

Automatisation des procédés CND

Contrôle par Ultrasons UT

Approche statistique pour la détection des
anomalies

Introduction

Le contrôle par ultrasons permet de détecter des manques ou des discontinuités de la matière dans des produits à l'état d'ébauche ou fini quel que soit le mode d'élaboration de ceux-ci. Toutefois, la propriété que possèdent les ultrasons est de se propager sur des distances de plusieurs décimètres, voire de plusieurs mètres. De ce fait, il est possible de détecter des défauts de faible dimension dans des pièces dont l'épaisseur n'en permettrait pas la radiographie industrielle. Certains de ces problèmes peuvent être résolus par la mécanisation puis l'automatisation du contrôle, en particulier les limites dues aux mouvements du transducteur et au traitement des données. En effet, l'aptitude de l'homme à évaluer le contenu d'une seule indication dans un signal relativement complexe est grande mais cependant limitée par rapport à l'ensemble des informations provenant d'un même défaut. L'utilisation de systèmes mécanisés avec enregistrement des résultats et traitement déterré de ceux-ci présente donc un grand intérêt dans l'identification des défauts.

Les ultrasons

Le contrôle par ultrasons est une méthode d'examen relativement récente. Les premières applications industrielles ont été réalisées, à titre expérimental la veille de la seconde guerre mondiale, soit vers 1935. En raison de la lente évolution des matériels de contrôle tributaires des progrès de l'électronique, le développement du contrôle par ultrasons n'apparut qu'à partir de 1955 environ.

Depuis, cette méthode de contrôle constitue un puissant outil d'investigation. Elle présente à l'heure actuelle un vaste champ d'application qui s'étend aux matériaux métalliques, plastiques ou composites et aux milieux à structure hétérogène tels les bétons. Cette méthode d'examen s'applique alors aux produits moulés, aux produits forgés, aux produits laminés (tôles, rails), aux produits étirés (tubes, ronds,...), aux assemblages soudés, brasés ou collés...



Figure 1 : Dispositif afficheur ultrasons

Un instrument fonctionnant en mode pulsation-écho consiste en un écran de visualisation, un émetteur et un amplificateur. Le fonctionnement sera expliqué d'une façon schématique (schémas blocs), sans trop détailler l'électronique des circuits. Celle-ci figure sur les données techniques fournies par le fabricant de l'appareil en général.

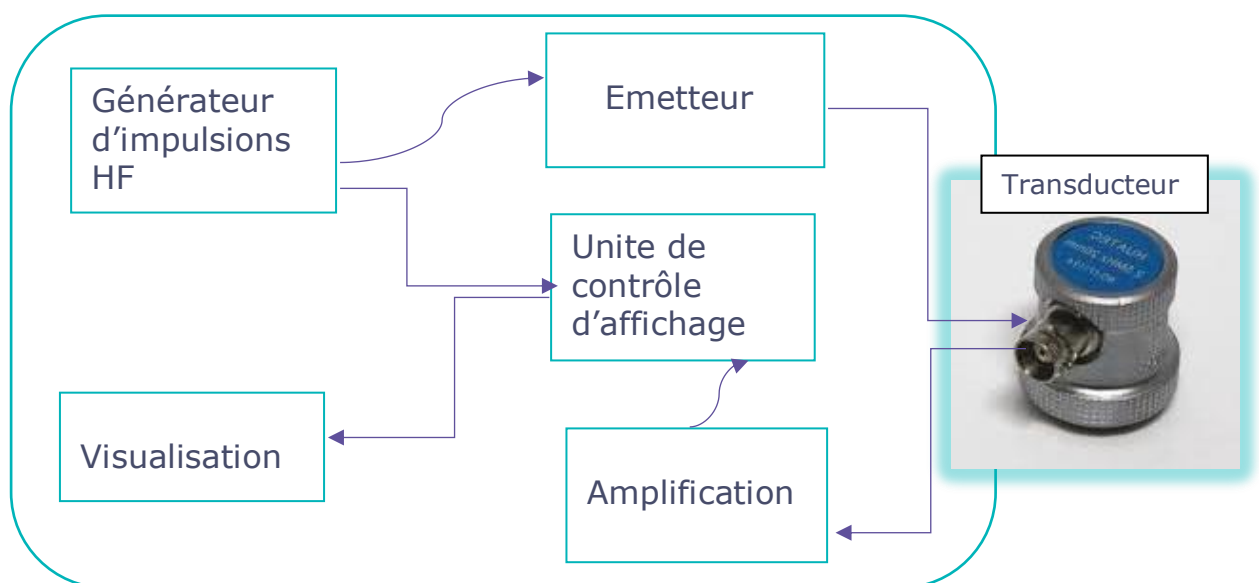


Figure. Architecture des ultrasons

Le rôle du transducteur:

Un transducteur est un système permettant de convertir une grandeur d'entrée mécanique en une grandeur de sortie électrique, les transducteurs sont à base de matériaux piézométriques (Ex Quartz) , La piézoélectricité est un phénomène de couplage entre l'énergie élastique et l'énergie ,cette propriété nous donne l'avantage de convertir les ondes sonores réfléchies par le défaut et les convertir en courant électrique afin de d'évaluer le gain en puissance càd l'énergie absorbée par le défaut au sein du matériau .

Le rôle de l'amplificateur:

La sortie de l'émetteur à usuellement une tension de 100 à 1000 volts, alors que celle de l'écho est nettement plus atténuée, elle vaut approximativement 1mV à 1V. L'exploitation du signal relatif à cet écho nécessite alors une grande amplification pour le ramener à une valeur qui puisse être conjugable à celles utiles pour l'affichage, donc souvent, on adopte des gains assez importants de l'ordre de quelques dizaines de milliers (100 dB approximativement).

Principe physique de fonctionnement

Plusieurs types d'ondes ultrasonores sont susceptibles de se propager dans les milieux solides. Ces ondes se différencient les unes des autres par :

1. la forme et la direction des trajectoires qu'elles impriment aux particules du matériau dans lequel elles se propagent.
2. la vitesse de propagation ou célérité.
3. la distance à laquelle elles sont susceptibles de se propager dans le matériau.

On va traiter deux types d'ondes ultrasonores : les ondes longitudinales ou de compression et les ondes transversales ou de cisaillement.

Les ondes longitudinales ou de compression :

Ces ondes ont la propriété de se propager dans les milieux gazeux, liquides et solides. Leur propagation s'accompagne, en chaque point de la matière, par des mises en compression puis en dilatation de celle-ci conduisant à des variations de volume. La propagation d'une onde sonore ou ultrasonore dans un milieu solide n'est pas un phénomène simple. En effet, pour une onde longitudinale, les déplacements des particules suivant la direction de propagation entraînent également des déplacements dans d'autres directions.

La vitesse d'une onde longitudinale est donnée par l'expression :

$$V_L = \sqrt{\frac{E}{\rho}}$$

Où E : Module d'élasticité longitudinal du matériau

ρ : Masse volumique du matériau

Alors que dans le cas d'un milieu infini pour lequel le coefficient de poisson ν doit être pris en compte, l'expression de la vitesse devient :

$$V_L = \sqrt{\frac{E}{\rho} \frac{1-\nu}{(1+\nu)(1-2\nu)}}$$

Les ondes longitudinales sont très utilisées pour le contrôle non destructif des matériaux et la mesure des épaisseurs de parois.

Les ondes transversales ou de cisaillement:

Ces ondes ne se propagent que dans les milieux solides. La propagation de ce type d'onde n'entraîne pas des modifications locales du volume du matériau mais simplement une déformation de celui-ci par glissement. La vitesse de ce type d'ondes s'écrit :

$$V_L = \sqrt{\frac{G}{\rho}} ; [\text{m.s}^{-1}]$$

Avec G : le module de cisaillement.

Les ondes transversales sont très utilisées pour le contrôle non destructif des milieux métalliques et notamment des assemblages soudés, le tableau suivant résume les vitesses de ce type d'ondes au sein de différents milieux

Matériaux	Ondes longitudinales (m.s-1)	Ondes transversales (m.s-1)
Aluminium	6400	3130
Magnésium	5740	3080
Titane	5990	3210
Zirconium	4650	2300
Fer	5950	3220
Acier doux	5900	3200
Acier inox	5740	3130
Cuivre	4760	2325

Tableau.1 : Vitesses des ondes longitudinales et transversales au sein des métaux

« Anomaly detection » pour la détection automatique des pics

La recherche des défauts se fait d'une manière manuelle, l'opérateur doit balayer la surface de la structure avec le transducteur en gardant l'œil sur l'écran afin d'identifier tout changement au niveau du signal de sortie affiché sur l'écran afficheur (voir figure.2).

L'onde en se propageant au sein du matériau, au cas où elle passe par un obstacle (inclusions, fissurations...) ou par un changement de milieu (porosités..), une partie de cette énergie est absorbée par ces derniers, le pourcentage perdue de cette énergie est quantifié lors de la réflexion, d'où vient la notion « **Gain** » qui exprimé la différence entre l'énergie émis et réfléchi.

$$G_{db} = 20 \log \left(\frac{A_2}{A_1} \right), [db]$$

Avec :

A_1 : Amplitude du signal émis en volt V

A_2 : Amplitude du signal réfléchi à la sortie du transducteur en volt V

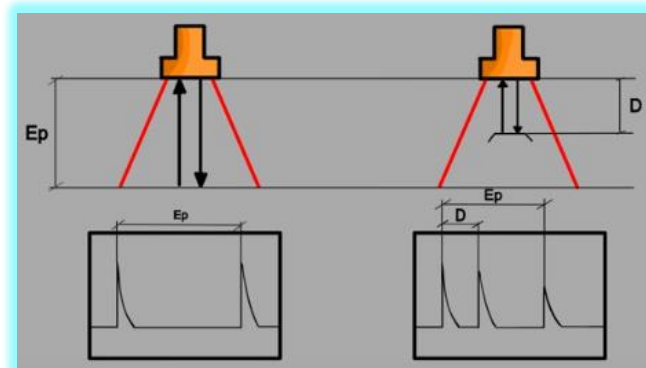


Figure.2 Identification d'un défaut par contrôle ultrason

L'amplificateur génère des signaux analogiques qui représentent la variation du gain sonore en fonction de la pénétration. L'objectif de cette étude est de détecter les changements brusques de ces signaux et de les caractériser par la méthode « anomaly detection », cette méthode vise à estimer la densité de probabilité du signal en le décomposant en une succession observations dans le temps et en considérant les défauts comme points aberrants (événements rares), pour ce faire on a collecté une base de données qui contienne une dizaine de signaux différents (voir figure3).

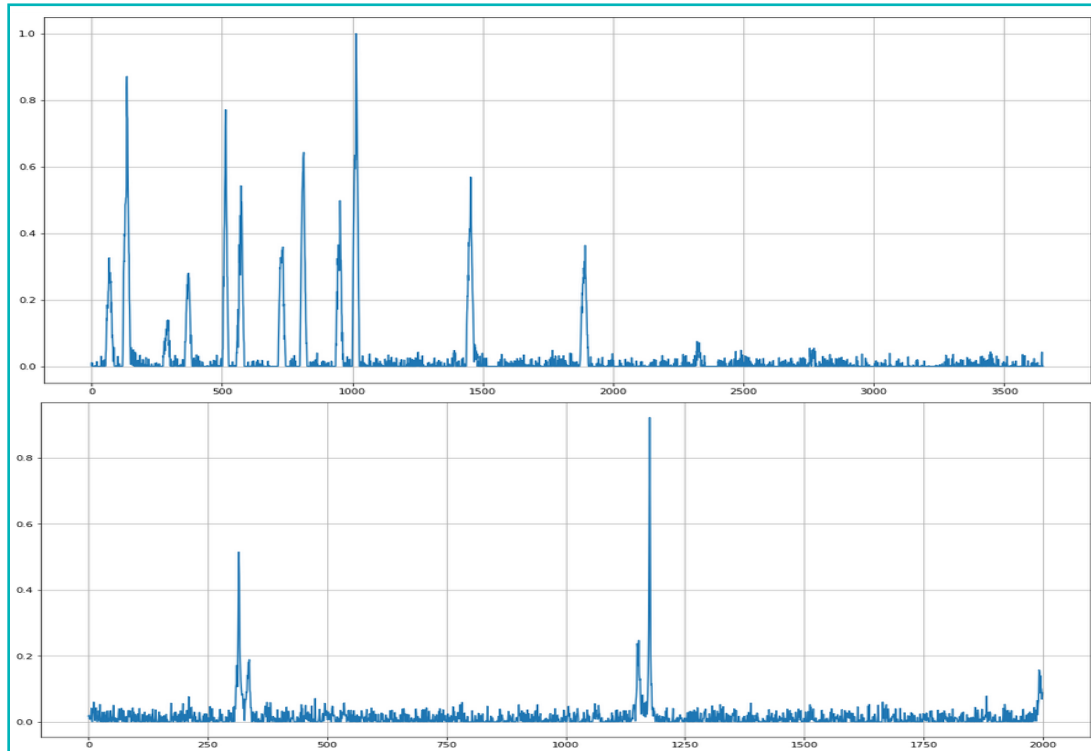


Figure3: Deux échantillons de la data set des signaux

Principe de la méthode :

La détection d'anomalies est en enjeu et majeur des applications industrielles de la Statistique, notamment pour la détection des irrégularités ou défauts de fabrication. Historiquement très présente dans les services de contrôle de la qualité par contrôle statistique des procédés (MSP).

Dans ce qui suit on va considérer nos signaux $X_i(t)$ comme une succession d'observations dans le temps $X_i(t) = \{x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^n\}$ avec x_i^j la $j^{\text{ème}}$ observation du $i^{\text{ème}}$ signal et soit $f(x)$ la densité de probabilité à estimer, en générale elle est proportionnelle à la fréquence d'apparition de chaque observation donc l'estimation de cette dernière n'est pas quelque chose de sorcier. Supposons maintenant qu'on a estimé la fonction densité, on repartirait les observations en fonction de leur probabilité comme suit (voir figure 4).

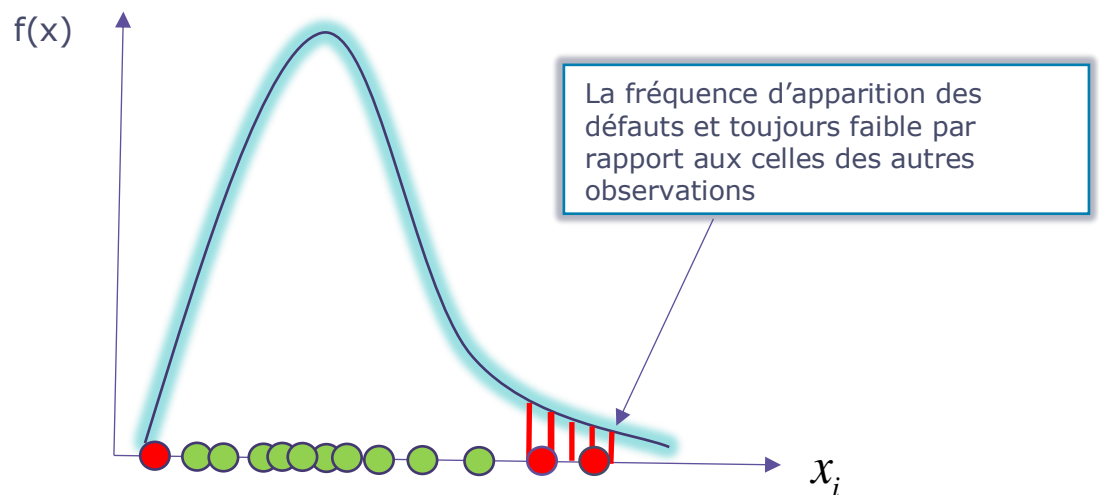


Figure 4: densité de probabilité d'un signal.

Puisque les défauts présentent une anomalie (éléments aberrants) pour les autres observations, on doit appliquer un seuil de rejet β qui fera la discrimination entre un bruit et un défaut telle que. :

$$\begin{cases} \text{si } P(x_i) < \beta \text{ (Défaut)} \\ \text{si } P(x_i) > \beta \text{ (Bruit)} \end{cases}$$

Application aux signaux ultrasons.

Dans cette partie on va essayer d'élaborer un algorithme pour appliquer cette méthode. En particulier les signaux ultrasons ont la même répartition de fréquences puisque 90% du signal contient du bruit donc un seul échantillon est capable d'extraire la densité de probabilité.

Les signaux qu'on dispose sont sous format audio d'extension **.WAV**, on va utiliser les bibliothèques de python afin de traiter ces derniers et de faire les transformations nécessaires et les calculs statistiques qu'on a besoin, la figure suivante montre un des signaux qu'on va traiter.

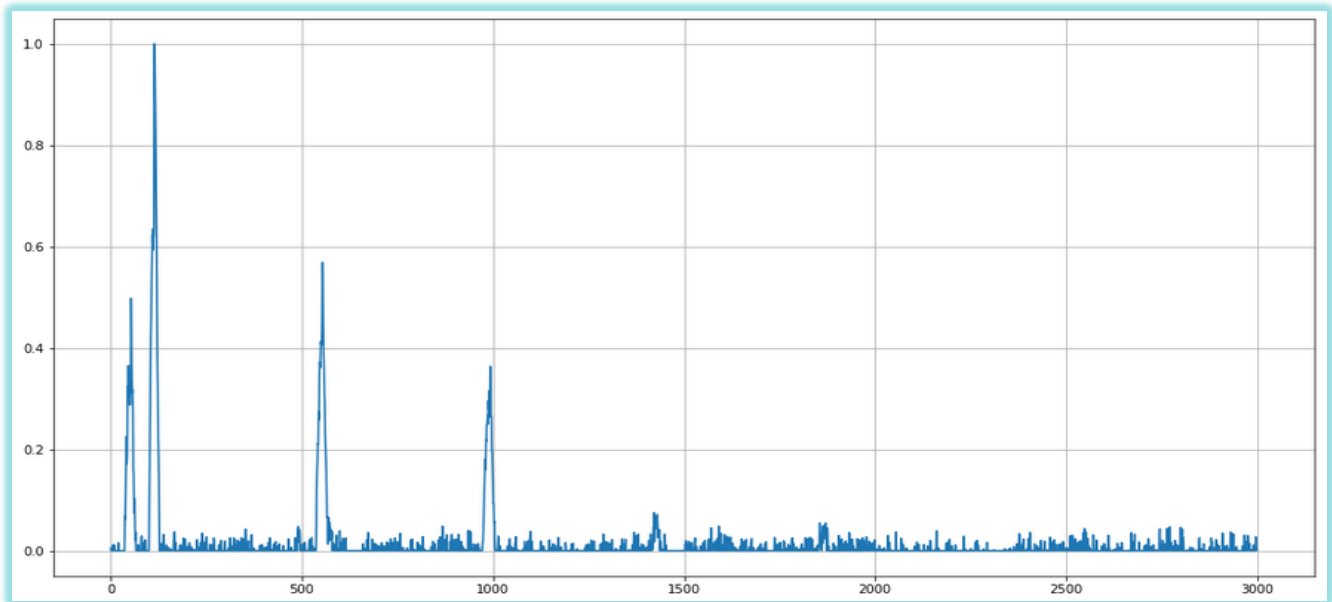


Figure 5: Le premier échantillon

Afin d'estimer la densité de probabilité on a besoin de calculer les différentes statistiques de signal. La fonction python ***pd.Describe()*** nous rend service en affichant les détails qu'on a besoin (voir figure 6).

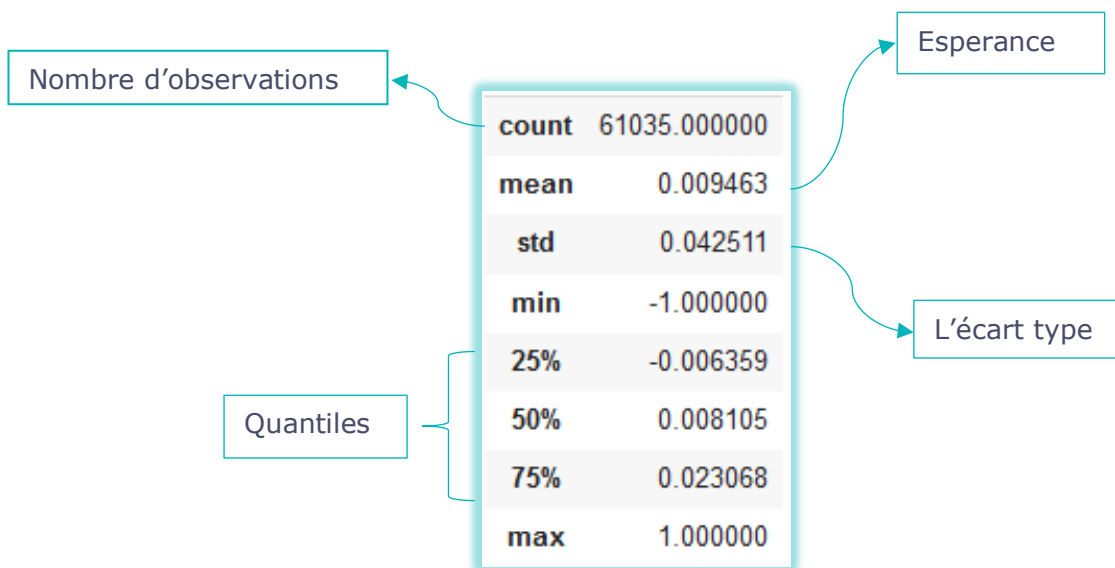


Figure 6: statistiques du signal

Jusqu'à maintenant la moyenne et l'écart type ne servent à rien, ce serait dingue d'utiliser une loi quelconque comme densité, pour résoudre le problème de la densité de probabilité d'une manière définitive on va appeler un des outils puissants de la statistique inférentielle, une généralisation de la méthode d'estimation par histogramme: **l'estimation par noyau** (ou encore méthode de *Parzen-Rosenblatt*), cette méthode consiste à estimer la densité par la quantité :

$$\hat{f}_h(x) = \frac{1}{Nh} \sum_{i=1}^N K\left(\frac{x - x_i}{h}\right)$$

Avec :

h : Appelé paramètre de lissage

N : Nombre d'observations

x_i : Les observations

K : Appelé noyau

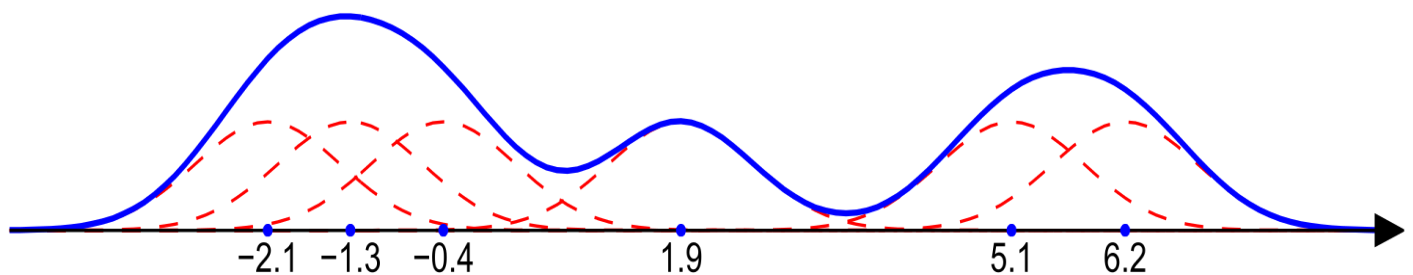


Figure7 : estimation de la densité par la méthode du noyau

La figure ci-dessus montre l'estimation de densité en se basant sur six observations et en utilisant un noyau K gaussien de la forme $K(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}x^2}$, en générale on peut utiliser une forme quelconque de noyau, cette dernière n'a aucun effet si la taille d'échantillon est importante. Pour le paramètre de lissage h , sa valeur optimale est recherchée par la méthode de la validation croisée, il s'agit d'une comparaison entre plusieurs valeurs de h , la valeur qui engendre la petite erreur est gardée.

Pour utiliser cette méthode on va appeler la fonction python **`sns.Distplot(Kde=True)`** qui va nous affiche l'estimation non paramétrique de la densité du signal (voir figure 8).

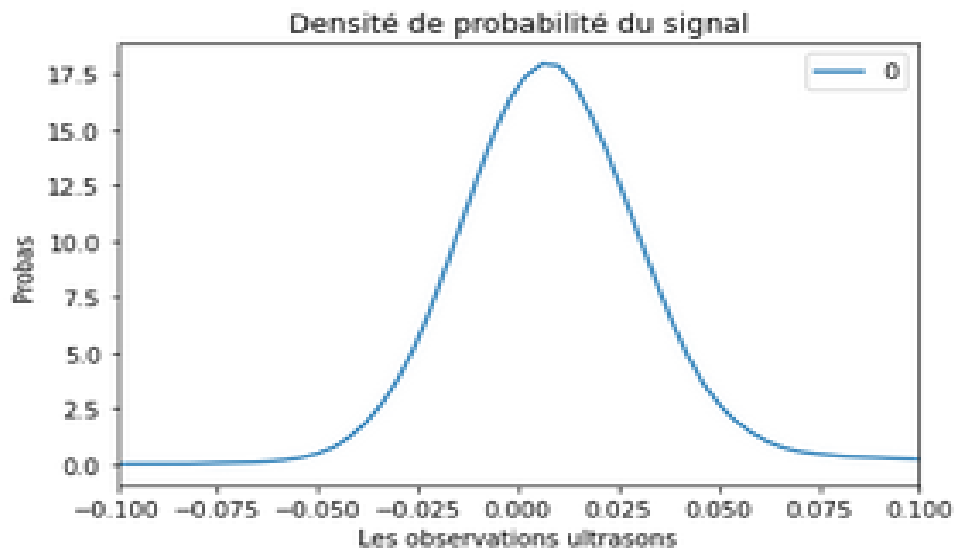


Figure 8 : l'estimation de la densité de signal par la méthode du noyau

On remarque que la loi de probabilité a un comportement gaussien, ce n'est pas tout à fait du hasard, on a dit précédemment que 90% du signal est un bruit, par définition un bruit est un processus gaussien centré et de variance constante, ce qui explique la moyenne quasi nulle (présence de défaut dans le signal qui décale la moyenne un petit peu).

Il semble légitime d'utiliser une loi normale pour nos signaux mais pour garantir la normalité de notre processus on va construire un test de khi-deux qui a pour hypothèse nulle ***H0 : population normale*** en contrepartie ***H1 : population non normale***. Pour effectuer le test on va appeler une des fonctions de python (voir figure 10).

En adoptant $\alpha=5\%$ comme seuil d'acceptation et pour que hypothèse H_0 soit accepté la puissance du test doit être supérieure au seuil d'acceptation α et la réciproque est vraie.

```
from scipy import stats
khi2, p = stats.normaltest(signal)
alpha = 5e-2 #seuil d'acceptation
if p < alpha:
    print("Population non normale")
else:
    print("Population normale")
```

Figure9 : Test de normalité de khi-deux avec python

On va tester la méthode « anomaly detection » sur des signaux de notre data set on adoptant une loi normale d'espérance $\mu=0.009463$ et de variance $\sigma=0.04251$ et seuil d'acceptation $\beta=5\%$, les défauts sont marqué en rouge voir les figures ci-après.

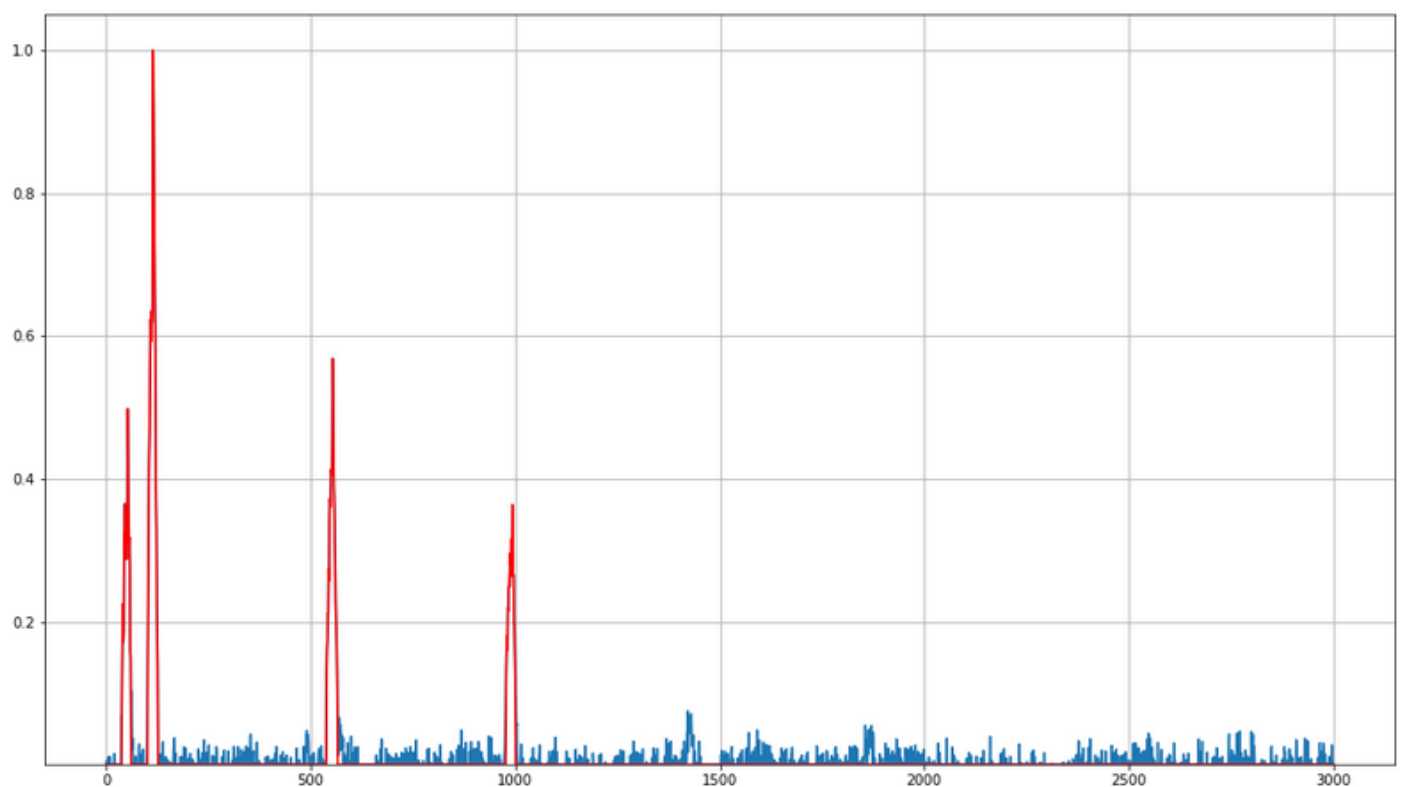


Figure 10 : Résultats de la détection d'anomalies sur le premier échantillon

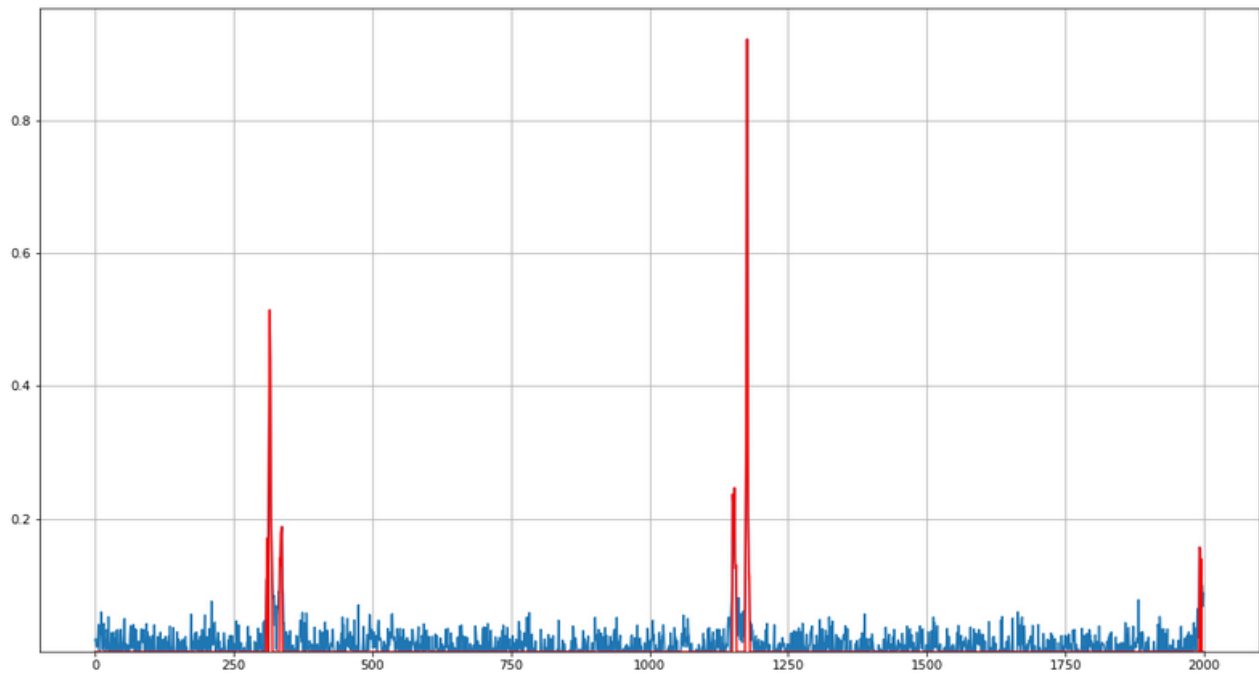


Figure 11 : Résultats de la détection d'anomalies sur le deuxième échantillon

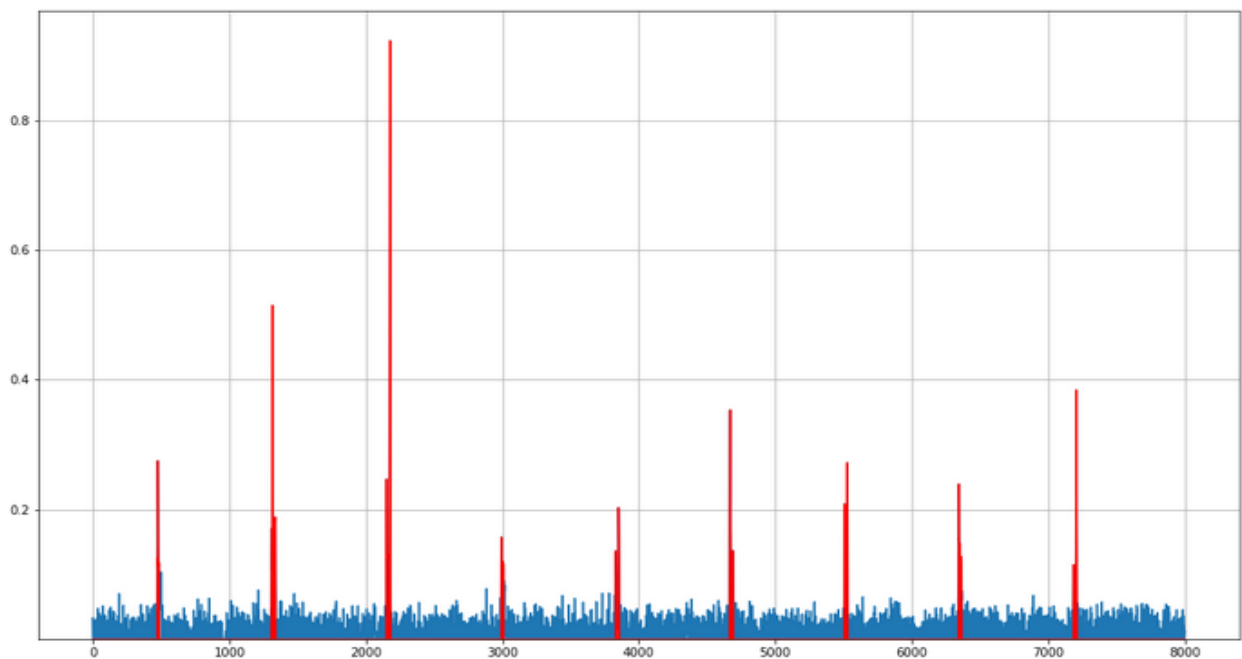


Figure12 : Résultats de la détection d'anomalies sur le troisième échantillon

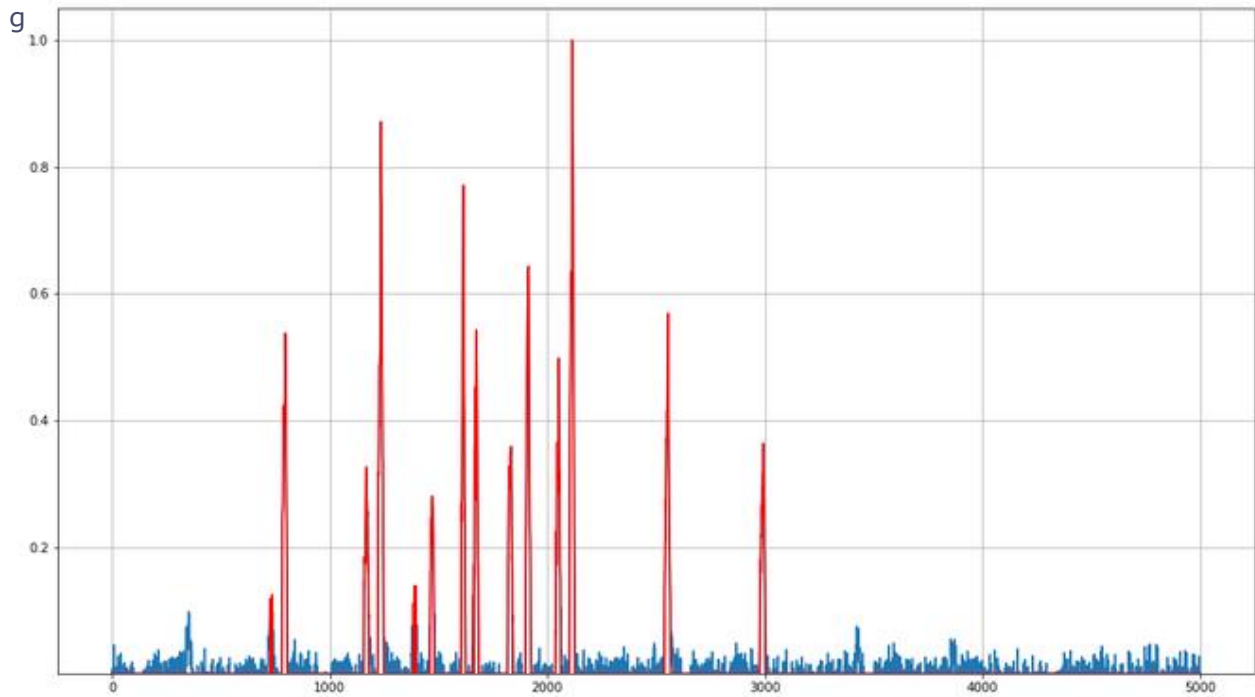


Figure 13 : Résultats de la détection d'anomalies sur le quatrième échantillon

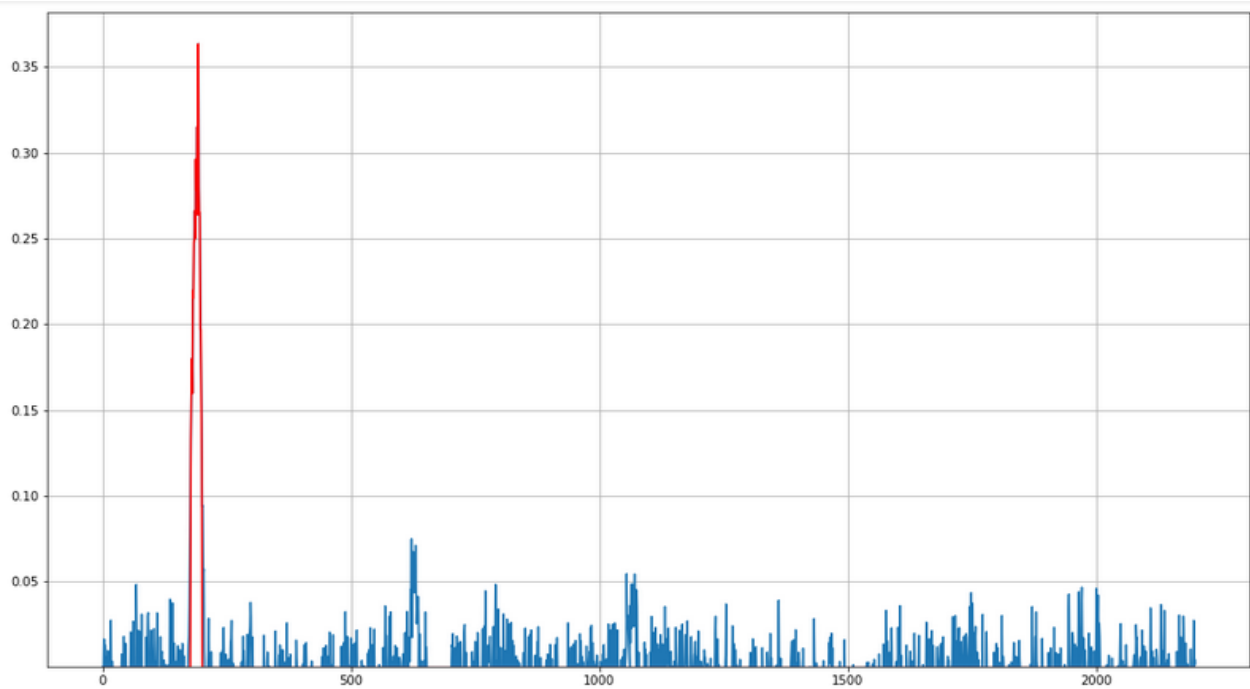


Figure 14: Résultats de la détection d'anomalies sur le cinquième échantillon

