

# Rapport des TPs d'Estimation Stochastique

James LE POIDEVIN, Clément SIGNOL | 06/12/2019

# TP n°1 : Introductions aux variables aléatoires

## Présentation du TP

L'objectif de cette manipulation de Travaux Pratiques est d'illustrer sous MATLAB les notions théoriques vues en cours sur les variables aléatoires.

### 1. Variables aléatoires monodimensionnelles

1°) L'histogramme est semblable à une gaussienne mais si N augmente on retrouve la gaussienne lisse, plus on augmente le nombre de réalisations, plus la courbes est précise.

```
1 - N = 1000;  
2 - %A modifier, Plus la valeur de N est grand plus l'histogramme  
3 - %ressemble a une gaussien  
4 - X = randn ([N, 1]);  
5 - [counts , centers] = hist(X ,100);  
6 - bar(centers , counts/N/( centers (2)-centers (1)));
```

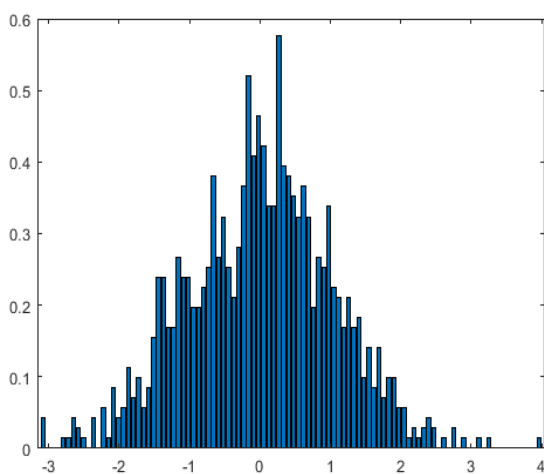


Figure 2 : Histogramme pour 1000 réalisations

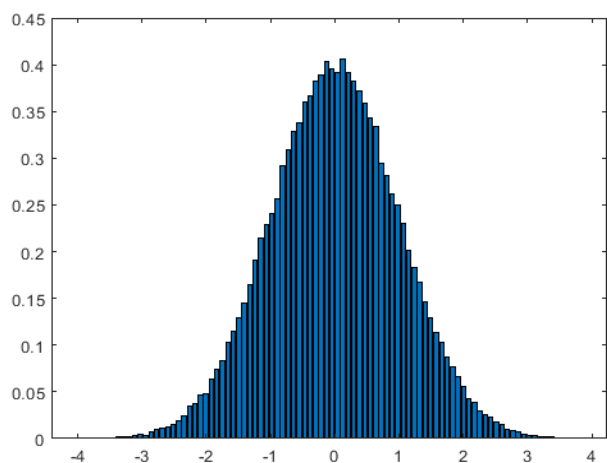


Figure 1 : Histogramme pour 100 000 réalisations

2°) Afin de vérifier l'adéquation avec la loi théorique Gaussienne, nous avons représenté sa densité de probabilité théorique en rouge. Nous constatons que la loi de densité suit la loi normale.

```
9 %Question2
10 - sigma = 1; %variance (= ecart - type)
11 - meanx = 0;
12 - rangex = (min(X):0.1:max(X));
13 - px = (1/(sqrt(2*pi)*sigma))*exp(-(rangex - meanx).*(rangex - meanx)/(2*sigma*sigma));
14 - hold on
15 - plot(rangex, px, 'r')
16 - hold off
```

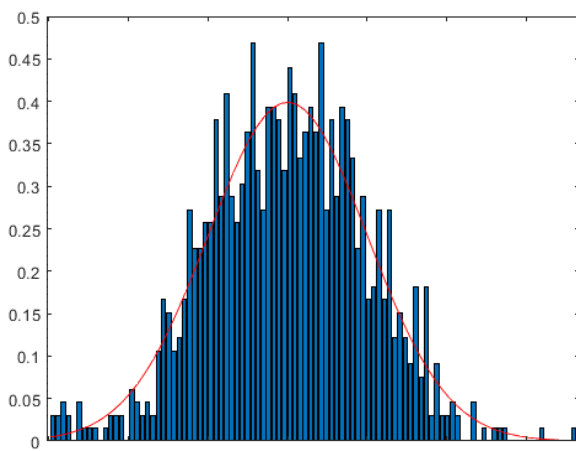


Figure 4 : Histogramme pour 1 000 réalisations avec densité de probabilité théorique

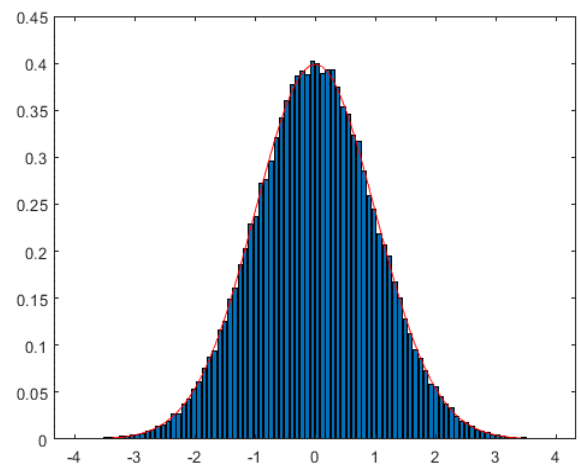


Figure 3 : Histogramme pour 100 000 réalisations avec densité de probabilité théorique

La courbe rouge épouse bien l'histogramme de la figure 4, un peu moins pour la figure 3.

3°) On trouve Moyenne=10 et Variance=2 =>  $Y = \text{moyenne} + \sqrt{\text{variance}} * x$

```
18 %question3
19 - Y = 10 + sqrt(2)*X;
20 - mean_Y = mean2(Y)
21 - variance = var(Y)
22 - sigma = sqrt(variance)
23 - gy = mean_Y + sigma*randn([N, 1]);
```

```
mean_Y =
    10.0021

variance =
    1.9592

sigma =
    1.3997
```

mean\_Y toujours autour de 10 et variance toujours autour de 2  
Variance toujours 2 et sigma 1.4

## 2. Variables aléatoires bi-dimensionnelles

4°) Non, on ne peut retrouver ces moments à partir de l'histogramme, on ne pourra en donner que des estimations car on n'a un nombre d'expérience fini.

```
25 %Question4
26 - figure
27 - [counts , centers] = hist(gy ,100);
28 - bar(centers , counts/N/( centers (2)-centers (1)));
29 - rangey = (min(Y):0.1: max(Y));
30 - py = (1/( sqrt (2*pi)*sigma))*exp(-(rangey - mean_Y).*( rangey -mean_Y)/(2* sigma*sigma));
31 - hold on
32 - plot(rangey , py , 'r' )
33 - title('Question 4 : Histogramme de Y')
```

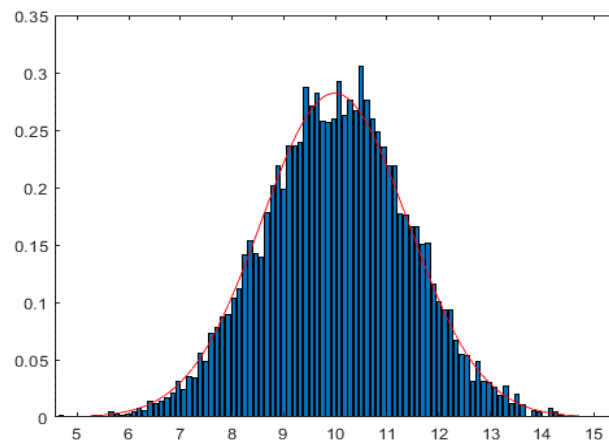


Figure 5 : Histogramme et densité de probabilité théorique pour Y

5°)

```
36 %Question5
37 - N = 100000;
38 - x11 = randn ([1, N]);
39 - x12 = randn ([1, N]);
40 - X1 = [x11; x12];
```

6°) C'est centré autour de (0,0). De plus, plus on s'écarte et moins il y a de points.

```
43 %Question6
44 - plot(X1(1,:),X1(2,:), '.b' );
```

On plot le les deux Variable aléatoire en bleu avec des points.

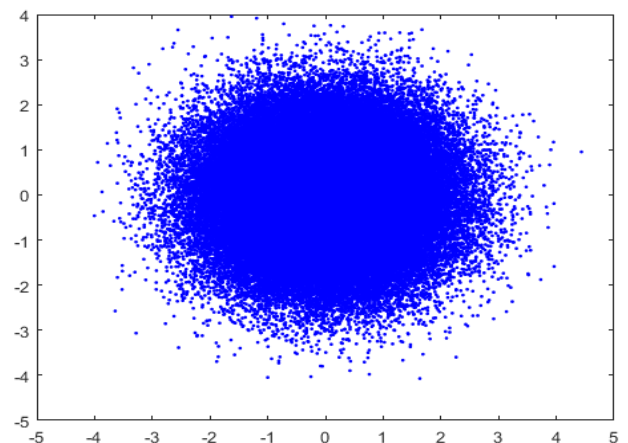


Figure 6 : Nuage de points de x11 et x12

7°) Nous constatons que notre nuage de point est centré en (10,2) soit la moyenne de  $x_{21}$  et  $x_{22}$ . On voit aussi que la variance a un impact sur l'étalement des points.

```
46 %Question7 %figure3
47 - var21 = 2;
48 - var22 = 0.2;
49 - moy21 = 10;
50 - moy22 = 2;
51
52 - x21 = 10 + sqrt(var21)*randn ([1, N]);
53 - x22 = 2 + sqrt(var22)*randn ([1, N]);
54 - X2 = [x21; x22];
55 - figure;
56 - plot(X2(1,:),X2(2,:), '.b');
```

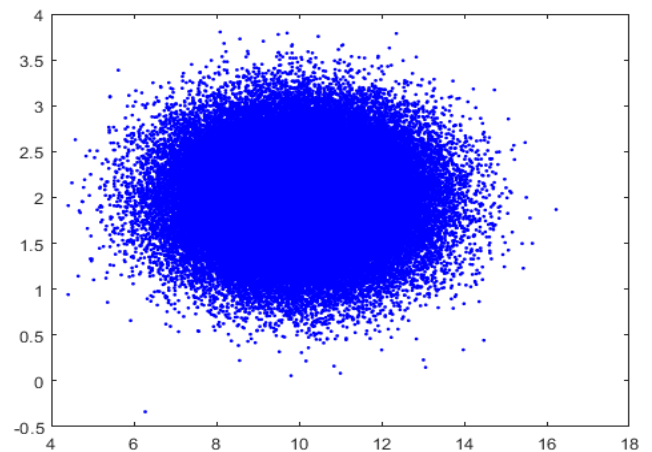


Figure 7 : Nuage de points  $X_{21}$   $X_{22}$

8°) Quand on passe de 1 à 5, Arnaud te gueule dessus parce que tu ne désamorges pas la bombe, la moyenne est à peu près identique mais l'écart-type est beaucoup plus grand pour 5.

```
58 %Question8
59 - x31 = x11;
60 - x321 = x12 + 1*x11;
61 - x325 = x12 + 5*x11;
62 - X31 = [x31; x321];
63 - X35 = [x31; x325];
```

$X_{321}$  correspond à la Variable aléatoire  $x_{32}$  avec  $a$  qui prend la valeur 1.

$X_{325}$  correspond à la Variable aléatoire  $x_{32}$  avec  $a$  qui prend la valeur 5.

9°) Nous avons maintenant :  $x_{31} = x_{11}$ ,  $x_{32} = x_{12} + a \cdot x_{11}$ ,  $X_3 = [x_{31}; x_{32}]$

Quand on passe «  $a$  » de 1 à 5, la moyenne est à peu près identique mais l'écart-type est beaucoup plus grand pour 5.

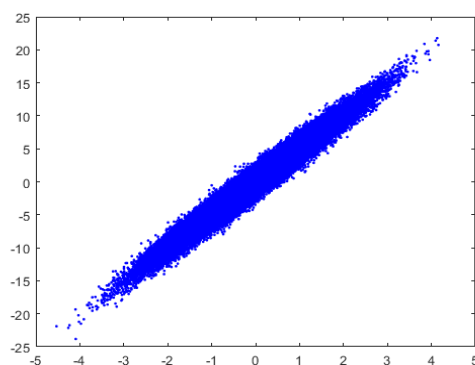


Figure 9 :  $a=5$

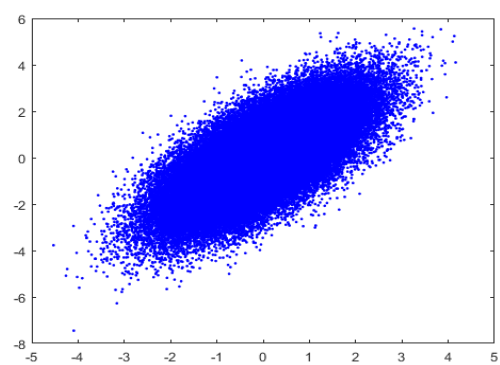


Figure 8 :  $a=1$

$$10^{\circ}) \quad m_{3,1} \quad m_{3,2} = m_{2,1} + am_{1,1}$$

### 3. Somme de variables aléatoires

11°)

```
74 %question11
75 - N = 10000;
76 - K3 = 3;
77 - X3 = randn ([K3 , N]);
78 - Y3 = sum(X3);
79
80 - K6 = 6;
81 - X6 = randn ([K6 , N]);
82 - Y6 = sum(X6);
```

12°)

```
84 %Question12
85 - [counts , centers] = hist(Y3 ,100);
86 - bar(centers , counts/N/( centers (2)-centers (1)));
```

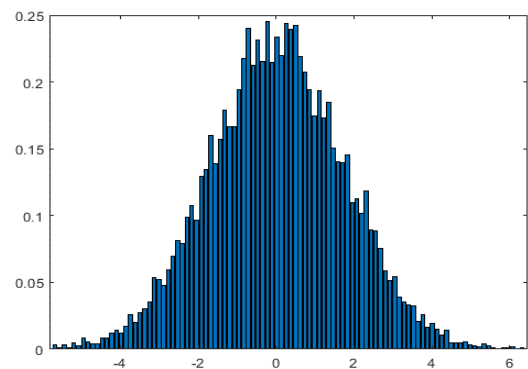


Figure 10 : Histogramme des réalisations de Y (K=3)

13°)

```
88 %Question 13
89 - sigma = sqrt(((1/N)*sum(Y3*Y3')))
90 - meanx3 = 0;
91 - rangey3 = (min(Y3):0.1:max(Y3));
92 - py3 = (1/( sqrt (2*pi)*sigma))*exp(-(rangey3 - meanx3).*(rangey3 - meanx3)/(2* sigma*sigma));
93 - hold on;
94 - plot(rangey3 , py3 , 'r' )
95 - hold off
```

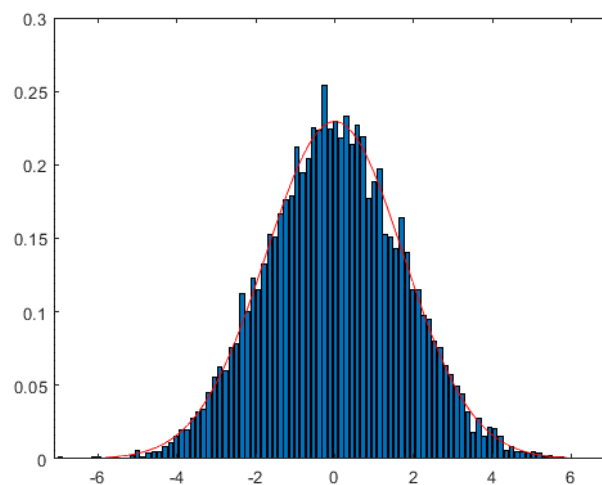


Figure 11 : Histogramme de réalisation de Y (K=3) qui suit une loi Gaussienne de moyenne 0 et de variance unité

14°)

```
25- X_chi2 =X3 .* X3;
26- z= sum ( X_chi2 );
27- [ counts , centers ] = hist (z ,100) ;
28- bar ( centers , counts /N/( centers (2) -centers (1) ));
```

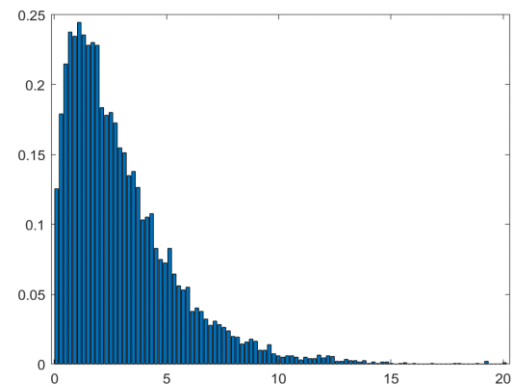


Figure 12 : Histogramme somme des  $K$  variables aléatoires gaussiennes  $Xk^2$  + densité de probabilité avec  $K = 3$

15°)

```
30- hold on
31- range_z =( min(z) :0.1: max(z));
32- pz =( range_z .^(( K3 /2) -1) .* exp(- range_z /2) ) /(2^( K3 /2) * gamma (K3 /2));
33- plot ( range_z ,pz , 'r');
```

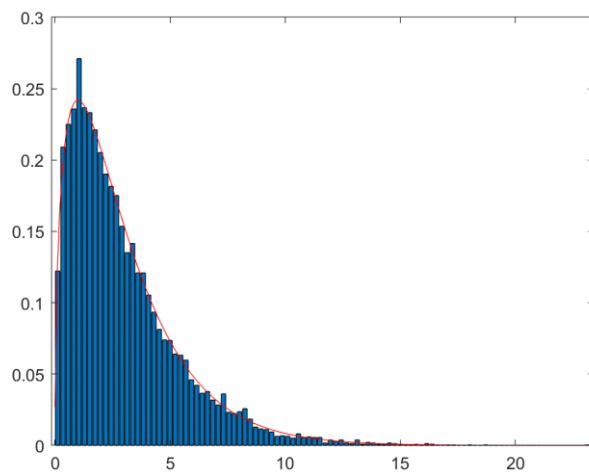


Figure 14 :  $K = 3$

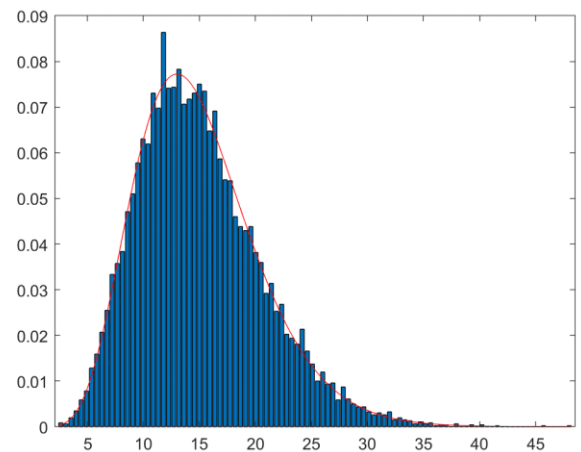


Figure 13 :  $K=15$

16°)

```
36- %Question 16
37- var_z = var (z)
38- mean_z = mean (z)
```

var\_z =

6.0242

mean\_z =

3.0071

17)

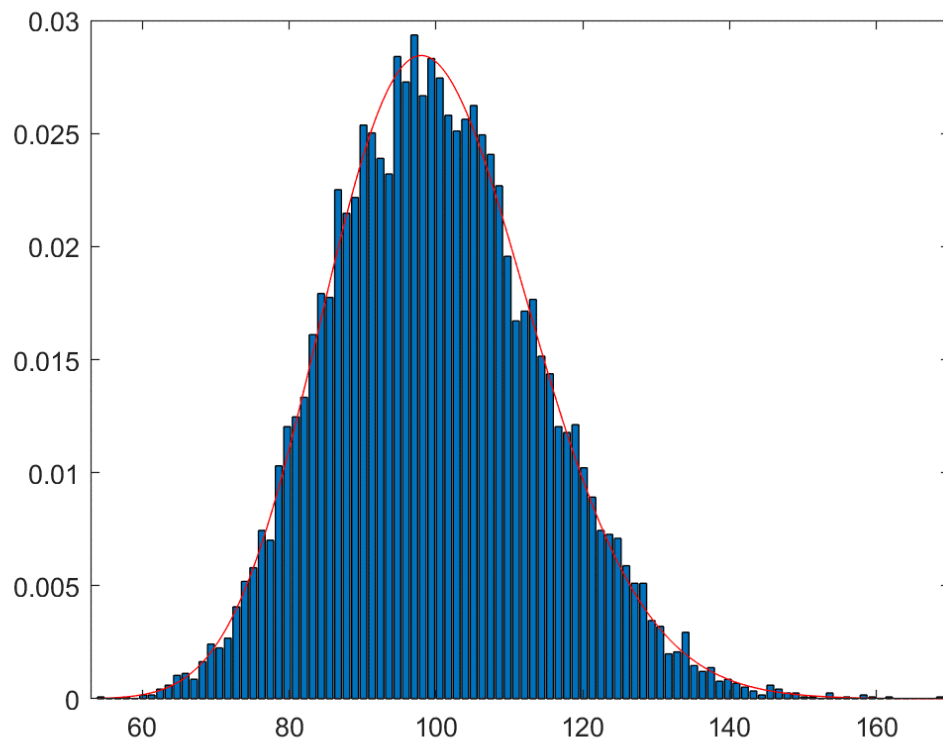


Figure 15 : Histogramme somme des  $K$  variables aléatoires gaussiennes  $Xk^2$  + densité de probabilité avec  $K = 100$



# TP n°2 : Estimation par maximum de vraisemblance moindres carrés

## Présentation du TP

L'objectif de cette manipulation de Travaux Pratiques est d'illustrer sous MATLAB la synthèse et l'évaluation d'un estimateur par maximum de vraisemblance sur un modèle linéaire Gaussien.

### 1. Modélisation

1°) Dans de cas où notre entrée est représentée par une impulsion discrète tel que  $x[n] = \delta[n]$  où  $\delta[0]=1$  et  $\delta[n]=0$  pour tout  $n$ , notre relation devient :  $Y[n]=h[n]+B[n]$

Avec  $B[n]$  le bruit qui suit une loi Gaussienne  $N(0, \rho^2)$  tel que  $\rho^2 = 0.4$ . Donc  $Y$  suit une loi Gaussienne tel que  $Y \sim N(h, \rho^2)$ .

Ainsi nous pouvons déduire un estimateur de la réponse impulsionnelle avec  $\hat{Y} \sim N(h, \rho^2)$ .

Calcul du biais de  $\hat{Y}$ :  $b\hat{Y}(h) = E[\hat{Y} - h] = E[\hat{Y}] - h = E[h - B] - h = h - 0 - h = 0$

Calcul de la variance :

$$Var(\hat{Y}) = E[(\hat{h} - E[\hat{h}])^2] = E[(Y - E[Y])^2] = E[(h - B - h)^2] = E[B^2] = Var(B) = 0.4$$

Donc notre fonction estimateur  $\hat{Y}$  aura comme moyenne 0 car non biaisé et une variance égale à 0.4.

2°) On a le modèle suivant :  $y_m[n] = \sum_{k=0}^{M-1} h[k]x[n-k]$

On constate déjà qu'il s'agit d'une forme linéaire.

$$y_m[n] = (h[0] \dots h[M-1]) \begin{pmatrix} x[n] \\ \vdots \\ x[n-(M-1)] \end{pmatrix}$$

Donc on peut l'écrire sous la forme  $y = \text{constante} * \text{paramètres inconnus}$ .

Donc  $y_m$  est bien une forme linéaire avec des paramètres inconnus.

3°) On a la relation  $Y = Ah + B$  avec  $x[n]$  inconnu.

4°) Comme nous sommes dans le cas d'un modèle d'observation linéaire avec perturbations additives Gaussiennes alors le critère que doit maximiser l'estimé  $\hat{h}$  du maximum de vraisemblance de  $h$  est :

$$\hat{h}_{mle} = (A^t R^{-1} A)^{-1} A^t R^{-1} Y \quad \text{Avec } R = \rho^2 = 0.4$$

D'après les résultats théoriques de notre cours nous déduisons que le biais de  $\hat{h}_{mle}$  est nul.

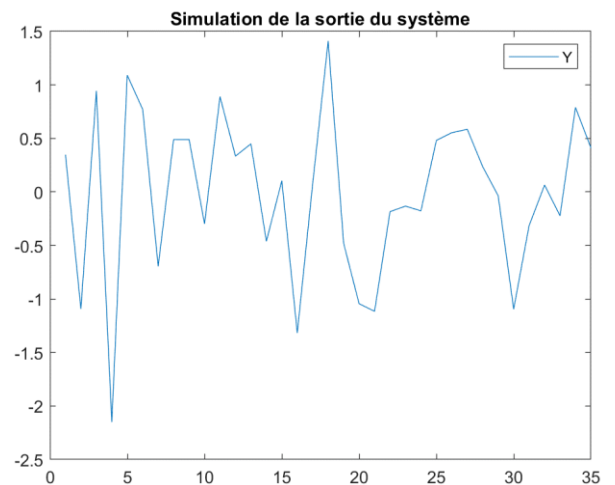
Que sa matrice de covariance est  $Cov \hat{h}_{mle} = (A^t R^{-1} A)^{-1}$ .

Et que l'erreur d'estimation est  $EQM \hat{h}_{mle} = trace(A^t R^{-1} A)^{-1}$ .

## 2. Implémentation et analyse sous MATLAB

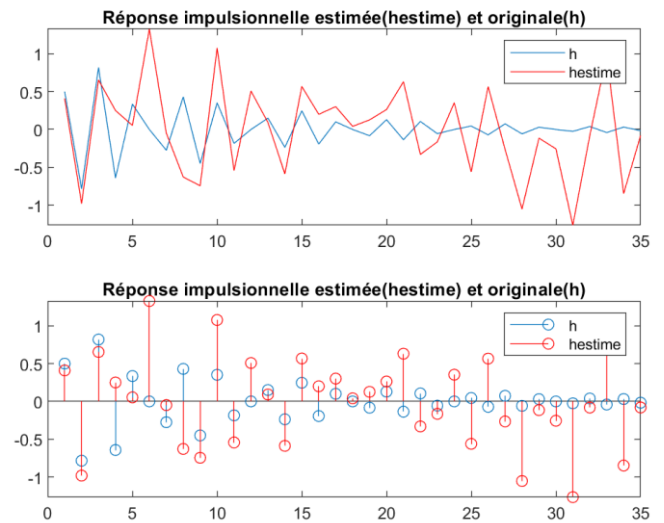
5°)

```
1 %Question5
2 moyB=0;
3 varB=0.4;
4
5 %Dirac
6 dir = zeros( length(h), 1);
7 dir(1,1) = 1;
8 Y=syst(dir,h,varB);
9 figure;
10 plot(Y);
11 title('Simulation de la sortie du système')
12 legend('Y');
13 hestime=Y(1:length(h));
```



6°) En bleu on peut voir la réponse impulsionnelle originale et en rouge l'estimé. On peut dire que cette estimation n'est pas très satisfaisante vu la figure ci-contre :

```
16 %Question 6
17 figure;
18 subplot 211;
19 plot(h);
20 hold on;
21 plot(hestime,'r');
22 title('Réponse impulsionnelle estimée(hestime) et originale(h)')
23 legend('h','hestime');
24 subplot 212;
25 stem(h);
26 hold on;
27 stem(hestime,'r');
28 title('Réponse impulsionnelle estimée(hestime) et originale(h)')
29 legend('h','hestime');
30 %Distance quadratique dQN=
31 dQN=(1/length(h))*norm(hestime-h)^2
32
```



Distance Quadratique = 0.3317

```
34 %Question 7 : Réalisation impulsionnelle pour 1000 réalisations
35 Nr = 1000;
36 moyE = 0;
37 varE = 0;
38 for i = 1 : Nr
39 Y = syst(dir,h,varB);
40 hestime=Y(1:length(h));
41 moyE = moyE + mean(hestime);
42 varE = varE + var(hestime);
43 end
44 moyE=moyE/Nr;
45 varE=varE/Nr;
46
```

7°) Moy E = moyenne empirique=0.0031

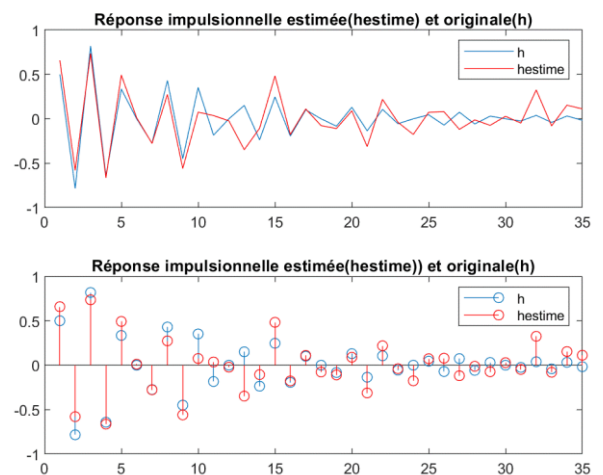
Var E = variance empirique=0.4926

8°)

```
48 % Question 8
49 Y=syst(x,h,varB);
50 A=toeplitz(x,zeros(1,length(h)));
51 hmle=inv(A'*inv(varB)*A)*A'*inv(varB)*Y;
```

9°)

```
54 %Question 9
55 figure;
56 subplot 211;
57 plot(h);
58 hold on;
59 plot(hmle,'r');
60 title('Réponse impulsionnelle estimée(hestime) et originale(h)')
61 legend('h','hestime');
62 subplot 212;
63 stem(h);
64 hold on;
65 stem(hmle,'r');
66 title('Réponse impulsionnelle estimée(hestime) et originale(h)')
67 legend('h','hestime');
68 %Distance quadratique dQN=
69 dQN1=(1/length(h))*norm(hmle-h)^2
```



Distance Quadratique = 0.0244

10°)

```
72 % Question 10 : Réalisation impulsionnelle pour 1000 réalisations
73 Nr = 1000;
74 moyE = 0;
75 varE = 0;
76 for i = 1 : Nr
77     Y = syst(x,h,varB);
78     A=toeplitz(x,zeros(1,length(h)));
79     hmle=inv(A'*inv(varB)*A)*A'*inv(varB)*Y;
80     moyE = moyE + mean(hmle);
81     varE = varE + var(hmle);
82 end
83 moyE1=moyE/Nr
84 varE1=varE/Nr
```

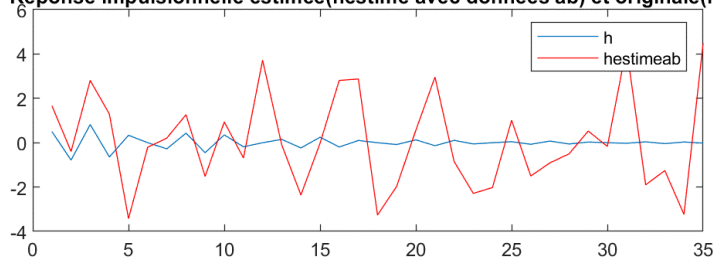
**Moy E1** = moyenne empirique= 0.0040

**Var E1** = variance empirique = 0.1170

11°)

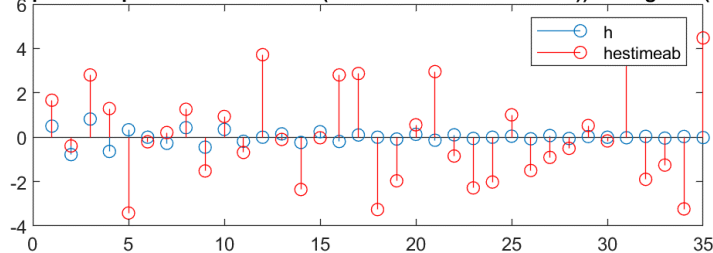
```
86 %% Question 11 : Données aberrantes
87 Y=syst(x,h,varB);
88 Yab=Y;
89 for i=1:5
90     Yab(randi(length(Yab)))=50;
91 end
92 A=toeplitz(x,zeros(1,length(h)));
93 hab=inv(A'*inv(varB)*A)*A'*inv(varB)*Yab;
94 figure;
95 subplot 211;
96 plot(h);
97 hold on;
98 plot(hab,'r');
99 title('Réponse impulsionnelle estimée(hestime avec donnees ab) et originale(h)')
100 legend('h','hestimeab');
101 subplot 212;
102 stem(h);
103 hold on;
104 stem(hab,'r');
105 title('Réponse impulsionnelle estimée(hestime avec donnees ab)) et originale(h)')
106 legend('h','hestimeab');
107 %Distance quadratique dQN=
108 dQN2=(1/length(h))*norm(hab-h)^2
```

Réponse impulsionnelle estimée(hestime avec donnees ab) et originale(h)



**dQN2**=Distance Quadratique=4.4092

Réponse impulsionnelle estimée(hestime avec donnees ab)) et originale(h)



12°)

```
111 %% Question 12
112 Y = syst(x,h,varB);
113 A=toeplitz(x,zeros(1,length(h)));
114 hmle=inv(A'*inv(varB)*A)*A'*inv(varB)*Y;
115 convN=conv(hmle,x);
116 convA=conv(hab,x);
117 figure
118 subplot 211;
119 stem(Y-convN(1:length(x)));
120 title('Erreur sans les données aberrantes');
121 subplot 212;
122 stem(Yab-convA(1:length(x)));
123 title('Erreur avec les données aberrantes');
```

