

# Reconnaissance de formes d'onde radar en écoute passive navale 2022 4 mois et demi

Léonard BAESEN  
Cyrille ENDERLI  
DMS Direction technique



# Sommaire

## 1. Contexte du stage

- Présentation du stagiaire
- Présentation rapide du stage (titre, tuteur, attendus)

## 2. Présentation technique du stage

- Notions techniques nécessaires (contexte industriel, contexte technique,...)
- Réalisations
- Reste à faire

## 3. Conclusion

- Intérêt du stage
- Ouverture sur le futur

# Contexte de stage

## 1.1 «Self-présentation»

### ➤ Ecole

- ESILV Master Data Science & IA
- EMLV Master Finances

### ➤ Année d'étude / Age

- Entrée en M2 / 21 ans

### ➤ Attendus vis-à-vis du stage

- Développer les connaissances sur les radars
- Compétences (traitement de signal, apprentissage, analyse de résultats)

# Contexte de stage

## 1.2. Présentation du stage

### ➤ Titre, tuteur, service...

- Reconnaissance de formes d'onde radar en écoute passive navale
- Tuteur : Cyrille Enderli
- Service : DMS Direction technique

### ➤ Durée (+dates)

- Du 11 avril au 31 août 2022 -> 4 mois et demi

### ➤ Attendus du stage

- Étude des seuils de détection
- Reconnaissance de motifs temps, fréquence

# Présentation technique du stage

## 2. Présentation technique du stage

### ➤ Présentation libre traitant des points suivants :

- Notions techniques nécessaires (contexte industriel, contexte technique,...)
- Réalisations
- Reste à faire

## Travaux complémentaires au POC (Proof of Concept) Seri (Single Emitter Recognition Identification)

- Étude des seuils de détection : limiter impact du bruit sur la reconnaissance du motif
- Reconnaissance de motifs : ensemble d'impulsions correspondantes
- Apprentissage des motifs : détermination période de répétition (PRA)
- Tests sur données réelles

# Déterminer la relation entre le seuil de classification et la PFA

# Étude des seuils de détection

## ■ Approximation de la densité de probabilité du score

- H0: Absence d'une cible

- H1: Présence d'une cible

$$H_0(t_n) \sim P(\lambda)$$

$$H_1(t_n) \sim P(\chi^2_M)$$

$\lambda$  suit une loi de Poisson définie par le paramètre  $\lambda$

M correspond au motif

$$score = \sum_{n=1}^N G(t_n)$$

$$\text{Avec } G(t) = \frac{1}{(k\sigma\sqrt{2\pi})} \sigma_{k=1}^K e^{\frac{-(t-m_k)^2}{2\sigma^2}}$$

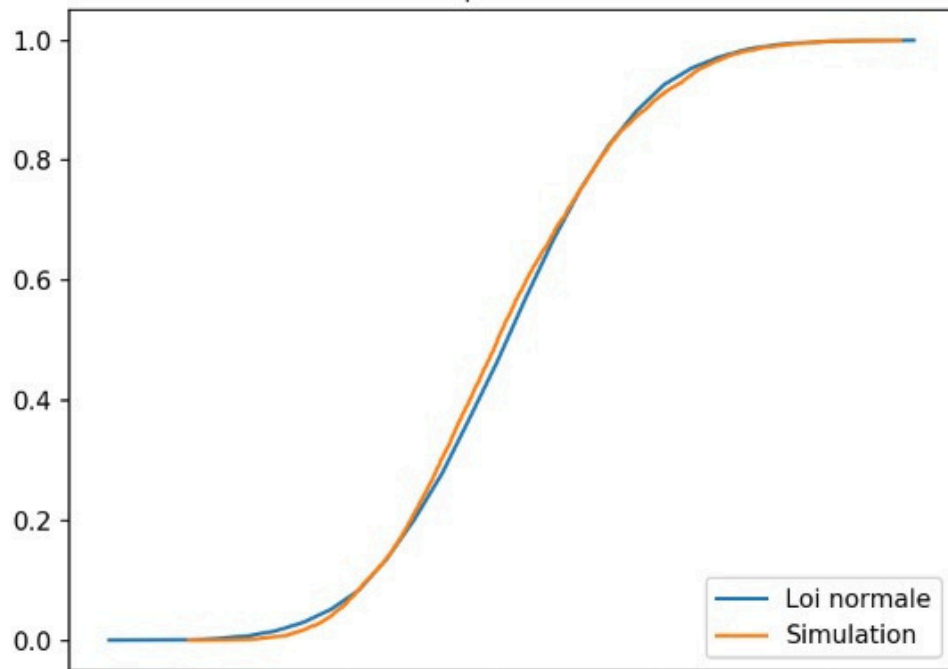
On doit montrer que  $G(t_n)$  est supposé gaussien  $N(\mu, \tau^2)$



# Observation & Interprétation des résultats

## Comparaison graphique

Fonctions de répartition centrée en 0



Simulation réalisée sur le motif 105\_0

□ 10 000 réalisations de processus de Poisson.

D'après les observations effectuées les résultats présentent une forte ressemblance qui est de plus en plus évidente lorsque le nombre de valeurs d'entrée augmente. Ces simulations sont longues (~4 jours python) Par conséquent, nous pouvons dire que  $G(t)$  est supposée gaussienne.

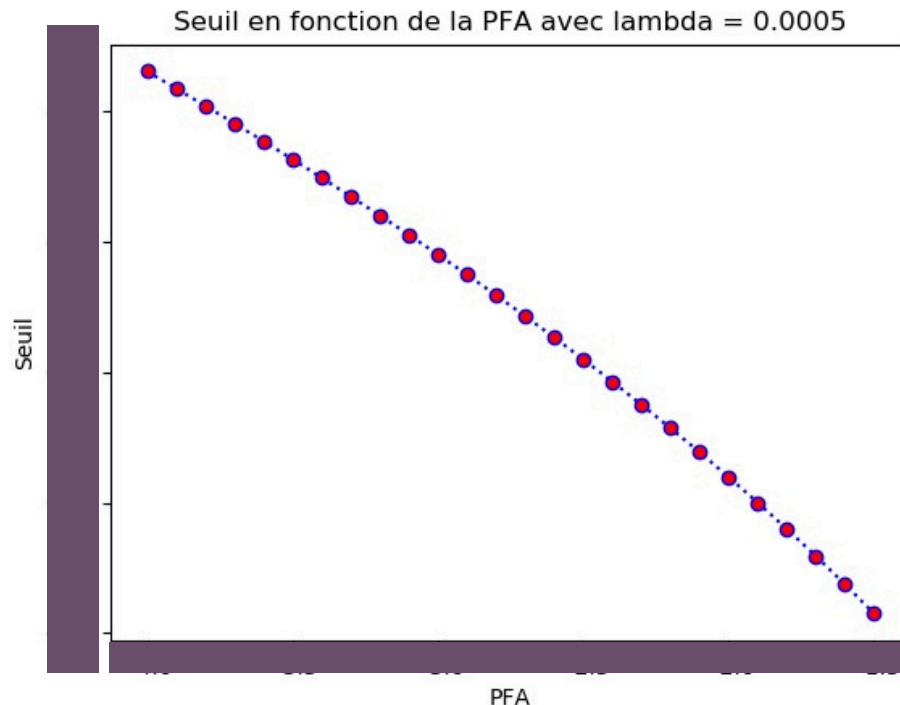
La moyenne et variance obtenues permettent d'établir un seuil.

## ■ Seuil en fonction de la PFA

➤  $\gamma = \sqrt{\frac{2}{N}} \operatorname{erfc}^{-1}(2PFA)\sigma$

➤ Avec :

- $\gamma$ : Score
- Erfc: fonction erreur complémentaire
- Sigma  $\sigma$
- N : nombre de réalisations de Poisson
- PFA : Probabilité Fausse Alarme



# Conclusion

## ■ Validation de l'hypothèse Gaussienne sur le score

## ■ Validation modèle de Poisson pour l'hypothèse $H_0$ (absence de cible)

## ■ Permet de confirmer les valeurs fixées arbitrairement aujourd'hui et préciser les liens entre seuil et PFA

## ■ Ce travail peut être utilisé pour calculer la Probabilité de détection des motifs

# Reconnaissance de motif dans les données réelles

# Reconnaissance de motif dans les données

## Données

- Exploitation d'enregistrement de durée ~60 minutes

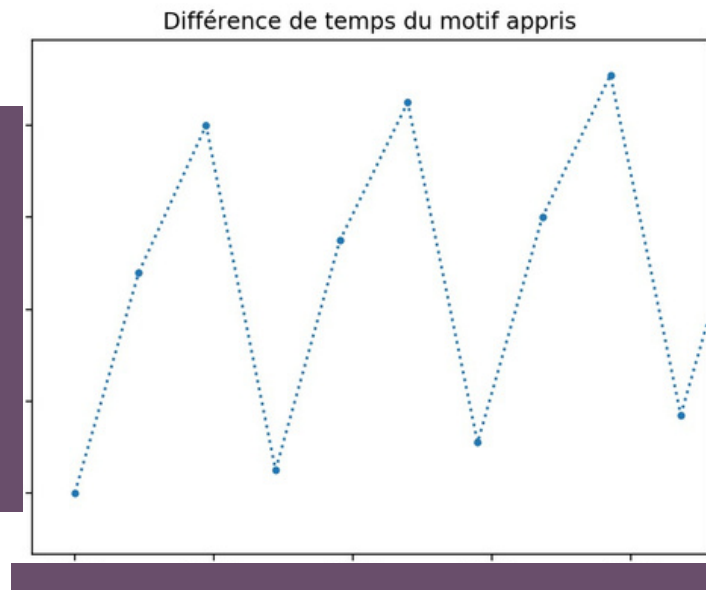
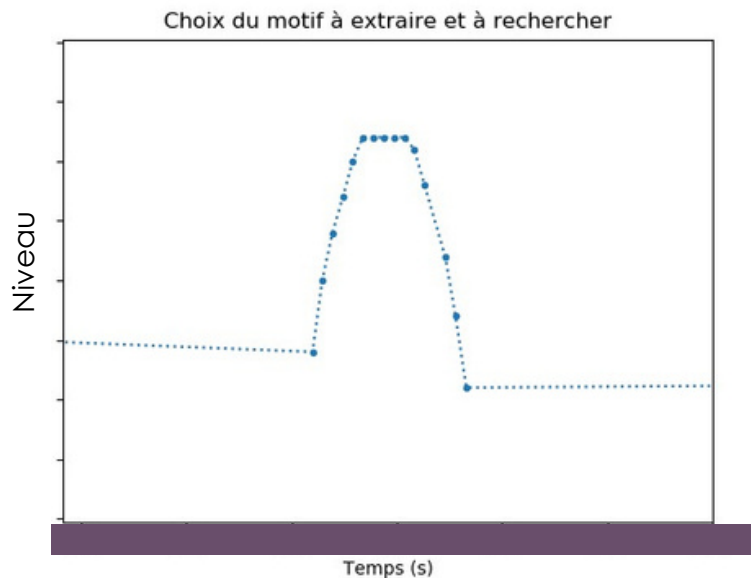
## Les étapes

- Choix d'un motif à la main et extraction de quelques lobes
- Implémentation fonction d'apprentissage
- Utilisation de l'algorithme pour évaluer le score de match du motif appris sur l'enregistrement
- Isolement et suppression des impulsions correspondantes
- Répéter les étapes

# Démarche

## Extraction du motif / Recherche des matchingpulses

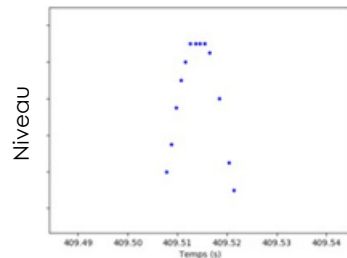
- Choix du motif à extraire
- 49 lobes retournés avec seuil de matching  $> 0.12$



# Démarche

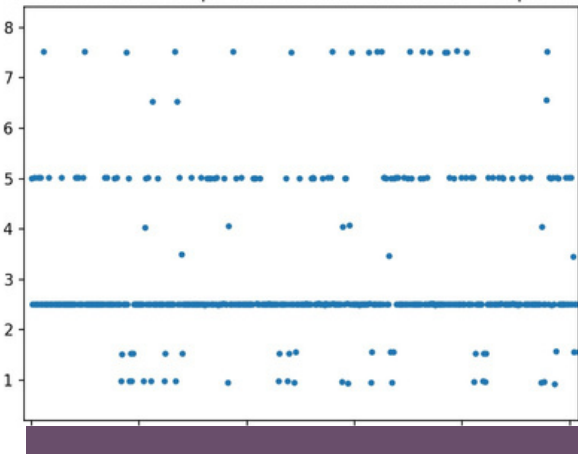
## Recherche d'impulsions correspondantes au motif appris dans l'enregistrement

- Statistiques matching:
  - 8658 impulsions correspondantes
  - 1021 lobes extraits
- Vérification : par le DTPL
  - Validation des résultats
- Itération de la démarche



Exemple de lobe extrait

Différences des temps des niveaux maximum de chaque lobe



Lobes manqués

PRA = 2.5 s  
Lobes secondaires

OPEN  
THALES GROUP LIMITED DISTRIBUTION  
THALES GROUP CONFIDENTIAL  
THALES GROUP SECRET

**THALES**  
Building a future we can all trust

## 3. Conclusion

### ➤ Présentation libre traitant les points suivants :

#### - Intérêt du stage

- Trouver le seuil qui permet de déterminer si une classification de signal reçu est considérée bonne ou non
- Reconnaissance de motifs et apprentissage

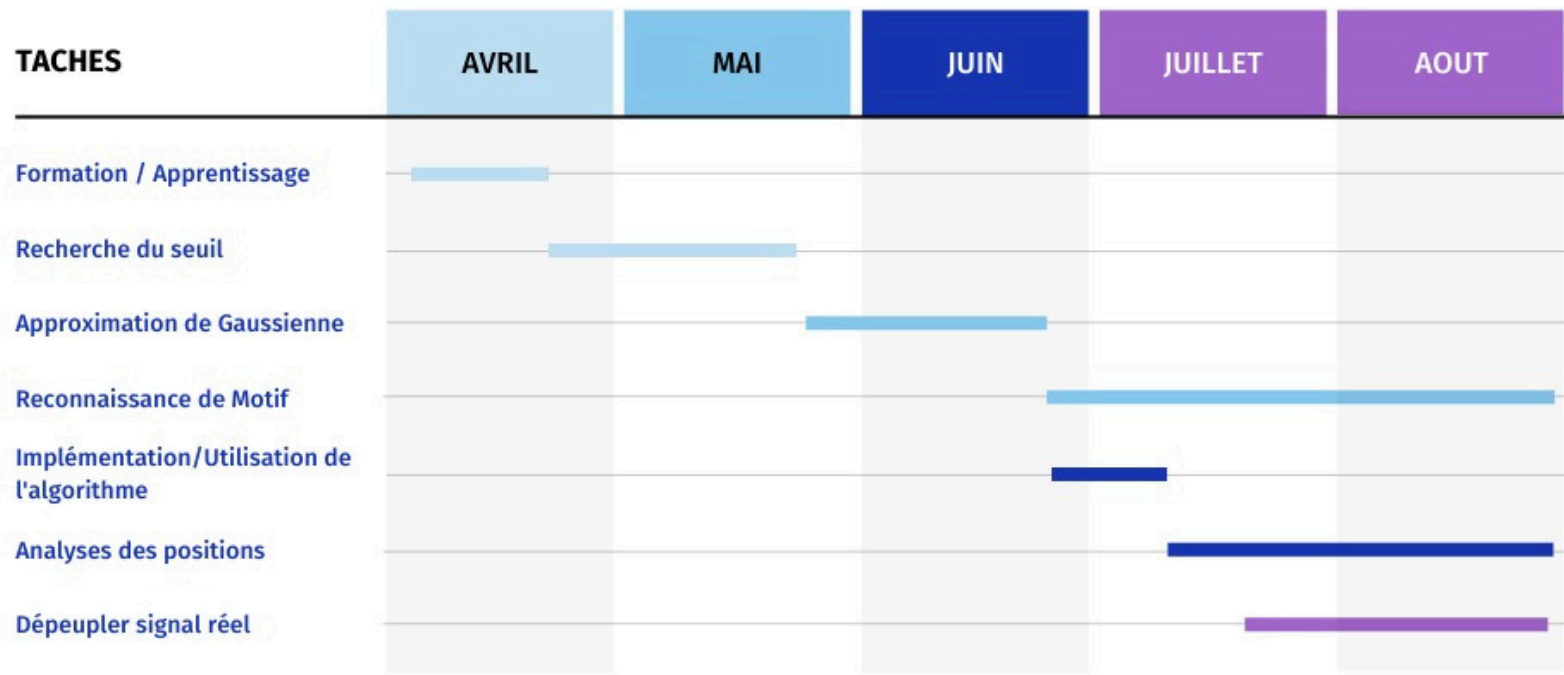
#### - Apports du stage

- Apprendre sur les radars
- Traitement de signal
- Progression en Python

#### - Ouverture sur le futur



# Annexes



# Simulation

## Processus de Poisson

Génération des données à partir d'un processus de Poisson:

Les intervalles des temps d'arrivée sont exponentiellement distribués.

Python fournit la fonction qui permet de générer de façon exponentiellement distribué des nombres aléatoires avec `random.expovariate()` qui prend comme paramètres le nombre d'arrivées par seconde, ici je prends l'inverse de `lambda`.

La plupart du temps les radars fournissent 2000 impulsions par seconde. Je simule ici les `n` premiers évènements.

```
def poissons(n,lam):  
    nums=[]  
    for i in range(n):  
        temp = random.expovariate(1/lam)  
        nums.append(temp)  
  
    return nums
```

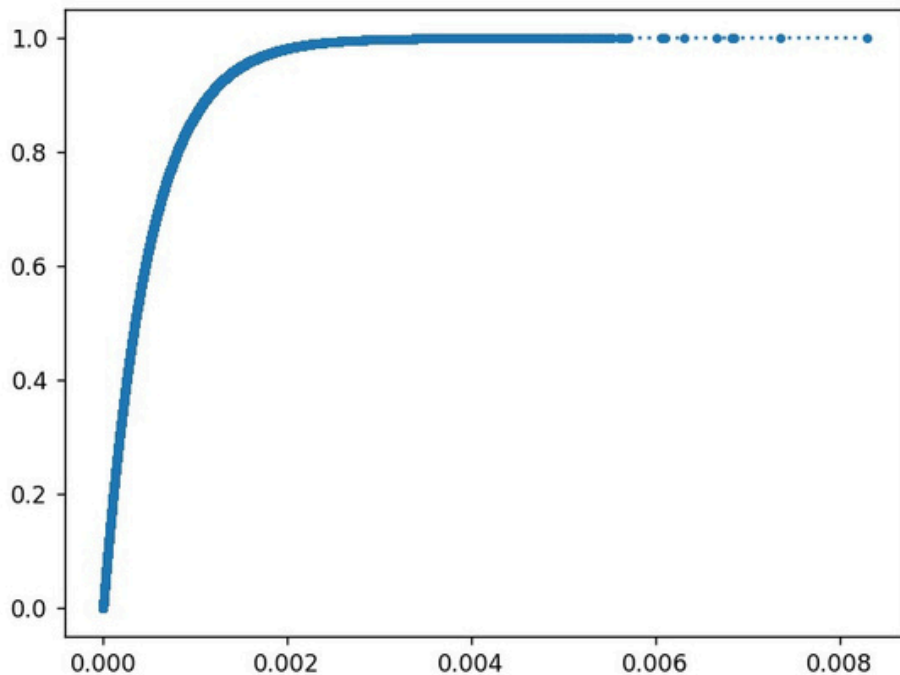
# Simulation

## Génération des données de Poisson

On prend:

$n = 1000000$

$\text{lam} = 0.0005$



# Approximation de $G(t)$

## Recherche de $G(t; \delta)$

Avec :

$$\delta = t_i - m_k, \quad i = 1, \dots, N_{\text{poisson}}$$
$$k = 1, \dots, N_{\text{motif}}$$

On a donc :

$$G(t - \delta) = \frac{1}{(k\sigma\sqrt{2\pi})} \sum_{k=1}^K e^{-\frac{(t-t_i+m_k)^2}{2\sigma^2}}$$

On plot  $G(t - \delta) = \sigma K \sum_{k=1} e^{-\frac{(t-t_i+m_k)^2}{2\sigma^2}}$

# Recherche de seuil avec la PFA (Probabilité de Fausse Alarme)

## Expression de la PFA

Je cherche P

$P_{FA}$  (Probabilité Fausse Alarme) qui vaut:

$$P_{FA} = P(H=1 | H_0) = f(\lambda, \gamma)$$

$\lambda$  paramètre de la loi de Poisson

$\gamma$  seuil

La  $P_{FA}$  est l'intégrale, au-delà du seuil, de la loi de densité de probabilité

$$P_{FA} = f(\lambda, \gamma)$$

On a prouvé dans la slide 9 que l'expression de la fausse alarme G suivait une loi gaussienne

# Recherche de seuil avec la PFA (Probabilité de Fausse Alarme)

## Expression de la PFA en fonction du seuil

Soit

$$P(T_k|H_0) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{t_k^2}{2\sigma^2}}$$

$$PFA = \int_{\gamma}^{+\infty} P(T_k|H_0) dt_k = \int_{\gamma}^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{t_k^2}{2\sigma^2}} dt_k$$

En posant le changement de variable avec  $x = \frac{t_k}{\sqrt{2}\sigma}$

Et la fonction d'erreur complémentaire  $\text{erfc}(x) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_x^{+\infty} e^{-t^2} dt$

$$PFA = \int_{\frac{\gamma}{\sqrt{2}\sigma}}^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{\pi}} e^{-x^2} dx = \frac{1}{2} \text{erfc}\left(\sqrt{\frac{N}{2}} \frac{\gamma}{\sigma}\right)$$

# Recherche de seuil avec la PFA (Probabilité de Fausse Alarme)

## Expression du seuil en fonction de la PFA

$$PFA = \frac{1}{2} \operatorname{erfc}\left(\sqrt{\frac{N}{2}} \frac{\gamma}{\sigma}\right)$$

On exprime le seuil  $\gamma$  en fonction de la PFA:

$$\gamma = \sqrt{\frac{2}{N}} \operatorname{erfc}^{-1}(2PFA) \sigma$$



## ■ Fonction qui calcule le score (seuil)

$$\gamma = \sqrt{\frac{2}{N}} \operatorname{erfc}^{-1}(2PFA) \sigma$$

On prend en entrée N, sigma et PFA

```
def score_calculation(N,sig,PFA):  
    score = (math.sqrt(2/N))*(special.erfcinv(2*PFA))*sig  
    return score
```

# Étude des seuils de détection / reconnaissance de motifs

## ■ Approximation de la densité de probabilité du score

Soit :

- 
- Une loi de Poisson et ses temps d'arrivée  $t$
- Un motif donné et ses impulsions  $m_k$  (temps d'arrivée)

Fonction  $G(t)$  mélange de  $k$  lois normales centrées sur  $m_k$ ,  $k=1, \dots, K$  :

$$score = \sum_{n=1}^N G(t_n)$$

$$\text{Avec } G(t) = \frac{1}{(K\sigma\sqrt{2\pi})} \sigma \sum_{k=1}^K e^{\frac{-(t-m_k)^2}{2\sigma^2}}$$

On doit montrer que  $G(t_n)$  est supposé gaussien  $N(\mu, \tau^2)$

## Fonction qui permet de plot les seuils en fonction de la PFA

### Hypothèse loi gaussienne : vérifiée graphiquement

### Fonction qui permet de plot les seuils pour ce motif avec les différentes valeurs pour la PFA

```
def plot_score_motif():
    solution = 1-result
    df = pd.DataFrame(solution)
    N = np.sum(df, axis=0)
    f_vec = np.vectorize(score_calculation)

    #PFA_rates = 10.*(np.arange((-1.5),-4.1,-0.1))
    PFA_rates = 10.*(np.linspace((-1.5),-4.1,52))
    #10E-4 -3.9 jusque -3.5
    PFA_reverse = list(reversed(PFA_rates))
    score_liste=[]
    for v in PFA_reverse:
        for j in N:
            score = f_vec(j,np.sqrt(var),v)
            score_liste.append(score)

    plt.plot(np.log10(np.array(PFA_reverse)), score_liste, color='blue', linestyle='dotted', marker='.', markerfacecolor='red',
    plt.xlabel('PFA')
    plt.ylabel('Seuil')
    plt.title('Seuil en fonction de la PFA')
    plt.show()
```