

Une description multi-échelles de la structure des images de différence Tomographie par Emission de Positons

Multiscale Structure Description of Positron Emission Tomography Difference Images

par Olivier COULON^{*,**}, Isabelle BLOCH^{*}, Vincent FROUIN^{**}, Jean François MANGIN^{**}, Pascal BELIN^{**}

^{*} Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications, Département Images,
46 rue Barrault, 75634 Paris Cedex 13, France

^{**} Service Hospitalier Frédéric Joliot, Commissariat à l'Energie Atomique,
91401 Orsay Cedex, France

résumé et mots clés

Nous présentons ici une méthode d'analyse d'images de différence issues de la Tomographie par Emission de Positons (TEP) qui repose sur une description explicite de la structure de ces images. Les images TEP permettent, par l'intermédiaire du débit sanguin cérébral, de rendre compte de l'état fonctionnel du cerveau. En utilisant la différence entre deux images d'un même sujet, on essaye de déterminer les différences d'activité cérébrale entre deux états. Ces différences sont supposées être spécifiques d'une tâche isolée par la différence entre les deux états, et nous les appellerons « activations fonctionnelles ». L'objectif est donc de caractériser les activations fonctionnelles dans ces images de différence, tout en préservant l'information individuelle propre au sujet, ce qui n'est pas le cas des méthodes statistiques classiques, qui s'intéressent surtout à l'information moyenne sur l'ensemble des sujets. Un espace d'échelles (« scale-space ») linéaire tri-dimensionnel est d'abord construit à partir de l'image de différence originale, puis des objets sont extraits à chaque niveau d'échelle de manière entièrement automatique. Ces objets sont ensuite liés dans les échelles pour former d'autres objets dans le scale-space. Des mesures sont alors définies et associées à chacun d'eux, afin de caractériser les activations fonctionnelles. Une étude sur la pertinence des objets définis et l'utilisation possible des mesures associées est présentée.

Imagerie TEP, Détection d'activations fonctionnelles cérébrales, multi-échelles, scale-space linéaire, primal sketch.

abstract and key words

A method is presented here which aims at analyzing Positron Emission Tomography difference images. This method is based on a explicit description of the structure of the images. Positron Emission Tomography images are used to investigate the functional organisation of the brain, looking at the cerebral blood flow. The differences between two images from the same subject lead to the changes of activity between two particular states. These differences, called "functional activations", are supposed to be specific of a particular task. The aim is then to detect functional activations while preserving individual information, unlike classical statistical methods which look mainly for the average information across several subjects. We then build a 3-dimensional linear scale-space from the original image. Objects are extracted at each level of scale in a fully-automatic way. Then they are linked across the scales to get multi-scale objects in the scale-space. A vector of measures is associated to each of these multi-scale objects in order to characterize functional activations. We present a short study to determine the relevancy of these measures and the way they can be used.

PET imaging, Functional cerebral activation detection, linear scale-space, primal sketch.

1. introduction

Les récents progrès de l'imagerie fonctionnelle (en termes de résolution spatiale ou temporelle, mais aussi en ce qui concerne les techniques d'acquisition) nous permettent maintenant d'accéder aux informations cérébrales fonctionnelles avec plusieurs modalités. Avec la Tomographie par Emissions de Positons (TEP) ou avec l'Imagerie fonctionnelle par Résonance Magnétique (IRMf), on peut étudier la corrélation entre anatomie et fonction. Dans ce cadre, l'objectif est souvent de détecter les zones du cerveau qui sont activées par une tâche donnée, stimulus ou action. Nous appellerons ces zones activées « activations fonctionnelles ».

La détection d'activations fonctionnelles pose un certain nombre de problèmes : d'une part il est difficile de définir exactement ce que l'on cherche. Comment définir une activation fonctionnelle? On peut décider de chercher un lieu focal d'activation, mais également une zone plus large impliquée toute entière dans le processus lié à l'activation. De plus, l'imagerie TEP ne nous permet que de détecter des augmentations de flux sanguin. Le rapport entre ces augmentations et l'activité neuronale proprement dite est encore très mal connu. D'autre part, la nature même des images à traiter, très bruitée, rend la détection extrêmement difficile.

Dans ce contexte, les méthodes utilisées actuellement sont essentiellement statistiques, ce qui implique un certain nombre de limites, dont une mauvaise localisation et une certaine difficulté à réaliser des études individuelles. Le problème majeur vient de la grande variabilité anatomo-fonctionnelle : la même tâche chez deux individus peut-être traitée de manière différente et à des endroits différents sur le cortex. Ce problème n'est pas pris en compte par les méthodes statistiques, et il devient alors nécessaire de disposer d'un moyen d'analyse qui tienne compte de cette variabilité tout en assurant une détection fiable.

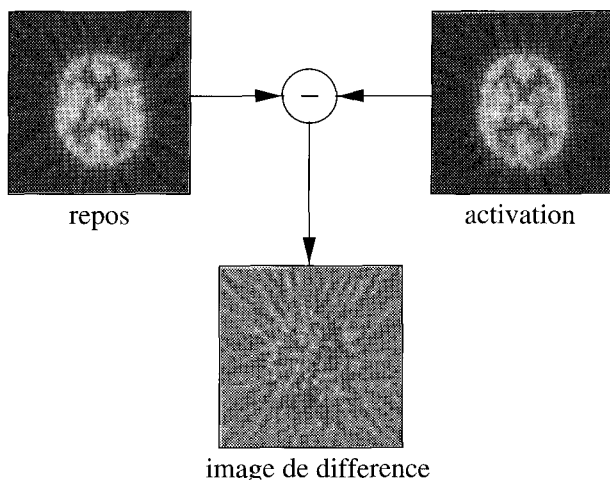


Figure 1. – Un exemple d'image de différence.

Nous présentons donc dans cet article une méthode d'analyse multi-échelles d'images individuelles de différence TEP. La section 2 présente la problématique et nos motivations pour une méthode individuelle. Dans la section 3 la méthode est présentée, de la théorie générale du « scale-space » linéaire à la mise en oeuvre tridimensionnelle. Puis nous présentons la structure extraite de l'image sur laquelle repose notre procédé, directement dérivé de la *scale-space primal sketch* proposé par Lindeberg [1]. Enfin la section 4 présente les expériences effectuées et les résultats obtenus.

2. TEP et activations fonctionnelles

2.1. les images de différence TEP

Les images TEP permettent de visualiser le débit sanguin cérébral régional (DSCr), et du fait de la supposée corrélation entre ce flux sanguin et l'activité neuronale, elles sont utilisées pour détecter les régions activées du cerveau. L'hypothèse de corrélation a été formulée par Roy et Sherrington [2] et prévaut encore, alors que le mécanisme de couplage n'est pas encore connu et que la validité de l'hypothèse n'est pas complètement vérifiée [3]. On trouvera dans [4] (p. 274) une brève revue de ce sujet.

Un protocole classique d'étude fonctionnelle à l'aide d'une technique d'imagerie telle que la TEP s'effectue sur un ensemble de sujets, par exemple une dizaine. Pour chaque sujet, un certain nombre de « conditions » sont définies. Chaque condition correspond à une tâche particulière : exercice moteur ou cognitif, stimulus sensori-moteur. Pour chaque condition une ou plusieurs images sont acquises (typiquement on acquiert 12 images par sujet, recalées entre elles [5]). La définition des conditions doit être telle que la différence entre deux conditions permette d'isoler une tâche à étudier. Le cas le plus simple consiste à définir une condition dite « de repos », pour laquelle le sujet n'a aucune action ou stimulus, et une condition ne contenant que la tâche à étudier.

L'objectif est alors de détecter des augmentations locales de débit sanguin entre deux conditions. On peut utiliser pour cela des *images de différence* (figure 1), résultant de la soustraction des images correspondant à chacune des conditions.

Nous utilisons ces images de différence bien qu'elles posent un certain nombre de problèmes. La notion de « repos », par exemple, n'existe pas d'un point de vue fonctionnel. De plus, avec ce genre d'images on fait une hypothèse assez forte selon laquelle l'image spécifique de la tâche est la même que l'image de repos, plus la composante spécifique de la tâche. Cette hypothèse est évidemment fautive mais s'est avérée suffisante pour beaucoup d'études. Cela est dû en partie à l'utilisation de méthodes statistiques [6, 7, 8, 9] qui utilisent un grand nombre d'images, ce qui

renforce l'hypothèse mais pose d'autres problèmes, détaillés dans la section suivante.

De même, des modèles ont été proposés pour simuler les images de différence, mais là encore le problème se pose : on ne peut représenter ces images par du bruit plus un certain nombre de zones activées. En fait ces images sont composées de bruit provenant de l'acquisition et de la reconstruction, de zones d'« activation », i.e. intéressantes vis-à-vis de ce que l'on veut étudier, et d'un paysage (en termes de niveaux de gris) structuré que nous appellerons « bruit cognitif ». Ce bruit cognitif représente toutes les différences entre les deux conditions qui ne sont pas directement liées au sujet de l'étude. Ces différences correspondent à des « activations » de certaines zones, ou à des variations globales de débit sanguin entre les deux conditions, mais ne présentent pas forcément d'intérêt dans le cadre du protocole.

C'est pourquoi nous pensons qu'il est préférable d'aborder le problème de la détection comme une description globale des différences, en termes de structure, entre deux conditions, le processus de détection étant régi par une interprétation plus « haut niveau » de ces différences.

2.2. une détection individuelle

Les images étant très bruitées, et le signal étant souvent d'amplitude très proche de celle du bruit, les méthodes statistiques se sont imposées dans le domaine de la détection d'activation, en particulier les « cartes statistiques paramétrées » (SPM, [6]). L'objectif général de ces méthodes est, à partir d'un ensemble d'images, d'associer à chaque pixel une valeur de « significativité » au sens du paradigme étudié. Cette significativité représente le taux statistique d'augmentation d'intensité entre les deux conditions étudiées. Ces méthodes posent un certain nombre de problèmes, en particulier :

- Le moyennage de plusieurs images issues d'individus différents, nécessaire pour augmenter le rapport signal sur bruit, implique une mauvaise localisation anatomique, d'autant plus qu'il est associé le plus souvent à un fort lissage pour assurer un recouvrement correct des zones d'activation communes. De plus, ce moyennage suppose un recalage inter-individus vers une image de référence ou un référentiel commun, le plus souvent l'atlas de Talairach, ce qui d'une part implique des erreurs et d'autre part n'est pas toujours rigoureusement possible puisque les structures cérébrales peuvent être très variables d'un individu à un autre.
- Le caractère invasif de la méthode (injection d'un marqueur radioactif) limite le nombre d'images qu'il est possible d'acquérir pour un même sujet (typiquement 12). Cela limite alors les possibilités d'études statistiques individuelles.

De ce fait, il est difficile de surmonter les problèmes posés par la variabilité anatomo-fonctionnelle avec ce genre de méthodes, l'information individuelle étant perdue dès le début des traitements.

Cela est une des motivations pour une technique de détection individuelle, ou du moins qui préserve les informations individuelles pour l'analyse des images. D'autre part, outre le fait que la variabilité anatomo-fonctionnelle limite les possibilités des méthodes statistiques, cette variabilité devient elle-même un sujet d'étude [10].

2.3. multi-filtrage et multi-échelles

L'intérêt d'une recherche à plusieurs niveaux de lissages (ou d'échelles) est maintenant admis dans le domaine de la détection d'activations [11, 12, 13]. Introduite par Poline pour sa méthode de détection individuelle, cette idée a d'abord pour objectif de résoudre le choix du filtre à appliquer aux images. Il est en effet montré que pour une activation donnée il existe un degré de lissage pour lequel cette activation donne la meilleure réponse, par exemple en termes de rapport signal sur bruit. Ce lissage n'est pas le même pour toutes les structures d'intérêt dans l'image, il est donc pertinent d'étudier l'image et ses structures à plusieurs niveaux de lissage. En revanche les méthodes qui utilisent un multi-filtrage ne s'intéressent que peu au comportement de l'image lorsque le degré de lissage augmente (i.e. à travers les échelles). Or il a déjà été montré que ce comportement permet d'établir une description robuste de la structure de l'image [14, 15].

La méthode proposée ici est dérivée de celle proposée par Lindenberg : la *scale-space primal sketch* [1]. Cette méthode présente plusieurs avantages pour nous : l'approche multi-échelles permet d'extraire des informations qui ne sont pas présentes de manière explicite dans l'image originale. De plus, cette méthode en particulier repose entièrement sur des structures dont l'extraction est automatique et dont la définition ne nécessite pas la présence de bords ou d'objets contrastés, ce qui est fondamental dans notre cas. Nous montrons comment cette méthode s'applique dans notre cadre et les modifications que nous avons apportées.

3. le scale-space linéaire : théorie et implantation

3.1. le cas continu

Introduit par Witkin [16] pour les signaux mono-dimensionnels, puis par Koenderink pour les images [17], la représentation en scale-space d'une image f repose sur la construction d'une famille d'images à un paramètre à partir de f , et dans lesquelles les détails sont progressivement supprimés. A partir d'une axiomatique assez contraignante (causalité, homogénéité, isotropie), on montre

Structure des images de différence TEP

qu'alors la famille $L(., t)$ ainsi construite doit vérifier une équation aux dérivées partielles particulière : l'équation de la chaleur,

$$\frac{\partial L}{\partial t} = \frac{1}{2} \Delta L, \quad (1)$$

avec l'image originale comme condition initiale : $f(., t) = L(., 0)$. Le paramètre t est appelé *échelle* et représente le degré de lissage. On montre d'ailleurs qu'il y a une stricte équivalence entre le fait que L vérifie cette équation et le fait qu'on puisse la construire par convolution avec des gaussiennes de variance t à partir de l'image originale. Le noyau gaussien est d'ailleurs le seul à permettre la construction d'un scale-space linéaire. On trouvera une démonstration de cette unicité dans [18] ou avec plus de détails dans [19].

3.2. le cas discret

Si l'on veut respecter l'axiomatique stricte du scale-space linéaire, le cas discret devient problématique. En particulier, la causalité n'est par exemple pas garantie lorsqu'on utilise un noyau gaussien échantillonné. En se plaçant dans un cadre discret, Lindeberg [20] repart de l'axiomatique et suppose que la représentation scale-space peut-être construite par convolution avec une famille de noyaux T :

$$L(x, t) = \sum_{\xi \in \mathbb{N}^N} T(\xi, t) L_0(x - \xi), \quad (2)$$

où N représente la dimension de l'image. Il caractérise alors les noyaux permettant de conserver l'axiomatique et montre finalement qu'une famille de signaux discrets L à un paramètre est une représentation scale-space si et seulement si elle vérifie l'équation différentielle semi-discrète (discrète dans le domaine spatial mais continue pour l'échelle) suivante :

$$\partial_t L = AL, \quad (3)$$

A étant un opérateur linéaire, positif, à coefficients symétriques et de somme nulle, et invariant par translation.

3.3. l'implantation 3D

L'équation 3 se ramène, dans le cas tri-dimensionnel, à l'équation suivante :

$$\partial_t L = \alpha_1 \nabla_6 L + \alpha_2 \nabla_{18} L + \alpha_3 \nabla_{26} L \quad (4)$$

ou α_1, α_2 , et α_3 sont des constantes positives, et ∇_6, ∇_{18} , et ∇_{26} les opérateurs suivants :

$$\begin{aligned} (\nabla_6 f)_{0,0,0} &= f_{-1,0,0} + f_{+1,0,0} + f_{0,-1,0} + f_{0,+1,0} + \\ & f_{0,0,-1} + f_{0,0,+1} - 6f_{0,0,0} \\ (\nabla_{18} f)_{0,0,0} &= \frac{1}{4}(f_{-1,-1,0} + f_{-1,+1,0} + f_{+1,-1,0} + f_{+1,+1,0} + \\ & f_{-1,0,-1} + f_{-1,0,+1} + f_{+1,0,-1} + f_{+1,0,+1} + \\ & f_{0,-1,-1} + f_{0,-1,+1} + f_{0,+1,-1} + f_{0,+1,+1} - \\ & 12f_{0,0,0}) \\ (\nabla_{26} f)_{0,0,0} &= \frac{1}{4}(f_{-1,-1,-1} + f_{-1,-1,+1} + f_{-1,+1,-1} + \\ & f_{-1,+1,+1} + f_{+1,-1,-1} + f_{+1,-1,+1} + \\ & f_{+1,+1,-1} + f_{+1,+1,+1} - 8f_{0,0,0}) \end{aligned}$$

Avec cette notation, $f_{+1,-1,+1}$ représente $f(x+1, y-1, z+1)$. Il faut maintenant déterminer la valeur des paramètres α_i .

Choix des paramètres

Nous présentons ici en 3 dimensions le calcul proposé en 2 dimensions par Lindeberg [20].

Ré-écrivons l'équation 4 comme suit :

$$\partial_t L = C((1 - \gamma_1 - \gamma_2) \nabla_6 L + \gamma_1 \nabla_{18} L + \gamma_2 \nabla_{26} L), \quad (5)$$

avec $\gamma_1, \gamma_2 \in [0; 1]$ et $\gamma_1 + \gamma_2 \leq 1$. C s'interprète comme un simple facteur d'homothétie du paramètre d'échelle, il peut être fixé à $\frac{1}{2}$. La discrétisation de l'équation 5 par la méthode d'Euler donne, pour un pas en échelle Δt : $L(., t + \Delta t) = L(., t) + \Delta t \cdot \partial_t L$. On peut alors écrire $L(., t + \Delta t)$ comme le résultat de la convolution de $L(., t)$ par un noyau cubique « itératif » \mathcal{K} de la forme (voir aussi figure 2) :

$$\mathcal{K} = \begin{matrix} \begin{bmatrix} a & b & a \\ b & c & b \\ a & b & a \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} b & c & b \\ c & d & c \\ b & c & b \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} a & b & a \\ b & c & b \\ a & b & a \end{bmatrix} \\ \text{(plan supérieur)} & \text{(plan du milieu)} & \text{(plan inférieur)} \end{matrix}$$

avec :

$$\begin{aligned} a &= \gamma_2 \frac{\Delta t}{8} \\ b &= \gamma_1 \frac{\Delta t}{8} \\ c &= (1 - \gamma_1 - \gamma_2) \frac{\Delta t}{2} \\ d &= 1 - (3 - \frac{3}{2} \gamma_1 - 2 \gamma_2) \Delta t, \end{aligned}$$

et l'équation de convolution suivante :

$$L(., t + \Delta t) = \mathcal{K} * L(., t) \quad (6)$$

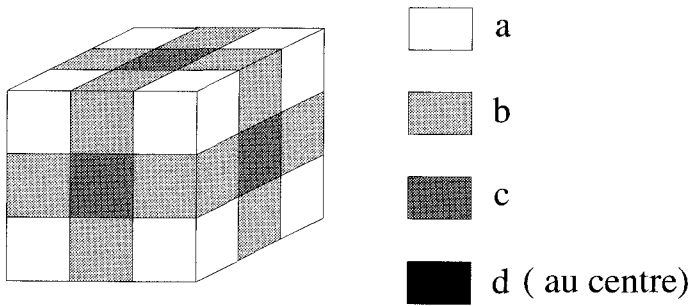


Figure 2. – Le noyau itératif tri-dimensionnel.

Une condition nécessaire pour conserver une transformation scale-space est que le noyau de convolution associé T (équation 2) soit unimodal, dans le domaine de Fourier comme dans le domaine spatial. On obtient la transformée de Fourier de T à partir de celle de \mathcal{K} en supposant que le niveau d'échelle t s'obtient en n itérations avec un pas $\Delta t = \frac{t}{n}$, puis en faisant tendre n vers $+\infty$. Pour que la transformée de Fourier de T soit unimodale, on obtient alors la condition suivante (la démonstration complète est donnée dans [21]) :

$$\text{si } \gamma_1 \leq 2\gamma_2 \quad \gamma_1 + 2\gamma_2 \leq 1, \quad (7)$$

$$\text{si } \gamma_1 > 2\gamma_2 \quad \gamma_1 \leq \frac{1}{2} \quad (8)$$

Par simplicité nous avons choisi $\gamma_1 = \gamma_2 = 0$. L'influence de ces deux paramètres reste encore à étudier. On obtient alors le noyau itératif suivant :

$$\mathcal{K} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{2}\Delta t & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & \frac{1}{2}\Delta t & 0 \\ \frac{1}{2}\Delta t & 1 - 3\Delta t & \frac{1}{2}\Delta t \\ 0 & \frac{1}{2}\Delta t & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{2}\Delta t & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

On veut alors que ce noyau itératif soit unimodal, il faut donc garantir $d \geq c$, i.e. $1 - 3\Delta t \geq \frac{\Delta t}{2}$, i.e. $\Delta t \leq \frac{2}{7}$. Nous prenons

$\Delta t = \frac{1}{4}$. Cette valeur est une limite pour la stabilité de l'équation [22], mais permet de conserver une implantation relativement rapide.

4. le « primal sketch »

4.1. introduction

Plusieurs travaux ont déjà montré l'intérêt de considérer l'évolution d'une image à travers les échelles afin d'en analyser la structure, que ce soit dans un but de segmentation ou de détection [23, 24, 25, 26, 27, 28, 17, 29]. Dans ce cadre on s'intéresse

souvent à des points particuliers dans l'image (extrema locaux, passages par zéro des dérivées,...), à des objets particuliers, ou à des primitives, telles que les contours. Nous proposons ici de raisonner en termes d'objets, qui doivent pouvoir représenter ce que nous cherchons à détecter, i.e. des activations fonctionnelles. Nous montrons dans les sections suivantes comment sont extraits ces objets à chaque niveau d'échelle, et comment nous établissons un lien entre les niveaux d'échelle successifs. Cette méthode est directement inspirée des travaux de Lindeberg [30], en particulier du *scale-space primal sketch*. Nous montrerons comment son modèle s'applique à notre cas et les modifications que nous avons apportées. L'objectif est non seulement d'extraire des objets pertinents, mais surtout d'obtenir une description de l'image qui repose sur ces objets, c'est-à-dire qui soit structurelle. Dans ce cadre, les liens qui sont établis entre les objets à des échelles successives sont extrêmement importants.

4.2. les « blobs 4D »

Cette première étape d'extraction d'objets doit vérifier quelques critères. En particulier les objets à extraire doivent être susceptibles de représenter les activations fonctionnelles. D'autre part leur définition doit se placer dans un cadre théorique précis pour pouvoir étudier leur comportement à travers les échelles. Lindeberg propose une définition qui repose sur deux types de points singuliers dans l'image : les maxima locaux, et les point selles, déjà utilisés par Koenderink [17]. A l'aide de ces deux types de points il définit les *grey-level blobs*, que nous appellerons ici « blobs 4D » (ces objets ont un support tri-dimensionnel, et les niveaux de gris constituent une dimension supplémentaire). Une définition mathématique est donnée dans [30]. On peut en donner une définition intuitive dans le cas bi-dimensionnel, illustrée par la figure 3.

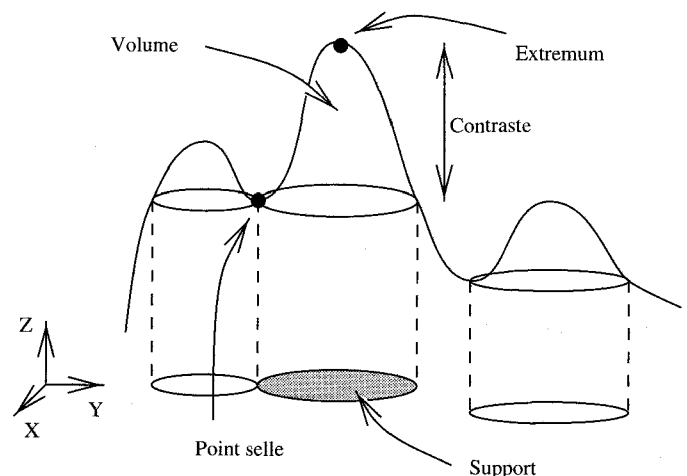


Figure 3. – Illustration de la définition des blobs en 2D (l'axe des Z représente les niveaux de gris) [30].

L'idée est de laisser chaque blob s'accroître autour d'un maximum local jusqu'à ce qu'il rencontre un autre blob ou un point classé comme faisant partie du « fond ». Le point de rencontre est un point selle. Cette définition intuitive se généralise facilement au cas tri-dimensionnel et donne directement l'algorithme de construction. Cet algorithme est décrit dans [21], identique à celui présenté par Lindeberg.

4.3. les « blobs » 5D

L'objectif est d'étudier le comportement des blobs 4D à travers les échelles. Si l'on considère un blob à une échelle donnée il existe probablement un autre blob qui lui correspond à une échelle immédiatement supérieure, ainsi qu'un autre à une échelle immédiatement inférieure. L'objectif est de les lier entre eux pour obtenir des objets dans le scale-space, les « *scale-space blobs* », que nous appellerons ici « blobs 5D ». Il n'est évidemment pas toujours possible de déterminer de tels liens, les structures tendant par exemple à disparaître lorsque le paramètre d'échelle augmente. Lorsque ce lien n'est pas possible, nous sommes en présence d'un événement dans le scale-space. L'étude du comportement des points particuliers qui définissent les blobs 5D (extrema et points selles) nous autorise à affirmer que seuls 4 types d'événements existent (pour une large classe d'images, dites « génériques », dans laquelle rentrent nos images) :

1. *disparition* d'un blob,
2. *apparition* d'un nouveau blob,
3. *fusion* de deux blobs,
4. *séparation* d'un blob en deux nouveaux blobs.

Ces événements se nomment *bifurcations*, et sont illustrés par la figure 5 (b-e).

Un blob 5D est alors défini comme un ensemble de blobs 4D liés entre deux bifurcations.

Pour déterminer si deux blobs à deux échelles consécutives doivent être liés entre eux, nous utilisons un critère simple : si les supports des deux blobs ont une intersection dans le domaine spatial, ils sont liés. Ce critère est simple, et a l'avantage d'être symétrique. Il est fondé sur le fait qu'un blob se déplace difficilement hors de son support lorsqu'on augmente légèrement le paramètre d'échelle. En fait cela peut se produire, mais ce cas reste marginal et concerne essentiellement de très petits blobs.

Si les bifurcations sont théoriquement de 4 types possibles, du fait de l'échantillonnage du paramètre d'échelle, on se retrouve parfois dans une situation ambiguë qui ne fait pas partie des cinq présentées en figure 5. Il est alors nécessaire de calculer un niveau d'échelle intermédiaire entre les deux échelles considérées (figure 6).

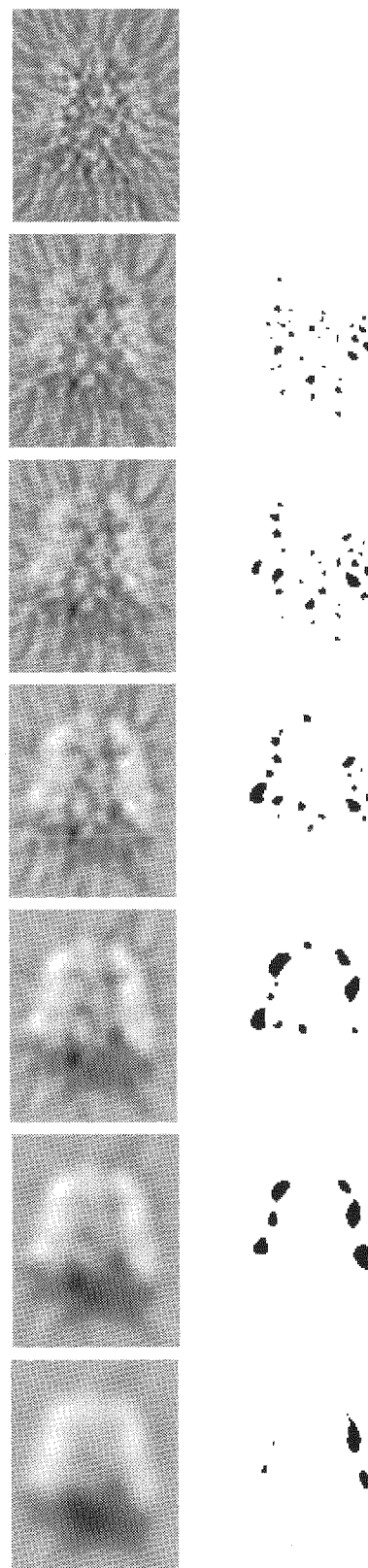


Figure 4. – Une coupe de l'image originale, les images lissées (en 3D) correspondantes, aux niveaux d'échelle $t = 1, 2, 4, 8, 16, 32$ (de haut en bas), et les blobs 4D correspondant (à l'intérieur du cerveau seulement).

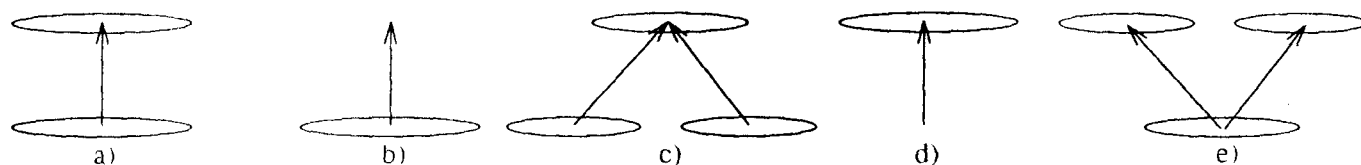


Figure 5. – Les relations possibles entre blobs à deux échelles adjacentes : a) lien simple b) disparition c) fusion d) apparition e) séparation [30].

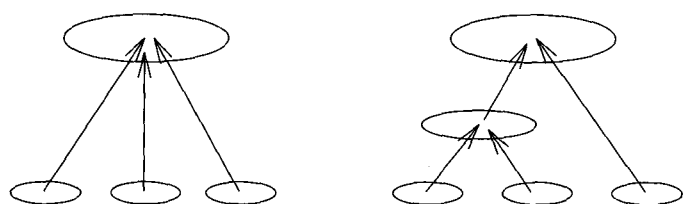


Figure 6. – Une situation dans laquelle il est nécessaire de procéder au calcul d'une échelle intermédiaire.

Le nombre d'échelles intermédiaires successives calculées pour résoudre une situation est limité, et lorsqu'il est atteint la bifurcation est simplement enregistrée comme « complexe » (i.e. différente des 4 autorisées). Ce cas se produit peu souvent et ne s'avère pas problématique en pratique puisqu'il signifie que nous avons raté un blob « intermédiaire » qui, ayant une durée de vie très courte dans les échelles, ne peut être significatif.

Entre deux niveaux d'échelle t_1 et t_2 , $t_1 < t_2$, l'échelle intermédiaire t calculée est :

$$t = \left(\frac{\ln t_1 + \ln t_2}{2} \right), \quad (9)$$

car les événements se produisent dans le scale-space à une fréquence logarithmique par rapport à l'échelle (voir 4.4.3). Cette échelle n'est effectivement calculée que si $(t - t_1) > \Delta t$, ce qui donne le critère suivant :

$$t_2 \geq \frac{(t_1 + \Delta t)^2}{t_1} \quad (10)$$

4.4. mesures associées

Une fois les blobs 4D liés entre eux, on obtient un « arbre de blobs 5D », i.e. une représentation explicite de la structure de l'image de différence (figure 7). L'objectif étant de caractériser les activations fonctionnelles dans cette description, nous allons associer à chaque blob 5D un certain nombre de mesures.

Des mesures vont d'abord être associées à chaque blob 4D. Ces mesures ont pour objectif de différencier les structures provenant du bruit et celles ayant une origine fonctionnelle. Lindeberg propose d'associer à chaque blob 4D son volume au sens géométrique

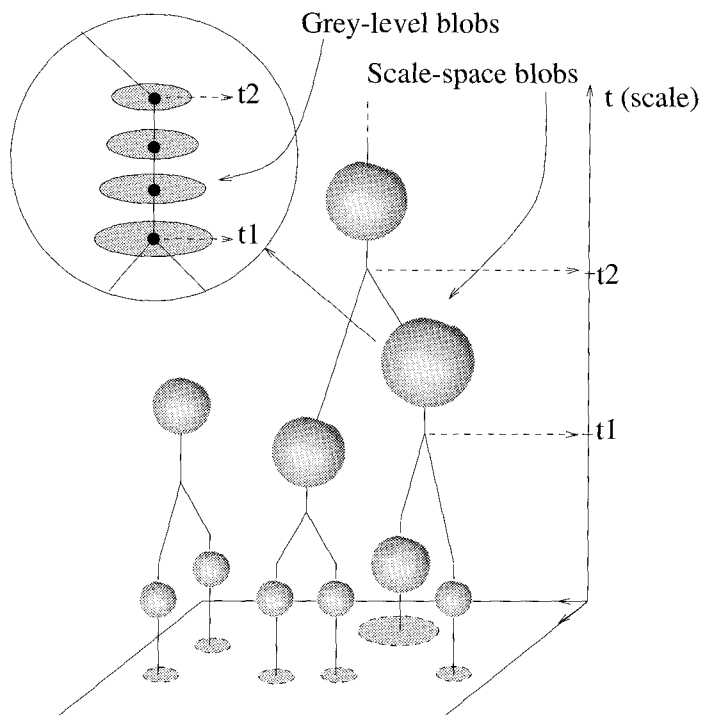


Figure 7. – Une représentation symbolique de l'arbre des blobs 5D.

du terme (voir figure 2 pour le cas 2D). Dans notre cas cette mesure semble peu adaptée ou en tout cas insuffisante. En particulier elle ne prend pas en compte l'amplitude maximum du blob, or ce paramètre doit être important puisque nous cherchons à détecter des augmentations significatives de flux sanguin. Nous avons choisi d'associer plusieurs mesures à chaque blob, permettant de caractériser à la fois son intensité maximum, la répartition de l'intensité sur son support, l'étendue de ce support, et son contraste, ces mesures pouvant être redondantes. A chaque blob 4D est donc associé le vecteur de mesures suivant :

- son volume : $\sum_{p \in S} (i_p - i_s)$, où p représente un pixel du support S , i_p l'intensité de p , et i_s l'intensité du point selle associé au blob,
- l'intensité i_m de son maximum,
- son contraste : $i_m - i_s$,
- l'étendue de son support : $\text{card}(S)$.

4.4.1. normalisation

Les caractéristiques des blobs 4D varient de manière importante avec l'échelle. Par exemple, lorsque le paramètre d'échelle croît, l'étendue moyenne des supports augmente, alors que le contraste moyen diminue. Il est donc nécessaire de normaliser à chaque niveau d'échelle si l'on veut pouvoir comparer des structures issues d'échelles différentes. Nous appliquons donc la normalisation suivante :

$$f(m) = \frac{m - \bar{m}}{\sigma_m} \Rightarrow \begin{cases} f(m) \rightarrow 1 + f(m) & \text{si } f(m) > 0 \\ f(m) \rightarrow f(m) & \text{si } f(m) \leq 0 \end{cases} \quad (11)$$

où m représente la mesure, $f(m)$ sa transformée, \bar{m} et σ_m la moyenne et l'écart type des mesures au niveau d'échelle considéré. On obtient ainsi des mesures sans dimension, positives, et de telle sorte que \bar{m} donne la valeur 1.

4.4.2. blobs 5D

Les objets permettant de décrire la structure de l'image étant les blobs 5D, nous devons leur associer également un vecteur de mesures. Pour cela nous intégrons simplement dans les échelles les mesures des blobs 4D qui composent le blob 5D, sur sa « durée de vie », i.e. la différence d'échelle entre les deux bifurcations qui le définissent. L'intégration est faite selon la méthode des trapèzes, le paramètre d'échelle étant calculé logarithmiquement (voir 4.4.3) :

$$\Sigma_{t_a \leq t_i < t_d} \left(\frac{V_{i+1} + V_i}{2} \right) (\ln t_{i+1} - \ln t_i), \quad (12)$$

où t_a et t_d sont les échelles des deux bifurcations « délimitant » le blob 5D. Les mesures finales sont alors renormalisées comme indiqué par l'équation 11, pour être ramenées à des paramètres sans dimension qui puissent être comparés entre eux.

4.4.3. la durée de vie et le paramètre d'échelle

L'idée d'utiliser la durée de vie (ou *stabilité*) fut proposée par Witkin [16]. Elle est reliée à une notion d'appréciation visuelle, selon laquelle les structures ayant une durée de vie importante sont ceux qui priment visuellement dans la scène. Ce genre de mesure est important pour des applications de type « vision », mais ne l'est pas autant dans notre cas, étant donnée la nature de nos images (dans lesquelles « on ne voit rien »). De plus, cette notion n'a pas de grand sens utilisée toute seule puisque par exemple un pic de bruit sur un paysage variant très faiblement a une durée de vie très importante. Il s'agit plutôt d'une mesure hiérarchique entre structures, qui nous permet de mesurer la robustesse d'un blob par rapport à ses voisins. C'est par le biais de la durée de vie que l'environnement d'une structure est pris en compte dans les mesures associées aux blobs 5D.

Puisque cette durée de vie doit être quantifiée, il faut alors préciser la manière dont le paramètre d'échelle est mesuré. Le cas idéal,

pour ne pas privilégier d'échelle, est que les événements dans le scale-space aient lieu de manière linéaire avec le paramètre d'échelle. Or il est montré que ceux-ci arrivent de manière logarithmique avec l'échelle [31]. De plus, le fait de choisir un échantillonnage logarithmique du paramètre d'échelle est un moyen d'obtenir un paramètre sans dimension [32], qui peut alors être écrit de la manière suivante :

$$\tau = \ln \frac{t}{c} - \tau_0, \quad (13)$$

où τ_0 représente l'échelle intrinsèque de l'image, et c la grandeur du plus petit élément de mesure du capteur. Il est alors pratique de prendre $\tau_0 = 0$, ce qui donne la durée de vie définie de la manière suivante :

$$\tau_{life} = \ln t_d - \ln t_a \quad (14)$$

avec t_a et t_d les échelles d'apparition et de disparition du blob 5D. Dans le cadre discret, cela n'est qu'une approximation de « l'échelle efficace », définie par Lindeberg. Elle ne pose vraiment problème que pour des faibles valeurs d'échelle, et pour $t \geq 1$ elle s'avère être une bonne approximation. Or, étant donnée la nature très bruitée des images, nous ne considérons dans notre système que ces valeurs d'échelle. Nous retenons donc la définition donnée par l'équation 14.

5. expériences

Cette méthode a été appliquée sur un ensemble d'images issu d'un protocole auditif. Le protocole portait sur 9 sujets et nous disposons d'une image de différence par sujet. La condition d'activation correspond à l'écoute passive d'un stimulus auditif non-verbal [33]. Une analyse statistique multi-sujets a été effectuée à l'aide du logiciel SPM [6], et a montré une activation des gyri temporaux supérieurs (STG), avec une asymétrie marquée sur le côté gauche. L'augmentation de DSCr est de l'ordre de 5 à 10%. Nous présentons dans les sections suivantes les observations et résultats tirés de cette étude, dont l'objectif était de déterminer la pertinence des structures extraites vis-à-vis des activations fonctionnelles, ainsi que d'étudier l'utilisation des mesures définies plus haut pour la caractérisation de ces activations.

5.1. activations fonctionnelles et blobs 4D

5.1.1. remarques générales

Le fait de chercher des augmentations de débit sanguin régional nous permet de supposer que pour chaque activation il existe au moins un maximum local associé dans l'image de différence. Chaque activation est donc représentée par au moins un blob. Le processus d'extraction des blobs 4D nous fournit donc un ensemble exhaustif de structures pouvant représenter les activations,

de manière entièrement automatique, sans choix de seuil ni de paramètre.

Il est à noter que le fait de chercher à plusieurs niveaux d'échelles pose un problème de choix pour la représentation : une activation peut-être représentée soit par plusieurs blobs 4D, soit par un seul, résultat de leur fusion à une échelle plus élevée. Plusieurs petits blobs peuvent présenter l'inconvénient de ne pas être connectés alors qu'un seul blob plus gros implique probablement une perte de « relief » et de qualité de localisation. Ce problème devra être résolu dans les travaux à venir, pour cela on peut songer à deux solutions : soit la définition d'un critère de sélection d'échelle optimale pour chaque blob, soit une étape de reconstruction à partir de l'image originale par exemple en utilisant comme marqueurs les maxima associés aux blobs sélectionnés.

5.1.2. expériences

La difficulté réside dans l'évaluation des résultats, du fait de la grande variabilité anatomo-fonctionnelle. Celle-ci apparaît d'ailleurs sur les images de diffusion (figure 8) : lorsque le lissage augmente les images deviennent très différentes, bien que les grandes structures qui apparaissent puissent être considérées comme représentatives de la répartition globale des changements d'intensité entre l'image de repos et l'image d'activation. Les résultats donnés par l'analyse statistique ne pouvant rendre compte que des zones « statistiquement activées » pour les 9 sujets, il est très possible que certaines ne le soient pas pour certains sujets et que réciproquement certains sujets présentent des zones activées n'apparaissant pas dans cette analyse multi-sujets. De plus, on sait que pour un protocole auditif comme le nôtre, le cortex auditif primaire doit être le siège d'une activation chez tous les sujets; or celui-ci se trouve dans le gyrus de Eschel, facile à identifier sur l'anatomie du sujet. Cependant, il se peut que chez l'un de nos sujets il se trouve ailleurs, ce qui va rendre l'évaluation des résultats extrêmement difficile.

En figure 9 on a superposé les blobs extraits à différents niveaux d'échelles avec l'anatomie du patient. En noir sont indiqués ceux que l'on considère comme « intéressants ». Parmi ceux-là, certains correspondent probablement à des activations « habituelles » (sur lesquelles les neurologues sont d'accord), au vu de leur situation anatomique. Pour ces blobs la concordance avec l'anatomie (d'un point de vue forme, taille, et localisation) est excellente. Ce sont ici les blobs 7, 5, 2, ou 1. Le blob 1 par exemple représente une activation située dans le gyrus de Eschel; il apparaît et disparaît le long de l'axe z en même temps que le gyrus lui-même.

D'autres blobs ne sont pas identifiables comme représentant des activations mais soulèvent l'intérêt au vu de leur forme et localisation : le blob 3 se trouve dans un noyau gris du thalamus, relais entre l'oreille et le cortex, et suit parfaitement la forme de ce noyau : on peut supposer qu'il s'agit d'une activation non détectée par la méthode statistique du fait de la variabilité fonctionnelle.

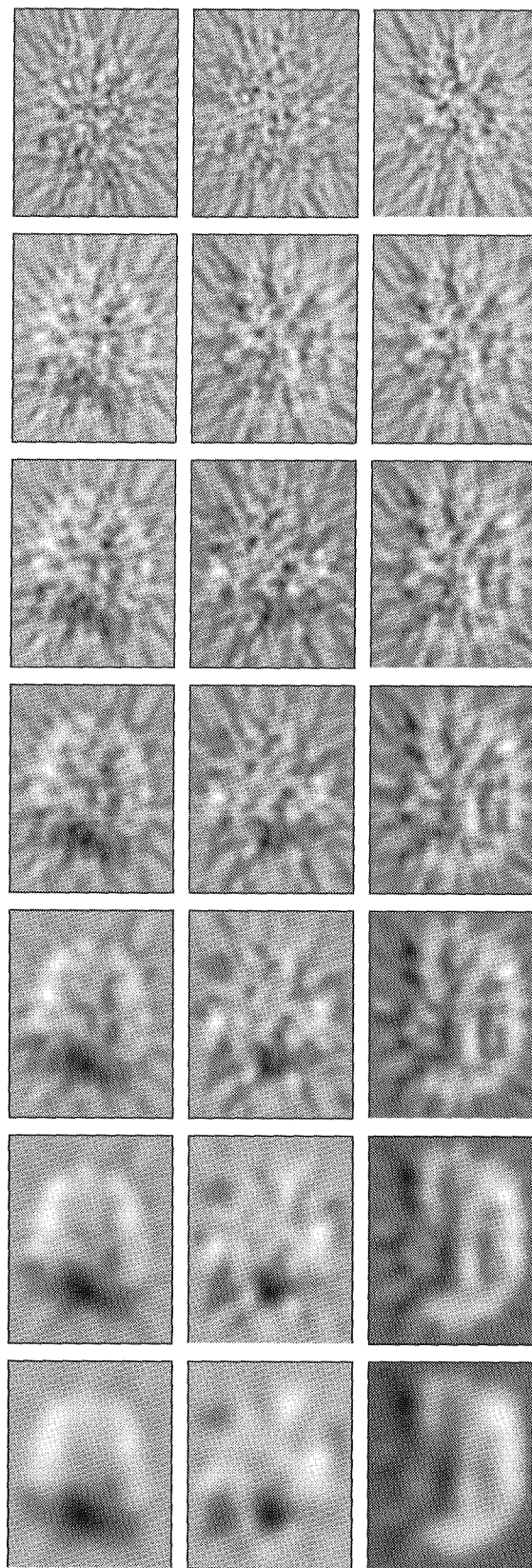


Figure 8. – La même coupe, au niveau du cortex auditif primaire, pour 3 sujets différents aux échelles $t = 0, 1, 2, 4, 8, 16, 32$.

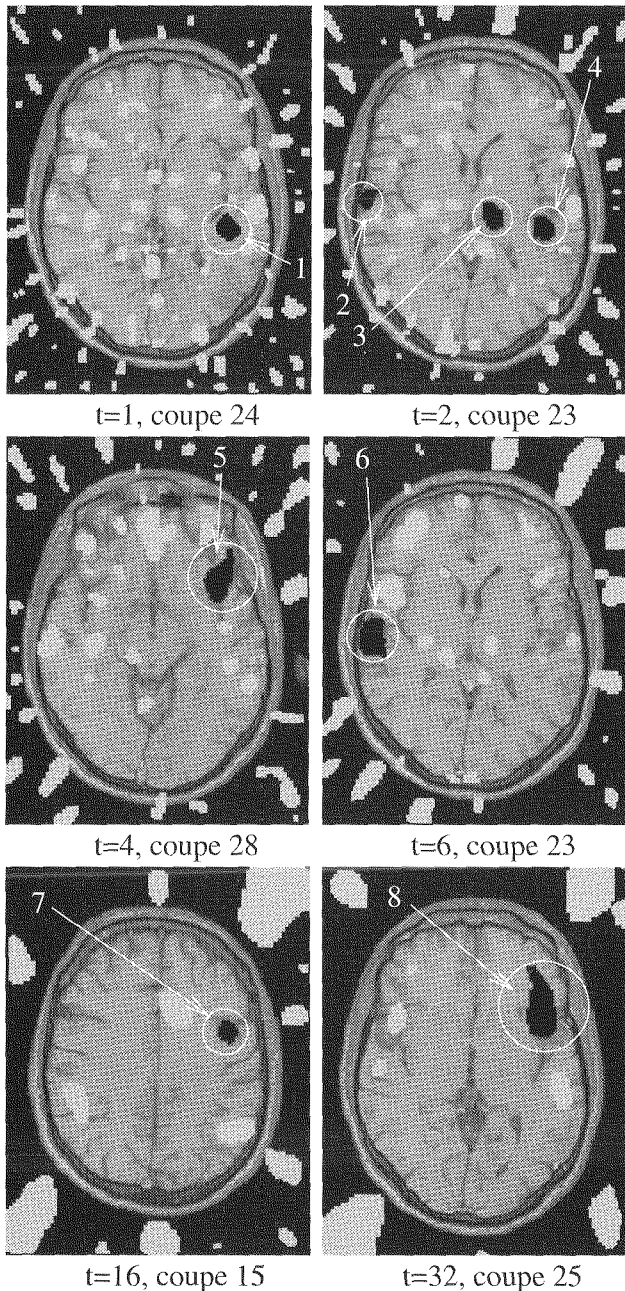


Figure 9. – Des blobs 4D du même sujet à différentes échelles (t) et différentes coupes, superposés sur l'anatomie du sujet (acquisition IRM).

Ces observations sont confirmées par l'étude des autres sujets et montrent que lorsqu'un blob 5D est identifié comme représentant une activation il existe un niveau d'échelle pour lequel le blob 4D correspondant décrit correctement l'activation.

5.2. pertinence des mesures

L'objectif est maintenant de déterminer quelles mesures permettent de caractériser les activations fonctionnelles parmi l'ensem-

ble de blobs 5D dont nous disposons. Pour cela nous avons commencé par classer les blobs par ordre décroissant en fonction de chacune de leurs mesures.

- La première observation est que seule une mesure permet d'obtenir un classement raisonnable (i.e. pour lequel les blobs correspondant aux activations fonctionnelles sont les mieux classés) : l'amplitude maximum. Cela paraît relativement logique puisque nous cherchons des augmentations de DSCr. D'autre part il n'y a pas de raison *a priori* pour qu'une activation ait, par exemple, un support étendu puisque nous cherchons éventuellement des activations focales. Cependant, un seul tri en fonction de l'amplitude ne suffit pas à donner des résultats fiables. Certaines activations manquent et le nombre de faux positifs est élevé, ce qui est normal étant donné que le niveau du bruit est souvent équivalent à celui des activations.
- On remarque cependant que si les autres mesures (contraste, volume, surface) sont moins fiables, beaucoup d'activations donnent quand même des valeurs élevées pour ces mesures. Cette remarque correspond à l'interprétation probabiliste de la détection que propose par exemple Poline pour sa méthode individuelle [12] : un blob dont le support est très étendu a une faible probabilité d'être produit par du bruit. C'est pourquoi on peut songer à utiliser ces mesures comme critère de différenciation de blobs ayant des mesures d'amplitude proches.

L'expérience montrant que dans cet ordre d'idée l'étendue du support est la mesure la plus discriminante, nous avons testé l'algorithme ci-dessous. Un premier tri est fait en fonction de l'amplitude, puis un ré-ordonnement est effectué de proche en proche en fonction de la différence de support de deux blobs par rapport à leur différence d'amplitude.

L'algorithme est le suivant :

1. Trier les N blobs 5D par amplitude maximum décroissante.
2. Pour le blob 5D de rang j , j allant de 2 à N :
 - (a) $i = j$;
 - (b) tant que $((\text{support}[i] - \text{support}[i - 1]) > (\text{amplitude}[i - 1] - \text{amplitude}[i]))$:
 - i. Inverser l'ordre du blob i et du blob $(i - 1)$ dans le classement.
 - ii. $i = i - 1$;
 - (c) $j = j + 1$;

où : $\text{support}[i]$ (respectivement $\text{amplitude}[i]$) représente l'étendue du support (respectivement l'amplitude maximum) du blob ayant le rang i (ces deux mesures peuvent être comparées grâce à la normalisation décrite en section 4.4.1).

Avec cet algorithme, appliqué sur les 9 sujets du protocole auditif décrit plus haut, les résultats furent satisfaisants pour seulement 5 sujets : pour eux, au moins 4 des 5 blobs les mieux classés peuvent être identifiés comme représentant des activations. Deux autres sujets donnent de mauvais résultats, et pour les deux derniers les activations attendues sont dans les 10 blobs les mieux

classés. Ces résultats montrent que les mesures permettent relativement bien de caractériser les activations fonctionnelles mais qu'un système de détection doit prendre en compte plus d'informations. En particulier l'utilisation des mesures seules risque de s'avérer insuffisante pour des protocoles cognitifs comme celui-ci, où l'augmentation de DSCr attendue est relativement faible. Enfin, les mesures ne permettent pas de rendre compte de la validité d'une structure en tant qu'activation en ce qui concerne le protocole étudié. En effet, le bruit cognitif (cf. section 2.1) peut être à l'origine d'« activations », c'est-à-dire de zones pour lesquelles il y a eu une augmentation de DSCr entre les deux conditions, mais qui ne sont pas directement en rapport avec les conditions elles-mêmes. Si ces augmentations de DSCr donnent lieu à des mesures comparables à celles des activations « attendues », seule l'observation de l'ensemble du protocole peut nous permettre de les discriminer.

6. conclusion

Nous disposons d'une méthode de description de la structure d'une image de différence TEP, mais pas encore d'une méthode de détection à part entière. Les mesures définies ne permettent pas de caractériser à elles seules les activations fonctionnelles mais nous avons montré qu'elles peuvent jouer un rôle important dans une méthode de détection. D'autres informations doivent être prises en compte :

- des informations anatomiques doivent être prises en compte. Si la localisation anatomique semble difficile à utiliser à partir du moment où nous ne voulons pas introduire trop d'*a priori* dans le système, nous pouvons prendre en compte la forme et la taille des structures considérées par rapport aux caractéristiques des sillons au même endroit.
- lorsqu'on dispose de l'IRM fonctionnelle du même sujet pour la même condition, on peut en tirer des informations pertinentes, puisque des méthode de détection efficaces apparaissent maintenant pour cette modalité [34]. La corrélation entre les résultats donnés par les deux modalités (TEP et IRMf) n'est pas complètement établie mais commence à l'être dans certains cas [35]. Un point important est que la même méthode de description que celle proposée ici peut être appliquée à des cartes statistiques (cartes d'autocorrélation ou de corrélation avec le paradigme par exemple) issues d'une séquence d'IRMf.
- une idée importante est d'ailleurs d'utiliser des informations issues d'autres images d'une manière très générale. Puisque l'on dispose généralement d'un ensemble de plusieurs sujets, et éventuellement de plusieurs modalités par sujet, il est important de prendre en compte ces informations. Cette idée était déjà exprimée par Poline [36] : *il est probable que l'avenir des techniques individuelles se joue avec la possibilité d'opérer des analyses globales sur l'ensemble des résultats « données individuelles » et « données moyennes »*. Cela ne

remet pas en question le caractère individuel de notre méthode puisque l'information individuelle est préservée jusque dans la structure. L'occurrence d'une structure chez d'autres sujets ou dans d'autres images correspondant au même sujet semble être une information essentielle, puisque une seule image de différence ne contient généralement pas assez d'information pour prendre une décision.

La suite de nos travaux porte donc sur le développement d'une méthode de détection qui passe par la comparaison d'arbres de blobs 5D issus de plusieurs images, que ce soient des images de différence TEP ou des cartes d'activations (issues de séquences d'IRMf ou de jeux d'images TEP), que ces images soient issues d'un seul ou de plusieurs sujets.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] T. Lindeberg and J.-O. Eklundh. *Scale-space primal sketch : construction and experiments*. Image and Vision Computing, vol. 10, no. 1, 1992, pp. 3–18.
- [2] C.W. Roy and C.S. Sherrington. *On the regulation of the blood supply of the brain*. Journal of Physiology, vol. 11, 1890, pp. 85–108.
- [3] H.C. Lou, L. Edvinsson, and E.T. MacKenzie. *The concept of coupling blood flow to brain function : revision required?* Annals of neurology, vol. 22, no. 3, 1987, pp. 289–297.
- [4] B. Horwitz and O. Sporns. *Neural modeling and functional neuroimaging*. Human Brain Mapping, vol. 1, 1994, pp. 269–283.
- [5] J.-F. Mangin, V. Frouin, I. Bloch, B. Bendriem, and J. Lopez-Krahe. *Fast non-supervised 3D registration of PET and MR images of the brain*. Journal of Cerebral Blood Flow and Metabolism, vol. 14, no. 5, 1994, pp. 749–762.
- [6] K.J. Friston. *Statistical parametric mapping*. In R.W. Thatcher, M. Hallet, T. Zeffiro, E.R. John, and M. Huerta, editors, Functional Neuroimaging : Technical Foundations, 1994, pp. 79–93.
- [7] P.T. Fox, M.A. Mintun, E.R. Reiman, and M.E. Raichle. *Enhanced detection of focal brain response using intersubject averaging and change-distribution analysis of subtracted PET images*. Journal of Cerebral Blood Flow and Metabolism, vol. 8, 1988, pp. 642–653.
- [8] K.J. Worsley, A.C. Evans, S. Marrett, and P. Neelin. *A three-dimensional statistical analysis for CBF activation studies in human brain*. Journal of Cerebral Blood Flow and Metabolism, vol. 12, 1992, pp. 900–918.
- [9] K.J. Worsley, S. Marrett, P. Neelin, A.C. Vandal, K.J. Friston, and A.C. Evans. *A unified statistical approach for determining significant signals in images of cerebral activation*. Human Brain Mapping, vol. 4, 1996, pp. 58–73.
- [10] D.L. Hunton, F.M. Miezin, R.L. Buckner, H.I. van Mier, M.E. Raichle, and S.E. Petersen. *An assessment of functional-anatomical variability in neuroimaging studies*. Human Brain Mapping, vol. 4, 1996, pp. 122–139.
- [11] J.B. Poline and B.M. Mazoyer. *Enhanced detection in brain activation maps using a multifiltering approach*. J. of Cerebral Blood Flow and Metabolism, vol. 14, 1994, pp. 639–642.
- [12] J.B. Poline and B.M. Mazoyer. *Analysis of individual brain activation maps using hierarchical description and multiscale detection*. IEEE Transactions on Medical Imaging, vol. 13, no. 4, 1994, pp. 702–710.
- [13] K.J. Worsley, S. Marrett, P. Neelin, and A.C. Evans. *Searching scale space for activation in PET images*. Human Brain Mapping, vol. 4, 1996, pp. 74–90.

- [14] T. Lindeberg. *Scale-space theory : A basic tool for analysing structures at different scales*. Journal of Applied Statistics, vol. 21, no. 2, 1994, pp. 225–270.
- [15] J.J. Koenderink and A.J. van Doorn. *Dynamic shape*. Biological Cybernetics, vol. 53, 1986, pp. 383–396.
- [16] A.P. Witkin. *Scale-space filtering*. In International Joint Conference on Artificial Intelligence, 1983, pp. 1019–1023.
- [17] J.J. Koenderink. *The structure of images*. Biological Cybernetics, vol. 50, 1984, pp. 363–370.
- [18] B.M. ter Haar Romeny, L.M.J. Florack, J.J. Koenderink, and M.A. Viergever. *Scale space : its natural operators and differential invariants*. In A.C.F. Colchester and D.J. Hawkes, editors, Information Processing in Medical Imaging, volume 511 of Lecture Notes in Computer Science, Berlin, July 1991. Springer-Verlag, pp. 239–255.
- [19] J. Babaud, A.P. Witkin, M. Baudin, and R.O. Duda. *Uniqueness of the Gaussian kernel for scale-space filtering*. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 8, 1986, pp. 26–33.
- [20] T. Lindeberg. *Scale-space for n-dimensional discrete signals*. In Y.O. Ying, A. Toet, D. Foster, H. Heijmanns, and P. Meer, editors, Shape in Picture : Mathematical description of shape in grey-level images, volume 126 of NATO ASI F, 1994, pp. 571–590.
- [21] O. Coulon, I. Bloch, V. Frouin, and J.-F. Mangin. *Analysis of PET images using 3D scale-space primal sketch*. Technical Report 97D001, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications, 1997.
- [22] W.J. Niessen, B.M. ter Haar Romeny, and M.A. Viergever. *Numerical analysis of geometry-driven diffusion equations*. In Bart M. ter Haar Romeny, editor, Geometry-Driven Diffusion in Computer Vision. Kluwer Academic, 1994, pp. 393–410.
- [23] O. Monga, R. Lengagne, and R. Deriche. *Crest line extraction in volume 3d medical images*. Technical Report 2338, INRIA - Projet Syntim, 1994.
- [24] K. Vincken. *Probabilistic multiscale image segmentation by the hyperstack*. PhD thesis, Universiteit Utrecht, Faculteit der Geneeskunde, 1995.
- [25] K.L. Vincken, A.S.E. Koster, and M.A. Viergever. *Probabilistic segmentation of partial volume voxels*. Pattern Recognition Letters, vol. 15, 1994, pp. 477–484.
- [26] G. Gerig, G. Szekely, G. Israel, and M. Berger. *Detection and characterization of unsharp blobs by curve evolution*. In Information Processing in Medical Imaging, 1995, pp. 165–176.
- [27] T. Lindeberg. *Scale-space theory in computer vision*. Kluwer Academic, 1994.
- [28] P.T. Jackway and R.F. Walker. *Scaled gradient watersheds and cell feature extraction*. In DICTA-95 Digital Image Computing : Techniques and Applications, Brisbane, Australia, December 1995. pp. 234–239.
- [29] L. Lifshitz and S.M. Pizer. *A multiresolution hierarchical approach to image segmentation based on intensity extrema*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 12, no. 6, 1990, pp. 529–540.
- [30] T. Lindeberg. *Detecting salient blob-like image structures and their scales with a scale-space primal sketch : a method for focus-of-attention*. International Journal of Computer Vision, vol. 11, no. 3, 1993, pp. 283–318.
- [31] T. Lindeberg. *Effective scale : a natural unit for measuring scale-space lifetime*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 15, 1993, pp. 1068–1074.
- [32] L.M.J. Florack, B.M. ter Haar Romeny, J.J. Koenderink, and M.A. Viergever. *Scale-space and the differential structure of images*. Image and Vision Computing, vol. 10, 1992, pp. 376–388.
- [33] P. Belin, M. Zilbovicius, S. Crozier and A. Fontaine, M.-C. Masure, and Y. Samson. *Functional lateralization of auditory temporal processing in normal humans*. (submitted), 1996.
- [34] A.-L. Paradis, J.-F. Mangin, I. Bloch, V. Cornilleau-Pérès, E. Moulines, and D. Le Bihan. *Detection of periodic signals in brain echo-planar functional images*. In IEEE-EMBS, Amsterdam, 1996.
- [35] N.F. Ramsey, B.S. Kirkby, P. Van Gelderen, K.F. Berman, J.F. Duyn, J.A. Frank, V.S. Mattay, J.D. Van Horn, G. Esposito, C.T.W. Moonen, and D.R. Weinberg. *Functional mapping of the human sensorimotor cortex with 3D bold fMRI correlates highly with H₂O PET rCBF*. Journal of Cerebral Blood Flow and Metabolism, vol. 16, 1996, pp. 755–764.
- [36] J-B. Poline. *Détection individuelle d'activations cérébrales par tomographie d'émission de positons*. PhD thesis, Université Paris VII, December 1993.

Manuscrit reçu le 24 mars 1997.

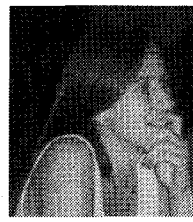
LES AUTEURS

Olivier COULON



Olivier Coulon est ingénieur de l'Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications (ENST) depuis 1994. Il effectue actuellement une thèse au laboratoire Images de l'ENST, en collaboration avec le Service Hospitalier Frédéric Joliot, CEA, sur le thème de l'analyse d'images fonctionnelles cérébrales. Ses centres d'intérêt sont l'imagerie médicale et les techniques multi-échelles de traitement des images.

Isabelle BLOCH



Isabelle Bloch est née en 1964. Ingénieur Civil des Mines de Paris en 1986, elle soutient sa thèse de doctorat en 1990 à l'ENST et son Habilitation à Diriger des Recherches en 1995 à l'université Paris 5. Elle est maître de conférences à l'ENST. Son activité de recherche est consacrée au traitement d'images et d'objets 3D, aux ensembles flous, à la morphologie mathématique 3D et floue, à la fusion de données en traitement d'images, à la théorie de la décision, à la théorie des croyances de Dempster-Shafer, à l'imagerie médicale et satellitaire.

Vincent FROUIN

Vincent Frouin est ingénieur de l'Ecole nationale Supérieure des Télécommunications (ENST) depuis 1987. De 1987 à 1989 il a travaillé chez MATRA (Velizy, France) dans le groupe de recherche et Développement sur la reconnaissance de caractères. Depuis 1990 il travaille au Service Hospitalier Frédéric Joliot, CEA. Ses recherches concernent l'analyse d'images médicales fonctionnelles (imagerie nucléaire et IRM fonctionnelle), le recalage d'images multi-modalités, et la cartographie fonctionnelle du cerveau.

Jean-François MANGIN



Jean-François Mangin est ingénieur de l'Ecole Centrale Paris depuis 1989. Il a obtenu un DEA d'analyse numérique à l'université Pierre et Marie Curie en 1989, et un doctorat de l'Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications, spécialité Signal et Images, en 1995. Depuis 1991 il travaille au Service Hospitalier Frédéric Joliot, CEA. Ses recherches portent sur le recalage d'images multi-modalités, la reconnaissance des formes, la segmentation d'images, la morphologie mathématique, les champs de Markov, les modèles déformables, et la cartographie fonctionnelle du cerveau.

Pascal BELIN



Pascal Belin, polytechnicien, docteur en Sciences Cognitives. Utilise les récentes techniques d'imagerie cérébrale fonctionnelle pour l'étude des structures cérébrales impliquées dans la cognition auditive, et en particulier l'étude des différences fonctionnelles entre les cortex auditifs des deux hémisphères.