Si vous êtes nouveau dans le domaine de la première chose que vous devez savoir est un vocabulaire concernant les directions de base



#### notes:

"Up", "down", "front", "back" ne sont pas utilisés, car ils ont des significations confuses lorsqu'ils traitent avec des patients dans des orientations différentes (par exemple: couché), ou lorsqu'ils traitent avec d'autres animaux.

Médial, latéral: Parce que les moitiés gauche et droite du cerveau sont presque des images en miroir, il est utile d'avoir:

«Médial»: vers le milieu de l'axe R-L, de chaque côté, et

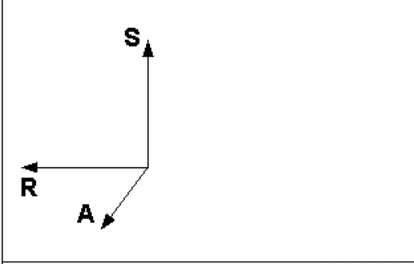
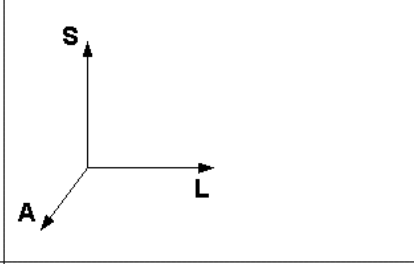
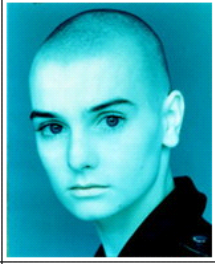
"Latéral": loin du centre de l'axe R-L de chaque côté.

Elles sont données par rapport au patient. («Droit» est le droit du patient.) Si nous devons parler de l'emplacement sur un écran, il est important de distinguer soigneusement - si nous pourrions dire que le patient droite apparaît à l'écran à gauche.

#### 9.2.5. Axes pour Spatial Coordonnées

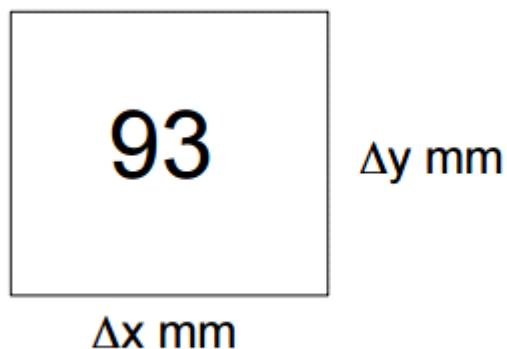
Pour parler de lieux dans l'espace dans le quartier du cerveau, nous devons être en mesure de parler plus précisément sur les jeux d'axes, y compris dans quelle direction est positive, et quel ordre nous allons les énumérer pour décrire les coordonnées d'un point. Il y a trois axes, qui pourraient être utilisés dans un ordre quelconque, et où les deux sens pourrait être positif, ce qui nous donne un total de  $3 * 2 * 1 * 2^3 = 48$  systèmes d'axes possibles.

Dans la pratique, l'IRM, il semble que deux de ces régimes sont les plus populaires:

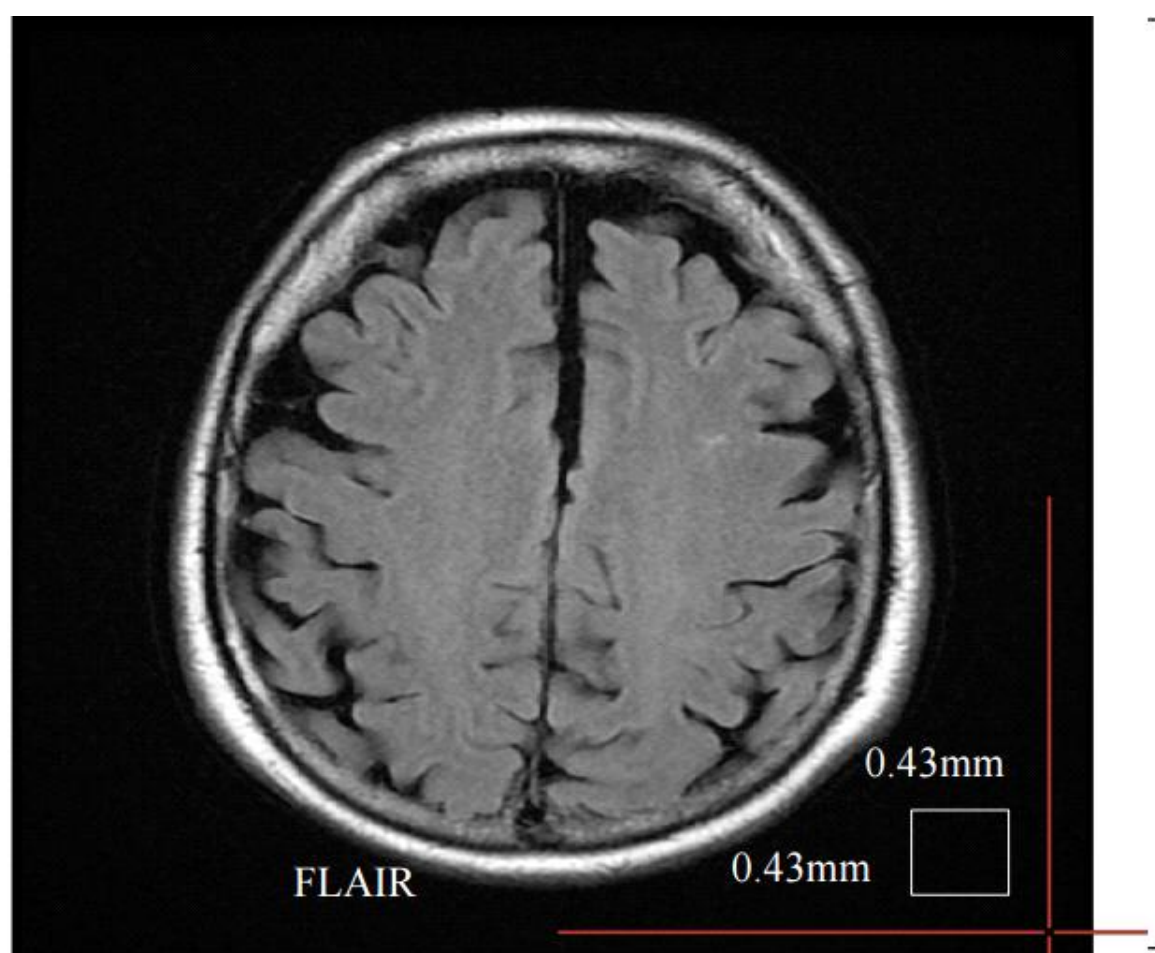
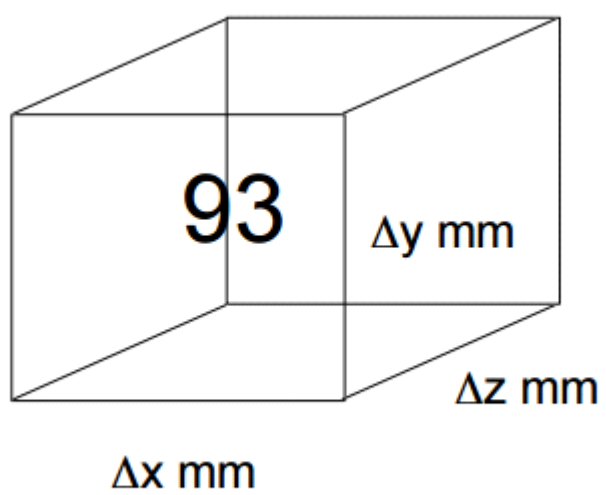
		
"Neurological" convention for axes, aka "RAS"	"Radiological" convention for axes, aka "LAS"	Head orientation reference

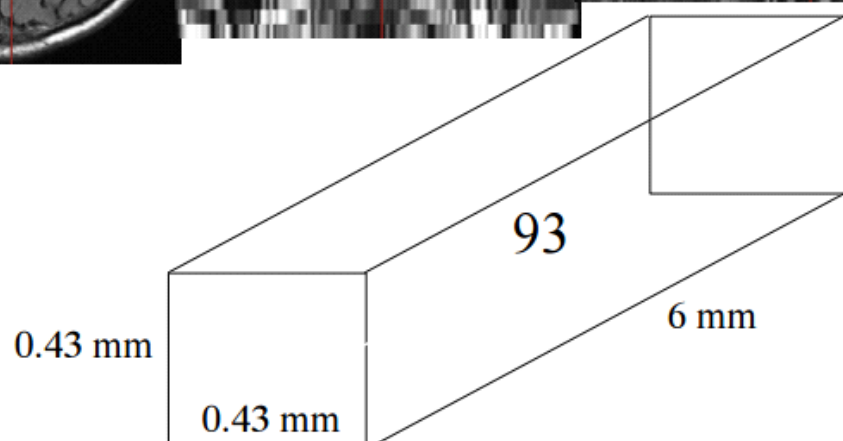
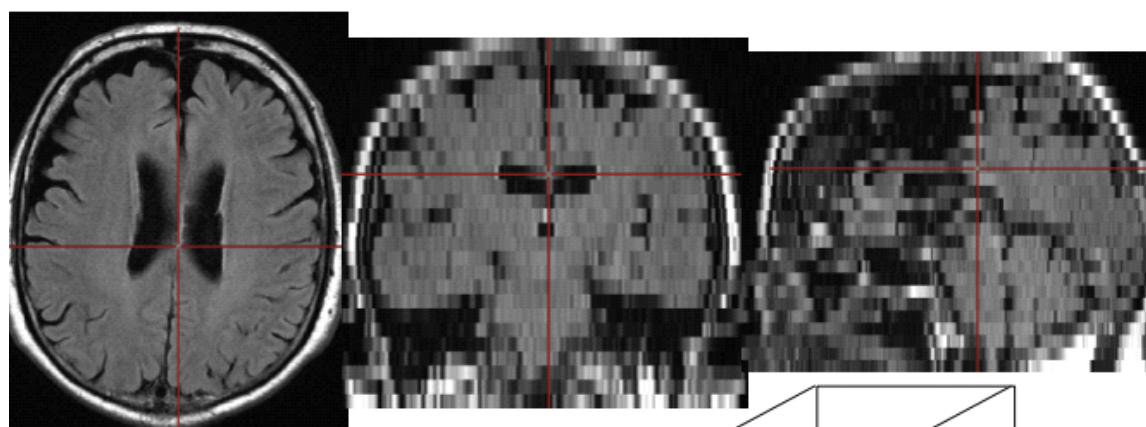
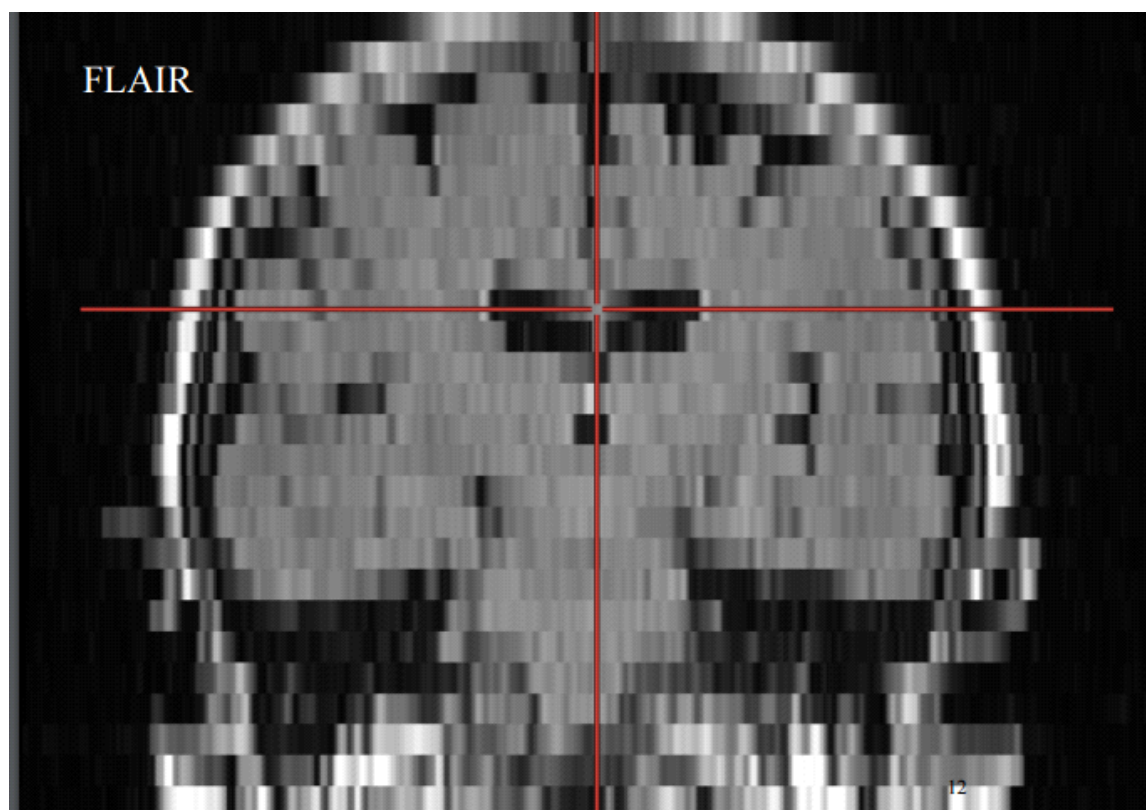
- **Résolution**

Pixel “picture element”



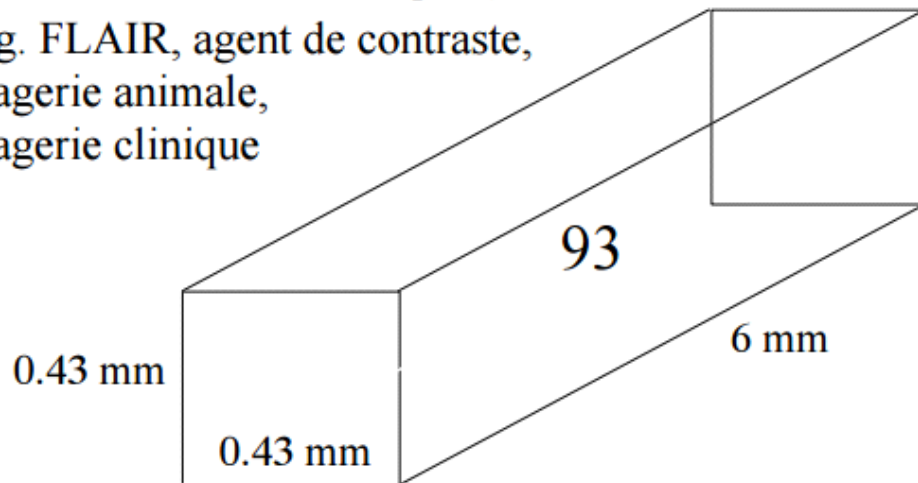
**Voxel** “Volume element”



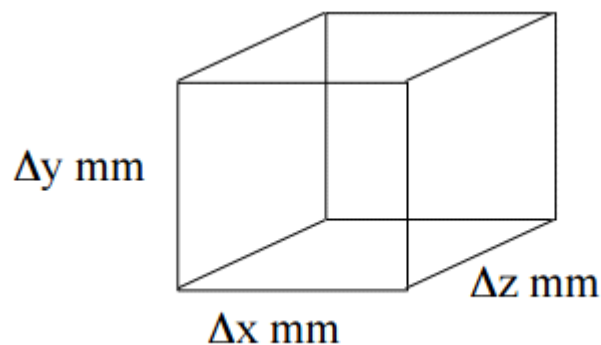


# Imagerie numérique 3D

- Acquisition anisotrope
- Souvent,  $\Delta x = \Delta y \neq \Delta z$   
( $\Delta z \gg$  résolution dans le plan)
- E.g. FLAIR, agent de contraste, imagerie animale, imagerie clinique

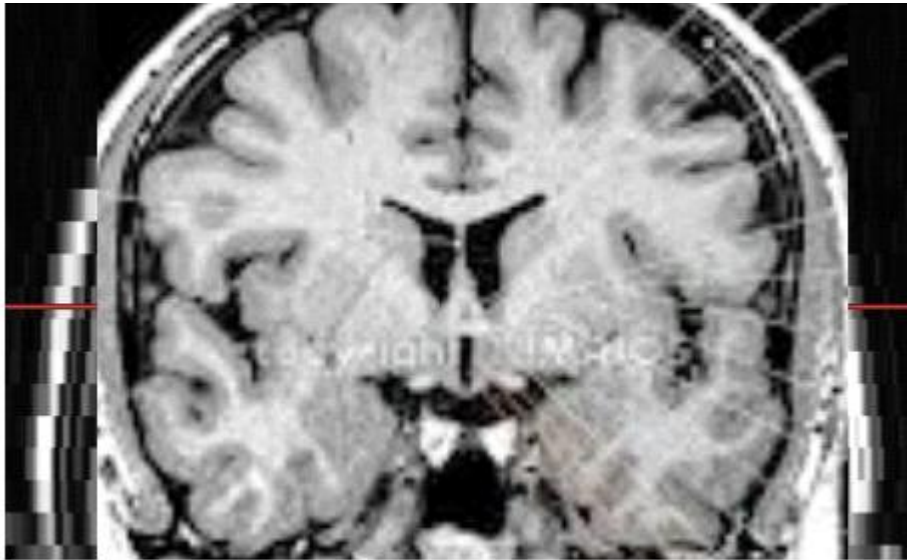


- Acquisition isotrope
- Souvent,  $\Delta x = \Delta y = \Delta z$
- E.g. T1 isotrope, IRM de diffusion, IRM fonctionnelle

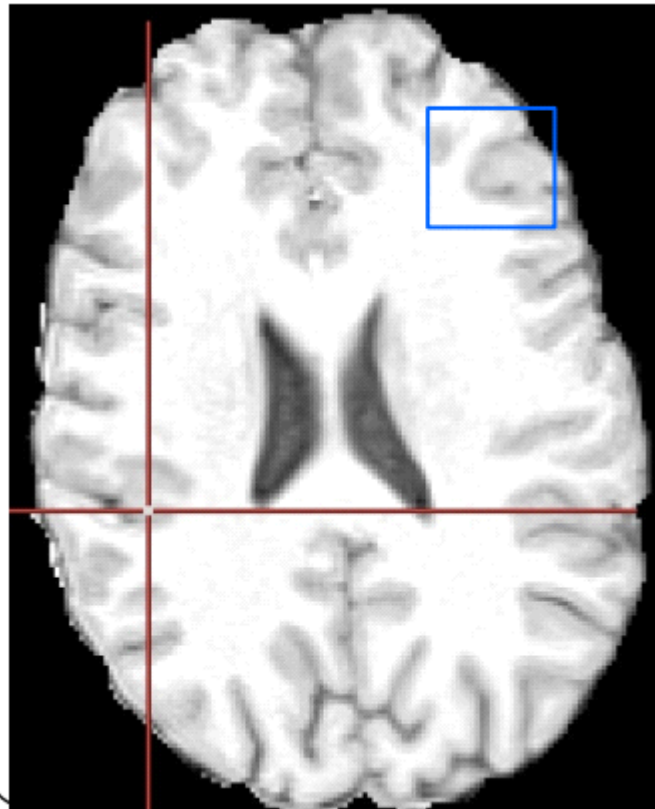


## Volume partiel

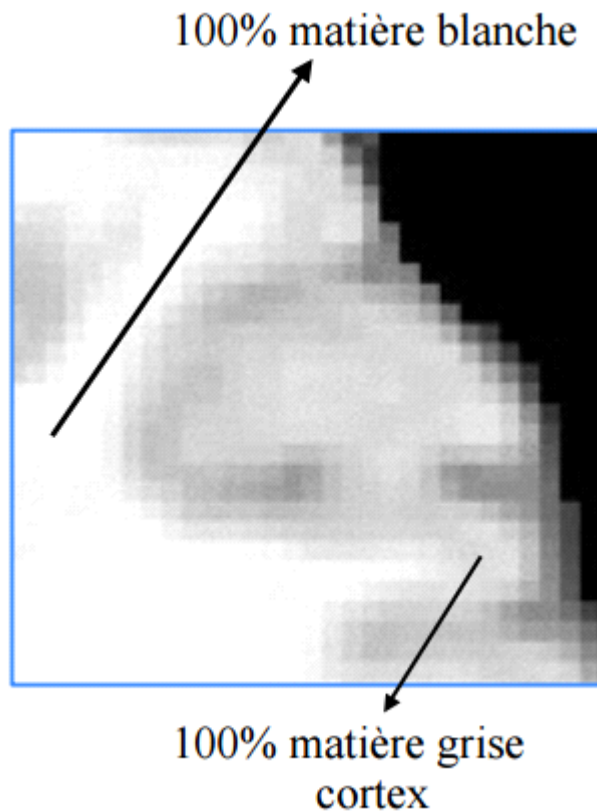
- Les structures sont souvent plus petites que la résolution de l'image. Cela crée ce qu'on appelle du volume partiel.



Volume partiel -:1 voxel mélange de plusieurs tissus







#### **9.2.6. Améliorer la qualité d'image: comment?**

- Améliorer les séquences et acquisitions
  - Réduire les distorsions
  - Augmenter le rapport signal à bruit
- Algorithme de correction et débruitage
- Les traiteurs d'image ont leur mot à dire! (surtout pour le débruitage, pour les artefacts, surtout les physiciens de l'IRM).

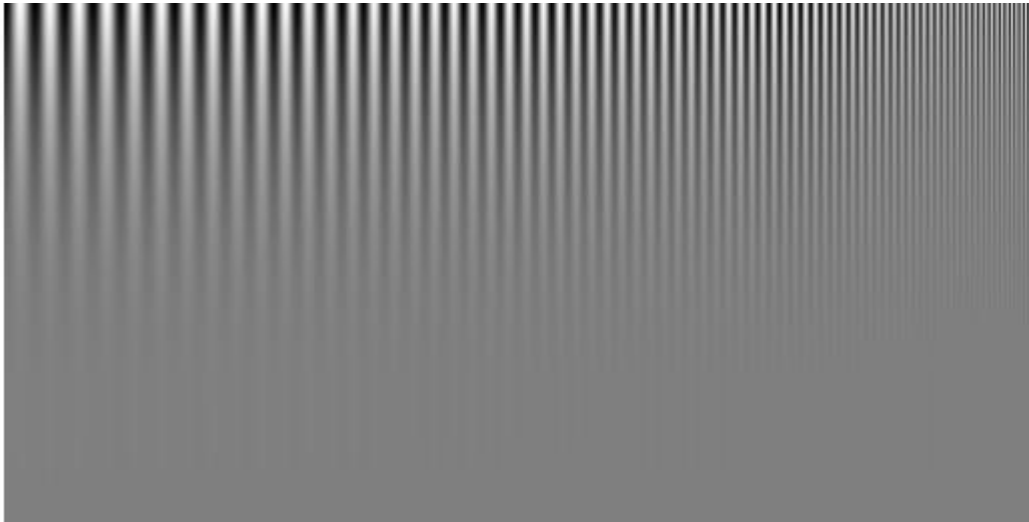
#### **9.2.7. Rehaussement d'images**

- Améliorer la perception visuelle des objets pour un observateur humain
- Souvent, petit pré-traitement pour que les analyses suivantes, plus complexes (segmentation-recalage), se passent mieux
- Égalisation d'histogramme
- Rehaussement de contours
- Débruitage

#### **9.2.8. Contraste et résolution**

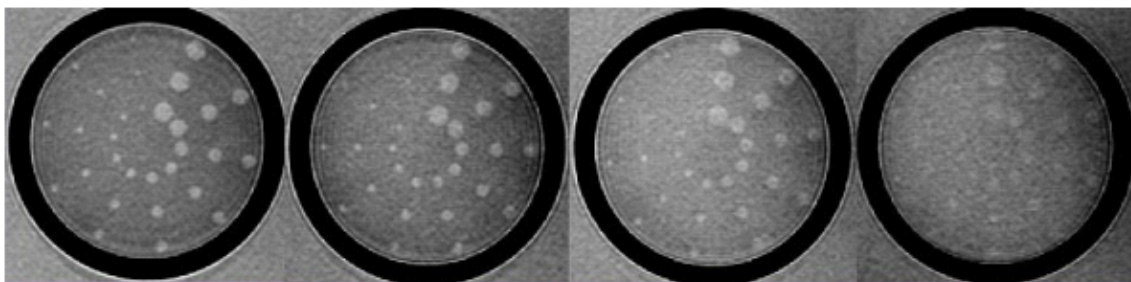
- La résolution perçue dépend du contraste dans l'image
- Pas de bonne mesure perceptuelle de la résolution dans

une image



### 9.2.9. Résolution spatiale & contraste

- L'effet du contraste sur la perception: les trous du fantôme se dégrade en réduisant le contraste de 5.1%, 3.7%, 2.2%, 1%



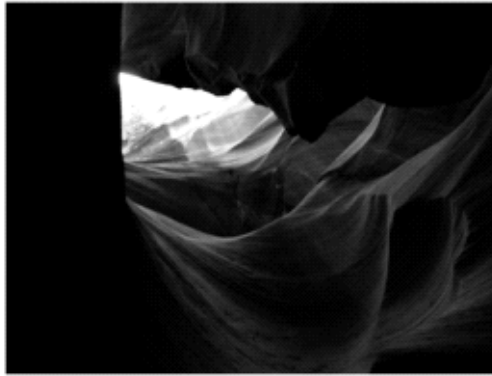
#### a. Quelques définitions de contrastes\*

- Contraste de Michelson :

$$C_{\text{Michelson}} = \frac{l_{\text{max}} - l_{\text{min}}}{l_{\text{max}} + l_{\text{min}}}$$

- Contraste Root-Mean-Square (RMS) :

$$C_{\text{rms}}(f) = \sqrt{\frac{1}{MN-1} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} (l(i, j) - \bar{l})^2} \quad \bar{l} = \frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} l(i, j)$$

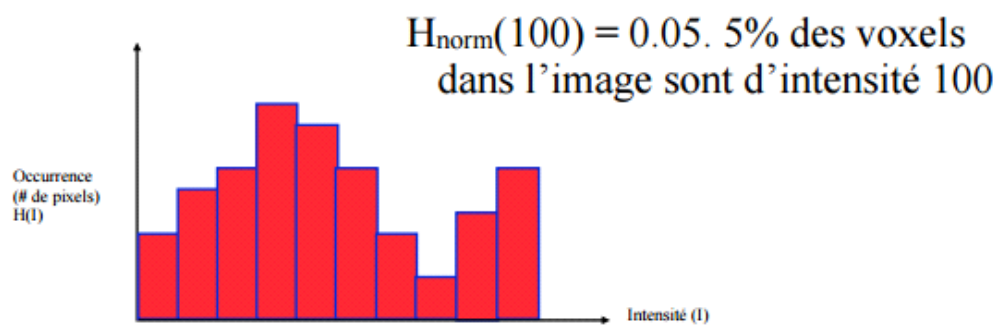


$C_{\text{Michelson}} \text{ égaux}$

$$C_{\text{rms}} = 0.006$$

$$C_{\text{rms}} = 0.018$$

## b. Histogramme



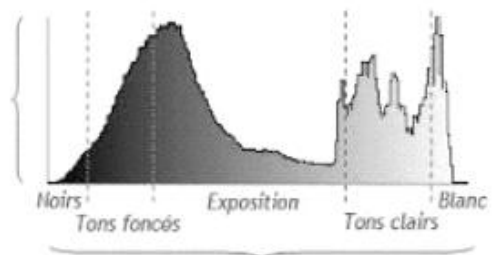
- $H(I)$  représente le # de pixels d'intensité  $I$

$$H_{\text{norm}}(I) = \frac{H(I)}{\sum_{k=I_{\min}}^{I_{\max}} H(k)}$$

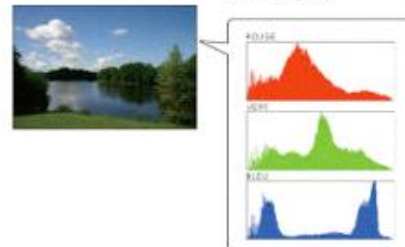
Sera utile pour le recalage plus tard



Nombre de pixels



Luminosité



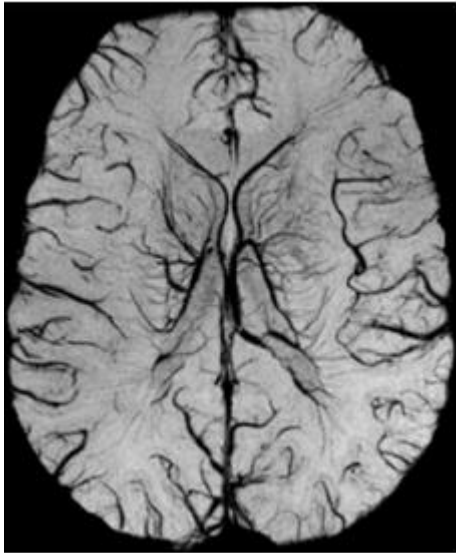
Première étape pour connaître le contenu d'une image.

- **Minimum et Maximum Intensity**

### Projections (mIP et MIP)

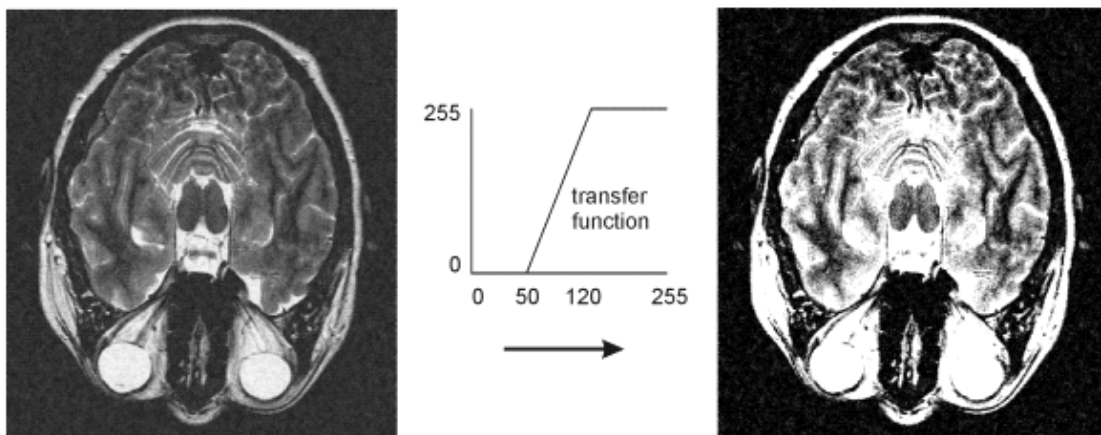
- On choisit d'abord un axe ('axial' := z, 'coronal' := y, 'sagittal' := x) et on calcule le min ou le max le long de cet axe pour tous les voxels
  - Donc, partant d'une image 3D, la mIP ou MIP est une image 2D
- mIP sur 13 mm en coupe axial.

Les veines noires ressortent par rapport aux tissus en blanc car elles sont minimales (en intensité) à travers les coupes



### c. Rehaussement de contraste

- Linéaire (Demo)
- À l'aide d'une fonction de transfert,  $g(f)$
- On se concentre sur les intensités dans la plage 50 à 120



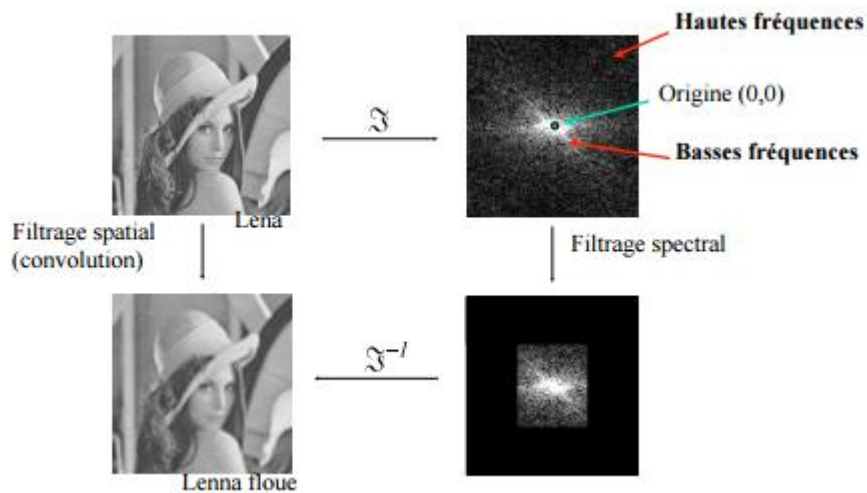
### d. Rehaussement avancé

Petit rappel

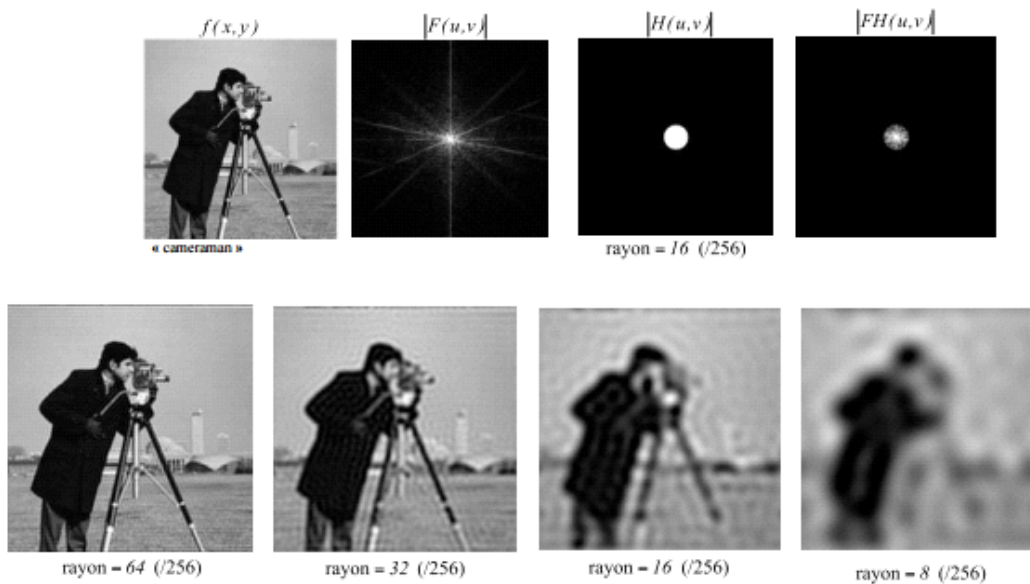
- Filtrage
- Opérateurs: gradient, Laplacien
- Convolution
- Tous ces filtres et opérateurs sont dans scikit-image, ou pour éviter les dépendances.

### e. Filtrer une image

Le filtrage d'une image est une opération ayant pour objet de réduire ou d'éliminer ou de rehausser certains éléments présents dans une image. De nombreux filtres peuvent s'opérer tant dans le domaine spatial que le domaine spectral. C'est le cas des filtres linéaires. Ces derniers sont directement liés à la théorie de la convolution.

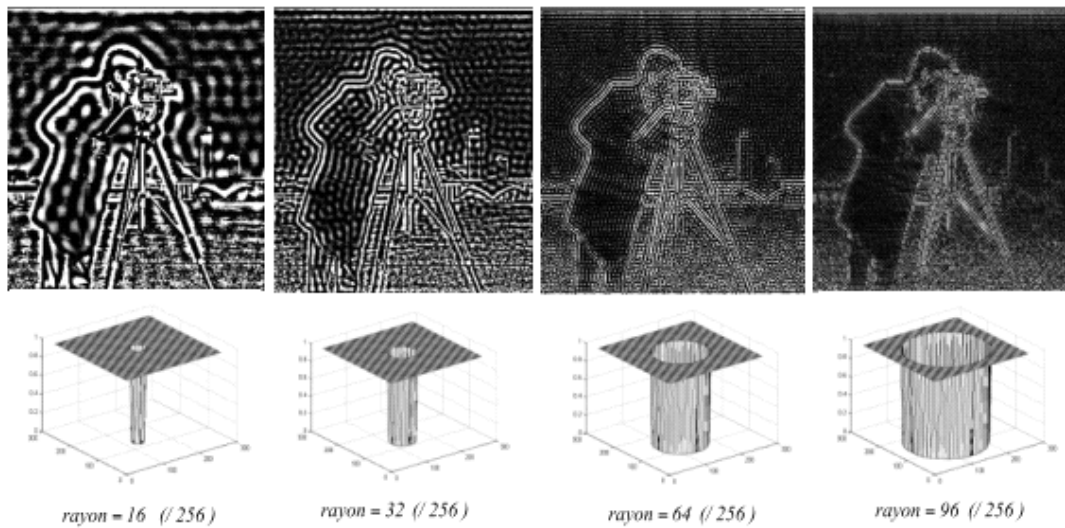


## Filtre passe-bas

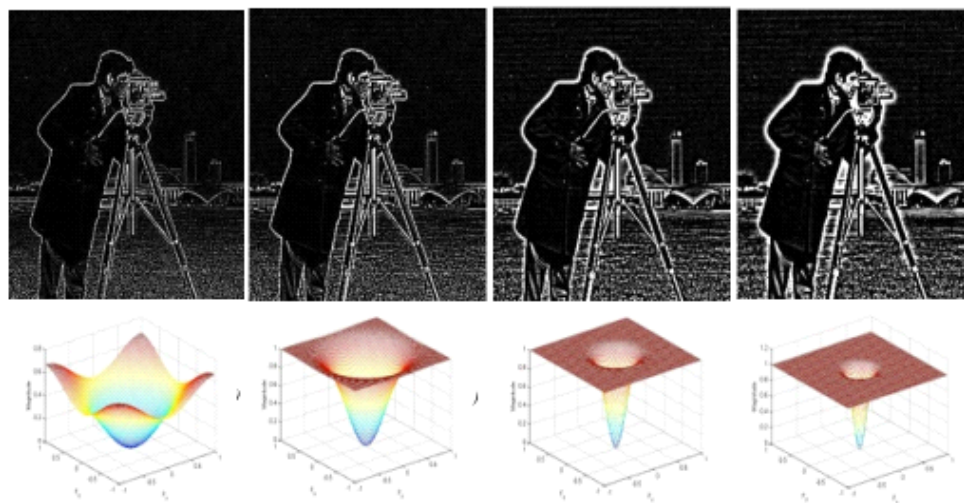




# Filtre passe-haut



# Filtre passe-haut

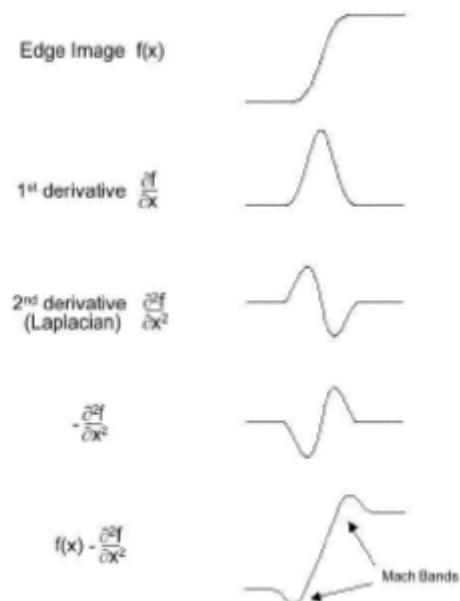


Gaussienne

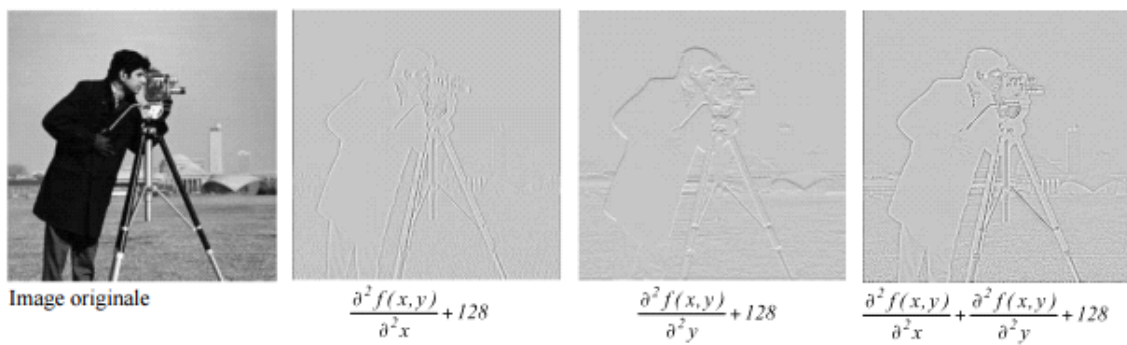
Filtres passe-haut

Rehaussement de contours

Soit  $f(x,y)$  une image d'entrée. L'objectif est de calculer une image dont les contours ont été rehaussés. Pour ce faire, on utilise fréquemment le filtre laplacien:

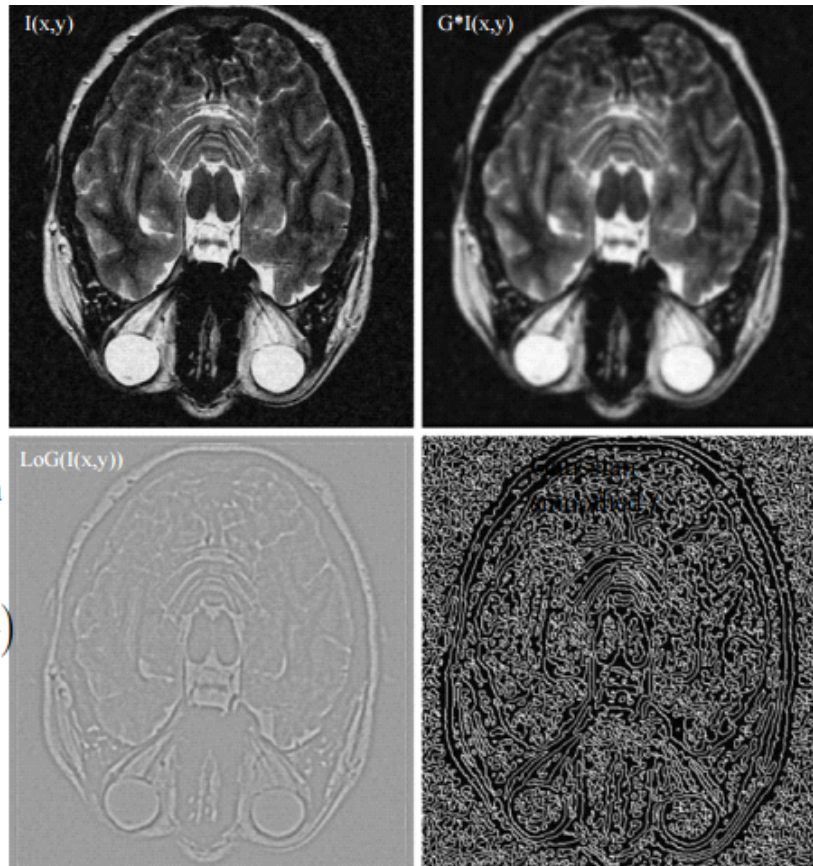


### Dérivée seconde et Laplacien



### Rehaussement de contours





Laplacian of Gaussian

$\text{LoG}(I(x,y)) =$

$$-\frac{1}{\pi\sigma^4} \left(1 - \frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right)$$

et passage par zéro  
(droite)

### Rehaussement de contours

$$\begin{aligned} f_r(x,y) &= f(x,y) - \text{Laplacien}(f(x,y)) \\ &= f(x,y) - \left( \frac{\partial^2 f(x,y)}{\partial^2 x} + \frac{\partial^2 f(x,y)}{\partial^2 y} \right) \\ &= f(x,y) * \delta(x,y) - f(x,y) * h_{\text{laplacien}}(x,y) \\ &= f(x,y) * \underbrace{(\delta(x,y) - h_{\text{laplacien}}(x,y))} \end{aligned}$$

$$\begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 5 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{pmatrix}$$

### 10. Bruit et débruitage

# Bruit

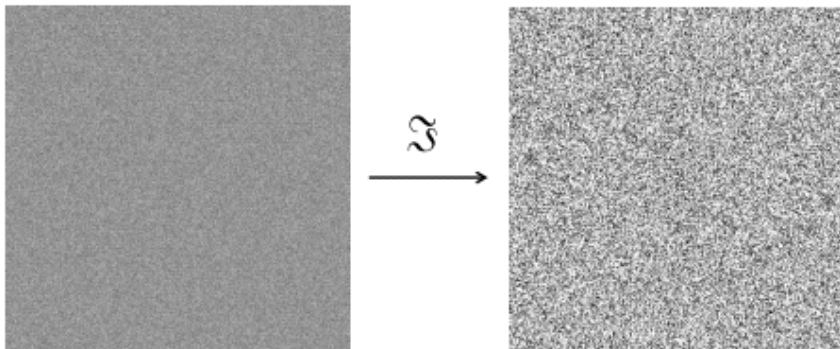
$$g = f * h + \eta$$



Bruit additif non corrélé

En général, le **bruit est blanc**, c-à-d que sa distribution fréquentielle est globalement uniforme

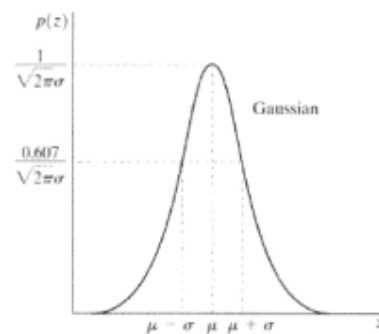
Bruit blanc ( $\eta$ )



Une variable de bruit «  $z$  » est considérée comme étant une **variable aléatoire** suivant une **densité de probabilité**

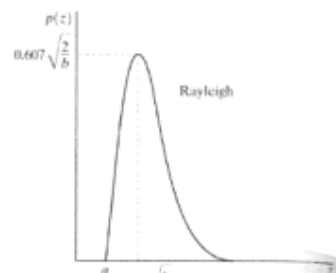
Bruit gaussien

$$p(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(z-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$



Bruit de Rayleigh  
ou appelé bruit  
Ricien

$$p(z) = \frac{2(z-a)}{b} e^{-\frac{(z-a)^2}{b}} \quad \forall z \geq a$$



## 10.1. Métriques de qualité

Une métrique de qualité est une fonction qui mesure la qualité visuelle d'une image. Ainsi plus une image est dégradée par du flou, du bruit ou des artefacts de compression (e.g. JPEG) plus la qualité sera faible.



## 10.2. Métriques de qualité les plus fréquentes en imagerie médicale

Erreur quadratique moyenne (mean square error)

$$MSE(f, g) = \frac{1}{nm} \sum_{i,j} (f(i, j) - g(i, j))^2$$

Ratio signal sur bruit (signal to noise ratio) en DB

$$\begin{aligned} SNR(f, g) &= 10 \log \frac{P_f}{P_{f-g}} \\ &= 10 \log \frac{\sum_y f(i, j)^2}{\sum_y (f(i, j) - g(i, j))^2} \\ &= 20 \log \frac{\sum_y f(i, j)}{\sum_y f(i, j) - g(i, j)} \end{aligned}$$

Une métrique beaucoup plus souvent utilisée est le PSNR en traitement d'image

Ratio signal sur bruit impulsionnel (Peak signal to noise ratio)

$$PSNR(f, g) = 10 \log \left( \frac{d^2}{MSE(f, g)} \right)$$

où d est la valeur maximale dans l'image

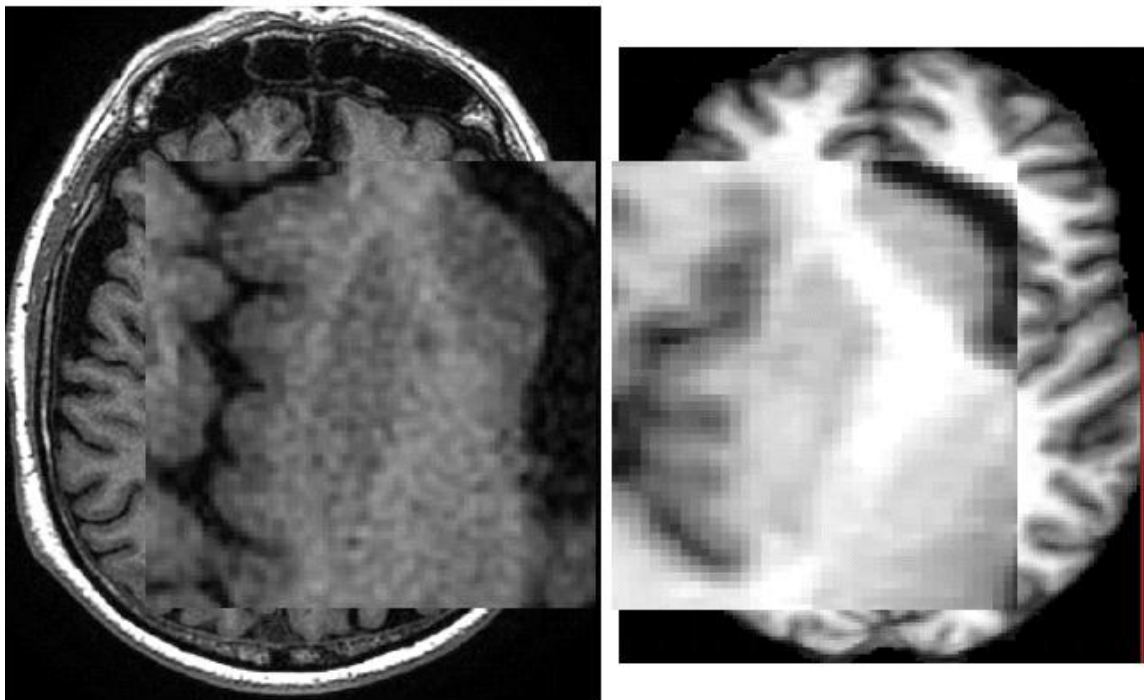
Le problème avec MSE, SNR et PSNR est qu'une légère modification d'une image, parfois

même imperceptible par l'œil humain, peut avoir un effet majeur sur ces métriques. Par consé-

quent, d'autres métriques ont été proposés. Une des plus utilisée est MSSIM.

## 11. Problème avec ces métriques “d'analyse d'image classique”

### Rapport signal à bruit (SNR)



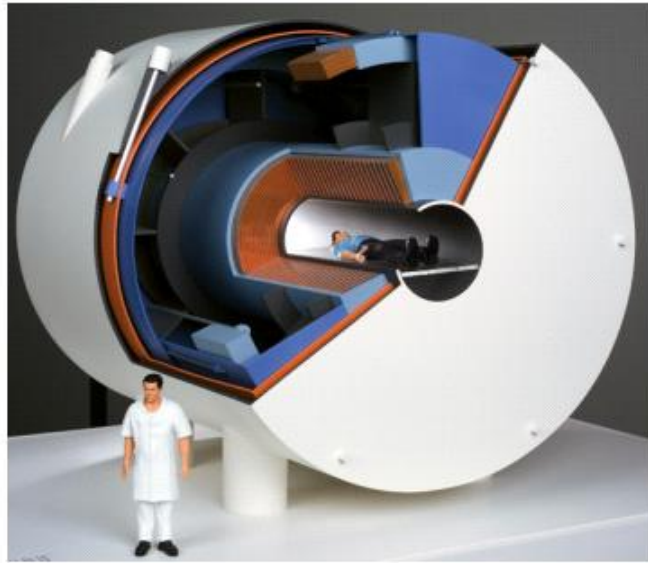
#### Exemple de SNR en T2

$$SNR \propto \frac{B_0 \exp(-T_E/T_2)(\Delta_x \Delta_y \Delta_z) \sqrt{N_x N_y} \sqrt{NEX}}{\sqrt{RBW} \sqrt{a_{\text{parallel}} g}}$$

- Si  $B_0$  augmente, SNR augmente
- Si  $T_E$  diminue, SNR augmente
- Si on moyenne plus (NEX), SNR augmente
- Si plus petit voxel, SNR diminue
- Si imagerie parallèle, SNR augmente

# Course au B0 et au TE

Neurospin  
CEA Saclay  
France



$$SNR \propto \frac{B_0 \exp(-T_E/T_2) (\Delta_x \Delta_y \Delta_z) \sqrt{N_x N_y} \sqrt{NEX}}{\sqrt{RBW} \sqrt{a_{\text{parallel}} g}}$$

Whole-body **11.74T/500MHz** magnet:

- cryostat: 4.6x4.7x4.7m<sup>3</sup>, 900mm internal diameter
- working temperature: 1.8K (liquid He)
- superconducting wire: 64t NbTi (182 km), > 1400 amp
- stored energy: 300 MJ
- overall weight: 153 tons

En pratique, on estime le SNR à partir de l'image

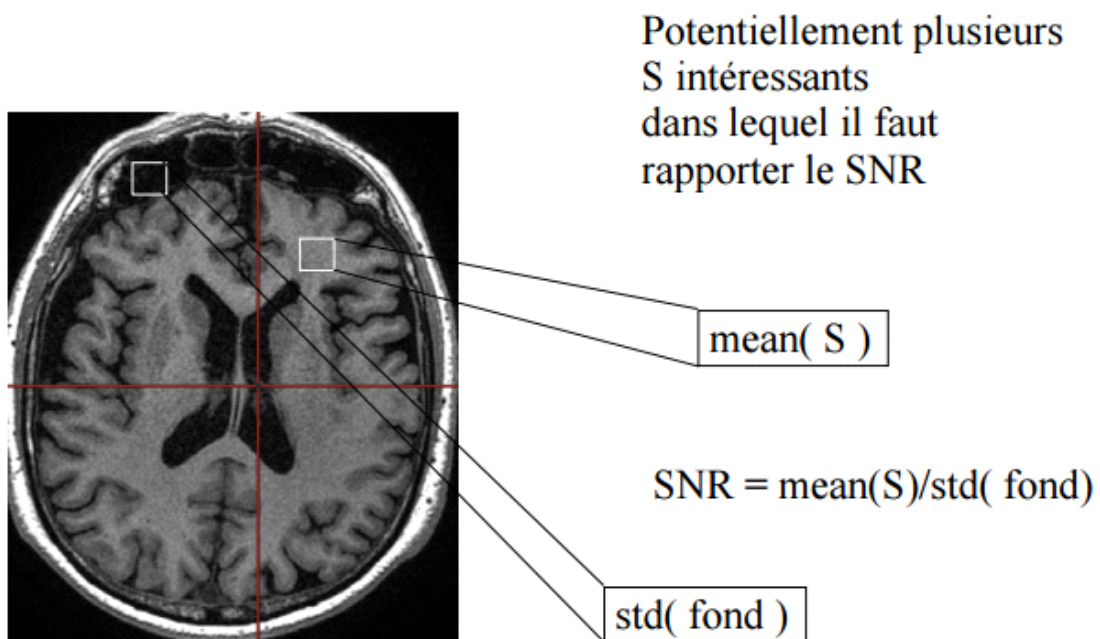
- Estimation de la moyenne du signal d'intérêt
- Estimation de l'écart type du bruit
- $SNR = \text{mean}(S) / \text{std}(\text{fond})$

–Si le bruit est supposé Gaussien

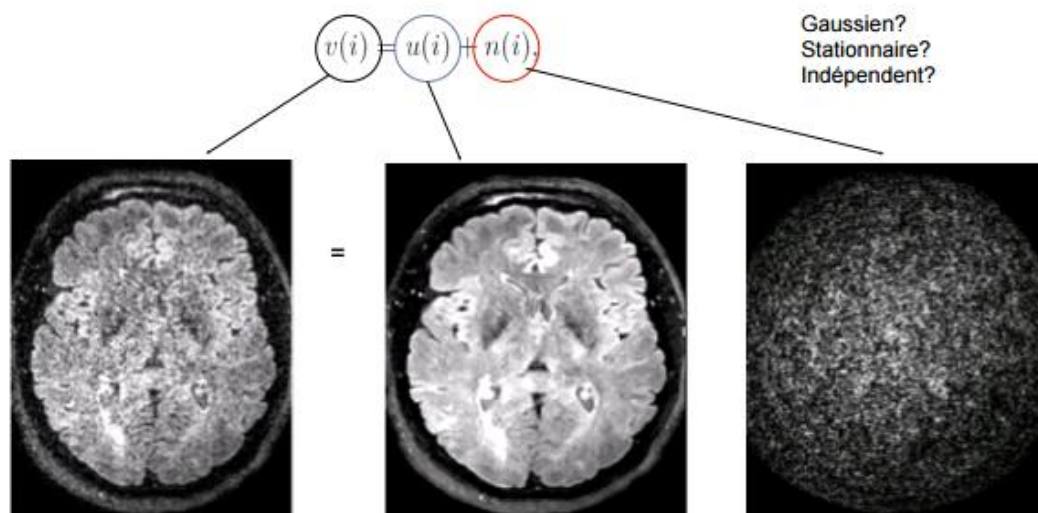
–Recherche active pour les autres types de bruit (Ricien, Chi-carré).



## Estimation du SNR



## Débruitage



Problème: *On ne connaît pas l'image sans bruit ni la nature du bruit exacte...*

### 12. Débruitage: hypothèse classique

- Les images sont constantes par morceaux

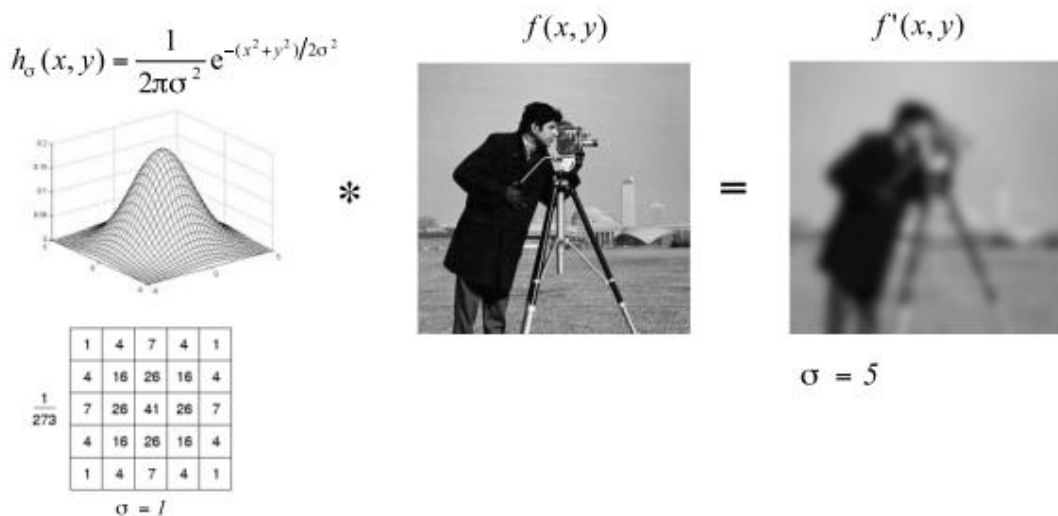
- Les voisinages de pixels/voxels sont largement corrélés
- Débruitage: “moyennage local de voxels”
- “moyennage” intelligent

### 12.1. Débruitage

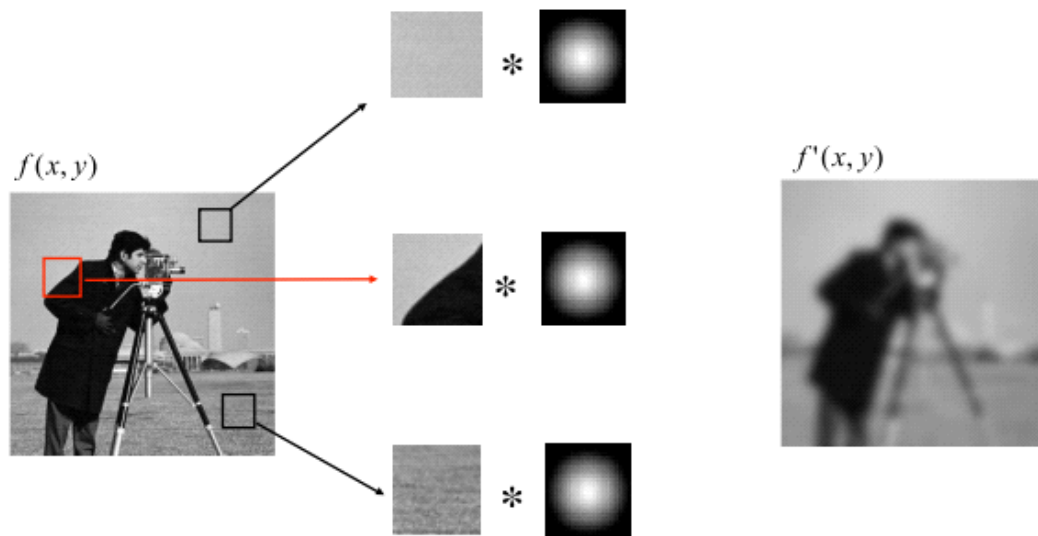
- Filtrage linéaire
  - Filtrage passe-bas
  - Convolution avec une Gaussienne
  - Diffusion linéaire
  - Problème:
- Lissage isotrope. Lisse les contours en enlevant du bruit.
  - Besoin d’un modèle de contour
- Filtrage non-linéaire
  - Filtrage le long des contours, pas à travers.
  - Préserve les contours
- Méthodes avancées
  - NL means
  - Block matching

### 12.2. Filtrage Gaussien (isotrope)

Comme nous l’avons vu, le filtre gaussien est excellent pour réduire le bruit dans une image. Toutefois, il a pour inconvénient de dénaturer les contours.

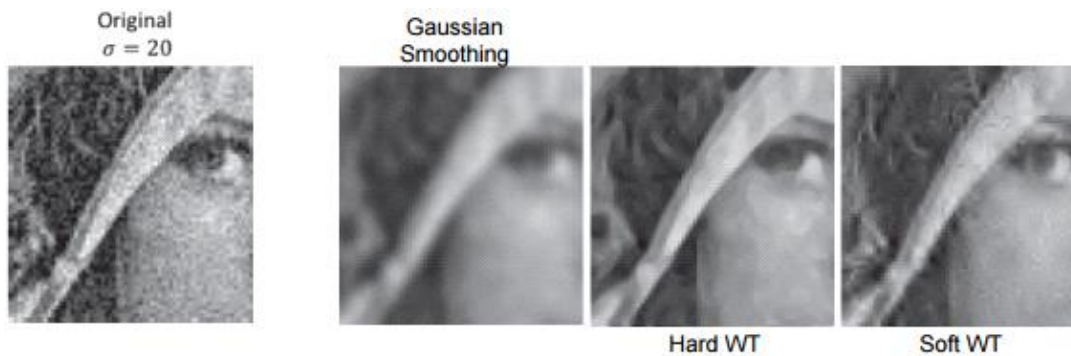


# Filtrage isotrope



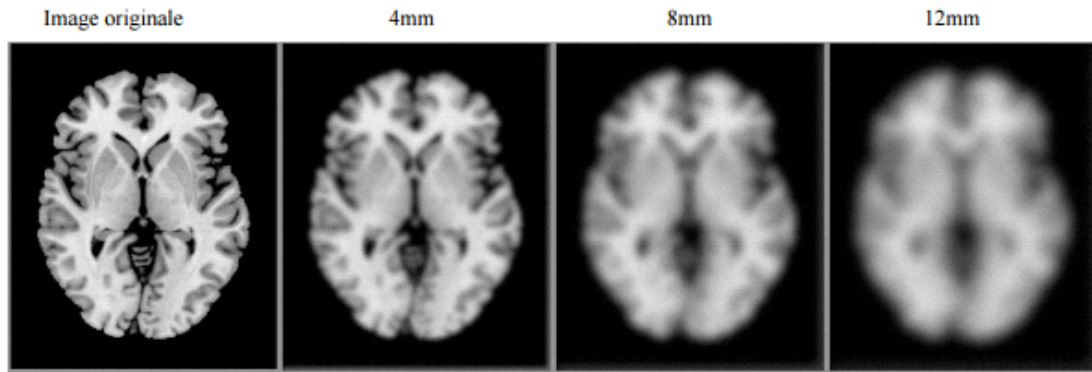
Étant un filtre linéaire, le filtre gaussien est partout le même. Équivalent à une équation de diffusion isotrope. Aussi, avec le thm de convolution, équivalence dans Fourier.

- Coupe les hautes fréquences de Fourier
- On peut faire mieux avec les ondelettes et la Fast Wavelet Transform (FWT)





# Diffusion isotrope / linéaire



## 12.3. Diffusion linéaire

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \frac{\partial^2 u}{\partial^2 x}$$

L'équation est souvent appelée l'équation de la diffusion de la chaleur  
En 2D, cette équation prend la forme

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \text{div}(g \nabla u)$$

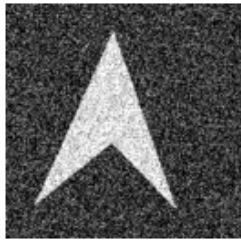
où  $g$  est un terme de « diffusivité », généralement positif.

En traitement d'images, la fonction  $u(x,y,t)$  peut se comprendre comme une image qui évolue dans le temps. C'est-à-dire une fonction dont les niveaux de gris représentent des concentrations locales qui se « diffusent » dans le temps et à travers l'image. En posant comme condition initiale:

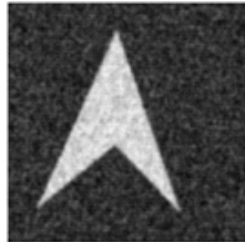
$$u(x,y,t=0) = f(x,y)$$

on peut voir  $u(x,y,t)$  comme une version filtrée de  $f(x,y)$ . Le filtrage s'opère en vertu des propriétés de la diffusion.

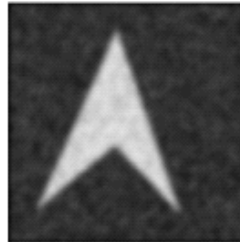
# Diffusion linéaire



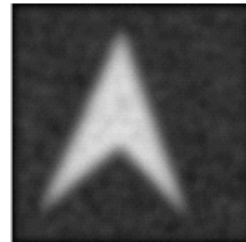
$u(x, y, t = 0) = f(x, y)$



$u(x, y, t = 1)$



$u(x, y, t = 20)$



$u(x, y, t = 100)$

Plusieurs méthodes numériques pour l'implémentation.  
Dérivées finies ou convolution avec un filtre Gaussien.  
On en reparlera dans un contexte de segmentation.

## 12.4. Diffusion : linéaire et non-linéaire

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \text{div}(g \nabla u)$$

Avec la diffusion, il est possible de filtrer l'image tout en préservant les discontinuités (contours). Pour y arriver, il nous faut réduire la diffusion près des contours, c-à-d là où le gradient est élevé

$$|\nabla u| = \sqrt{u_x^2 + u_y^2}$$

Il faut donc une « diffusivité »  $g$  qui diminue aux endroits où le gradient est élevé. Plusieurs fonctions ont été proposées, mentionnons-en trois

$$g(|\nabla u|) = \frac{I}{\sqrt{I + \frac{|\nabla u|^2}{\lambda^2}}} \quad (\text{Charbonnier})$$

$$g(|\nabla u|) = \frac{I}{I + \frac{|\nabla u|^2}{\lambda^2}} \quad (\text{Perona-Malik})$$

$$g(|\nabla u|) = e^{-|\nabla u|^2 / 2\lambda^2}$$

Il est possible de résoudre l'équation de la diffusion (c-à-d trouver le contenu de l'image  $u$  au temps  $t$ ) de façon numérique.

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \text{div}(g \nabla u) = \text{div} \left( g \begin{pmatrix} \partial u / \partial x \\ \partial u / \partial y \end{pmatrix} \right) = \text{div} \left( \begin{pmatrix} g \partial u / \partial x \\ g \partial u / \partial y \end{pmatrix} \right) = \partial_x \left( g \frac{\partial u}{\partial x} \right) + \partial_y \left( g \frac{\partial u}{\partial y} \right)$$

Étant donnée la formule de la dérivée partielle introduite précédemment, on peut dire que

$$\frac{\partial u}{\partial x} \approx u_{i+1/2j}^t - u_{i-1/2j}^t$$

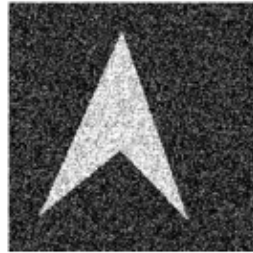
$$\frac{\partial u}{\partial t} \approx \frac{u_{ij}^{t+\tau} - u_{ij}^t}{\tau} \quad \text{où } \tau \text{ est le "time step" et } u_{ij}^t = u(i, j, t)$$

# Diffusion **non-linéaire** - filtrage anisotrope

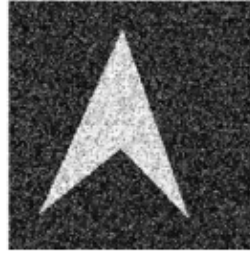
Résultats avec la diffusivité de Perona-Malik  $\tau = 0.25, \lambda = 5$



$u(x, y, t = 0) = f(x, y)$



$u(x, y, t = 1)$



$u(x, y, t = 100)$



$u(x, y, t = 200)$



$u(x, y, t = 500)$



$u(x, y, t = 750)$



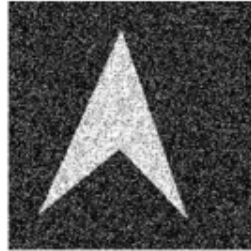
$u(x, y, t = 1000)$

## Diffusion : linéaire et **non-linéaire**

Résultats avec la diffusivité de Perona-Malik  $\tau = 0.25, 1000$  itérations



$u(x, y, t = 0) = f(x, y)$



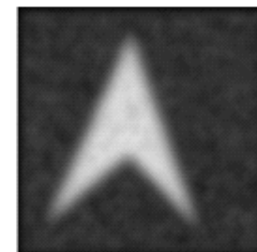
$\lambda = 1$



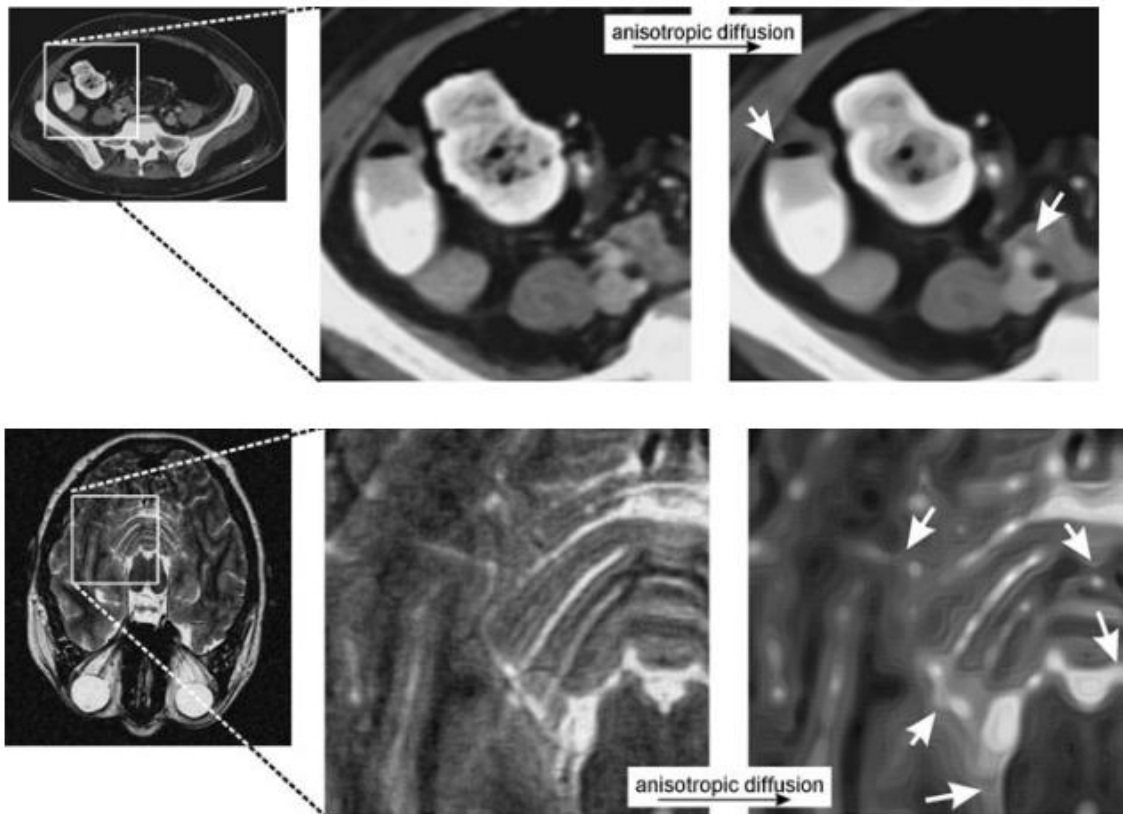
$\lambda = 3$



$\lambda = 5$



Diffusion linéaire



L'inconvénient avec les approches basées sur la diffusion est leur lenteur. Il existe toutefois des moyens pour accélérer les calculs:

- (1) Implémentation sur architecture parallèle (comme les GPUs par exemple)
- (2) Utiliser un optimiseur implicite (Jacobi, Gauss-Seidel, SOR)
- (3) Approche multirésolution

### 13. Quelques autres filtres

#### 13.1. Filtre non-linéaire : filtre médian

Utile pour contrer le bruit poivre et sel (aussi appelé bruit impulsionnel - speckle noise en anglais)

$$g(x, y) = \text{médiane}_{\eta_{x,y}} \{ f(x, y) \}$$

$\eta_{x,y}$  est un voisinage centré sur  $(x, y)$

Exemples:

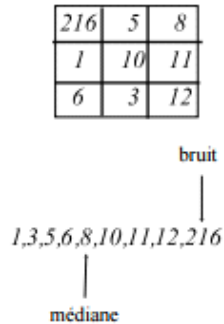


Image bruitée



Gauss,  $\sigma = 1$



Gauss,  $\sigma = 2$



Mediane (3x3)

### • Filtre médian

- Marche bien avec des contours droits
- Marche bien lorsque que sauts/discontinuités forts
- Limitations:
  - Pour les images constantes par morceau
  - Choix du voisinage

#### 13.1.1. Programme exécuté : ‘l’instruction utilisée « **medfilt2** »

##### **medfilt2**

le filtrage médian 2-D

##### **Syntaxe**

$B = \text{medfilt2}(A, [m \ n])$

$B = \text{medfilt2}(A)$

$B = \text{medfilt2}(A, \text{'indexé'}, \dots)$

$B = \text{medfilt2}(\dots, \text{padopt})$

##### **La description**

filtrage médian est une opération non linéaire souvent utilisé dans le traitement de l'image pour réduire "sel et poivre" bruit. Un filtre médian est plus efficace que convolution lorsque l'objectif est de réduire simultanément le bruit et

préserver les bords.

$B = \text{medfilt2}(A, [M \ n])$  effectue un filtrage médian de la matrice  $A$  en deux dimensions. Chaque pixel de sortie contient la valeur médiane dans le voisinage  $m$  par  $n$  autour du pixel correspondant dans l'image d'entrée. `medfilt2` Tampons l'image avec 0s sur les bords, de sorte que les valeurs médianes pour les points à l'intérieur  $[m \ n] / 2$  des bords peut apparaître déformé.

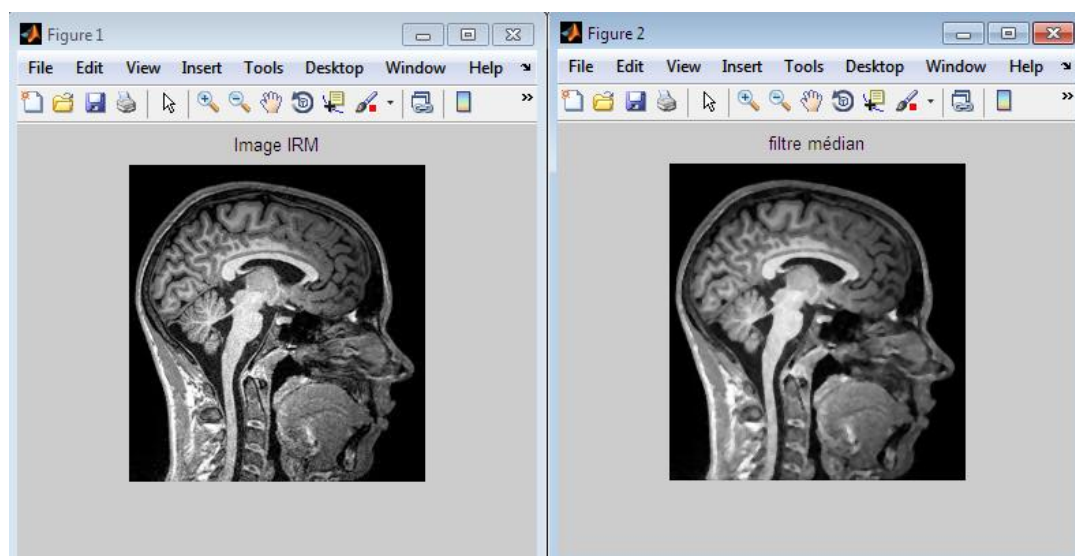
$B = \text{medfilt2}(A)$  effectue un filtrage médian de la matrice  $A$  l'aide de la valeur par défaut quartier 3-en-3.

$B = \text{medfilt2}(A, \text{'indexé'}, \dots)$  traite  $A$  comme une image indexée, padding avec 0s si la classe  $A$  est uint8 ou 1s si la classe  $A$  est double.

$B = \text{medfilt2}(\dots, \text{padopt})$  contrôle la façon dont les limites de la matrice sont rembourrées. `padopt` peut être «zéros» (par défaut), «symétrique», ou «indexés». Si `padopt` est 'symétrique',  $A$  est symétriquement étendue aux frontières. Si `padopt` est «indexé»,  $A$  est rembourrée avec ceux si elle est le double; sinon elle est complétée par des zéros.

```
1 - I=imread('images.jpg');
2 - imshow(I);
3 - title('Image IRM');
4 - %%filter médian
5 - for(i=1:3)
6 -     I2(:,:,i)=medfilt2(I(:,:,i), [3,3]);
7 - end
8 - figure
9 - imshow(I2);
10 - title('filtre médian');
```

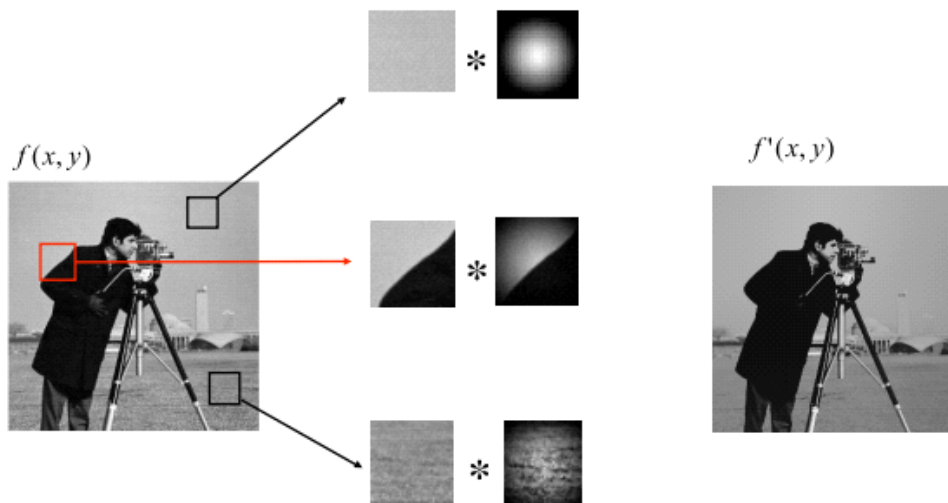
### 13.1.2. résultat du filtrage :



## 13.2. Filtrage bilatéral



# Filtrage bilatéral




Avec l'approche bilatérale, la **forme du filtre dépend du contenu de l'image**

- Lissage non-uniforme
- S'adapte en fonction de l'information locale de l'image
  - Lisse où c'est possible
  - Préserve détails fins quand il le faut




# Filtrage bilatéral

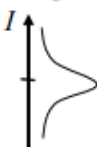
## Filtrage gaussien classique :

$$\underbrace{(f * h)}_{\text{Convolution}}(x, y) = \underbrace{f'(x, y)}_{\text{Niveau de gris résultant}} = \underbrace{\sum_s \sum_t}_{\substack{\text{Somme sur} \\ \text{les voisins} \\ \text{du pixel (x,y)}}} \underbrace{f(x-s, y-t)}_{\substack{\text{Niveau de gris} \\ \text{du pixel (x,y)}}} \underbrace{h_\sigma(s, t)}_{\substack{\text{Filtre} \\ \text{Gaussien}}}$$


## Filtrage bilatéral :

$$f'(x, y) = \underbrace{\frac{1}{W}}_{\substack{\text{Terme de} \\ \text{normalisation}}} \underbrace{\sum_s \sum_t}_{\substack{\text{Taille du voisinage} \\ \text{On ne crée pas d'information}}} f(x-s, y-t) \underbrace{h_{\sigma_S}(s, t)}_{\substack{\text{Filtre spatial} \\ \text{Gaussien}}} \underbrace{h_{\sigma_R}(f_{s,t})}_{\substack{\text{Filtre range} \\ \text{Gaussien}}}$$


Taille du noyau Gaussien



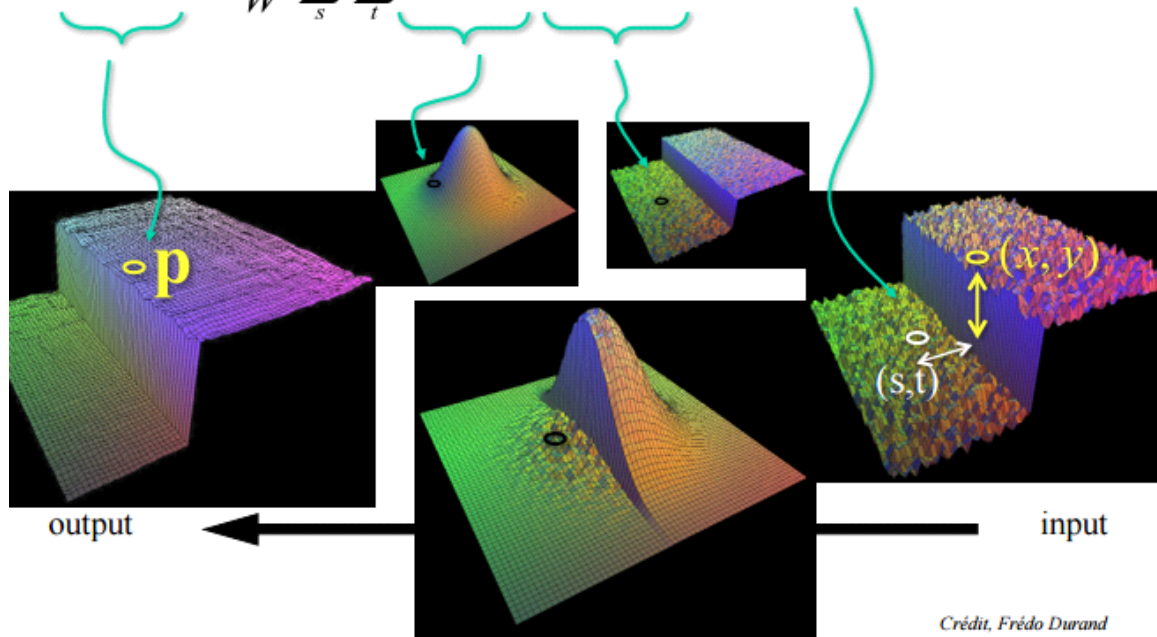
# Filtrage bilatéral

$$h_{\sigma_S}(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma^2}$$

$$h_{\sigma_R}(f_{s,t}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_R} e^{-(f_{s,t}-f_{x,y})^2/2\sigma_R^2}$$

## Filtrage bilatéral

$$f'(x, y) = \frac{1}{W} \sum_s \sum_t \underbrace{h_{\sigma_S}(s, t)}_{\text{spatial}} \underbrace{h_{\sigma_R}(f_{s,t})}_{\text{range}} \underbrace{f(x-s, y-t)}_{\text{input}}$$



*Crédit, Frédo Durand*

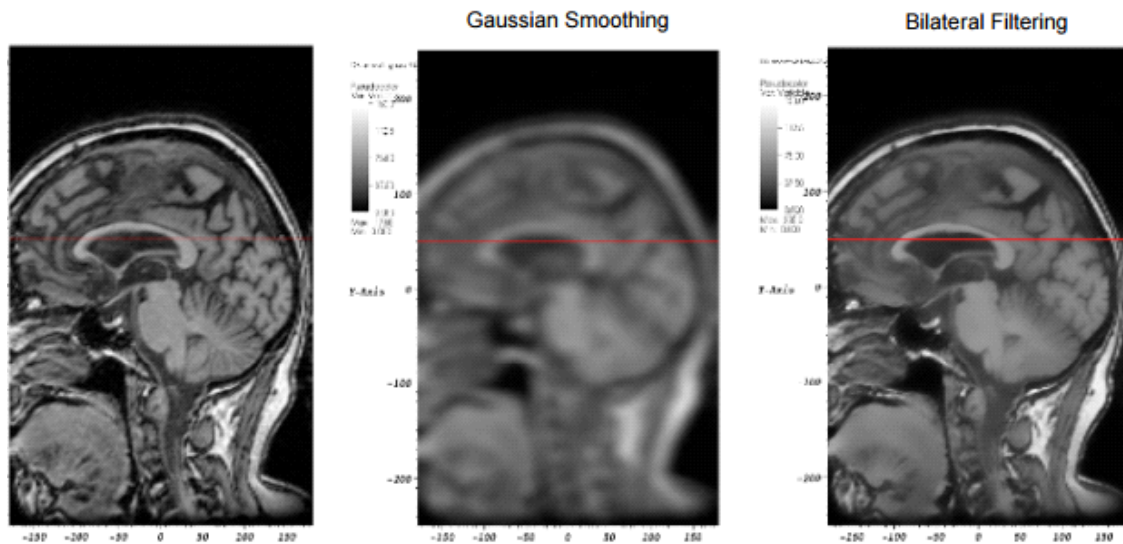
### Filtrage bilatéral

Note 1 : le filtrage bilatéral fonctionne mal en présence d'images fortement bruitées.

Note 2 : en présence d'images fortement bruitées, on peut rendre ce filtre itératif.

# Filtrage bilatéral

- Mieux que le Gaussien mais lisse quand même trop les contours



Note 3 : une implémentation directe du filtrage bilatéral est très coûteuse en temps de calcul. Pour en réduire les délais, il faut approximer les calculs.

De plus, un filtre bilatéral n'étant PAS linéaire, il ne peut pas s'effectuer via une transformée de Fourier.