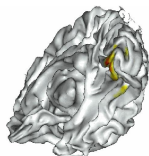


Le logiciel R en neuro-imagerie fonctionnelle

Pierre Lafaye de Micheaux

Département de Mathématiques et de Statistique
Université de Montréal

1^{ères} Rencontres R
Bordeaux, France
3 juillet 2012



0273 cover Lafaye_uk_30/09/2010 16:04 Page 1

Collection
Statistique
et probabilités
appliquéesDirigée par
Yadolah Dodge

COMITÉ ÉDITORIAL :

Aurore Deléglise

Université de Moncton, Canada

Christian Genest

Université Laval, Québec

Marc Hallin

Université libre de Bruxelles, Belgique

Ludovic Lebart

Télécom-ParisTech, Paris

Christian Marz

Université de Fribourg, Suisse

Stephan Morgenthaler

EPFL, Lausanne

Louis-Paul Rivest

Université Laval, Québec

Gilbert Saporta

CNRS, Paris

Pierre Lafaye de Micheaux,
Rémy Drouilhet, Benoît Liquet

Le logiciel R

Maîtriser le langage Effectuer des analyses statistiques

P. Lafaye de Micheaux
R. Drouilhet • B. Liquet

Le logiciel R

Collection
Statistique
et probabilités
appliquéesPierre Lafaye de Micheaux
Rémy Drouilhet
Benoît Liquet

Le logiciel R

Maîtriser le langage Effectuer des analyses statistiques

Cette collection met à la disposition du public intéressé par la statistique (étudiants, enseignants, chercheurs) des ouvrages qui concilient effort pédagogique et travail personnel de mise à jour.

Cette démarche implique de prendre en compte de façon exhaustive et critique les renouvellements des concepts, des champs d'application et des outils de traitement. Seules une compréhension profonde et une appropriation des connaissances permettant de s'adapter aux évolutions qui n'ont pas fini de bouleverser cette discipline.

65 € TTC

ISBN : 978-2-8178-8114-8



9 782817 801148

| springer.com

Ce livre est consacré à un outil désormais incontournable pour l'analyse de données, l'élaboration de graphiques et le calcul statistique : le logiciel R.

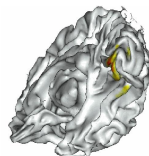
Après avoir introduit les principaux concepts permettant une utilisation sereine de cet environnement informatique (organisation des données, importation et exportation, accès à la documentation, représentations graphiques, programmation, maintenance, etc.), les auteurs de cet ouvrage détaillent l'ensemble des manipulations permettant la manipulation avec R d'un très grand nombre de méthodes et de notions statistiques : simulation de variables aléatoires, intervalles de confiance, tests d'hypothèses, valeur-p, bootstrap, régression linéaire, ANOVA (y compris répétées), et d'autres encore.

Écrit avec un grand souci de pédagogie et de clarté, et agrémenté de nombreux exercices et travaux pratiques, ce livre accompagnera idéalement tous les utilisateurs de R - et cela sur les environnements Windows, Macintosh ou Linux - qu'ils soient débutants ou d'un niveau avancé : étudiants, enseignants ou chercheurs en statistique, mathématique, médecine, informatique, biologie, psychologie, sciences infirmières, etc. Il leur permettra de maîtriser en profondeur le fonctionnement de ce logiciel. L'ouvrage sera aussi utile aux utilisateurs plus confirmés qui retrouveront exposées ici l'ensemble des fonctions R les plus couramment utilisées.

```
> Im(y~x)
> eigen(X)$va
> demc
> boxplot(x)
> apply(X,FUN=mean,MARGIN=
> ttest(x)
> vecn <- fonction(n)
```

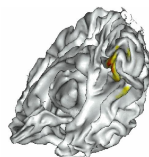
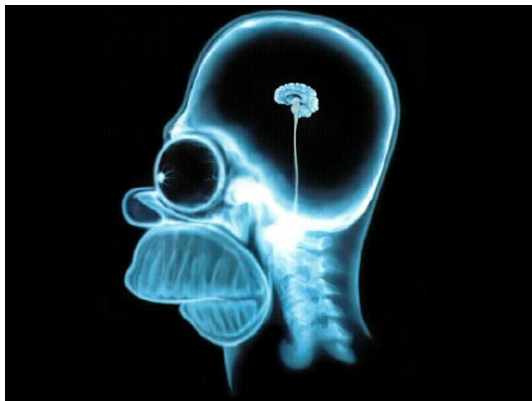
Springer

La **neuro-imagerie** ou **imagerie cérébrale** vise à étudier le cerveau sain



HomeR !

ou pathologique.

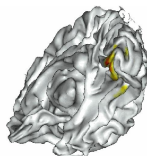


Les techniques d'imagerie cérébrale visent à observer le cerveau d'un individu afin d'en déterminer :

- soit l'**organisation anatomique** au moyen de cartes tridimensionnelles des tissus et fluides cérébraux (par exemple pour détecter une tumeur) ;
- soit l'**organisation fonctionnelle**, c'est-à-dire les régions du cerveau impliquées lors d'une activité cognitive (mémoire, vision, audition, langage, planification, toucher, etc.) ;
- soit les **réseaux de connectivité fonctionnelle**, c'est-à-dire comment les différentes zones du cerveau interagissent ;
- soit la **vascularisation** afin de détecter par exemple des AVC.

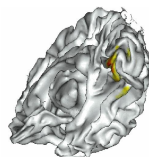
Pour cela, il existe **plusieurs techniques** d'imagerie médicale :

- L'imagerie par rayons X ;
- L'imagerie nucléaire (PET, SPECT) ;
- La résonance magnétique (MRI, fMRI, DTI) ;
- L'activité électrique de surface (EEG, MEG, ERP) ;
- Le proche infrarouge (NIRS) ;
- La tomographie (CT) ;
- Les ultrasons ;
- etc.



L'imagerie par rayons-X (ou *X-ray imaging*)

Vieille technique (1970) d'imagerie anatomique qui n'est plus tellement utilisée (méthode invasive).

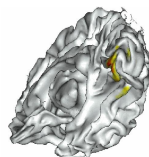
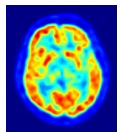


Tomographie par émission de positrons (TEP)

En anglais : *Positron Emission Tomography (PET)*.

Technique d'imagerie fonctionnelle (par visualisation de l'accumulation de traceur radio-actif comme O^{15}).

- Résolution spatiale : 5mm
- Avantages : sensible, bonne résolution, montre l'activité cérébrale, activité synaptique
- Inconvénients : Invasive (matériaux radioactifs injectés), chère, limitée à de courtes tâches (30s)



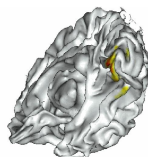
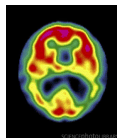
Tomographie à émission mono-photonique (TEMP)

En anglais : *Single Photon Emission Computed Tomography (SPECT)*.

Technique d'imagerie fonctionnelle.

- Résolution spatiale : 1cm
- Avantages : Peu chère, disponible
- Inconvénients : Invasive (matériaux radioactifs injectés émetteurs de rayonnements gamma), résolution limitée

Souvent utilisée pour visualiser l'activité dopaminergique.

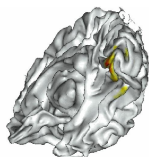
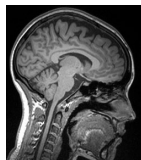


L'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM)

En anglais : *Magnetic Resonance Imaging (MRI)*.

Pour voir la structure des tissus cellulaires (anatomique).

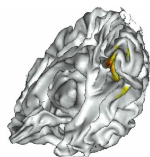
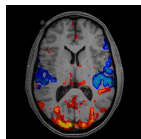
- Résolution spatiale : $<1\text{mm}$
- Avantages : Non invasive, pas de préparation spéciale.
- Inconvénients : Chère, ne montre que la structure anatomique, non applicable pour les patients ayant des implants métalliques.



L'Imagerie par Résonance Magnétique fonctionnelle (IRMf)

En anglais : *Functionnal Magnetic Resonance Imaging (fMRI)*.
Pour visualiser «en direct» le fonctionnement cérébral.

- Résolution spatiale : $<1\text{mm}$
- Résolution temporelle : 200ms par tranche
- Avantages : Non invasive, très bonne résolution, montre l'activité cérébrale
- Inconvénients : Chère, procédure longue, non applicable pour les patients ayant des implants métalliques.

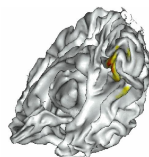
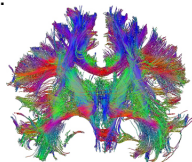


L'Imagerie du Tenseur de Diffusion (ITD)

En anglais : *Diffusion Tensor Imaging (DTI)*.

Donne la distribution des directions de diffusion des molécules d'eau au travers des tissus. Permet de visualiser les structures fibreuses, notamment les faisceaux de matière blanche du cerveau (axones myélinisés des neurones) : connectivité anatomique.

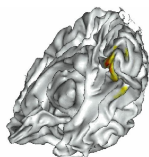
- Résolution spatiale : 1mm^3
- Avantages : Non invasive
- Inconvénients : Non applicable pour les patients ayant des implants métalliques.



L'Imagerie fonctionnelle du Tenseur de Diffusion (IFTD)

En anglais : *Functionnal Diffusion Tensor Imaging (fDTI)*.

Technique fonctionnelle assez récente basée sur la DTI.

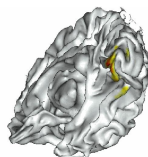
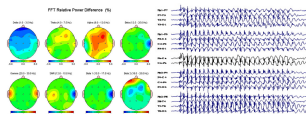


L'Électro-Encéphalo-Graphie (EEG)

Mesure directe de l'activité électrique.

- Résolution spatiale : Très mauvaise
- Résolution temporelle : 1ms
- Avantages : Non invasive, peu couteuse
- Inconvénients : Ne renvoie pas des images mais des graphiques d'ondes cérébrales, les champs électriques sont déformés par leur passage au travers des tissus organiques

Il faut utiliser des techniques mathématiques de localisation des sources (problème inverse).

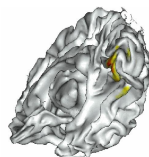
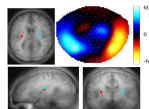


La Magnéto-Encéphalo-Graphie (MEG)

Mesure les champs magnétiques induits par l'activité cérébrale.

- Résolution spatiale : 2mm
- Résolution temporelle : 1ms
- Avantages : Non invasive, les champs magnétiques ne sont quasiment pas déformés par leur passage au travers des tissus organiques
- Inconvénients : Chère, peu disponible

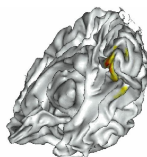
Il faut utiliser des techniques mathématiques de localisation des sources (problème inverse).



Questions d'intérêt

Types de questions que se posent les chercheurs en neuroscience :

- **segmentation** des différents tissus cellulaires cérébraux ;
- **détection des zones activées** lors de l'exécution d'une tâche cognitive ;
- trouver les **réseaux de connectivité** fonctionnelle.

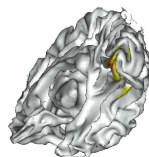


Les méthodes statistiques

On peut utiliser des méthodes de classification (pour la segmentation), des méthodes de régression ou d'analyse en composantes principales ou indépendantes (pour la localisation des zones activées par un stimulus), la théorie des graphes (pour l'établissement des réseaux de connectivité fonctionnelle), etc.

Voir par exemple le livre : **The Statistical Analysis of Functional MRI Data, Lazar N., Springer (2008).**

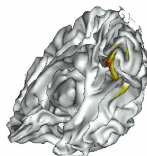
Voir aussi les articles de méthodologie parus dans la revue **NeuroImage.**



Les packages R

Les packages R principaux permettant de traiter les données de neuro-imagerie sont décrits :

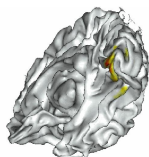
- dans l'article «Image analysis and statistical inference in neuroimaging with R, K. Tabelow, J.D. Clayden, P. Lafaye de Micheaux, J. Polzehl, V.J. Schmid, B. Whitcher, *NeuroImage*, vol. 55, pp.1686-1693 (2011).»
- dans le Task View de R : **Medical Image Analysis**.
<http://cran.r-project.org/web/views/MedicalImaging.html>



Première difficulté : lecture/écriture des données

Le format standard de l'industrie pour les données provenant d'un imageur est le **DICOM**. Plusieurs packages R existent pour lire ce format :

- `oro.dicom`
- `fmri`
- `tractor.base`



Lecture/écriture des données

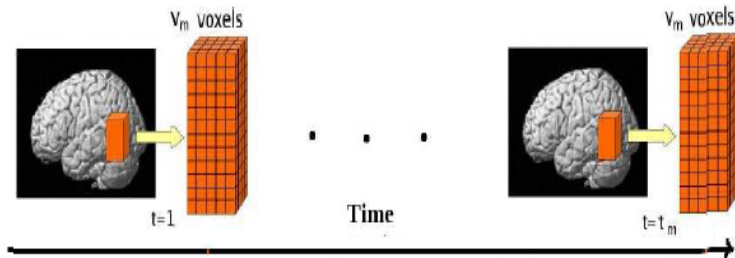
Deux autres formats sont très souvent utilisés en IRMf : **ANALYZE** (paire de fichiers d'extension `.hdr/.img`) et **NIFTI-1** (un seul fichier d'extension `.nii`). Ce dernier format est une adaptation récente du premier. Pour lire ces formats, on peut utiliser les packages :

- `Rniftilib`
- `AnalyzeFMRI`
- `fmri`
- `tractor.base`
- `oro.nifti`

La documentation du package `AnalyzeFMRI` est très précieuse pour comprendre ces deux formats.



Lecture/écriture des données



```

> require(AnalyzeFMRI)
> X <- f.read.volume(system.file("example-nifti.img",
                                package="AnalyzeFMRI"))
> dim(X)
[1] 53 63 46 1 # Note: un seul temps ici.

```

Pré-traitements

Avant de pouvoir traiter les données avec une méthode statistique, certains **pré-traitements** sont nécessaires :

- correction de mouvement ;
- recalage (*registration*) des images par rapport à une référence ;
- normalisation pour comparer les cerveaux de plusieurs individus ;
- lissage (gaussien) ;
- etc.

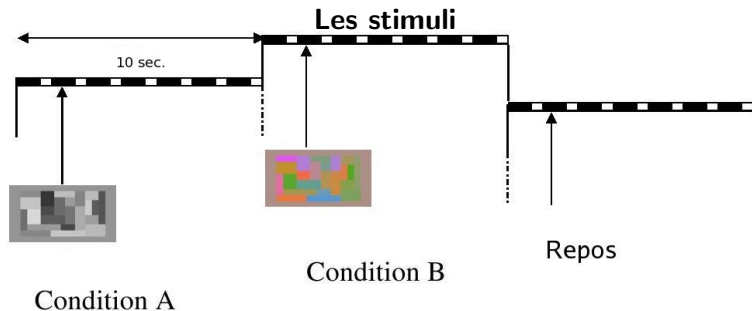
Ces pré-traitements sont pour l'instant effectués hors de R (avec SPM, BrainVisa, FSL, NiPy).

Scanner Recherche Siemens 3 Tesla à Montréal



Appareil Siemens inauguré fin mars 2008 à l'UdeM (UNF/RNQ)
(<http://unf-montreal.ca>)

Une expérience d'IRM fonctionnelle



TR=2 sec., 8 répétitions, $8 \times 3 \times 5 + 5 = 125$ images (les 5 dernières=repos)



Une expérience en IRMf

Codage du stimulus

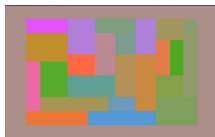


Deux périodes alternées : NB-repos/couleur

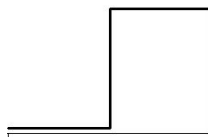


Une expérience en IRMf

Codage du stimulus

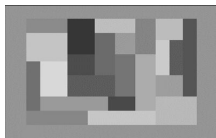


Deux périodes alternées : NB-repos/couleur

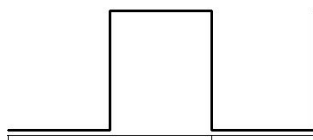


Une expérience en IRMf

Codage du stimulus

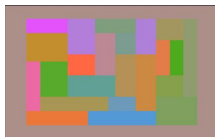


Deux périodes alternées : NB-repos/couleur

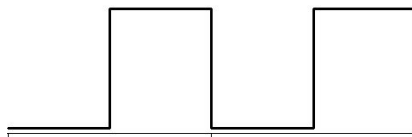


Une expérience en IRMf

Codage du stimulus

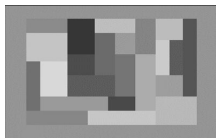


Deux périodes alternées : NB-repos/couleur

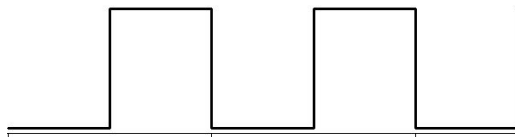


Une expérience en IRMf

Codage du stimulus

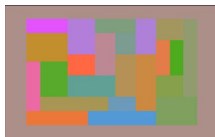


Deux périodes alternées : NB-repos/couleur

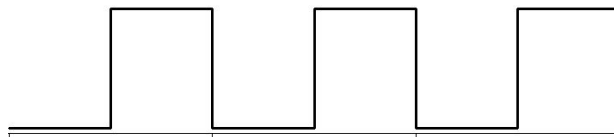


Une expérience en IRMf

Codage du stimulus



Deux périodes alternées : NB-repos/couleur

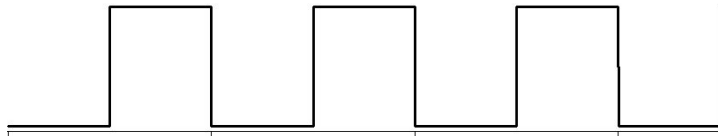


Une expérience en IRMf

Codage du stimulus



Deux périodes alternées : NB-repos/couleur

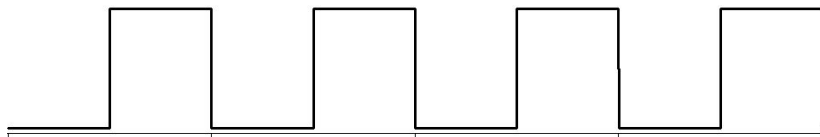


Une expérience en IRMf

Codage du stimulus

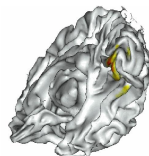
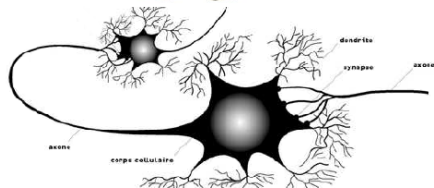
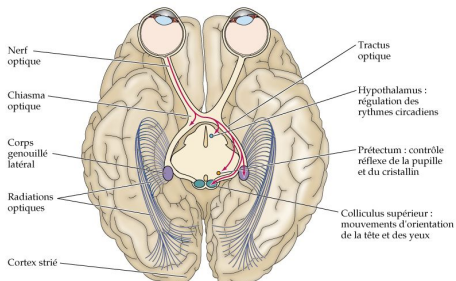


Deux périodes alternées : NB-repos/couleur

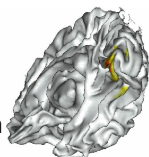


Parcours de l'information lumineuse

Excitation des neurones du cortex occipital

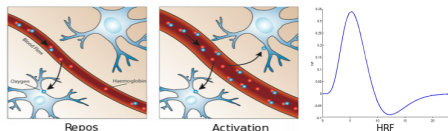


Parcours de l'information lumineuse (suite)



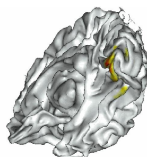
Cortex occipital : zone où l'on suspecte une activation

Effet BOLD (Blood Oxygen Level Dependent)



⇒ Variations du champ magnétique mesurées par le scanner

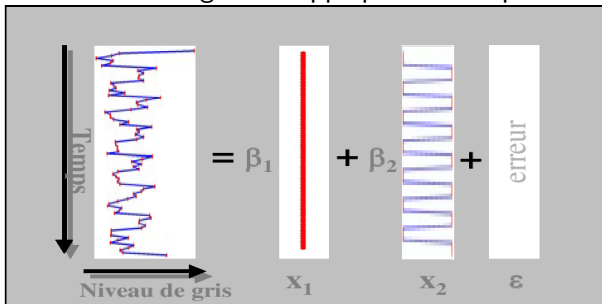
HRF : *Hemodynamic Response Function*



Approche classique (celle utilisée par SPM)

Le logiciel SPM (sous Matlab) : une approche massivement univariée.

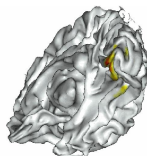
Modèle linéaire général appliqué sur chaque voxel



Raffinements : erreurs corrélées, convolution par la HRF, filtrage passe-haut, etc ...

On peut faire le même type d'analyse avec R. Voyons cela sur les données de l'expérience.

```
# TR=2 sec, 10s de couleur (5 TR), 10s de NB (5 TR),  
# 10s de repos (5 TR).  
stimulus <- c(rep(c(1,1,1,1,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0),8)  
              ,1,1,1,1,1)  
plot(stimulus,type="l")
```



```
require(AnalyzefMRI)
X <- f.read.nifti.volume("map293/Mond4D.nii")
mask <- f.read.nifti.volume("map293/MondMask.nii")
flip <- 1 # Convention neurologique.
f.plot.volume.gui() # Visualisons X.
X[mask==0] <- 0 # Analyse sur une sous-région.
# Visualisons le nouveau X.
Tmap <- array(0,dim(X)[-4])
for (i in 1:128) {
  for (j in 1:128) {
    for (k in 1:30) {
      if (mask[i,j,k,1] == 1) {
        Tmap[i,j,k]<-summary(lm(X[i,j,k,~stimulus)))[[4]][2,3]
      }}}
# Visualisons Tmap (carte des statistiques-t).
```

```
# Fonction qui renvoie les indices du maximum:
vector.which.max <- function(H) {
  d <- dim(H)
  i <- which.max(H) - 1
  result <- c()
  for (j in seq_along(d)) {
    result <- c(result, i %% d[j])
    i <- i %/% d[j]
  }
  result + 1
}

# Affichons le décours temporel de ce voxel (dans X).
> vector.which.max(abs(Tmap))
[1] 66 111 8
```

Autre vision du même problème : un mélange de signaux

- Chacun des voxels contient un **mélange** de plusieurs **signaux sources** : *battements cardiaques, mouvements oculaires, cycle respiratoire, artefacts de mesure, stimulus de l'expérience, ...*
- Ces signaux sont mélangés dans des proportions différentes suivant le voxel considéré. Cette pondération varie au cours du temps.
- L'objectif précédent peut être vu comme un problème de **séparation de sources**.

Autre vision du même problème : un mélange de signaux

- Chacun des voxels contient un **mélange** de plusieurs **signaux sources** : *battements cardiaques, mouvements oculaires, cycle respiratoire, artefacts de mesure, stimulus de l'expérience, ...*
- Ces signaux sont mélangés dans des proportions différentes suivant le voxel considéré. Cette pondération varie au cours du temps.
- L'objectif précédent peut être vu comme un problème de **séparation de sources**.

Autre vision du même problème : un mélange de signaux

- Chacun des voxels contient un **mélange** de plusieurs **signaux sources** : *battements cardiaques, mouvements oculaires, cycle respiratoire, artefacts de mesure, stimulus de l'expérience, ...*
- Ces signaux sont mélangés dans des proportions différentes suivant le voxel considéré. Cette pondération varie au cours du temps.
- L'objectif précédent peut être vu comme un problème de **séparation de sources**.

Autre vision du même problème : un mélange de signaux

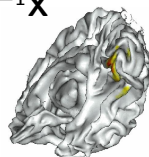
- Chacun des voxels contient un **mélange** de plusieurs **signaux sources** : *battements cardiaques, mouvements oculaires, cycle respiratoire, artefacts de mesure, stimulus de l'expérience, ...*
- Ces signaux sont mélangés dans des proportions différentes suivant le voxel considéré. Cette pondération varie au cours du temps.
- L'objectif précédent peut être vu comme un problème de **séparation de sources**.



Vers l'Analyse en Composantes Indépendantes (ACI) !

Une solution : heuristique et hypothèses de l'ACI

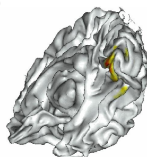
- Différents processus biologiques tendent à générer des **signaux sources S statistiquement indépendants**.
- On observe (mesure) uniquement des **mélanges** (supposés **linéaires** $\mathbf{X} = \mathbf{AS}$ de ces signaux.
- L'idée est de trouver des transformations linéaires $\widehat{\mathbf{W}} = \widehat{\mathbf{A}}^{-1}$ de ces mélanges qui produisent des **composantes** (signaux extraits) **les plus indépendantes possible**.
- On espère ainsi que les **composantes extraites** $\widehat{\mathbf{S}} = \widehat{\mathbf{A}}^{-1}\mathbf{X}$ seront les signaux sources originaux.



Pré-traitement par l'ACP

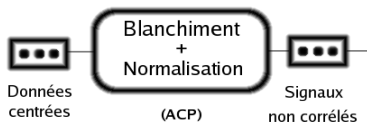
L'approche de l'ACI réalisée en deux étapes :

- 1 L'ACP pour obtenir des signaux non corrélés en utilisant des statistiques du deuxième ordre (diagonalisation S_X).
- 2 Estimation d'une rotation qui minimise les dépendances aux ordres supérieurs.

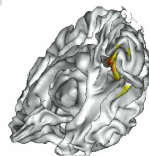


Pré-traitement par l'ACP

L'approche de l'ACI réalisée en deux étapes :

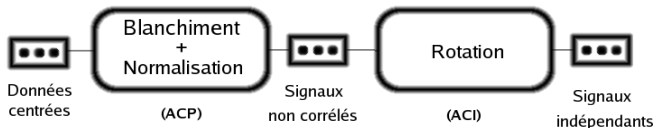


- 1 L'ACP pour obtenir des signaux non corrélés en utilisant des statistiques du deuxième ordre (diagonalisation S_X).
- 2 Estimation d'une rotation qui minimise les dépendances aux ordres supérieurs.

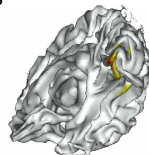


Pré-traitement par l'ACP

L'approche de l'ACI réalisée en deux étapes :

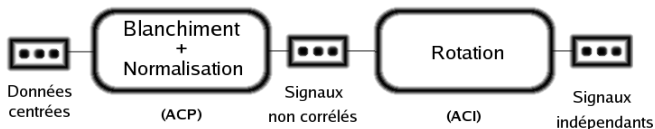


- 1 L'ACP pour obtenir des signaux non corrélés en utilisant des statistiques du deuxième ordre (diagonalisation S_X).
- 2 Estimation d'une rotation qui minimise les dépendances aux ordres supérieurs.



Pré-traitement par l'ACP

L'approche de l'ACI réalisée en deux étapes :



- 1 L'ACP pour obtenir des signaux non corrélés en utilisant des statistiques du deuxième ordre (diagonalisation S_X).
- 2 Estimation d'une rotation qui minimise les dépendances aux ordres supérieurs.

Autres : soustraction de tendance, filtrage, ...

Note : Très couteux en temps de calcul.

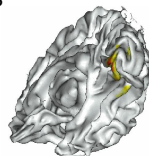
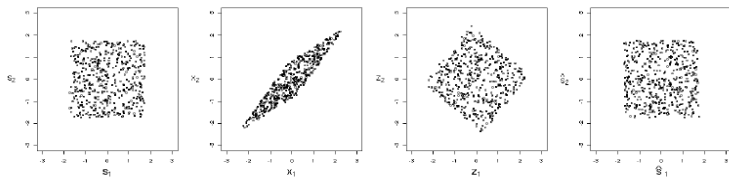
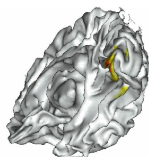


Illustration de la rotation restante



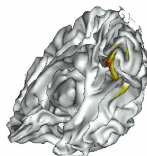
De gauche à droite : les sources originales de loi jointe uniforme sur un carré, les signaux mélangés, les composantes décorréelées obtenues par l'ACP, les sources estimées par l'ACI.



Trouver les signaux les plus indépendants possible

Deux options :

- 1 Utiliser une mesure de dépendance.
 - Obtention simultanée de toutes les sources.
 - Intéressant pour extraire des sources multivariées.
- 2 Utiliser une mesure de non Gaussianité.
 - Une seule source à la fois.
 - Rapidité de calcul.



Signaux les moins gaussiens possible

Estimation d'une composante source :

$\hat{s} = y = \mathbf{b}^T \mathbf{x} = \sum_i b_i x_i$, combinaison linéaire des observations x_i .

Puisque $\mathbf{x} = \mathbf{A}\mathbf{s}$ alors $y = \mathbf{q}^T \mathbf{s} = \sum_i q_i s_i$ avec $\mathbf{q} = \mathbf{A}^T \mathbf{b}$.

Par le TLC, toute combinaison linéaire de variables possède une distribution plus gaussienne que chacune des variables d'origine.

$\Rightarrow y = \sum_i q_i s_i$ sera la moins gaussienne possible lorsque tous les q_i seront nuls sauf un (disons q_{i_0}), auquel cas $y = s_{i_0}$, la i_0 -ème source !

Chercher y (\Leftrightarrow chercher \mathbf{b}) qui soit la moins gaussienne possible.

Méthode de la poursuite de projection (*projection pursuit*).

Le moins gaussien possible

P-kurtosis and goodness-of-fit tests for normality

$$\text{Log P-kurtosis} = \log \hat{k}_P = \log \left[\frac{3}{(2 - \log 2 - \gamma)} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Y_i^2 \log(Y_i^2) \right]$$

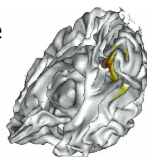
avec $Y_i = (X_i - \bar{x})/s_n$ et γ la constante d'Euler.

Posons

$$\alpha = \frac{-2 + 3\pi^2/2 + 3 \log 2(\log 2 - 4) + 3\gamma(\gamma - 4 + 2 \log 2)}{(2 - \log 2 - \gamma)^2} - 3.$$

Nous avons montré, sous l'hypothèse X_i *i.i.d.* $N(\mu, \sigma^2)$, que

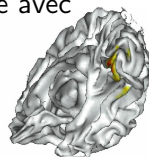
$$\frac{\log \hat{k}_P - \log \left(3 \left(\frac{n-2}{n} \right) \right)}{\sqrt{\frac{\alpha}{n} \left(1 - \frac{1.3}{n} + \frac{2.2}{n^{1.5}} \right)}} \approx N(0, 1).$$

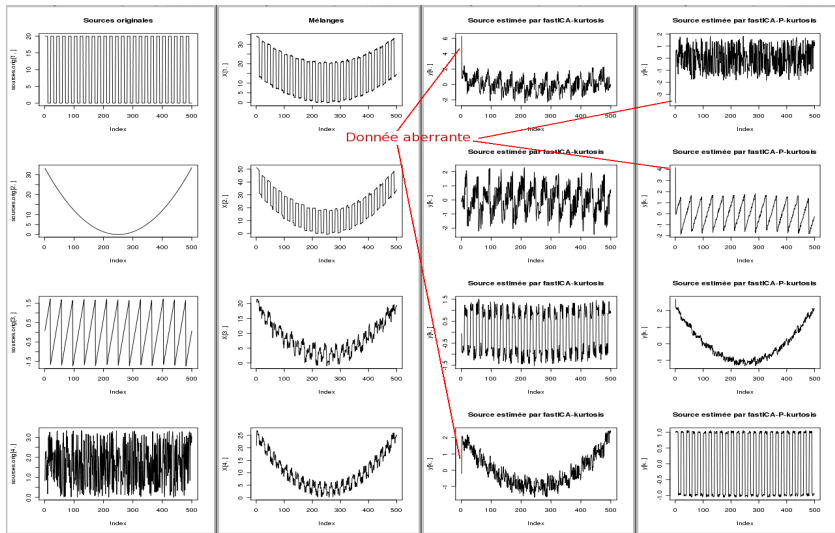


Algorithme du point fixe fastICA-P-kurtosis

- 1 Centrer les données
- 2 Blanchir les données pour obtenir un vecteur \mathbf{z}
- 3 Choisir un vecteur initial normé \mathbf{w} (ex : rnorm)
- 4 $\mathbf{w} \leftarrow E \left[\mathbf{z}(\mathbf{w}^T \mathbf{z}) \left(\log(\mathbf{w}^T \mathbf{z})^2 - 3 \left(\frac{n-2}{n} \right) \right) \right]$ (estimée)
- 5 $\mathbf{w} \leftarrow \mathbf{w} / \|\mathbf{w}\|$
- 6 Si non convergence, retourner à l'étape 4

Si l'on veut plusieurs composantes, on utilise cet algorithme avec Gram-Schmidt sur les composantes précédentes.





Deux types d'ACI en IRMf

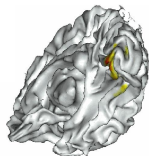
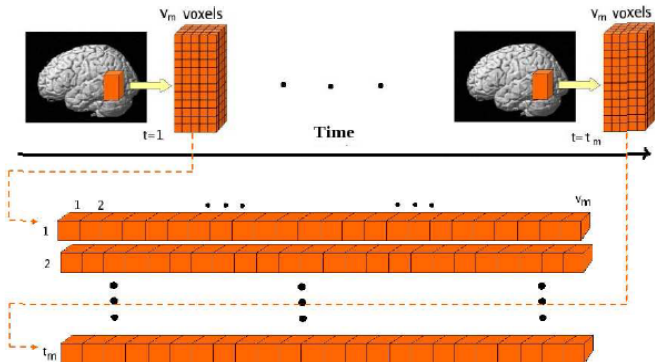
● L'ACI spatiale

- Généralement appliquée aux signaux IRMf (beaucoup de capteurs, peu de temps).
- Recherche des composantes source **spatialement indépendantes**.

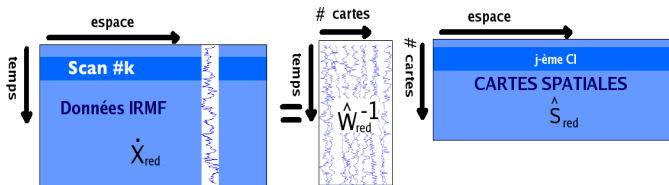
● L'ACI temporelle

- Généralement appliquée aux signaux EEG (peu de capteurs, beaucoup de temps).
- Recherche des composantes source **temporellement indépendantes (ce qui présente un intérêt en IRMf!)**.
- Réputé impraticable en IRMf à cause de la trop grande taille des données.

ACI : cas spatial



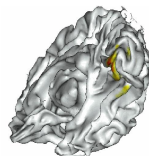
ACI : cas spatial



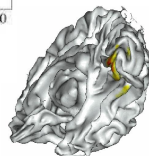
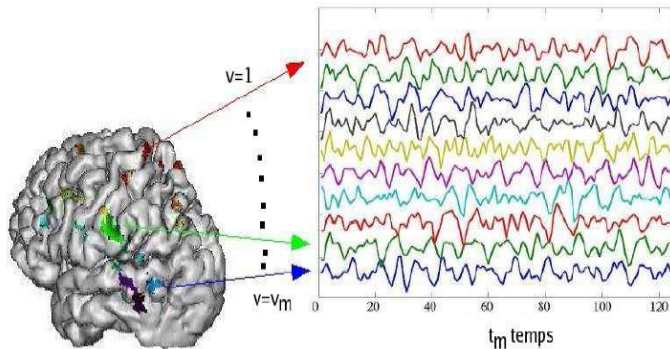
$$= \sum_{j=1}^{\#IC} \begin{matrix} \text{[Matrix]} \\ j \end{matrix} \otimes \text{[Bar]}_{j\text{-ème CI}}$$

Décours temporel associé à la j-ème CI

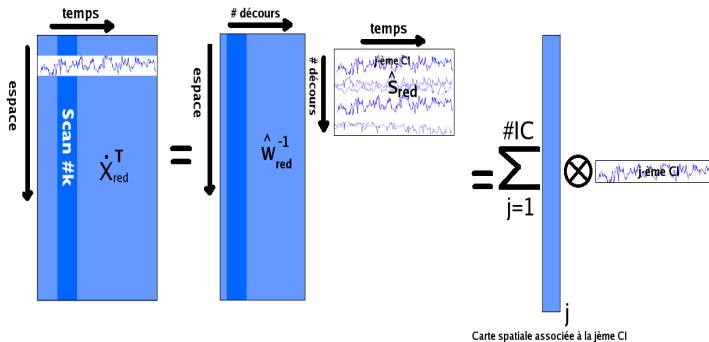
125 temps, 491 520 voxels



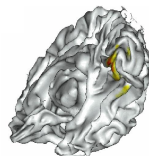
ACI : cas temporel



ACI : cas temporel

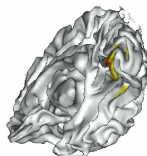


491 520 voxels, 125 temps
Réputée impraticable !



Calhoun, Human Brain Mapping, 2001

"... Note that TICA is typically much more computationally demanding than SICA for functional MRI applications because of a higher spatial than temporal dimension and can grow quickly beyond practical feasibility. Thus a covariance matrix on the order of N^2 (where N is the number of spatial voxels of interest) must be calculated. A combination of increased hardware capacity as well as more advanced methods for calculating and storing the covariance matrix may provide a solution in the future...."



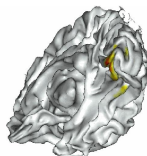
L'ACI temporelle enfin praticable

Stage de Master 2 en Sciences Cognitives (Grenoble) sous la supervision de Michel Dojat.

Résultat

D'après la décomposition en valeurs singulières, il est possible d'obtenir les t_m premiers vecteurs propres de la matrice des corrélations du cas temporel à partir de ceux du cas spatial.

Idée : les 125 points-temps vivent dans $\mathbb{R}^{124} \subset \mathbb{R}^{491520}$.

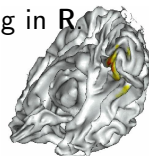


Référence

Pour plus de détails, se reporter à l'article :

Temporal and Spatial Independent Component Analysis for fMRI Data Sets Embedded in the `AnalyzefMRI` R Package,
Cécile Bordier, Michel Dojat and Pierre Lafaye de Micheaux,
Journal of Statistical Software, vol 44(9), (2011)

paru dans le Special Volume on Magnetic Resonance Imaging in R.



Un package R/C++ : AnalyzeFMRI

Terminal window content:

```

lafaye@www:~ - Terminal - Konsole <4>
Session Édition Affichage Signets Configuration Aide
/home/lafaye$R
R version 2.7.0 (2008-04-22)
Copyright (C) 2008 The R Foundation for Statistical Computing
ISBN 3-900051-07-0

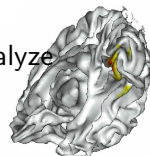
R est un logiciel libre livré sans AUCUNE GARANTIE.
Vous pouvez le redistribuer sous certaines conditions.
Tapez 'license()' ou 'licence()' pour plus de détails.

R est un projet collaboratif avec de nombreux contributeurs.
Tapez 'contributors()' pour plus d'information et
'citation()' pour la façon de le citer dans les publications.

Tapez 'demo()' pour des démonstrations, 'help()' pour l'aide en
ligne ou 'help.start()' pour obtenir l'aide au format HTML.
Tapez 'q()' pour quitter R.

[Sauvegarde de la session précédente restaurée]
> require(AnalyzeFMRI)
> f.icast.fmr1.gui()
> plot.volume("retino.nii")
  
```

- Lecture de données IRMf binaires au format NIFTI/Analyze
- Conversions de format
- ICA spatiale/temporelle
- Visualisation fonctionnelles/anatomiques



Lancer l'ACI

Le package misc3d

```
require(misc3d)
#Example 3: Nested contours for FMRI data.
library(AnalyzeFMRI)
a <- f.read.analyze.volume(system.file("example.img",
                                       package="AnalyzeFMRI"))
a <- a[,,1]
contour3d(a,1:64,1:64,1.5*(1:21),lev=c(3000, 8000, 10000),
          alpha=c(0.2,0.5,1),color=c("white","red","green"))
```


Visualisation 3D des résultats de l'ACI

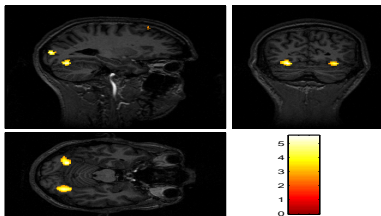
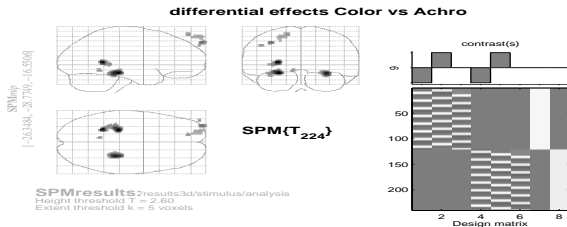
```
require(misc3d)
require(AnalyzeFMRI)

comp <- scan(n=1)

X <- f.read.volume("map293/Mond4D_ICAt.nii")[,,comp]
Anat <- f.read.volume("anat/rmodanat13.img")[,,1]

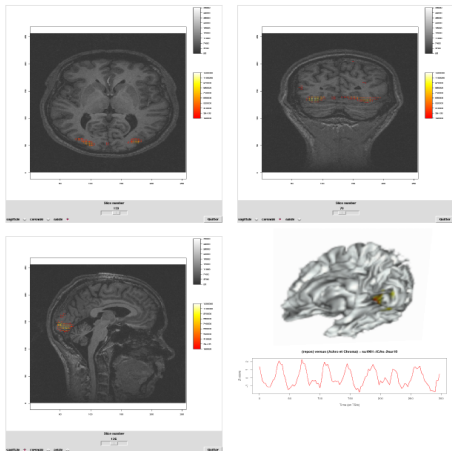
contour3d(Anat,x=1:128,y=1:128,z=1:30,lev=c(1600),
          alpha = c( .3), color = c("white"))
contour3d(X,x=1:128,y=1:128,z=1:30,lev=c(50),
          alpha = c( 1), color = c("red"),add=TRUE)
```


SPM et la régression linéaire univariée (suite)



EPM2 (matpat): 16:39:06 - 01/06/2007

Avec R et l'ACI spatiale



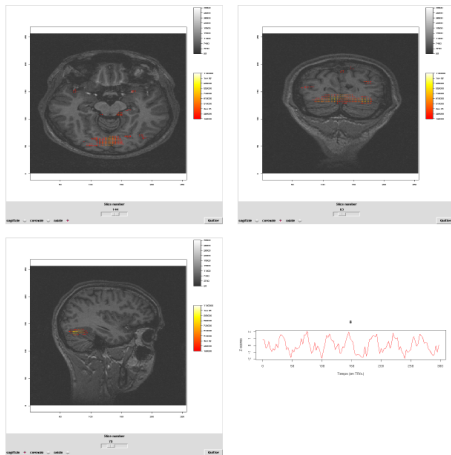
On retrouve les résultats
de SPM et de FSL-Melodic :
Repos versus Vision.

ACIs - map284 - 18 et 19

Activation nette
dans le cortex visuel

ACIs - map284 - 18 et 19 - surface corticale

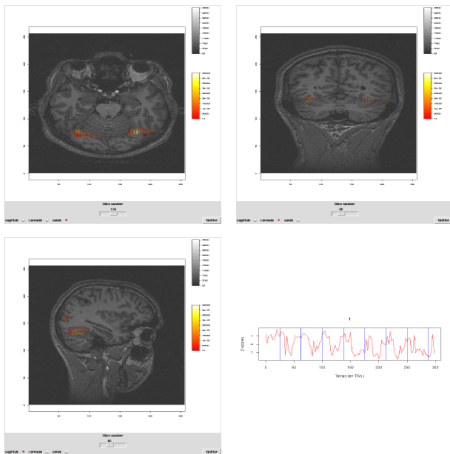
Avec R et l'ACI temporelle



FSL-Melodic inapplicable.

On retrouve les résultats de SPM :
Repos versus Vision.

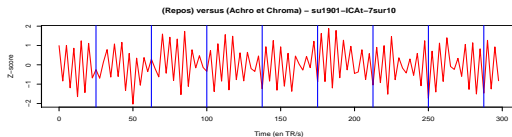
Une ACI temporelle après une ACI spatiale



FSL-Melodic inapplicable.

On retrouve les résultats de SPM :
Achromatique versus *Couleur*.

Un décours temporel surprenant ... et inexplicable



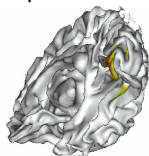
- Localisé dans le cervelet, le corps calleux et les ventricules.
- Artefact ? Hypothèses du modèle non satisfaites ?

Attention

Le problème d'interprétation des composantes spatiales comme temporelles est un problème délicat, qui nécessite l'interaction avec des experts et dans lequel on doit remettre en question le modèle (linéaire) et le critère (indépendance).

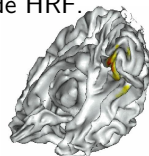
Conclusion

- Un concurrent crédible de SPM.
- Inconvénients :
 - Temps de calcul important.
 - Peu de recul en IRMF.
- Avantages :
 - Méthode exploratoire.
 - Pas d'*a priori* sur les décours temporels à chercher.
 - Seule méthode envisageable pour l'étude du cerveau au repos.
 - Chrono-architectonie (Bartels et Zeki, 2004).



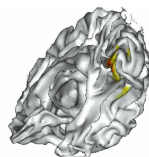
Quelques pistes à explorer

- Filtrage des données.
 - Permet de supprimer des composantes temporelles inintéressantes.
 - Filtrage par bande de fréquences.
 - Filtrage par ondelettes.
- Sélection des composantes intéressantes.
 - Par cross-corrélation.
 - Par cross-entropie.
 - Permettrait de s'affranchir du modèle de HRF.
 - Ou bien d'estimer les paramètres optimaux du modèle de HRF.
- Prise en compte de la topologie spatiale des voxels.
 - DVS aux ordres supérieurs.
 - Markov.



Quelques pistes à explorer (suite)

- Réduction de la taille des données.
 - Résolution multi-échelle.
 - ACIt après ACIs.
 - Focalisation sur une région d'intérêt.
- Reproductibilité des résultats.
 - Variabilité inter et intra sujets.
- Grappes de calcul, calcul parallèle.



Merci pour votre attention !

