Compte rendu TP Annulation d'écho

Yichen ZHU

March 31, 2017

1 Objectif

L'objectif de ce TP est de comprendre les algorithmes LMS (Least Mean Square) et LMS normalis puis les appliquer dans un contexte d'annulation d'écho pour comparer la performance de ces deux algorithmes.

2 Application

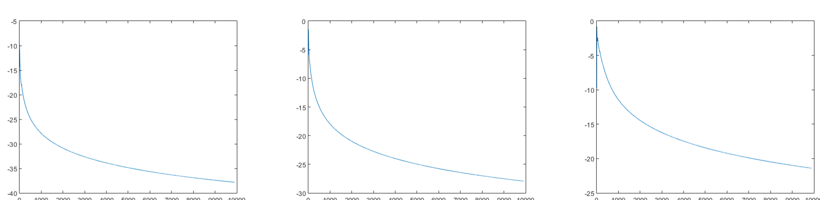
1. On veut minimiser $J(g) = \mathbb{E}\left\{(s_n - \widehat{s}_n)^2\right\}$ et on a :

$$\left\{ \begin{array}{c} s_n = z_n - h_n * y_n = z_n - x_n \\ \widehat{s}_n = z_n - g^T y_n = z_n - \widehat{x}_n \end{array} \right.$$

$$\Rightarrow \mathbb{E}\left\{(s_n - \widehat{s}_n)^2\right\} = \mathbb{E}\left\{(x_n - \widehat{x}_n)^2\right\}$$

Cela montre qu'on va effectuer la même minimisation que le cas du filtre Wiener. Pour obtenir le $\widehat{s}_n$, il faut faire simplement soustraire $\widehat{x}_n$ de z_n.

2. On code respectivement les fonctions LMS et LMS normalisé. Dans un premier temps, on essaie avec Y et S deux bruit blanc gaussien centré. On lance l'algorithme LMS et on trace l'erreur quadratique moyenne en fonction de nombre d'itérations. On s'intéresse au choix du paramètre μ (step length) qui est le pas de déscente pour la déscente de gradient. On modifie le μ et on regarde la différence que cela rapporte à la vitesse de convergence pour l'erreur quadratique moyenne.



On remarque que quand le steplength est grand, l'erreur quadratique moyenne converge plus vite et cela nous permet de gagner en nombre d'itération et temps lors de l'exécution de l'algorithme. Par contre on ne peut pas choisir un μ trop grand non plus parce que à cause du fait de prendre μ trop grand, le residu va être grand et donc l'erreur quadratique moyenne grand aussi. En fait, lors du choix du pas, on joue avec le compromis entre la transitoire et la fluctuation.

3. On applique l'algorithme de LMS à l'annulation d'écho. On a les deux voies données : y (le signal sortant du haut parleur) et z (le signal à l'entrée du micro). Pour effectuer la méthode de LMS, on peut prendre z au lieu de x en entrée de la fonction LMS car ils ont la même espérance. On éstime le signal d'écho $\widehat{x}$ avec cette fonction et on fait sortir le signal amélioré (sans écho) qui est égal à la différence entre z et et $\widehat{x}$. On écoute réspectivement le signal à l'entée du micro, le signal sans écho à la sortie et le signal d'écho estimé. On remarque qu'on n'arrive pas à enlever complètement l'écho mais l'écho a été bien réduit grâce à cet algorithme. Comme ce qu'on peut voir dans le graphe ci-dessous, les deux signaux plotés ont à peu pres la même forme mais si on constate que les parties ayant une amplitude plus faible représente lécho, le signal en sortie de l'algorithme a bien une amplitude quasiment nulle en ces parties. Cela vérifie le bon fonctionnement de l'algorithme.