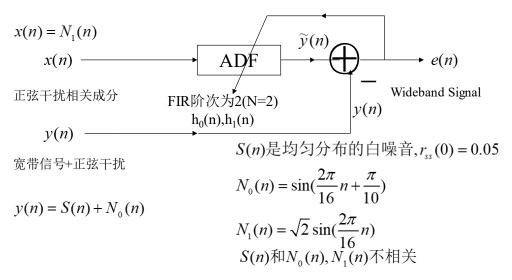
LMS 计算机作业

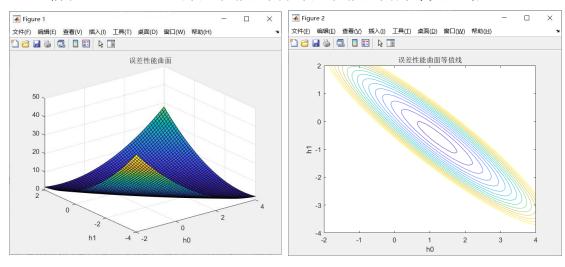
姓名: 汤宁标 学号: SC22219139

传统的宽带信号中抑制正弦干扰的方法是采用陷波器(notch filter),为此我们需要精确知道干扰正弦的频率。然而当干扰正弦频率是缓慢变化时,且选频率特性要求十分尖锐时,则最好采用自适应噪声抵消的方法。下图是用一个二阶 FIR 的 LMS 自适应滤波器消除正弦干扰的一个方案。



注:在实验中 $n=1,2,\ldots,N,N$ 的取值根据实验情况确定,一般选取足够大以使算法达到基本收敛,本题选择 N=1000,试验结果表明算法可以收敛满足实验要求。

(1)借助 MATLAB 画出误差性能曲面和误差性能曲面的等值曲线;



(2) 写出最陡下降法,LMS 算法的计算公式 ($\delta = 0.4$);

解: 由题意得

$$N_0(n) = \sin\left(\frac{2\pi}{16}n + \frac{\pi}{10}\right) \qquad N_1(n) = \sqrt{2}\sin\left(\frac{2\pi}{16}n\right)$$
$$x(n) = N_1(n) = \sqrt{2}\sin\left(\frac{2\pi}{16}n\right)$$
$$y(n) = S(n) + N_0(n) = S(n) + \sin\left(\frac{2\pi}{16}n + \frac{\pi}{10}\right)$$

(a) 求相关系数(正弦信号的相关可对其一个周期取平均来获得)

$$r_{xx}(k) = \frac{1}{16} \sum_{i=0}^{15} \left(\sqrt{2} \sin \frac{2\pi i}{16} \right) \left(\sqrt{2} \sin \frac{2\pi (i-k)}{16} \right) = \cos \frac{2\pi k}{16}$$

$$r_{yx}(k) = \frac{1}{16} \sum_{i=0}^{15} \left[\sin \left(\frac{2\pi i}{16} + \frac{\pi}{10} \right) \right] \left(\sqrt{2} \sin \frac{2\pi (i-k)}{16} \right) = \frac{1}{\sqrt{2}} \cos \left(\frac{2\pi k}{16} + \frac{\pi}{10} \right)$$

$$r_{yy}(0) = r_{ss}(0) + r_{N_0N_0}(0) = 0.05 + 0.5 = 0.55$$

(b) 计算误差性能曲面

$$H(n) = [h_0(n) \quad h_1(n)]^T \qquad H(0) = [3 \quad -4]^T$$

$$R_{xx} = \begin{bmatrix} r_{xx}(0) & r_{xx}(1) \\ r_{xx}(1) & r_{xx}(0) \end{bmatrix} \qquad R_{yx} = [r_{yx}(0) \quad r_{yx}(1)]^T$$

$$J(n) = E[y^2(n)] - 2R_{yx}^T H + H^T R_{xx} H$$

$$= 0.55 + h_0^2 + h_1^2 + 2h_0 h_1 \cos \frac{\pi}{8} - \sqrt{2}h_0 \cos \frac{\pi}{10} - \sqrt{2}h_1 \cos \frac{9\pi}{40}$$

(c) 最陡下降法

$$H(n+1) = H(n) - \frac{1}{2}\delta V_G(n)$$
$$V_G(n) = 2R_{xx}H(n) - 2R_{yx}$$

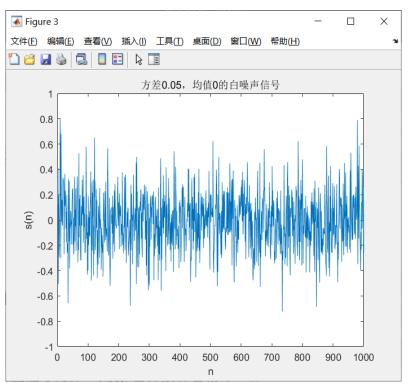
(d) LMS 算法

$$e(n+1) = y(n+1) - H^{T}(n)X(n+1)$$

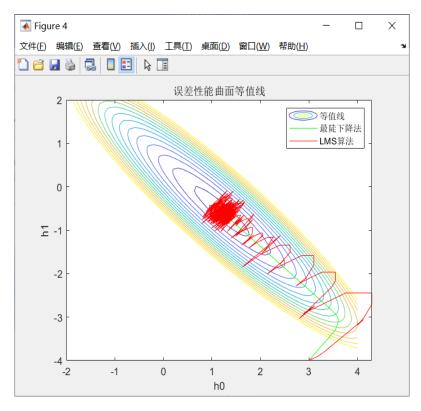
$$H(n+1) = H(n) + \delta e(n+1)X(n+1)$$

$$X(n+1) = [x(n+1), x(n), ..., x(n)]^{T}$$

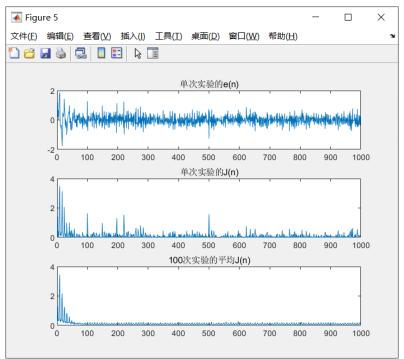
(3) 用 MATLAB 产生方差为 0.05,均值为 0 白噪音 S(n),并画出其中一次实现的波形图;



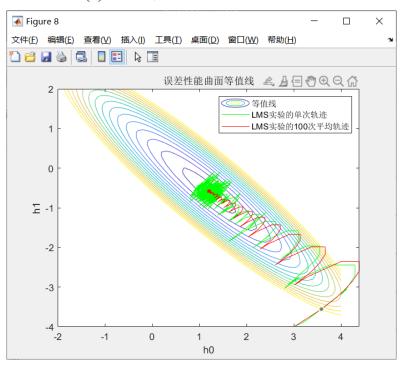
(4) 根据(2) 中的公式,并利用(3) 中产生的 S(n),在(1) 中的误差性能 曲面的等值曲线上叠加画出采用最陡下降法,LMS 法时 H(n)的在叠代过程中的 轨迹曲线。



(5) 用 MATLAB 计算并画出 LMS 法时 $J(n) = e^2(n)$ 随时间 n 的变化曲线(对应 S(n)的某一次的一次实现)和 e(n)波形;某一次实现的结果并不能从统计的角度反映实验的结果的正确性,为得到具有统计特性的实验结果,可用足够多次的实验结果的平均值作为实验的结果。用 MATLAB 计算并画出 LMS 法时 J(n)的 100 次实验结果的平均值随时间 n 的变化曲线。



(6) 用 MATLAB 计算并在(1) 中的误差性能曲面的等值曲线上叠加画出 LMS 法时 100 次实验中的 H(n)的平均值的轨迹曲线;



- (7) 对以上实验结果给出一些你认为有价值的讨论。
- 答:(a)使用最陡下降法实现维纳滤波问题的迭代求解由初值 H(0),梯度矢量 $V_G(n)$,步长 δ 三个量决定,迭代过程是确定的,当迭代步长足够小时收敛于维纳最优解。LMS 算法是一种重要的梯度自适应算法,使用瞬时值代替估计值,需要给定初值 H(0),然后进行迭代求解。
- (b) 从图 (1) 的误差性能曲面和等值曲线可以看出误差性能曲面的确存在最小值,而等高线的中间就是取最小值的地方,采用不同的算法通过多次迭代最终应使参数收敛至此,图 (4) 实验证明最陡下降法和 LMS 算法均能实现收敛。
- (c) 从图 (4) 可以看出,最陡下降法能够很好地接近最终的结果,但是 LMS 算法在最终结果附近来回波动。在迭代搜索的过程中,最陡下降法波动范围较小, LMS 算法的波动范围较大。同时通过图 (6) 发现可以通过增加实验次数获得具有统计特性的结果,减小 LMS 算法迭代收敛的波动,逐渐向最终结果收敛。

代码附录

```
1 -
      clc;
2 —
      close all:
3 —
      clear all;
4
       5
6 —
       [h0, h1] = meshgrid(-2:0.1:4, -4:0.1:2);
       v=0:0.1:1.5;%设置等高线的固定值
 8 —
       J=0.55+h0.*h0+h1.*h1+2*cos(pi/8)*h0.*h1-sqrt(2)*h0*cos(pi/10)-sqrt(2)*h1*cos(9*pi/40);
       figure; surf(h0, h1, J); xlabel('h0'); ylabel('h1'); title('误差性能曲面');
9 —
       figure; contour(h0, h1, J, v); x1abe1('h0'); y1abe1('h1'); tit1e('误差性能曲面等值线');
10 -
11
       12
13 —
       N=1000; s=sqrt(0.05)*randn(1,N);
       figure;plot(s);axis([0 N -1 1]);xlabel('n');ylabel('s(n)');title('方差0.05, 均值0的白噪声信号');
14 —
15
16
      17 -
      n=1:N;
      q=0.4;%步长
18 -
       y=s+sin(2*pi*n/16+pi/10);%叠加白噪声的参考信号
19 -
20 -
       x=sqrt(2)*sin(2*pi*n/16);%输入信号
21
22
      %最陡下降法 H(n+1)=H(n)-0.5*q*Vg(n)
23 —
      H1=zeros(2, N); %存放最陡下降法的H(n) 迭代数据
24 -
      H1(:,1)=[3;-4];%赋初值
25 —
      Rxx = [\cos(2*pi*0/16), \cos(2*pi*1/16); \cos(2*pi*1/16), \cos(2*pi*0/16)];
26 —
      Ryx=[cos(2*pi*0/16+pi/10)/sqrt(2);cos(2*pi*1/16+pi/10)/sqrt(2)];
27 -
      Vg=2*Rxx*H1(:,1)-2*Ryx;
28 − □ for i=1:N-1
          Vg=2*Rxx*H1(:, i)-2*Ryx;
29 -
30 -
          H1(:, i+1)=H1(:, i)-0.5*q*Vg;
31 -
     end
32 -
     figure; contour (h0, h1, J, v); xlabel('h0'); ylabel('h1'); title('误差性能曲面等值线');
33 —
     hold on;plot(H1(1,:),H1(2,:),'g');
34
      %LMS算法 e(n+1)=y(n+1)-H'(n)X(n+1) H(n+1)=H(n)+qe(n+1)X(n+1)
35
      %X(n+1) = [x(n+1), x(n), ..., x(n-N+2)]' N=2
36
     H2=zeros(2,N);%存放LMS法的H(n)迭代数据
37 —
38 —
     H2(:,1)=[3;-4];%赋初值
39 - ☐ for i=1:N-1
          e=y(i+1)-H2(:,i)'*x(i+1:-1:i)';
40 —
41 —
          H2(:, i+1)=H2(:, i)+q*e*x(i+1:-1:i)';
42 -
43 -
      hold on; plot(H2(1,:), H2(2,:), 'r');
      legend('等值线','最陡下降法','LMS算法');
44 -
```

```
46
       47 —
       en=zeros(1,N-1);%单次实验的e(n)
48 —
      Jn=zeros(1, N-1);%单次实验的J(n)
49 —
      Jn_a11=zeros(1, N-1, 100);%100次实验的J(n)
      Jn_average=zeros(1, N-1);%100次实验结果J(n)的平均值
50 —
51 —
     H_a11=zeros(2, N-1, 100);%100次实验的H(n)
52 —
     H_average=zeros(2, N-1);%100次实验结果H(n)的平均值
53 - 目 for i=1:100 %100次实验
54 —
          s0=sqrt(0.05)*randn(1,N);%随机信号每次实验随机生成
55 —
          n=1:N:
          y0=s0+sin(2*pi*n/16+pi/10);%叠加白噪声的参考信号
56 -
57 —
          x0=sqrt(2)*sin(2*pi*n/16);%输入信号
          H0=[3;-4];%赋初值
58 —
59 —
          for j=1:N-1
              en(j)=y0(j+1)-H0'*x0(j+1:-1:j)';%保留最后一次实验的e(n)
60 —
61 —
              HO=HO+q*en(j)*xO(j+1:-1:j)';%实验更新收敛H(n)
62 —
              Jn(j)=en(j)^2;%保留最后一次实验的J(n)
              Jn_a11(:, j, i)=en(j)^2;%保留100次实验的J(n)
63 -
              H_a11(:, j, i)=H0;%保留100次实验的H(n)
64 -
65 -
          end
66 —
     end
67 - □ for i=1:N-1%求和算实验均值
68 —
          Jn_average(i) = sum(Jn_all(1, i, :))/100;
69 —
          H_average(1, i) = sum(H_a11(1, i, :))/100;
70 —
          H_average(2, i) = sum(H_a11(2, i, :))/100;
71 —
      end
72 —
     figure;
73 —
       subplot(3, 1, 1);plot(en);title('单次实验的e(n)');
74 —
       subplot(3, 1, 2); plot(Jn); title('单次实验的J(n)');
75 —
       subplot(3, 1, 3);plot(Jn_average);title('100次实验的平均J(n)');
76
77 —
       figure; contour(h0, h1, J, v); xlabel('h0'); ylabel('h1'); title('误差性能曲面等值线');
78 —
       hold on;plot(H2(1,:),H2(2,:),'g');
79 —
       hold on;plot(H_average(1,:), H_average(2,:), 'r');
       legend('等值线','LMS实验的单次轨迹','LMS实验的100次平均轨迹')
80 —
```