

Cours de traitement des signaux biomédicaux

6^{ème} séance Matlab

Commandes utiles

resample ré-échantillonnage (à utiliser pour sous-échantillonnage).

Routines pré-écrites

EQM estimation EQM sur test particulier
pred_RLS prédiction adaptative signal avec RLS
pred_LMS prédiction adaptative signal avec LMS
pred_NLMS prédiction adaptative signal avec LMS normalisé

Expérience 1 : analyse du déclenchement d'une syncope vaso-vagale

Il devrait être intéressant d'utiliser des techniques adaptatives sur ce type d'expérience, du fait de la non-stationnarité due à la survenue de la syncope. Prenez les données dans **heart_5.dat**, enlevez les valeurs moyennes, et sous-échantillonnez les 3 signaux à 1 Hz (ils sont originellement à 4 Hz) avec **resample**.

1. Faites de la prédiction adaptative de la respiration avec LMS pour un prédicteur d'ordre 4. Partez d'abord de la borne théorique pour μ (obtenue en estimant la variance du signal), et voyez de combien vous devez réduire pour éviter que l'algorithme n'explose. Notez qu'un aspect important du problème est la non-stationnarité à la fin.
2. Faites de la prédiction adaptative de la respiration avec NLMS (coefficient γ entre 0.1 et 0.2) et RLS (facteur λ entre 0.99 et 0.95), prédicteur d'ordre 4, sur la respiration. Notez l'influence de ces paramètres. Vérifiez que dans ce cas au moins le RLS est meilleur (visuellement et pour la puissance de l'erreur de prédiction). Observez aussi ($\lambda = 0.99$), que la prédiction RLS permet de détecter les anomalies et permet de repérer différentes régions dans le signal en utilisant l'évolution des coefficients.

Expérience 2 : classification de signaux Doppler transcrâniens

Ces signaux sont des signaux de retour Doppler ultrasons obtenus par des sondes placées sur les tempes. Ils sont provoqués par la présence dans le flux sanguin de l'artère cérébrale moyenne de micro-emboles, particules pouvant bloquer un vaisseau et causer une attaque cérébrale (embolie). Ces micro-emboles peuvent être gazeux ou solides et il est important de discriminer ces deux cas. Cinq signaux pour chaque cas (patients différents) sont placés dans les colonnes des fichiers **solides** et **gazeux**. Ces signaux étant non-stationnaires, une approche adaptative peut être appropriée.

Appliquez le LMS normalisé (prédicteur d'ordre 3, $\gamma = 0.2$) aux signaux et dégager une différence dans l'évolution des coefficients pour les deux classes.

Expérience 3 : Détection d'erreurs de traitement

L'électrocardiogramme (ECG) lors d'une fibrillation auriculaire est caractérisé par une activité auriculaire (AA) continue caractérisé par un pic spectral marqué dans la bande 5-10 Hz. Mais on trouve également toujours une activité ventriculaire (AV) d'amplitude nettement plus élevée et gênant considérablement l'analyse de la AA.

Dans le fichier **AA_extraite.dat** se trouve une AA extraite des signaux d'électrodes (fréquence d'échantillonnage 100 Hz) et ne présentant théoriquement plus de AV.

Hélas, pour certains complexes QRS l'extraction est imparfaite. La localisation de ces défauts est possible par détection des ruptures de modèle.

1. Faites de la prédiction adaptative de la AA avec RLS (facteur $\lambda = 0.995$, prédicteur d'ordre 6). Vous devrez faire passer le prédicteur une deuxième fois pour éviter le transitoire.

2. Vous pouvez ensuite calculer les changements survenant dans les coefficients du prédicteur avec :

```
>> D = hfil(2:end, :) - hfil(1:end-1, :);  
>> evolution = sum(D.^2,2);
```

Expérience 4: prédiction adaptative – cas d'une matrice d'autocorrélation non inversible.

Générez un signal sinusoïdal de fréquence $f = 0.1$ et de longueur 200.

1. Appliquez le prédicteur LMS adaptatif pour un prédicteur d'ordre 2 avec $\mu = 0.2$ (quelle est la valeur limite pour μ ?). Vérifiez que vous retrouvez bien les valeurs théoriques. Rappelons que pour un signal sinusoïdal :

$$x(k) = [2\cos(2\pi f)] x(k-1) - x(k-2)$$

Vous pouvez vérifier que le vecteur de coefficients après convergence est le même, que le vecteur initial contienne des zéros ou des 1.

2. Refaites la même expérience (vecteur de coefficients initial nul), mais avec un prédicteur d'ordre 3. Le résultat semble-t-il conforme à l'intuition ? Refaites l'expérience avec les coefficients initiaux mis à 1. Remarques ?

Expérience 5 : EQM en fonction de μ

Nous allons dans cette expérience vérifier la formule du cours donnant l'EQM pour l'algorithme LMS en fonction du coefficient d'adaptation μ , à savoir :

$$\Phi = [1 + \mu \text{trace}(\mathbf{R})] \Phi_{\min}$$

Pour ce faire nous allons essayer de faire la prédiction adaptative d'un bruit blanc !

1. Que valent dans ce cas la matrice de corrélation du vecteur d'entrée \mathbf{R} , le vecteur optimal de coefficients \mathbf{w}^* et l'EQM minimum Φ_{\min} pour un ordre p de prédiction ?

2. La routine fournie EQM fait 250 réalisations d'un bruit blanc de variance 1 et 250 prédictions de ce bruit pour un ordre et un coefficient μ donnés, et fournit le résultat. Vérifiez la qualité de la formule pour μ allant de 0.01 à 0.05 par pas de 0.01 (prédicteur d'ordre un). Vous pourrez aussi constater que la concordance diminue pour des valeurs de μ plus élevées.

3. Pour un μ de 0.01 faites également varier l'ordre du prédicteur de 1 à 5.

Remarquez bien que dans cette expérience la puissance de l'erreur de prédiction est supérieure à la puissance du signal prédit ! Ceci est bien sûr dû au fait que LMS utilise un gradient estimé, et met à jour le vecteur de coefficients même si c'est sans espoir.