
Détection et caractérisation de l'évolution de tumeurs entre deux volumes d'images de Tomographie par Emission de Positons (PET)

Irène Buvat, Hatem Necib

Imagerie et Modélisation en Neurobiologie et Cancérologie,
UMR 8165 CNRS
Université Paris 7 - Université Paris 11 - Orsay

buvat@imnc.in2p3.fr
<http://www.guillemet.org/irene>

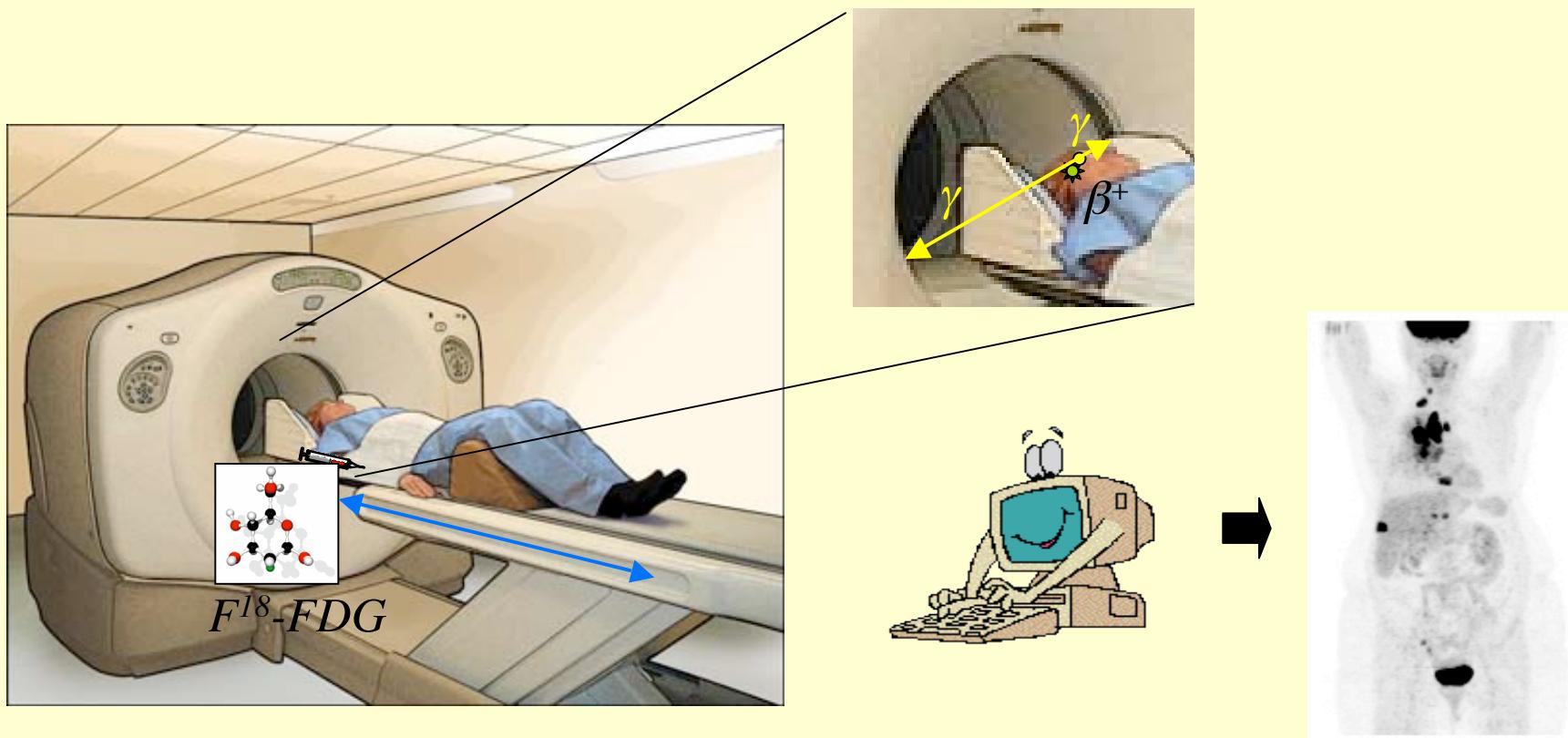
Plan



- Contexte
- Objectif
- Méthodes
- Evaluation
- Discussion / Conclusion

Contexte : la tomographie par émission de positons (TEP)

- Méthode d'imagerie fonctionnelle permettant de visualiser le métabolisme d'une substance, en particulier d'un analogue du glucose, le FDG



Contexte : signification d'une image TEP



Concentration du radiotraceur (kBq/mL)

SUV (Standardized Uptake Value)

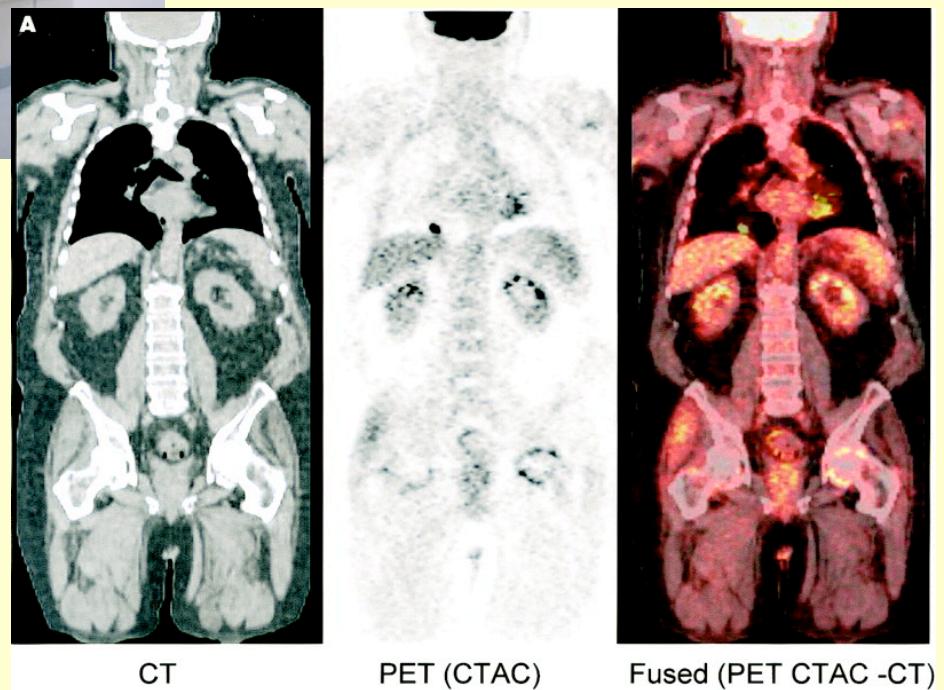
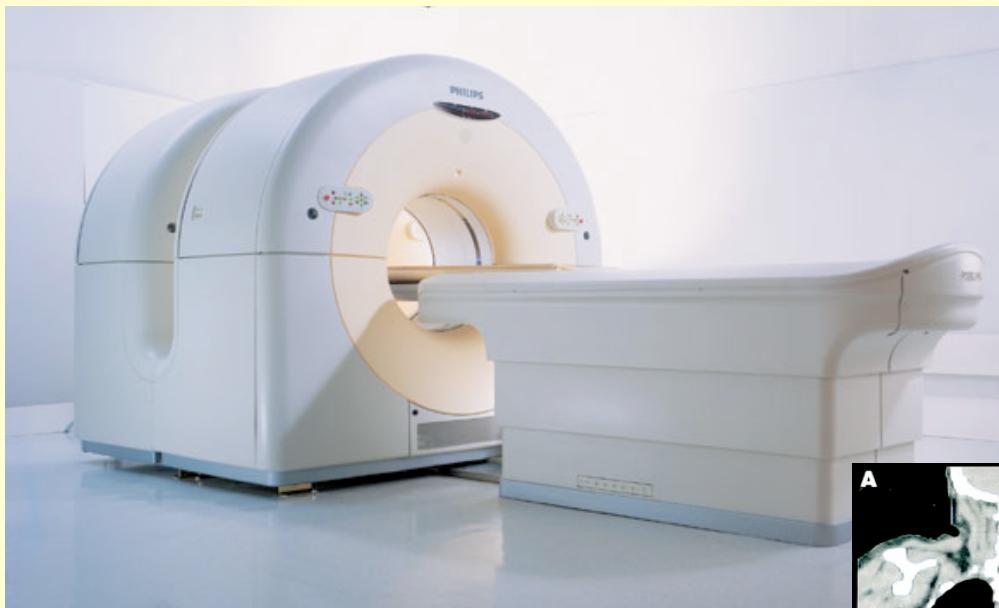
=

Concentration du traceur

Activité injectée / poids du patient

SUV ~ activité métabolique des cellules

Contexte : imagerie TEP/TDM

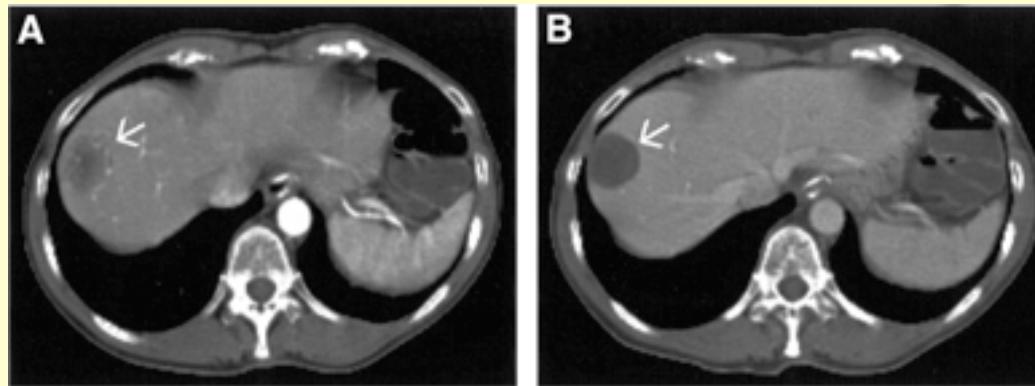


Osman et al, J Nucl Med 2003

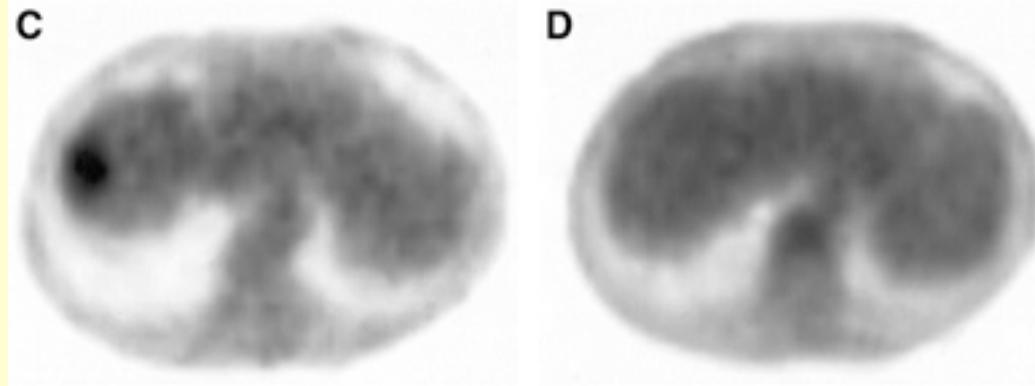
Contexte : utilisation de la TEP pour le suivi thérapeutique

- Motivation : les désordres métaboliques précèdent les distorsions anatomiques

Images anatomiques
(TDM)



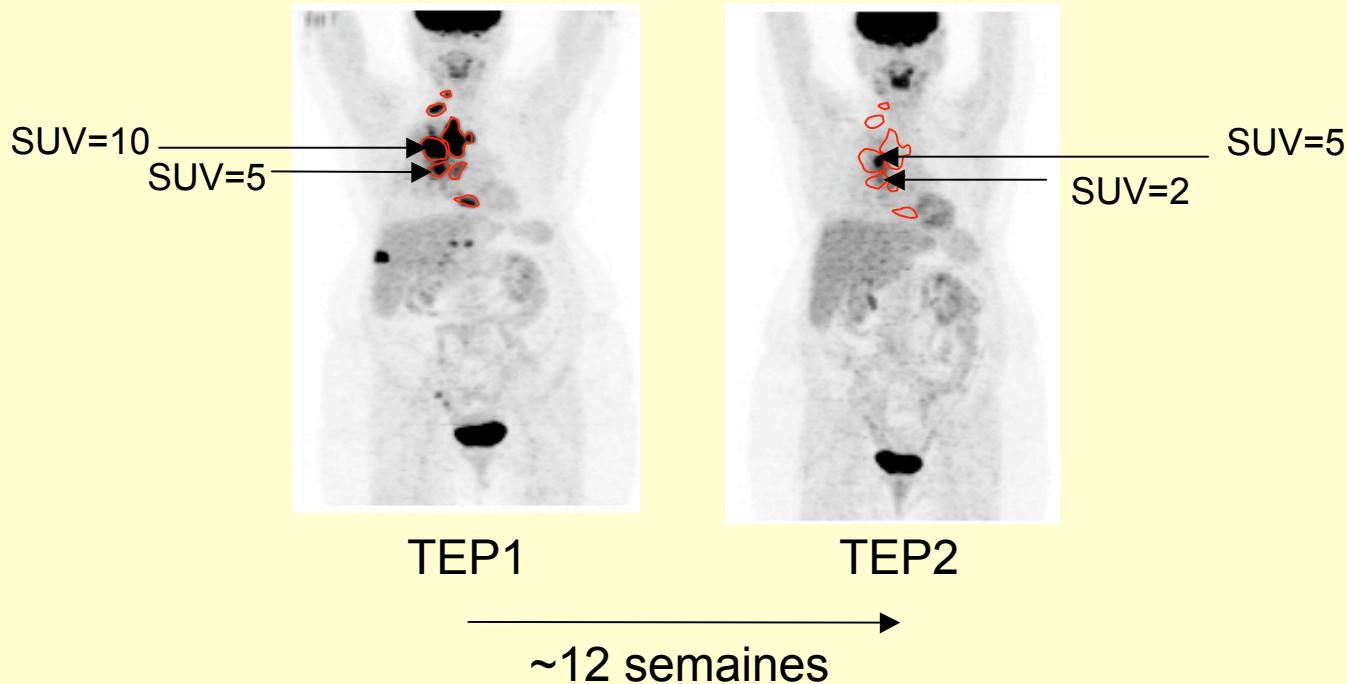
Images fonctionnelles
(TEP)



1 mois après le début
du traitement

Antoch et al, J Nucl Med 2004

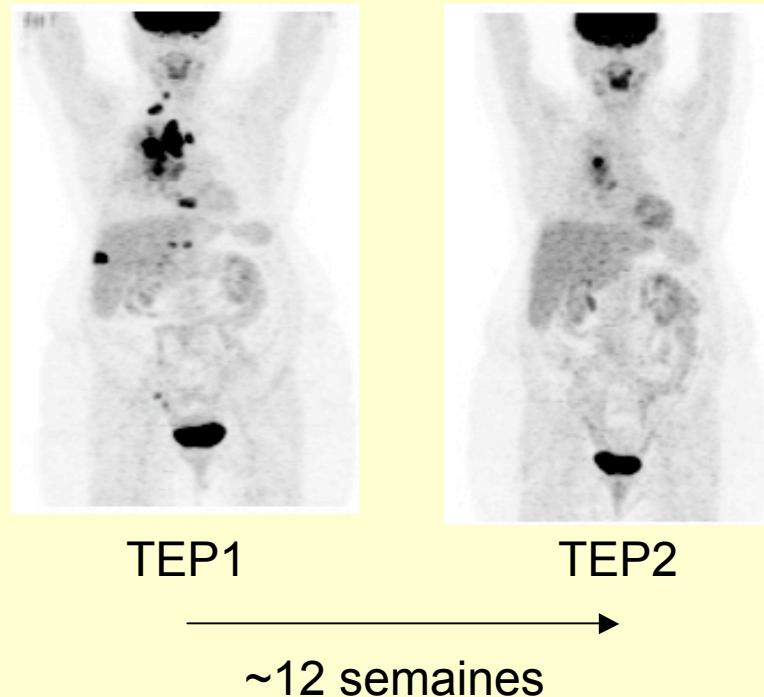
Contexte : approche actuelle d'analyse



- Nécessaire identification voire contourage des tumeurs
- Approche régionale : caractérisation de chaque tumeur par une seule valeur de SUV
 - +/- subjectif
- Laborieux en cas de nombreuses tumeurs
- Comparaison sans fondement statistique

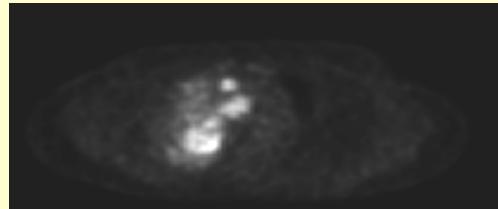
Objectif

- Fournir une méthode de comparaison objective de 2 volumes TEP acquis à plusieurs semaines d'intervalle

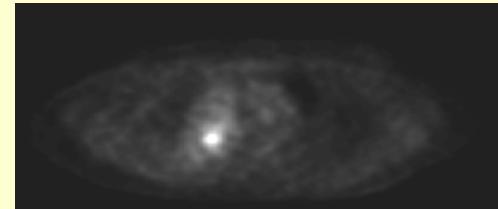


Méthode : principe

1. Recalage rigide local utilisant les images TDM associées aux TEP

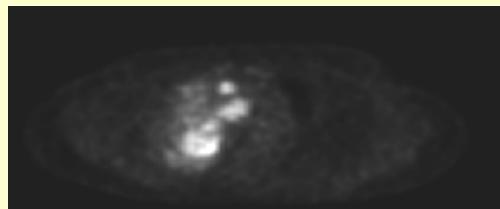


TEP1

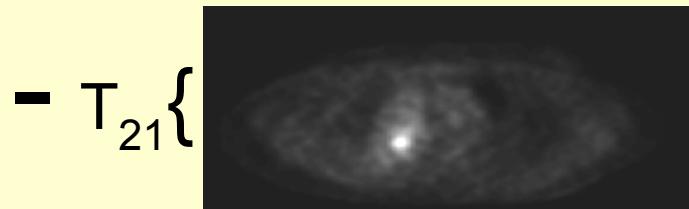


TEP2

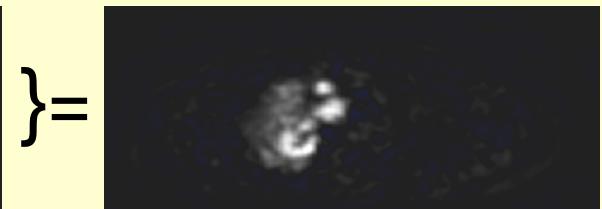
2. « Soustraction » voxel à voxel des volumes d'images



TEP1

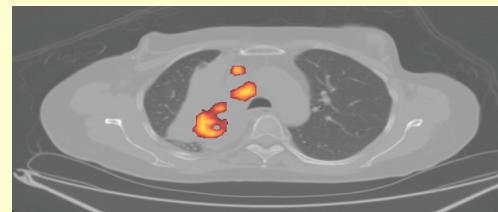


TEP2



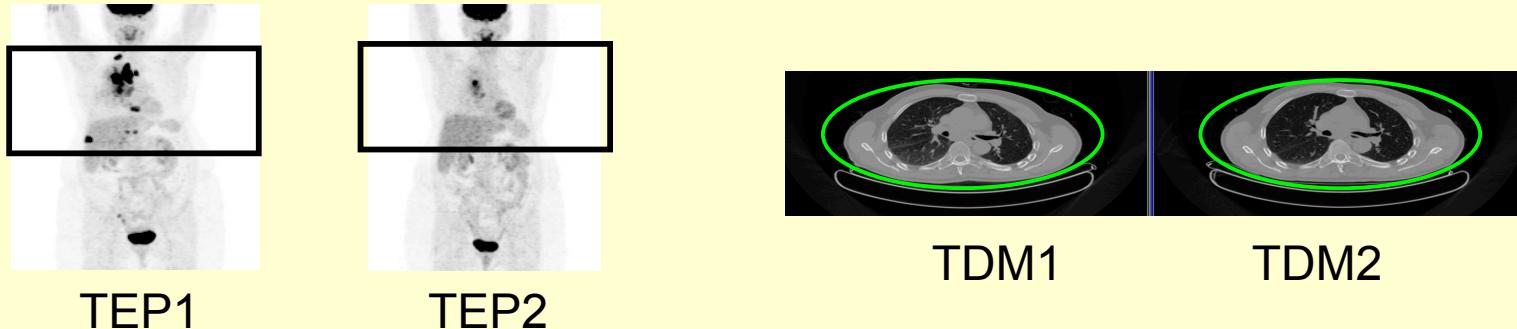
TEP1-TEP2'

3. Identification des voxels dans lesquels le SUV a évolué significativement d'un examen à l'autre par une analyse biparamétrique

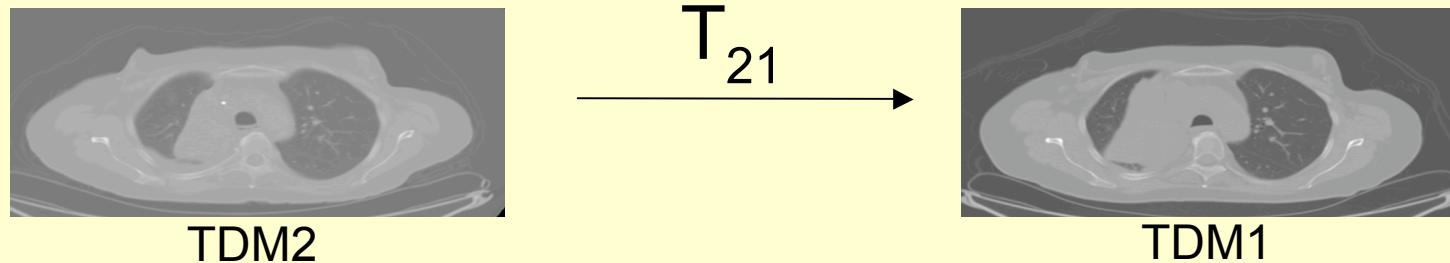


Méthode : recalage des volumes TEP

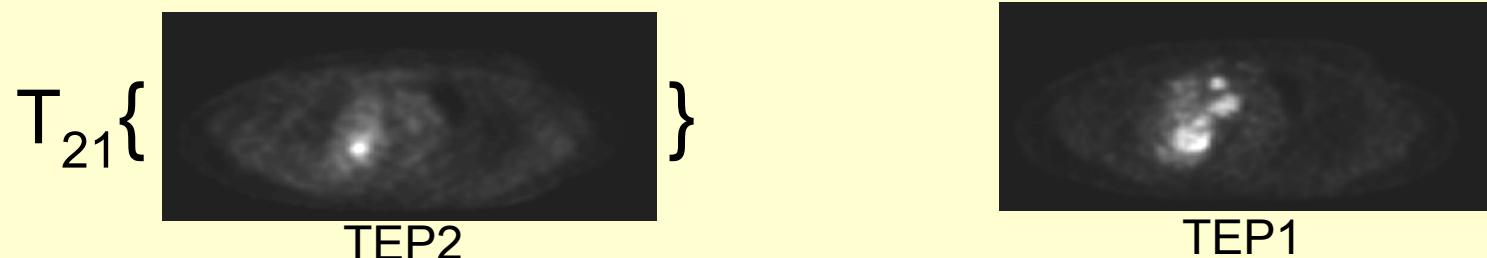
1. Sélection des régions d'intérêt



2. Identification d'une transformation rigide à partir des images TDM

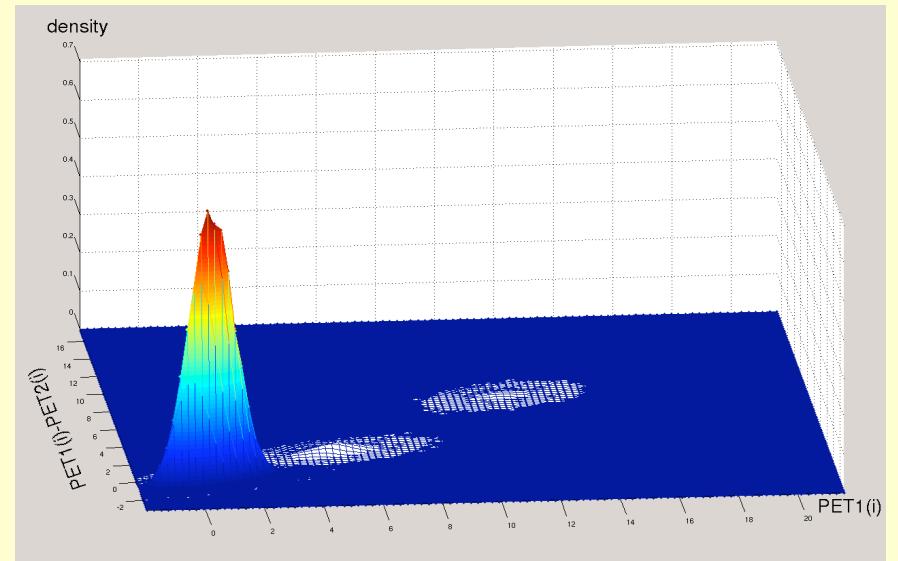
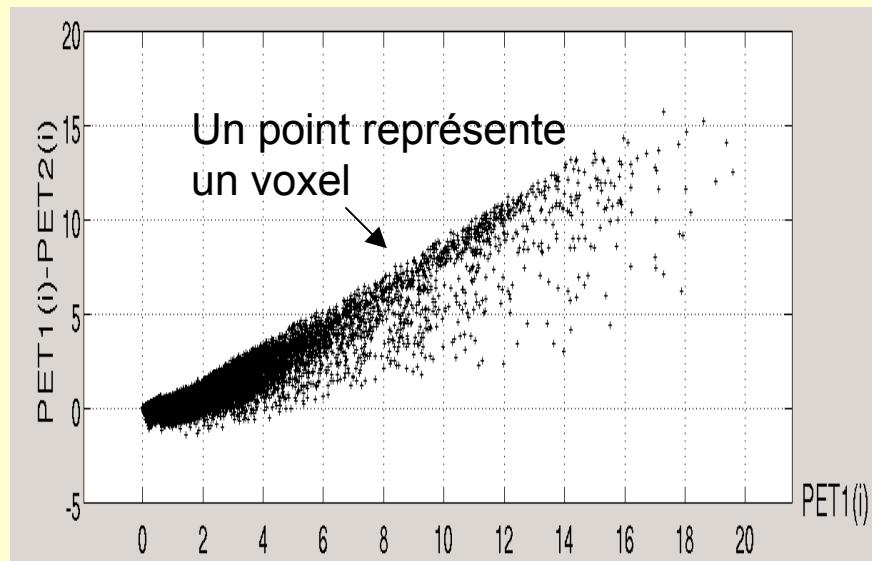
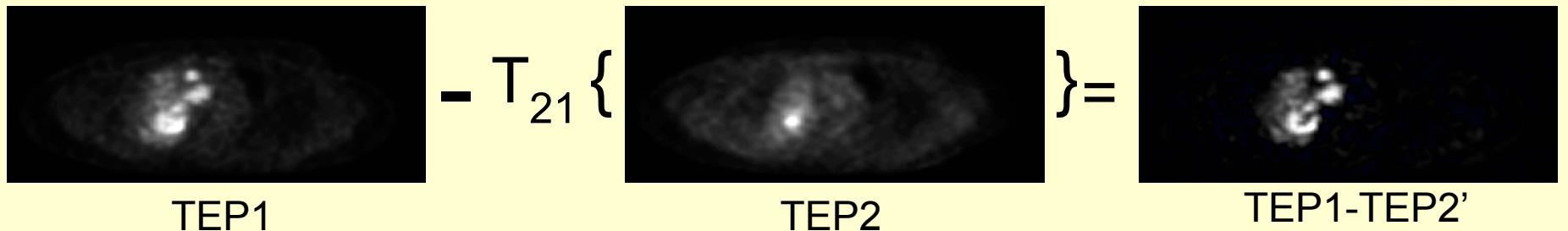


3. Transformation des volumes TEP

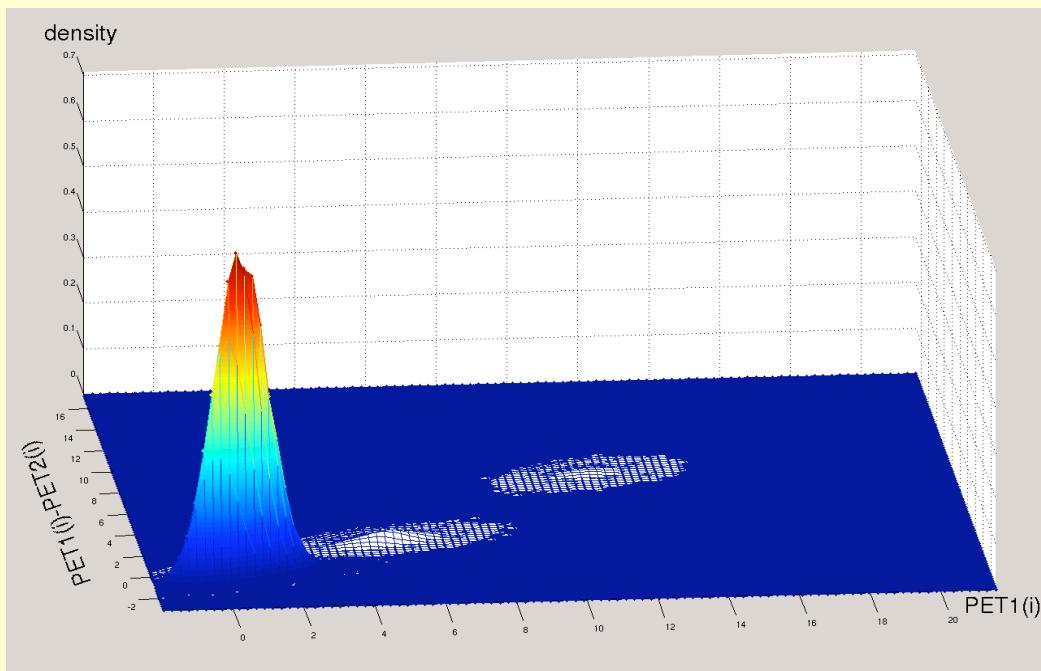


Méthode : soustraction des volumes recalés

Images exprimées en unités SUV



Méthode : identification des changements liés aux tumeurs



$$x_i \begin{bmatrix} TEP1(i) - TEP2(i) \\ TEP1(i) \end{bmatrix}$$

Résolution d'un modèle de mélange gaussien

θ : vecteur de paramètres ($p_1, \dots p_K, \mu_1, \dots \mu_K, \Sigma_1, \dots \Sigma_K$)

Méthode : résolution du modèle de mélange gaussien*

$$f(x_i|\theta) = \sum_{k=1}^K p_k \phi(x_i|\mu_k, \Sigma_k)$$

- Initialisation empirique du nombre de composantes K
- Etiquetage partiel des x_i

- Choix du modèle : $\Sigma_k = \lambda_k D A_k D'$
 - volume
 - forme
 - orientation

- Maximisation de $\mathcal{L}(\theta|x_1, \dots, x_n) = \sum_{i=1}^n \ln \left(\sum_{k=1}^K p_k \phi(x_i|\mu_k, \Sigma_k) \right)$ par un algorithme SEM (EM stochastique) pour déterminer $\hat{\theta}$
- Partitionnement des x_i par une approche MAP reposant sur le calcul de :

$$t_k(x_i|\hat{\theta}) = \frac{\hat{p}_k \phi(x_i|\hat{\mu}_k, \hat{\Sigma}_k)}{\sum_{j=1}^K \hat{p}_j \phi(x_i|\hat{\mu}_j, \hat{\Sigma}_j)}$$

* Logiciel MIXMOD

<http://www-math.univ-fcomte.fr/mixmod/>

Méthode : algorithme SEM

- Version stochastique de l'algorithme EM :

Itération m :

1. Etape E :

Calcul des probabilités conditionnelles t^m_{ik} ($i=1,n$; $k=1,K$) pour la valeur courante du vecteur de paramètres $\hat{\theta}$.

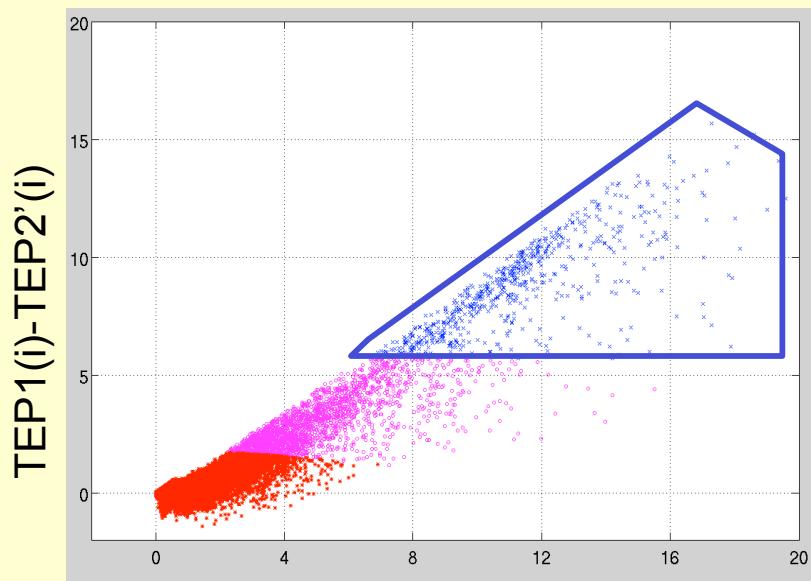
2. Etape S :

Partitionnement P^m des x_i en affectant chaque x_i de façon aléatoire à une composante du mélange suivant une distribution binomiale de paramètre t^m_{ik} .

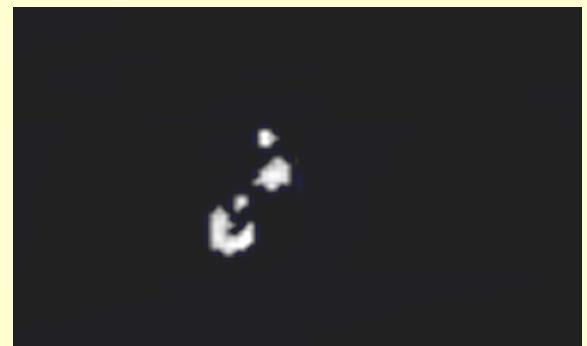
3. Etape M :

Mise à jour de l'estimée $\hat{\theta}$ en utilisant chaque classe P^m_k comme sous-échantillon de la composante k du mélange.

Méthode : création d'une image paramétrique

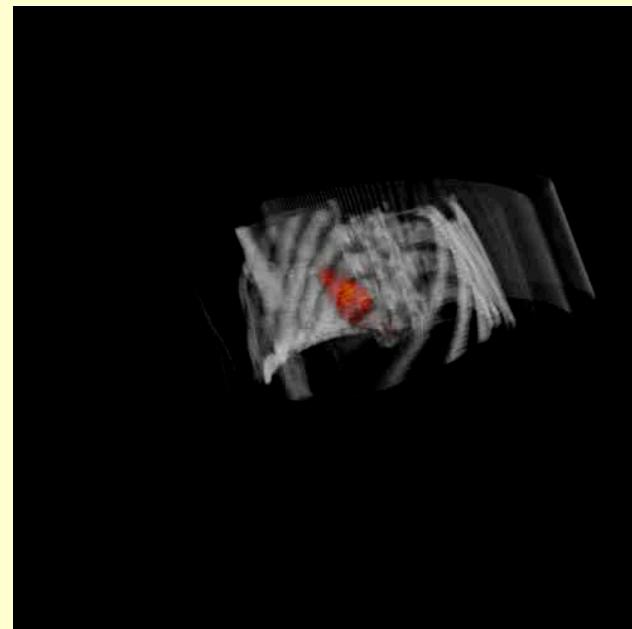


$TEP1(i)$



$TEP1 - TEP2'$

où seuls les voxels appartenant à
des tumeurs sont représentés

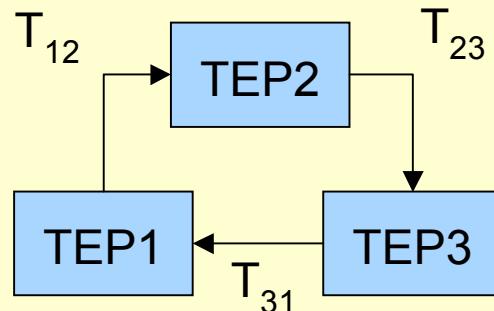


Résultats : patients et données

- . 3 patients atteints de cancer du poumon ayant bénéficié d'examens TEP/TDM avant et en cours de thérapie
- . 16 tumeurs au total → 27 paires d'images de tumeurs
- . Examens TEP/TDM au FDG (tomographe GE Discovery LS)
- . Examens $75 \text{ min} \pm 14 \text{ min}$ après injection de 4 MBq/kg de FDG
- . Reconstruction tomographique des images : OSEM (2 itérations, 28 sous-ensembles)
- . Images corrigées de l'atténuation et de la diffusion
- . Echantillonnage TEP : 3,91 mm x 3,91 mm x 4,25 mm
- . Echantillonnage TDM : 0,98 mm x 0,98 mm x 5 mm

Résultats : précision du recalage

- Cas cliniques : méconnaissance des vrais paramètres de recalage
- Evaluation en utilisant une mesure de consistance



$$E = 1 - T_{31} T_{23} T_{12}$$

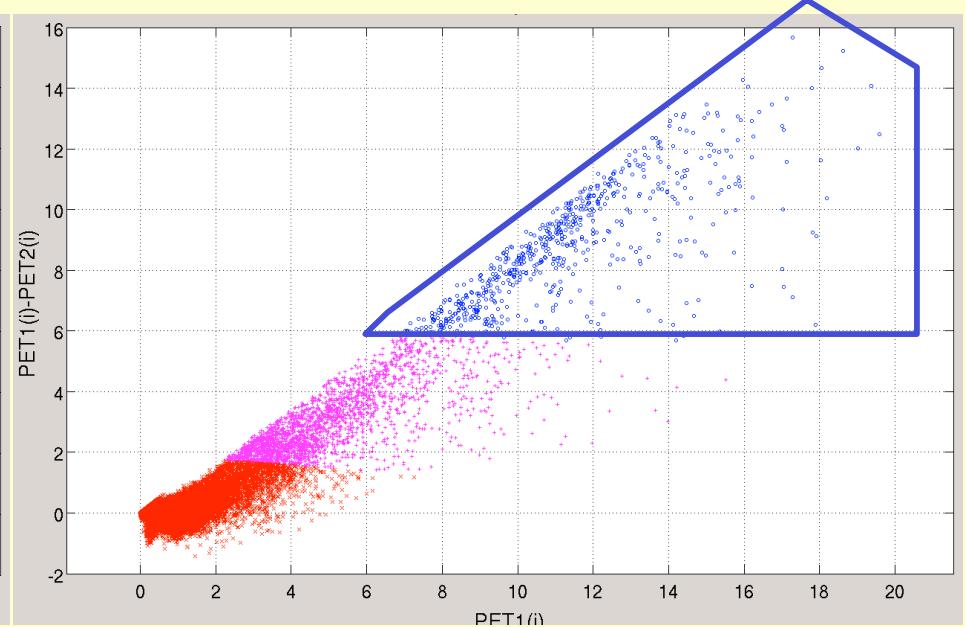
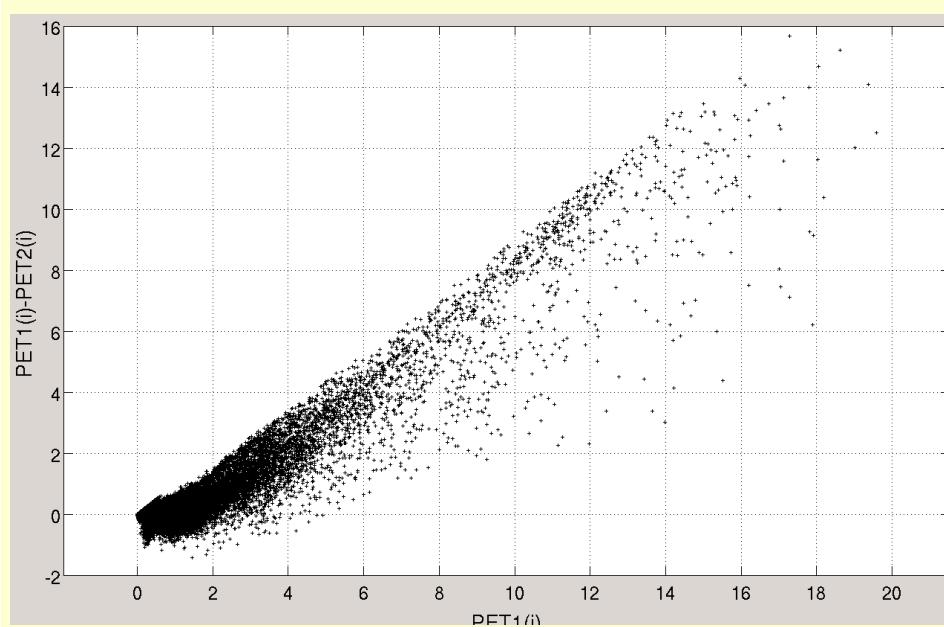
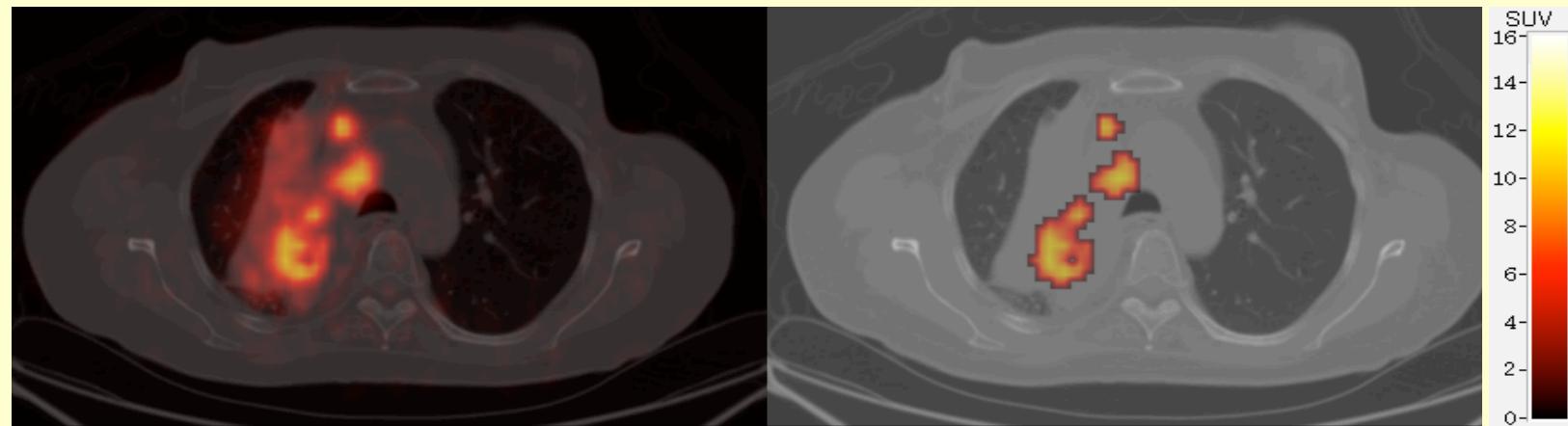
Holden et al, IEEE Trans Med Imaging, 2000.

8 séries of 3 volumes d'images utilisés pour cette évaluation :

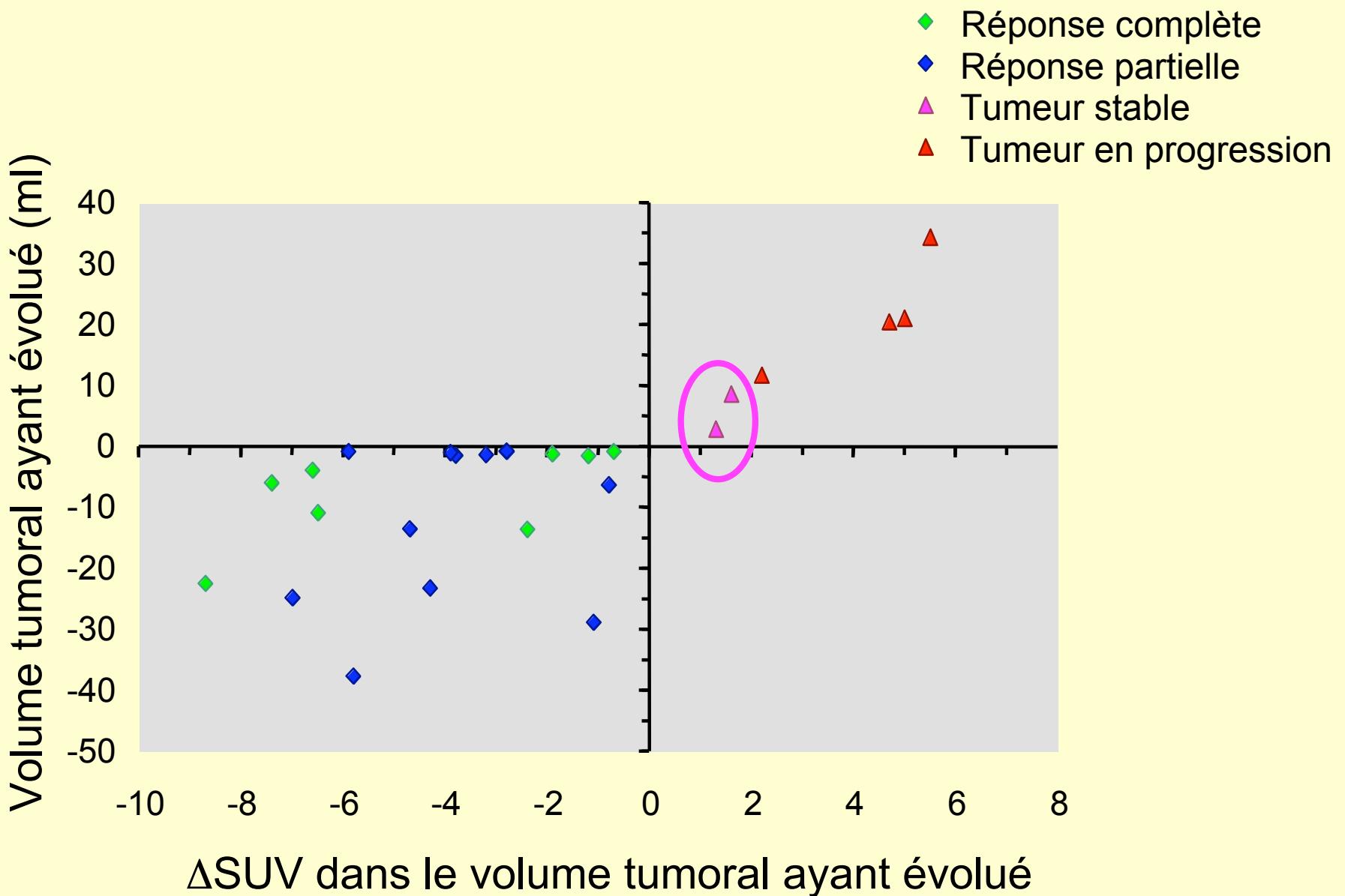
Erreur E moyenne ($\pm 1 \text{ sd}$) : $2,9 \text{ mm} \pm 3,3 \text{ mm}$

< taille d'un voxel : $3,91 \text{ mm} \times 3,91 \text{ mm} \times 4,25 \text{ mm}$

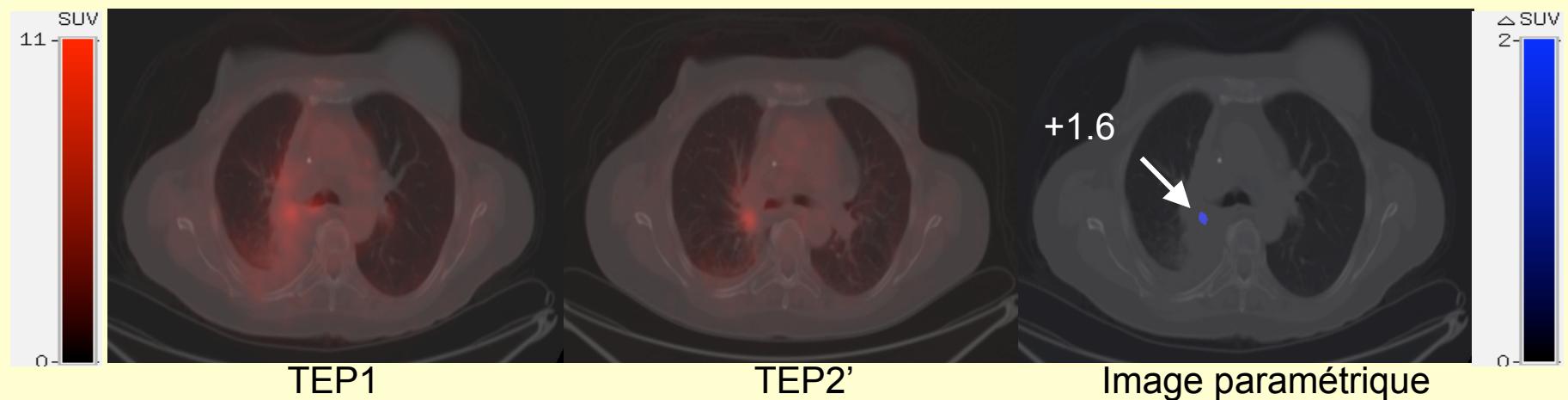
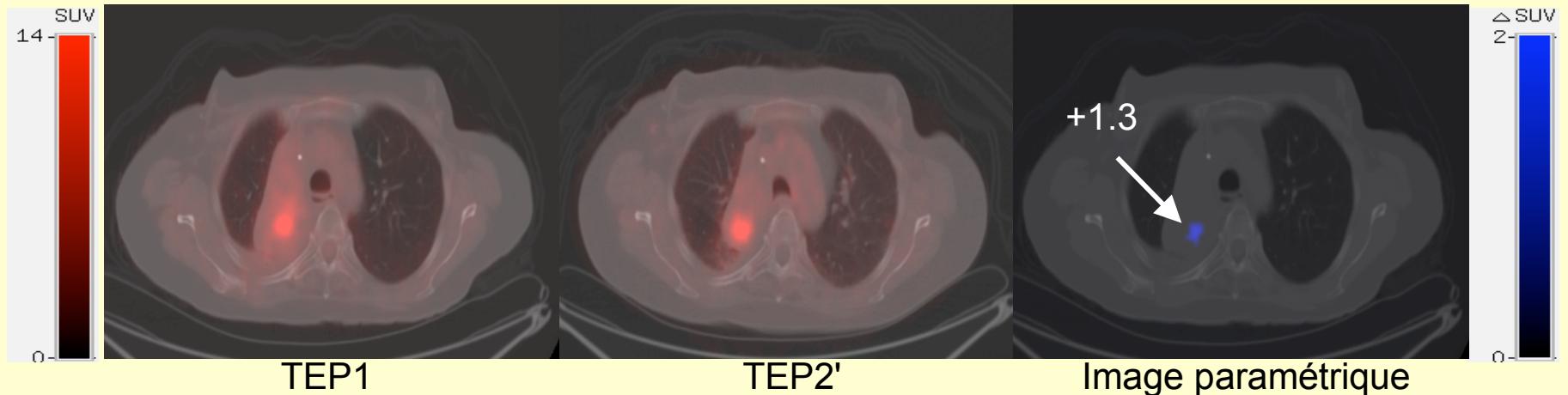
Résultats : exemple d'images paramétriques obtenues



Résultats : corrélation avec le jugement du médecin

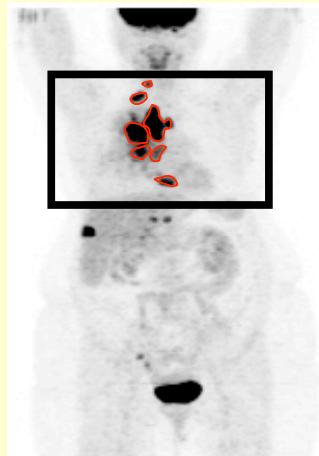


Résultats : analyse des 2 tumeurs « stables »

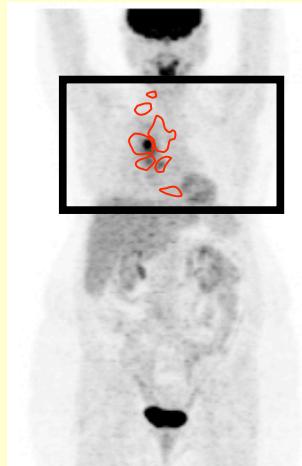


Discussion / Conclusion

- L'approche d'imagerie paramétrique proposée identifie les évolutions tumorales entre 2 examens successifs, au niveau des voxels et sans délimitation précise des tumeurs.



TEP1



TEP2



- Une évaluation clinique plus complète est nécessaire pour étudier la robustesse de l'approche et son intérêt clinique

Discussion / Conclusion

Réflexions autour des bases théoriques de la méthode de résolution du modèle de mélange gaussien

- Légitimité du modèle
- Hypothèse des x_i indépendants ?
- Choix empirique du nombre de composantes (échec du critère d'information bayesien par exemple)
- Choix empirique de la forme des matrices Σ_k
- Algorithme SEM

Remerciements

Perrine Tylski, Michelle Dusart, Bruno Vanderlinden

Diaporama disponible sur
<http://www.guillemet.org/irene/conference>