Functionnal data analysis applied to neurology

Clément Bonvoisin, Pierre Ludmann

CMLA (ENS Cachan), Cognac-G (Paris V)

09/04/2014

Plan

- Familiarisation avec le problème
- Segmentation des signaux
- 3 Perspectives

- Familiarisation avec le problème
 - Motivations
 - Protocole expérimental
 - Organisation du stage
- Segmentation des signaux
- 3 Perspectives

Pourquoi ce travail?

Cerveau humain encore assez mal connu

Certains troubles neurologiques sont donc difficiles à diagnostiquer, traîter, comprendre, ...

Utiliser les outils mathématiques sur les données médicales pour aider le monde hospitalier à développer des traitements efficaces

Maladies liées à la marche

L'expérience et son acquisition

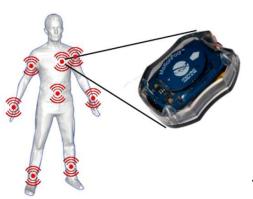
Trajet du patient :

- environ 6 secondes à l'arrêt
- marche sur 10 mètres
- demi-tour
- marche sur 10 mètres

Capture des signaux par des centrales inertielles :

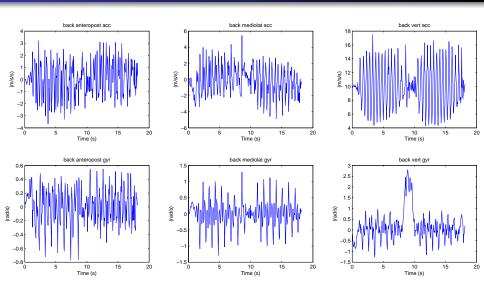
- on s'intéresse à ceux fixées à la ceinture et au pied droit
- accélérations et vitesses angulaires
- enregistrées à 20 Hz/100 Hz
- replacées dans le référentiel (antéro-postérieure, medio-latérale, verticale)

Les capteurs

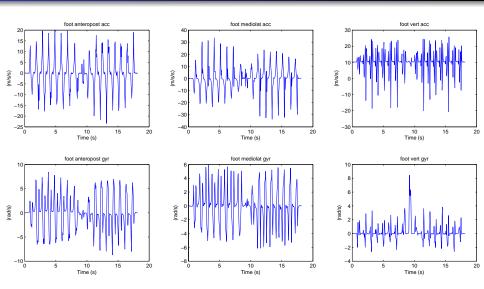




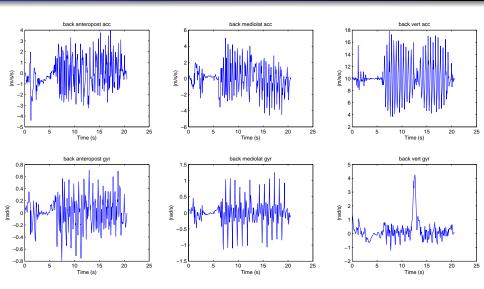
Exemple d'acquisition - Ceinture



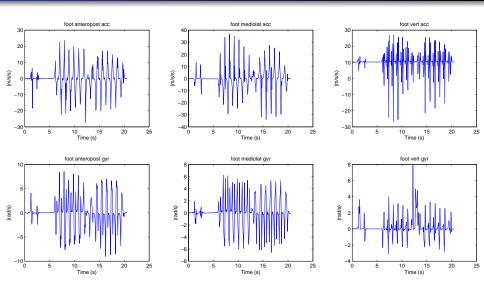
Exemple d'acquisition - Pied



Exemple d'acquisition 2 - Ceinture



Exemple d'acquisition 2 - Pied



Comment faire ?

- Signaux sous extension .txt ou .csv
 - ⇒ Besoin de procédures pour importer au format .mat
- D'abord on segmente les signaux selon les différentes phases de l'expérience
 - Puis on analyse les différents segments
- L'affichage montre clairement les différentes séquences de l'expérience
 - ⇒ La segmentation automatique doit être rapide et précise, au moins autant qu'à l'œil

- Familiarisation avec le problème
- Segmentation des signaux
 - Algorithme CUSUM
 - Hypothèses de travail
 - Premiers résultats
- 3 Perspectives

Généralités sur l'algorithme CUSUM

- Biblio Detection of Abrupt Changes: Theory and Application, M. Basseville, I. V. Nikiforov (1993)
- Proposé par E. S. Page dans Continuous inspection scheme (1954)
- Comparer la meilleure hypothèse d'un changement de paramètre à la meilleure hypothèse stationnaire
 - Utilise la vraisemblance logarithmique relative des hypothèses

$$L_k = \ln \left[\frac{\sup_{\theta_0} \prod_{i=1}^{k-1} p_{\theta_0}(y_i) \cdot \sup_{\theta_1} \prod_{i=k}^{N} p_{\theta_1}(y_i)}{\sup_{\tilde{\theta}} \prod_{i=i}^{N} p_{\tilde{\theta}}(y_i)} \right]$$
(1)

Rupture au temps de vraisemblance maximale si dépasse un seuil Complexité élevée avec les bornes supérieures : besoin de simplification

Le choix du gaussien

Signaux supposés suivre une distribution normale :

$$p_{\mu,\sigma}(y) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{1}{2} \left(\frac{y-\mu}{\sigma}\right)^2\right]$$
 (2)

Hypothèse forte : indépendance temporelle et spatiale

Paramètre θ : changement brusque de la moyenne et/ou de

l'écart-type du signal

Hypothèse utile : bornes supérieures atteintes aux estimateurs

Choix des paramètres - Formules correspondantes

Trois choix possibles:

$$\theta = \mu$$
 : on utilise (3) avec $\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} y_i$ et σ fixé

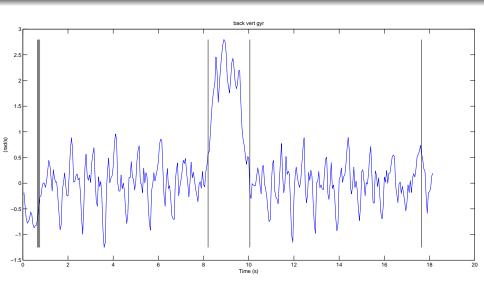
$$\theta = \sigma$$
: on utilise (4) avec μ fixé et $\sigma = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (y_i - \mu)^2$

$$\theta=(\mu,\theta)$$
 : on utilise (4) avec $\mu=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n y_i$ et
$$\sigma=\frac{1}{n}\left[\sum_{i=1}^n y_i^2-(\sum_{i=1}^n y_i)^2\right]$$

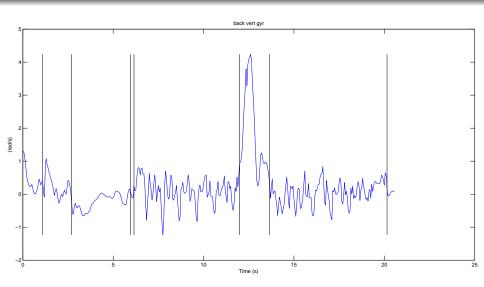
$$L_{k} = \frac{1}{2\sigma^{2}} \left[(k-1)\mu_{0}^{2} + (N-k+1)\mu_{1}^{2} - N\tilde{\mu}^{2} \right]$$
 (3)

$$L_k = N \ln(\tilde{\sigma}) - (k-1) \ln(\sigma_0) - (N-k+1) \ln(\sigma_1)$$
(4)

Une segmentation



Une segmentation



- Familiarisation avec le problème
- Segmentation des signaux
- 3 Perspectives

Et maintenant ?

Travail sur les segments : différencier et détecter les différents types de maladies

⇒ machine learning sur les segments obtenus

CUSUM à généraliser sur des signaux quelconques

⇒ adaptation du seuillage, des hypothèses