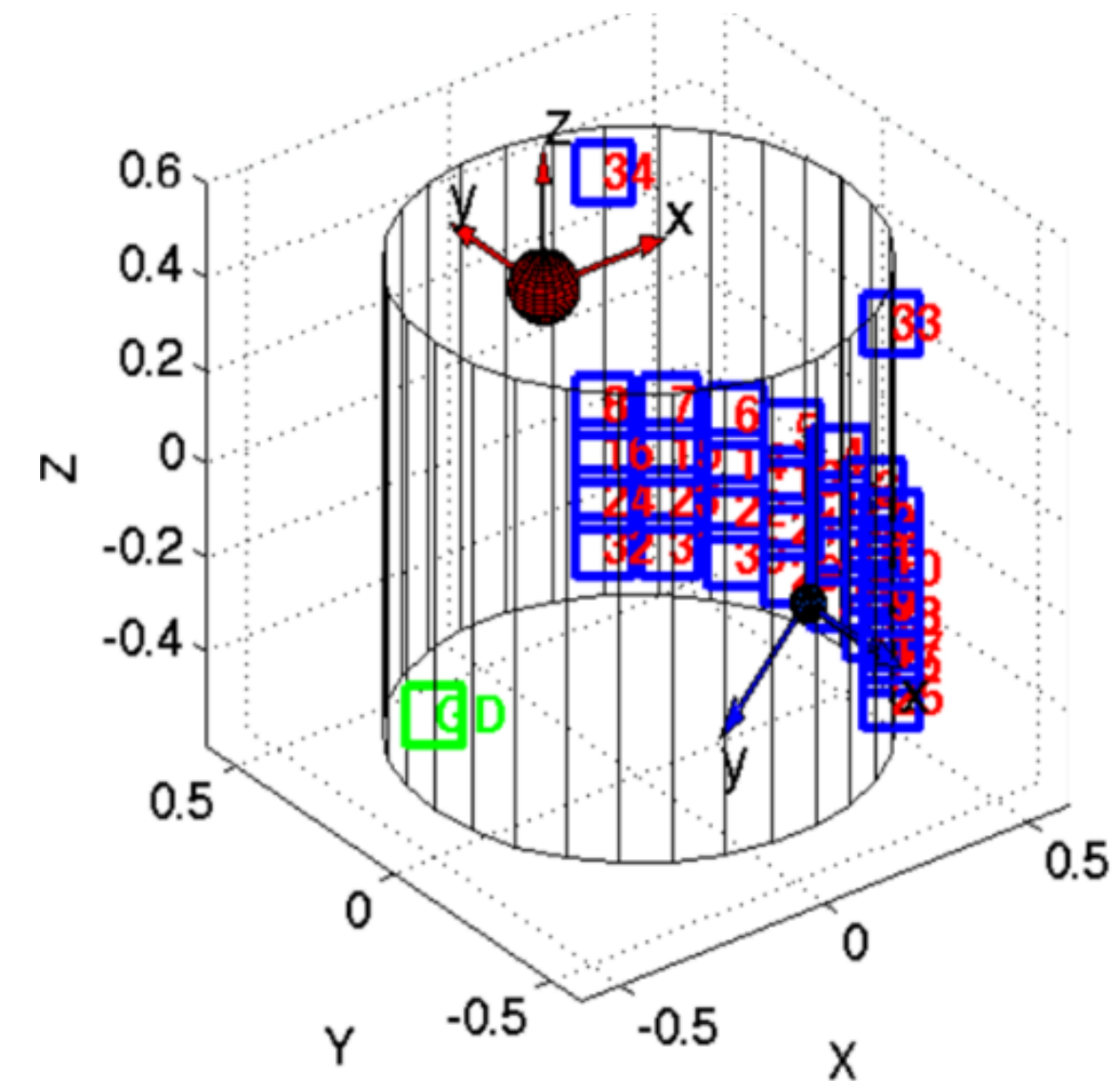
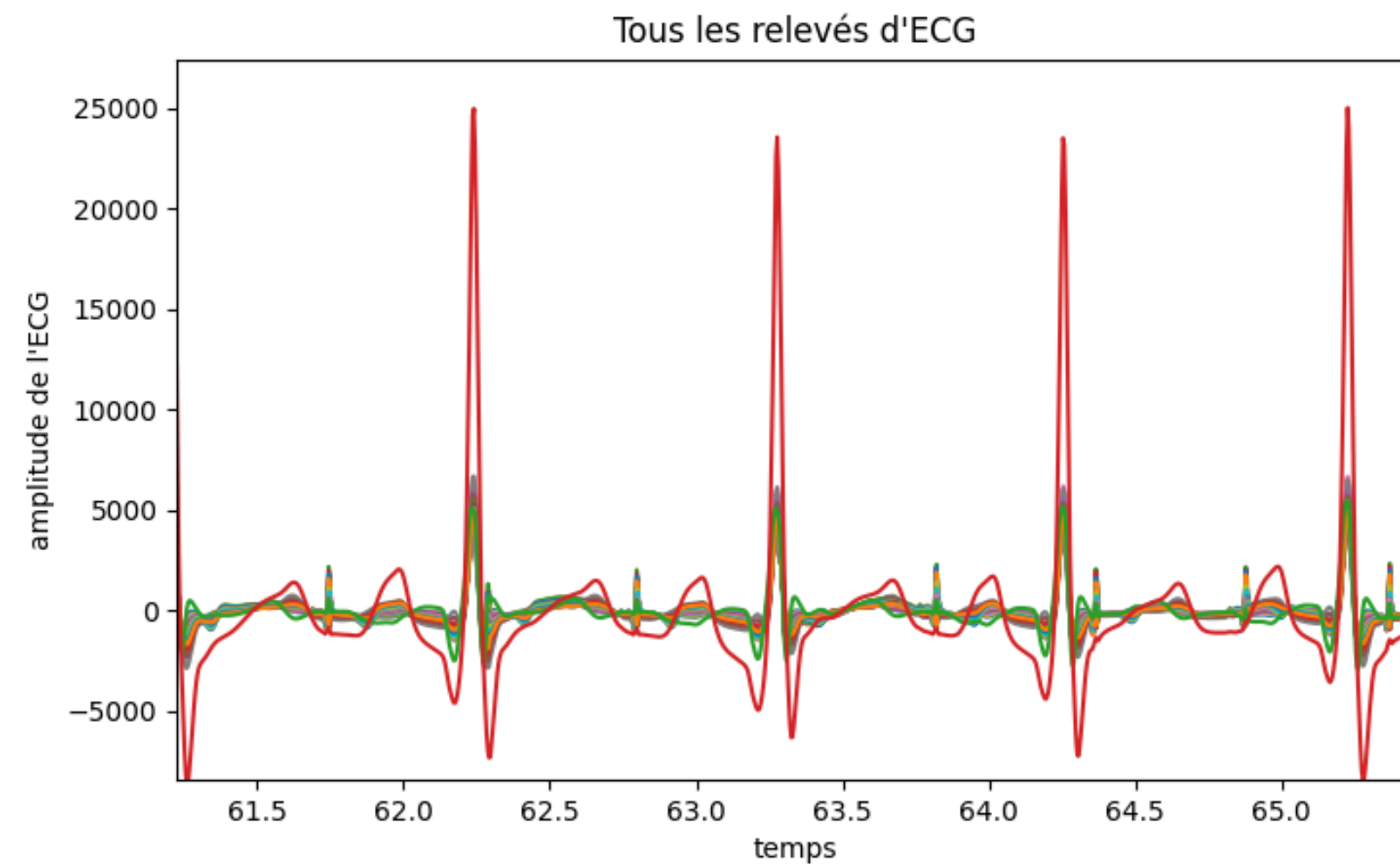


# PROJET EI : Séparation de signaux dans des ECG

LEWY Nathan - SAINCTAVIT Pierre



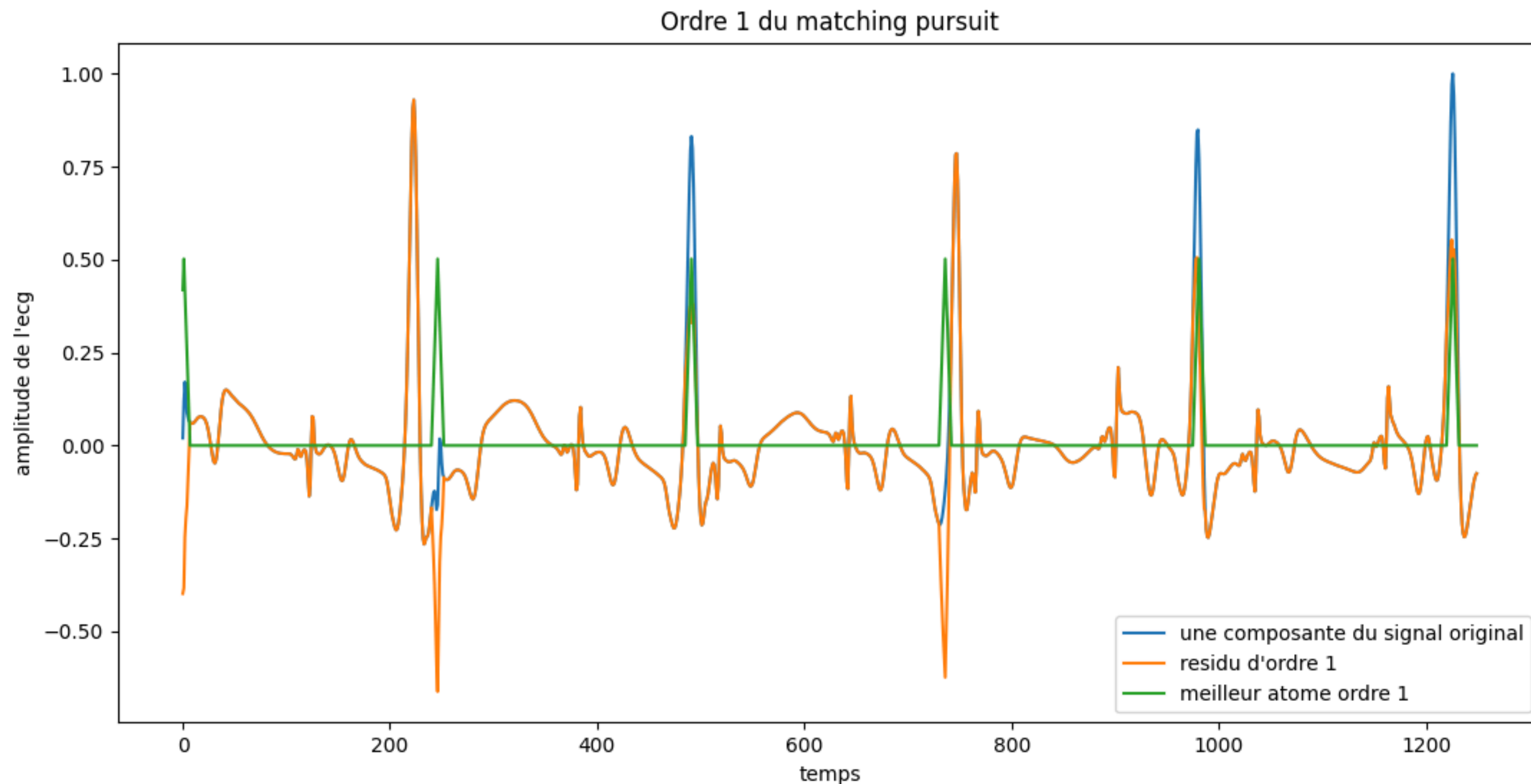
**PREMIERE APPROCHE :  
MATCHING PURSUIT**

**DEUXIEME APPROCHE :  
ICA**

**Dernière approche :  
PCA**

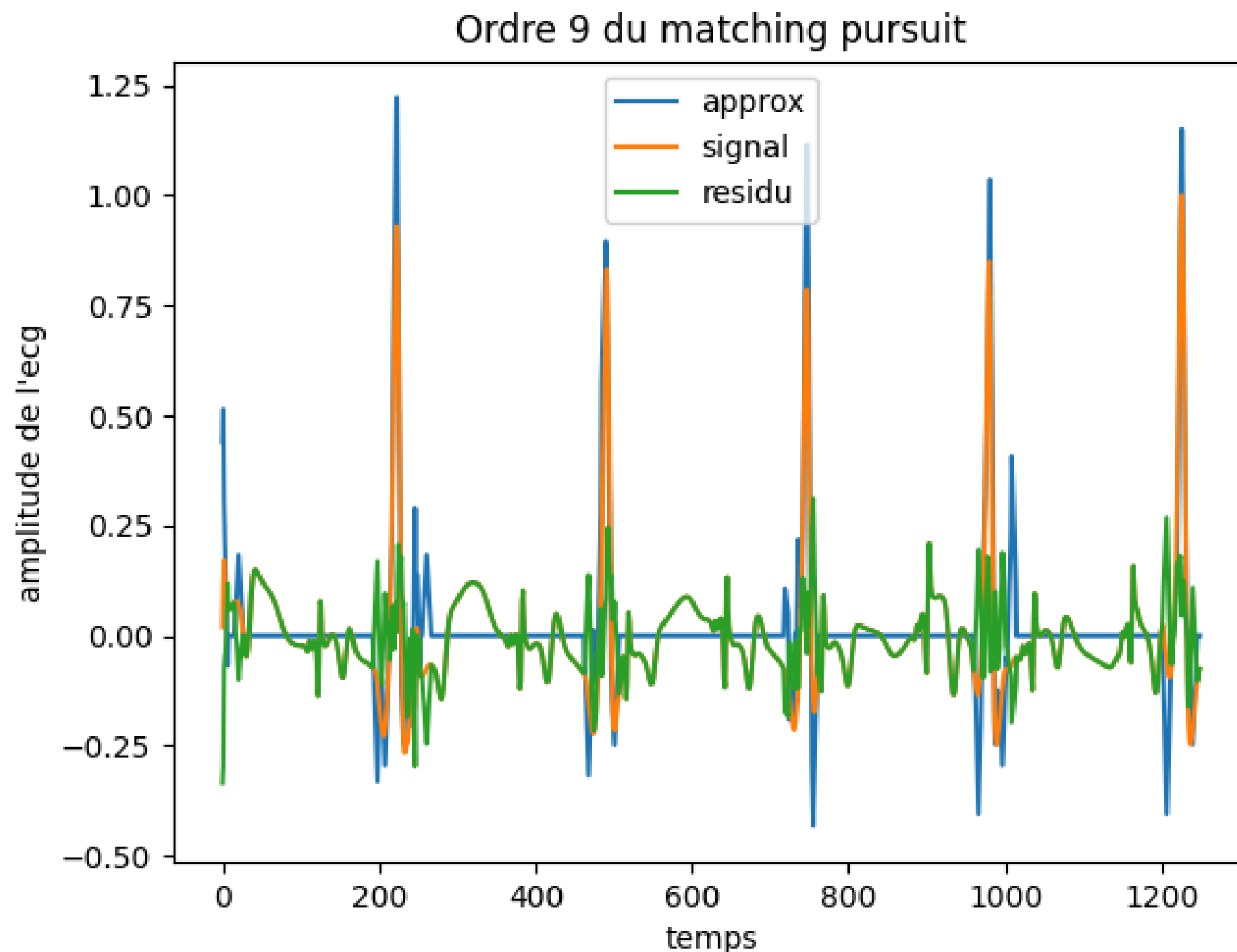
# MATCHING PURSUIT

**Idée : projette sur des atomes en peigne parfaits (amplitude, largeur et fréquence fixes)**



# MATCHING PURSUIT

**Problème** : des pics parasites apparaissent dans le résidu



Dû au fait que **MHR/FHR** suivent une distribution **gaussienne** dans la database

L'idée de garder les **2 premières composantes**, mère et foetus idéalement ne fonctionne pas

L'orthogonal matching pursuit **n'améliore pas** les résultats

PREMIERE APPROCHE :  
MATCHING PURSUIT

**DEUXIEME APPROCHE :  
ICA**

Dernière approche :  
PCA

# ICA : Principe

## Dans le papier :

the number of available abdominal channels. Best average results using eight channels were  $\mathbf{BSS}_{\text{pca}}$  (97.40%),  $\mathbf{BSS}_{\text{ica}}$  with FAST-ICA (97.22%—both deflationary and symmetric) and

Observations :  $\underline{x} = (x_1, x_2, \dots, x_p)$

Signal :  $\underline{s} = (s_1, s_2, \dots, s_n)$

On suppose :  $\underline{x} = A\underline{s}$

**Objectif :** Trouver  $W$  telle que :

$$\mathbf{S} \leftarrow \mathbf{W}^T \mathbf{X}$$

## ICA : Algorithme théorique

- On utilise l'algorithme **Fast-ICA**
- Principe simple : on cherche à trouver des composantes de **S** indépendantes
- > On sait que la moyenne de la somme de variables indépendantes tend vers une gaussienne

$$\mathbf{S} \leftarrow \mathbf{W}^T \mathbf{X}$$

1. Randomize the initial weight vector  $\mathbf{w}$
2. Let  $\mathbf{w}^+ \leftarrow E \{ \mathbf{X} g(\mathbf{w}^T \mathbf{X})^T \} - E \{ g'(\mathbf{w}^T \mathbf{X}) \} \mathbf{w}$ , where  $E \{ \dots \}$  means averaging over all column-vectors of matrix  $\mathbf{X}$
3. Let  $\mathbf{w} \leftarrow \mathbf{w}^+ / \|\mathbf{w}^+\|$
4. If not converged, go back to 2

→ où :  $g(u) = \tanh(u)$ , and  $g'(u) = 1 - \tanh^2(u)$ , servent à mesurer la non-gaussiannité

## Fast ICA : en pratique

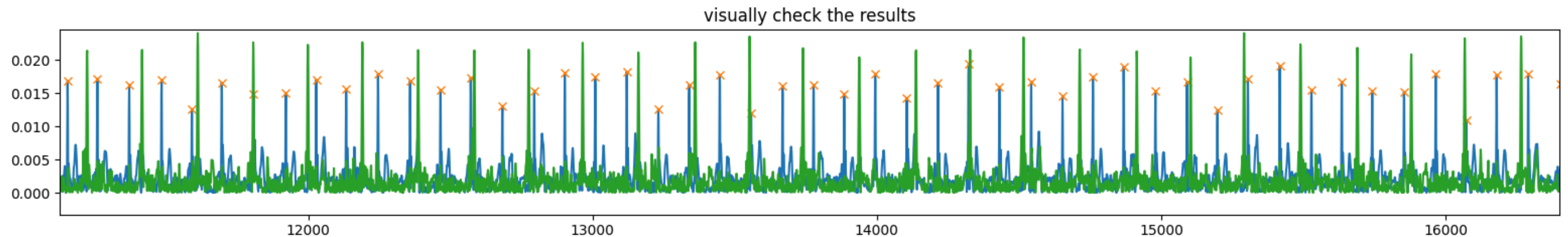
**Sources** : signal ECG du foetus, signal ECG de la mère, c'est le vecteur **S**

**Observations** : 5 minutes du signal de la mère échantillonné à 250 Hertz.

→ On prend la moyenne sur les électrodes : [1,6], [8,14], [16,23], [23,32]. Cela fait 4 observations dans un vecteur **X**



# Fast ICA : en pratique

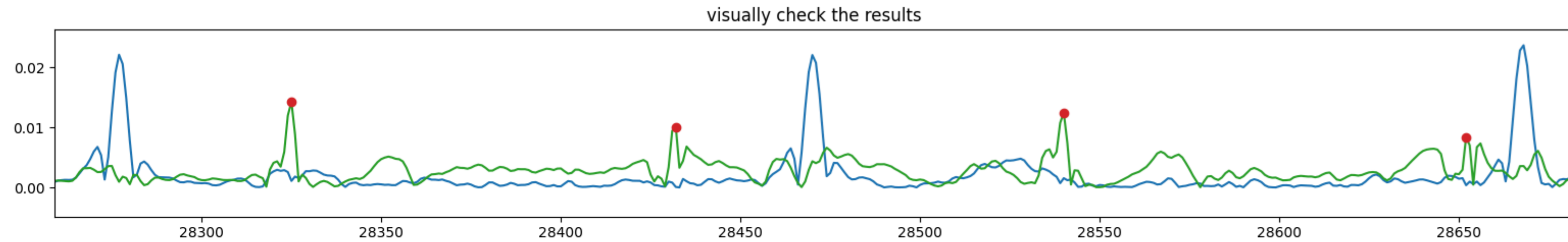


→ Deux signaux séparés, composantes du vecteur  $s$ .

→ On trouve les maximums avec “find\_peaks”

```
24 peaks1, _ = find_peaks(abs(S[0]), height=abs(S[0]).max()/3, width=[1,10], distance=40)
25 peaks2, _ = find_peaks(abs(S[1]), height=abs(S[1]).max()/3, width=[1,10], distance=40)
26
```

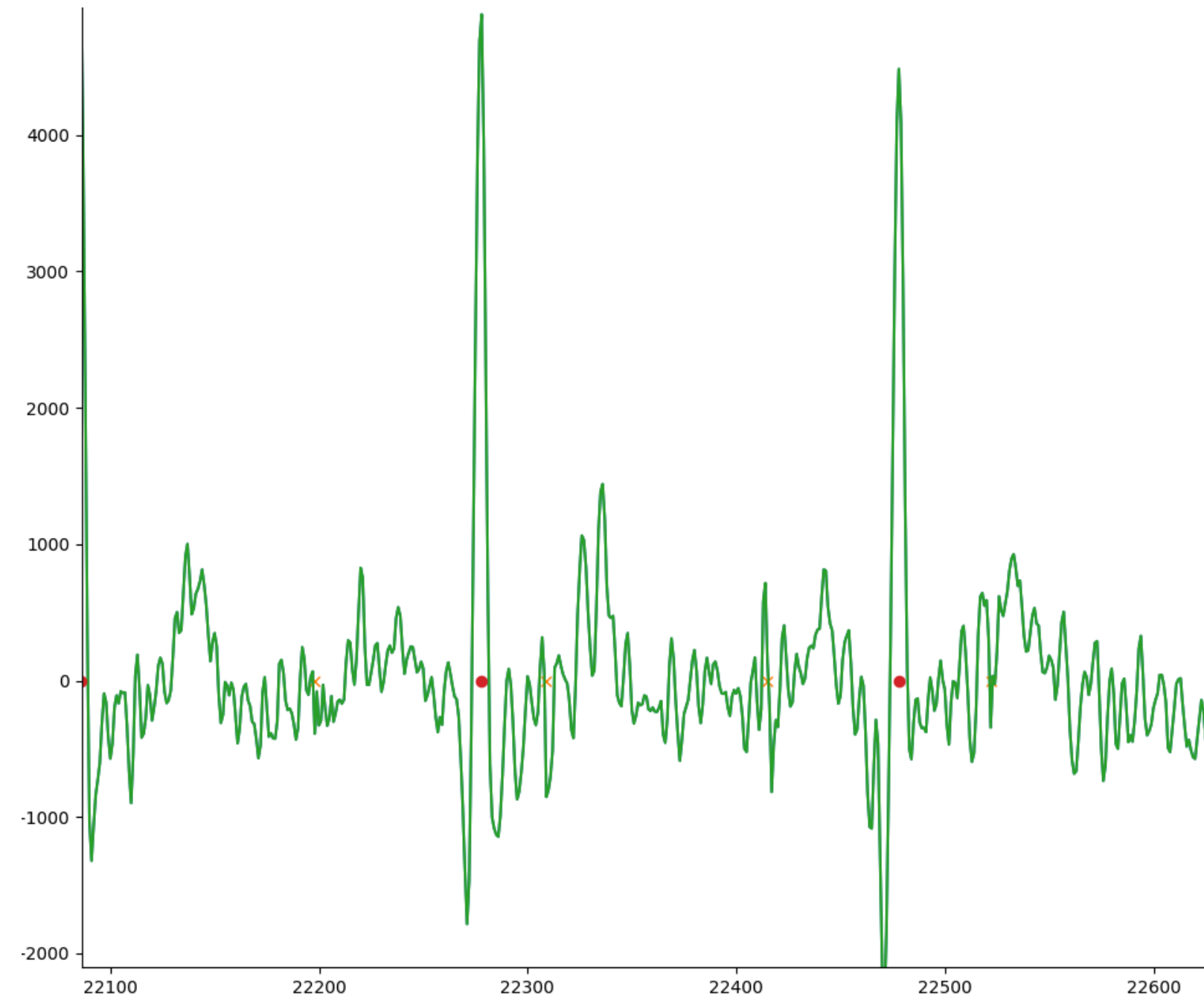
# Détection des marqueurs



--> On détecte les marqueurs sur le signal

## Résultats

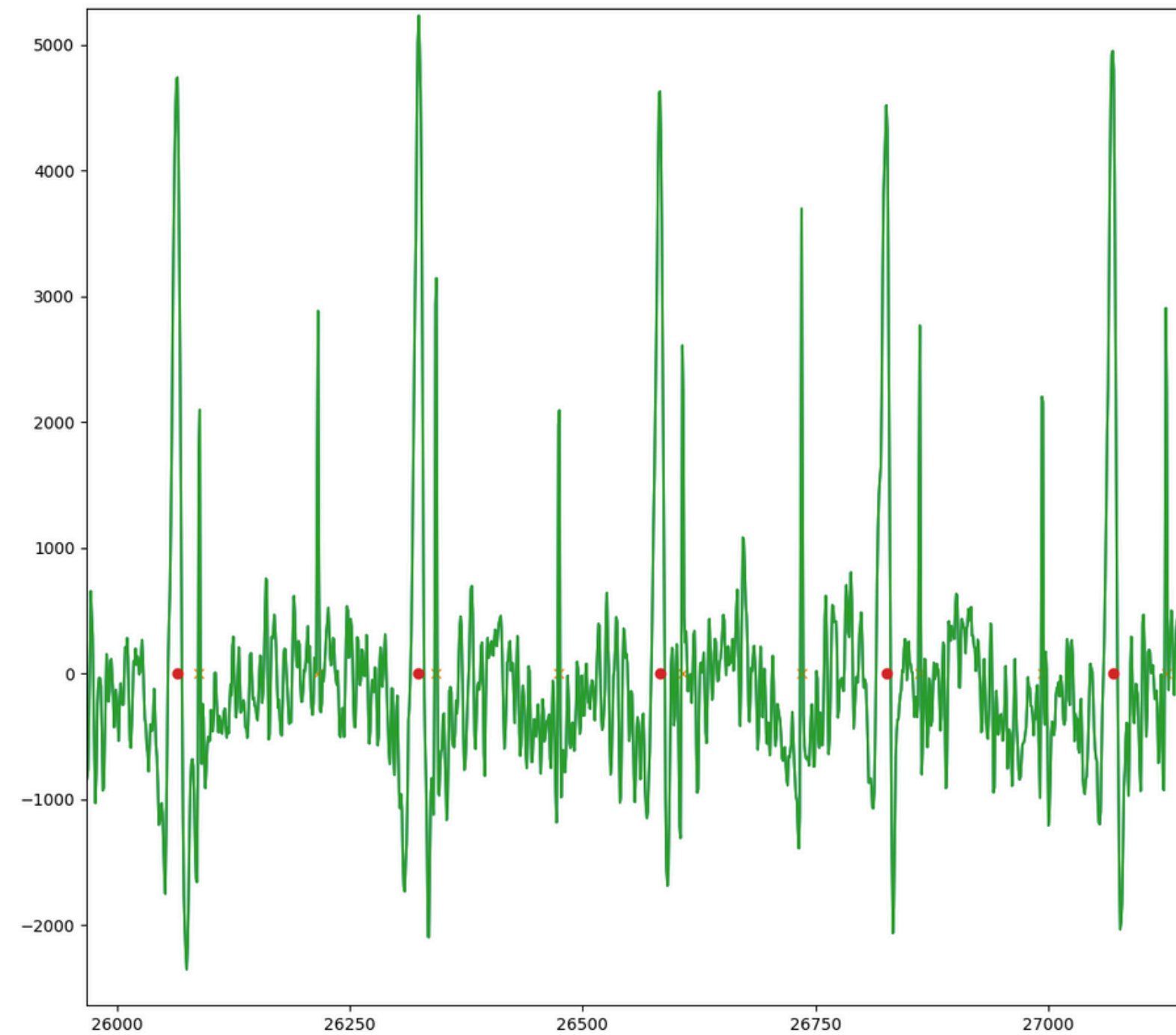
--> On test pour différents cas :



**60 BPM, 110 BPM**

--> Plus les fréquences se confondent moins l'ICA est précise

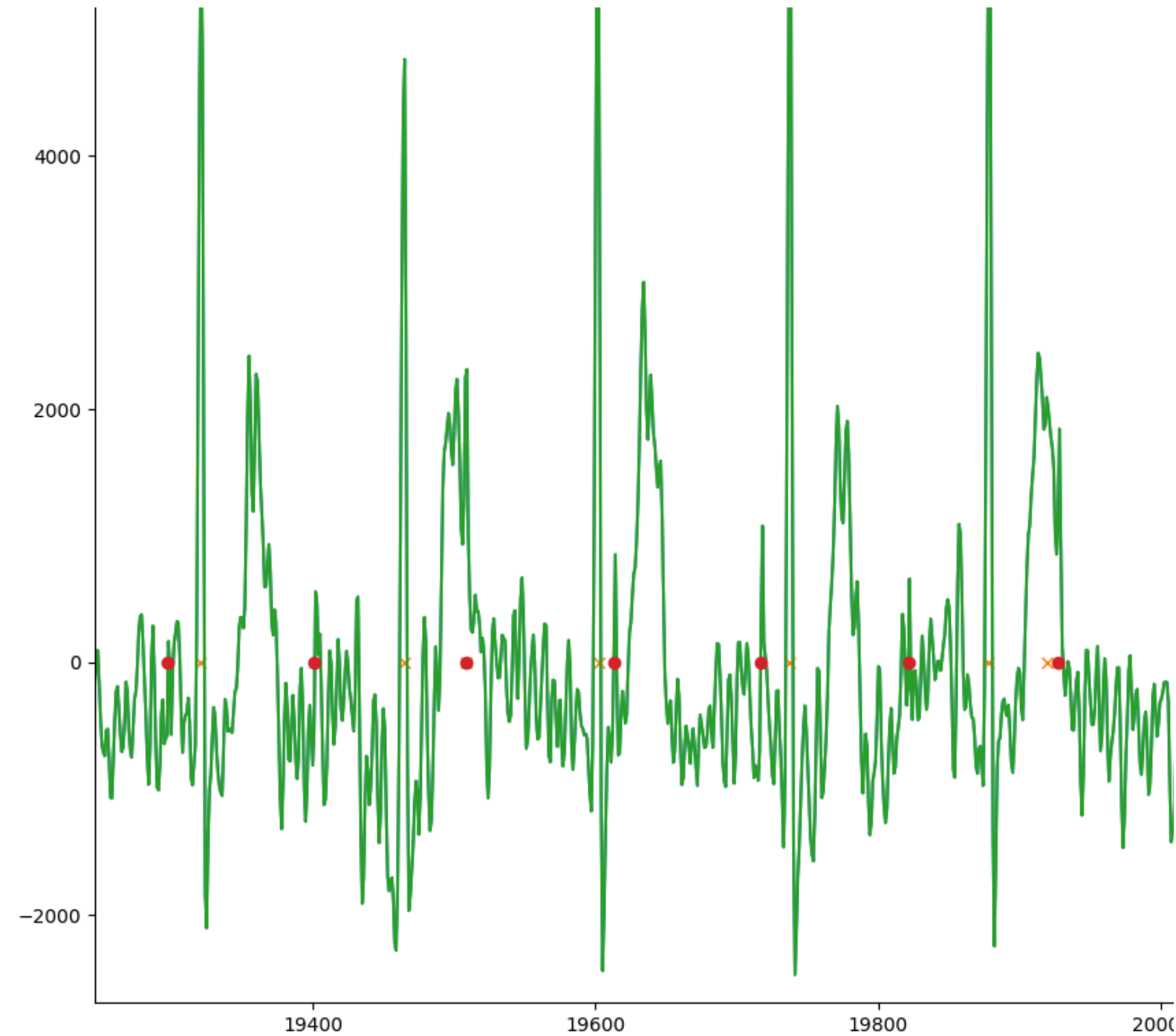
# Résultats



**70, 130**

--> Plus les fréquences se confondent moins l'ICA est précise

# Résultats

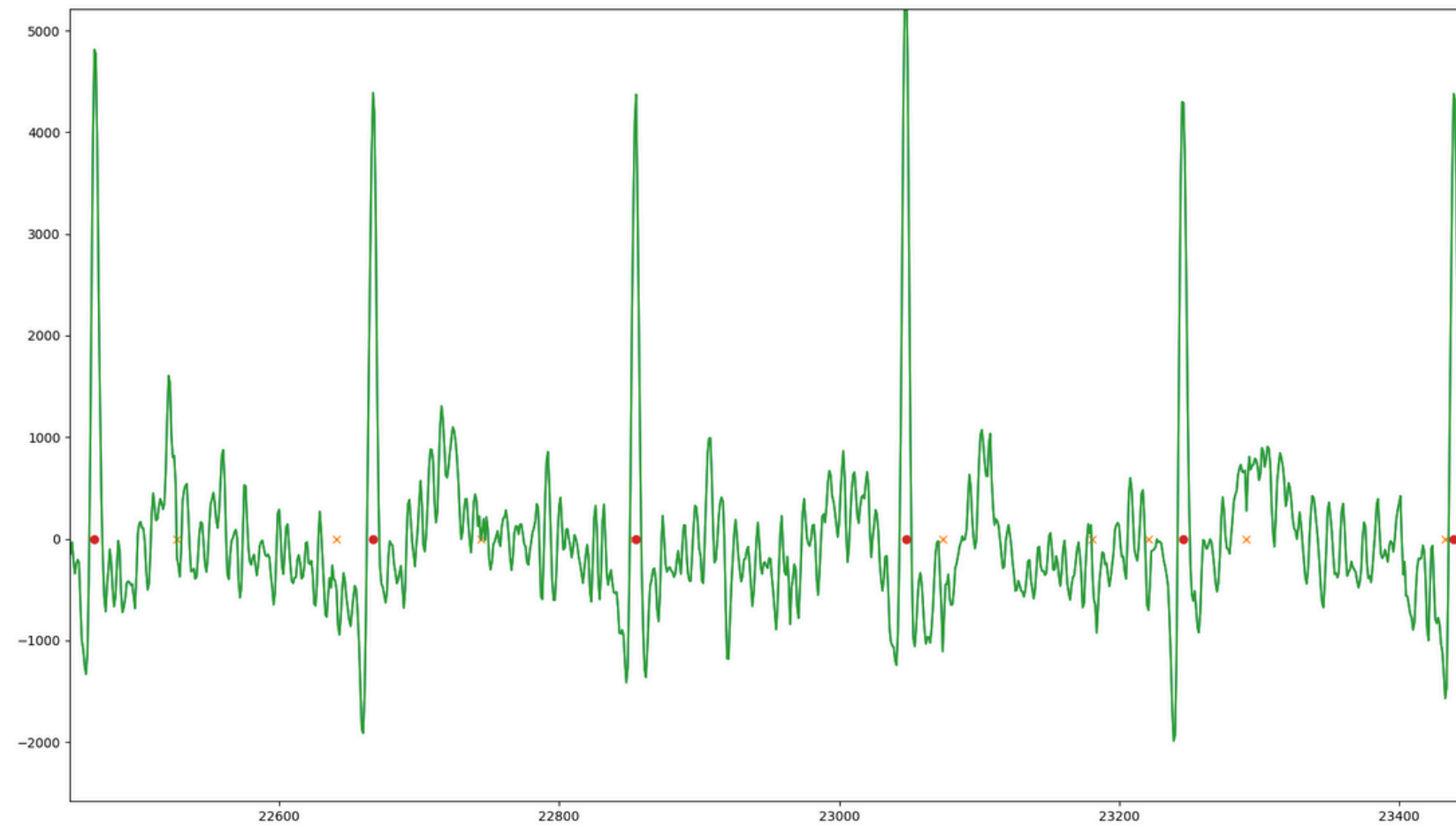


**143,107**

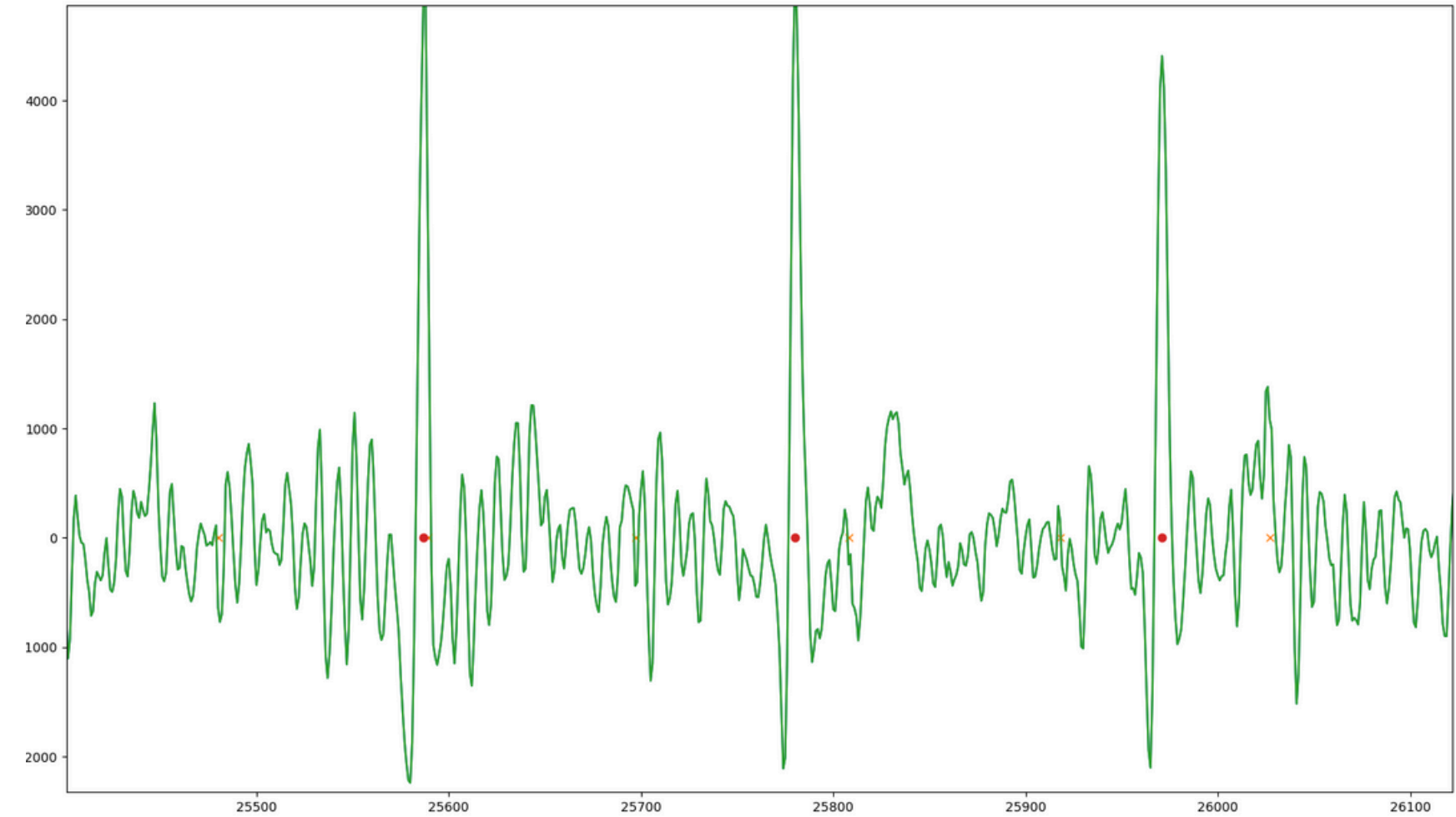
--> Plus les fréquences se confondent moins l'ICA est précise

## Résultats :

06



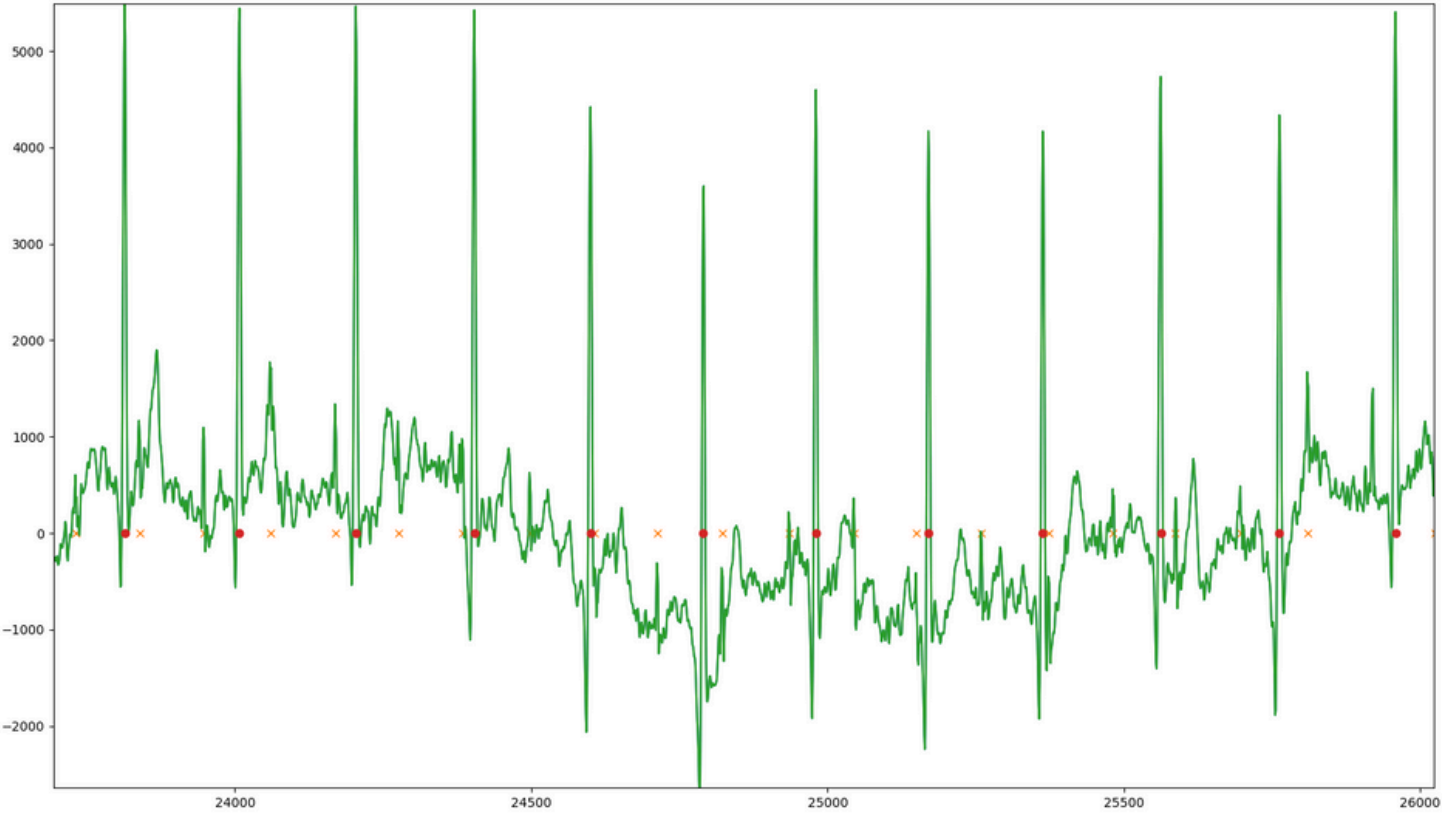
03



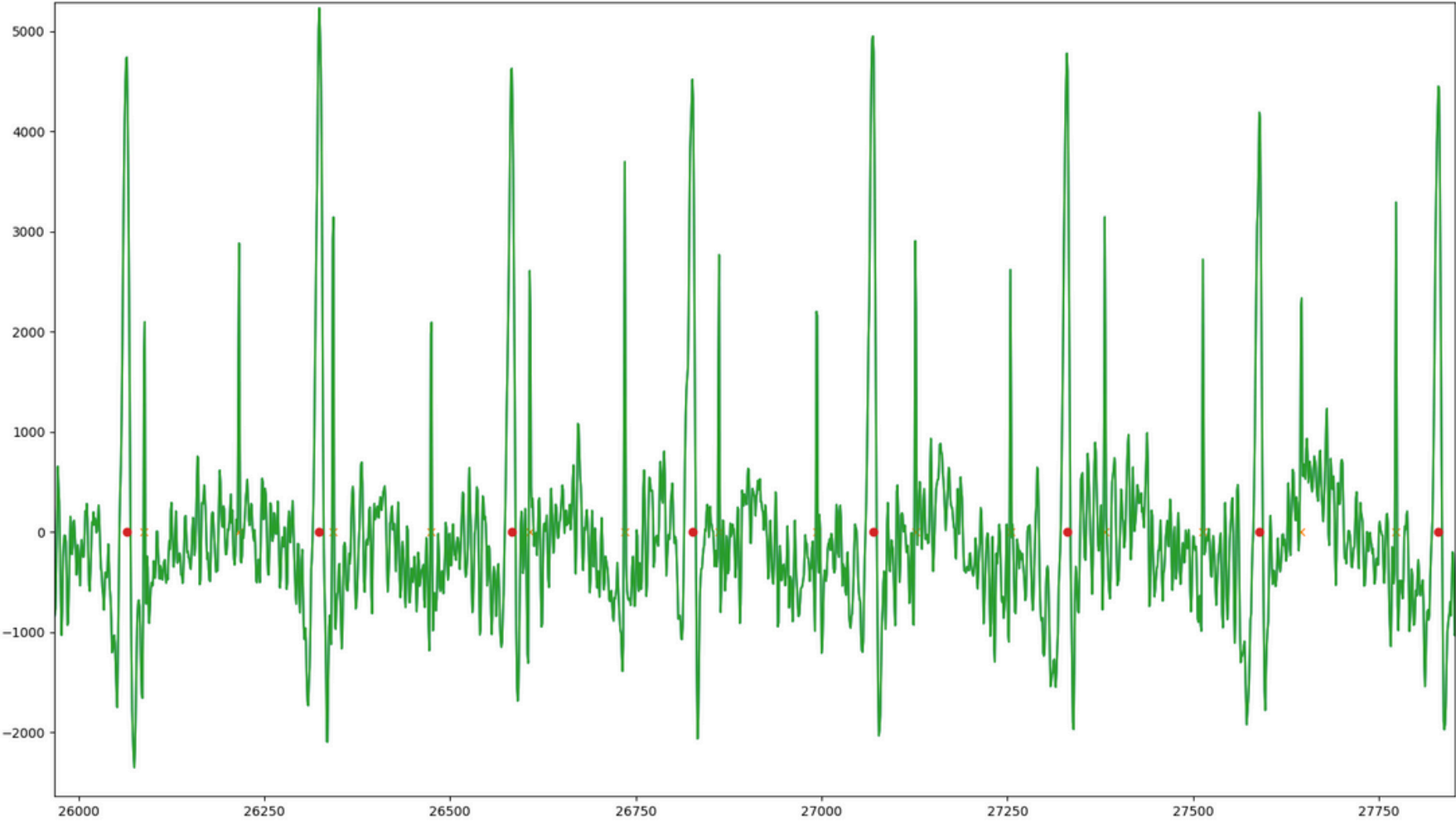
--> Sensible à l'augmentation du bruit

Résultats :

12



09



--> Sensible à l'augmentation du bruit

12

# Résumé

## --> Problèmes

--> Sensibilité au bruit,

--> Du mal à différencier des fréquences similaires (même si les amplitudes sont très différentes)

## --> Avantages

--> Facile à implémenter

--> Bons résultats

**--> L'ICA permet de bien automatiser, mais pas de trouver des signaux un peu "cachés"**

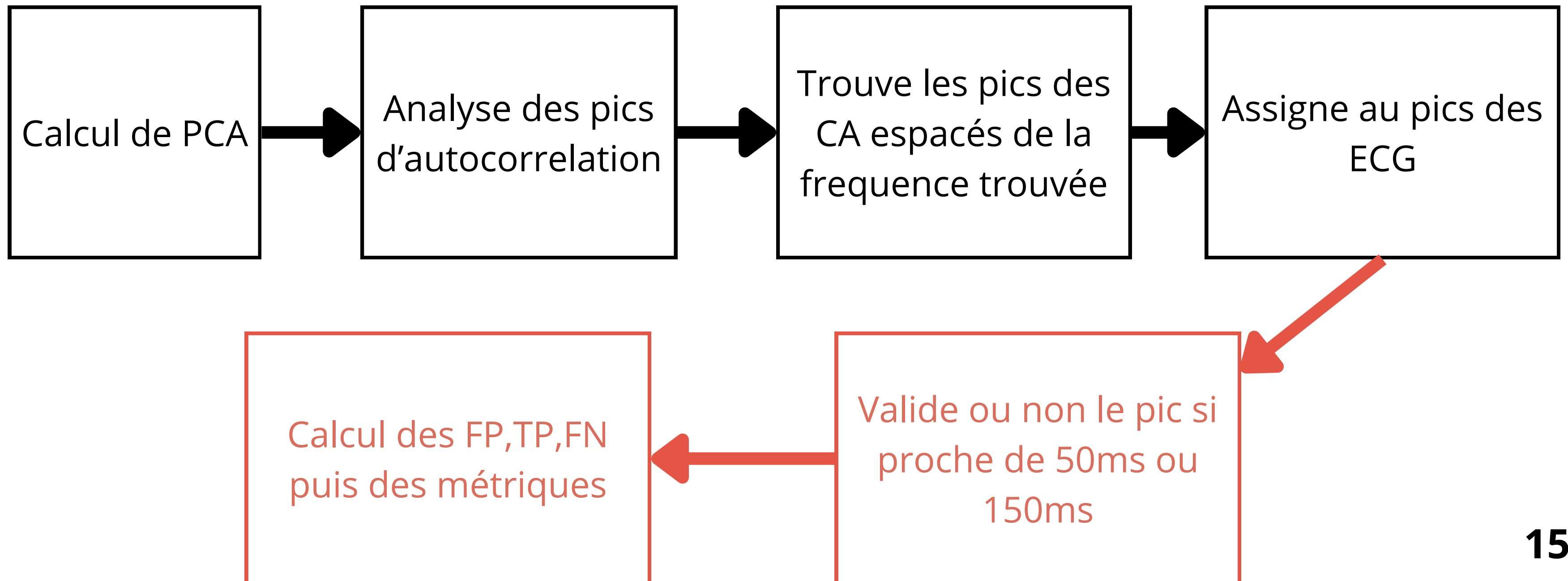


PREMIERE APPROCHE :  
MATCHING PURSUIT

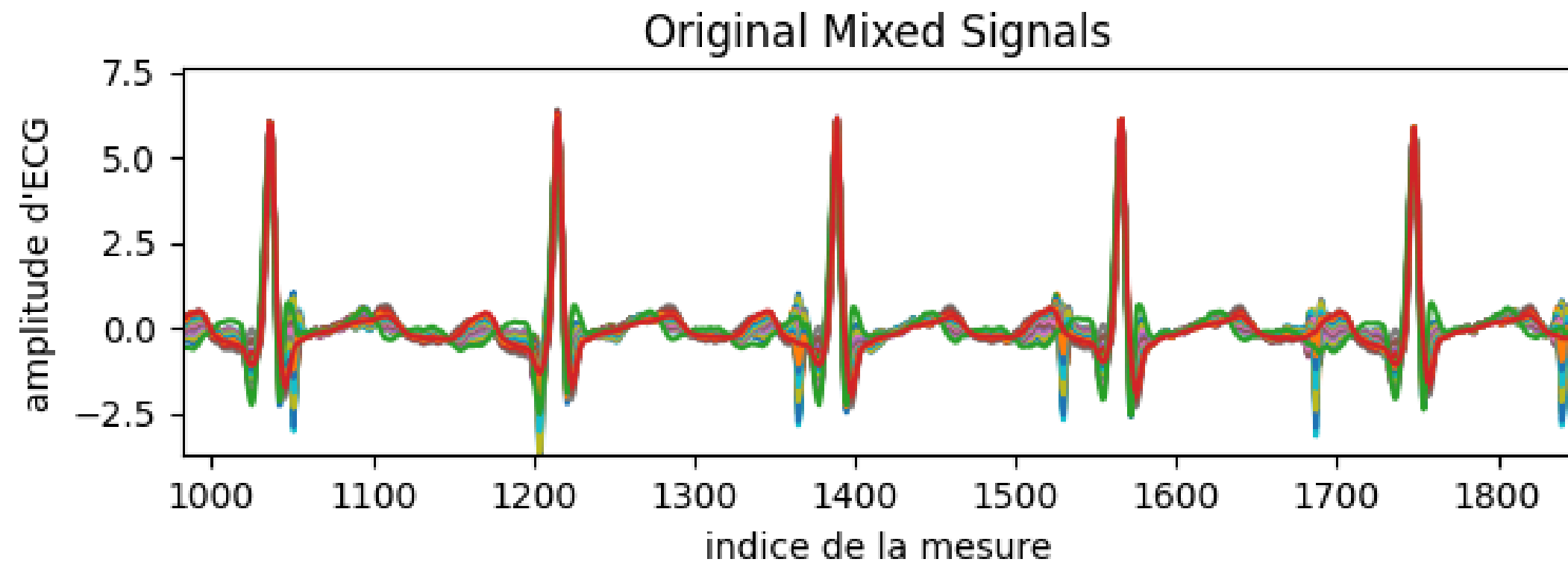
DEUXIEME APPROCHE :  
ICA

**Dernière approche :  
PCA**

# PCA - Autocorrelation



# PCA - Autocorrelation



## Fonctionnement de la PCA :

$$X \in \mathbb{R}^{n \times T}$$

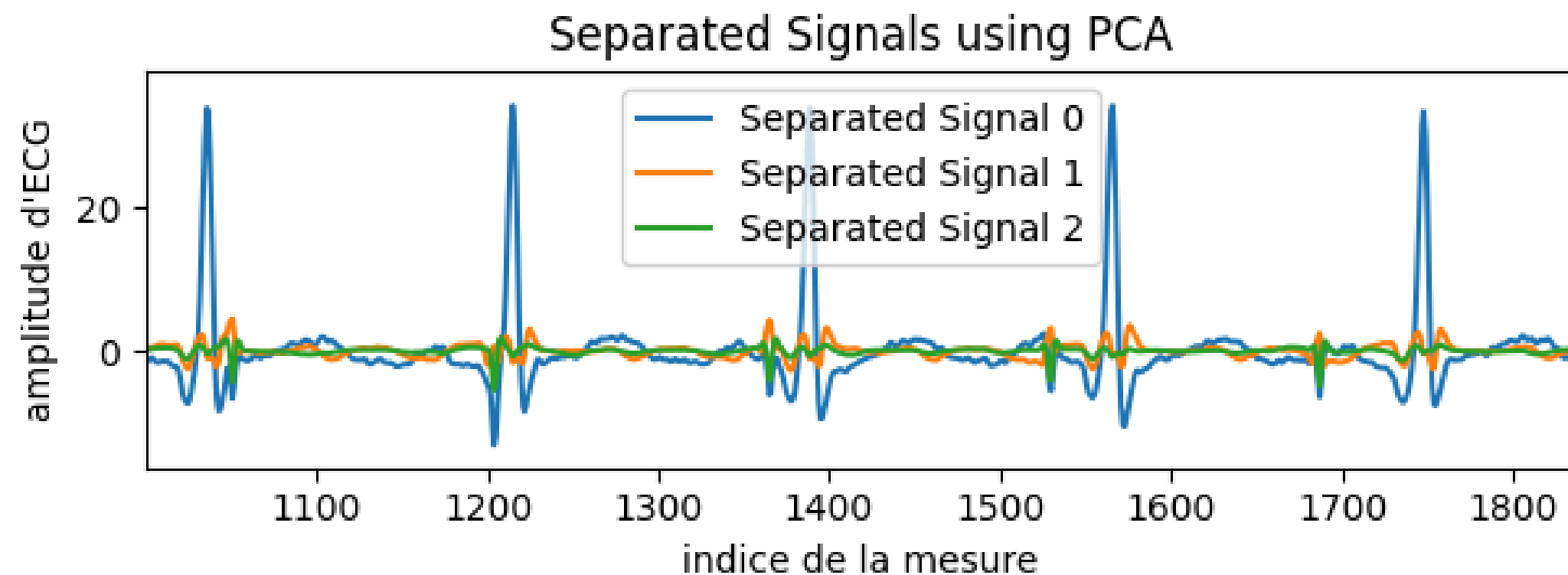
**n signaux de durée T**

**centrés réduits**

$$\Sigma = \frac{1}{T} X_c X_c^T \in \mathbb{R}^{n \times n}$$

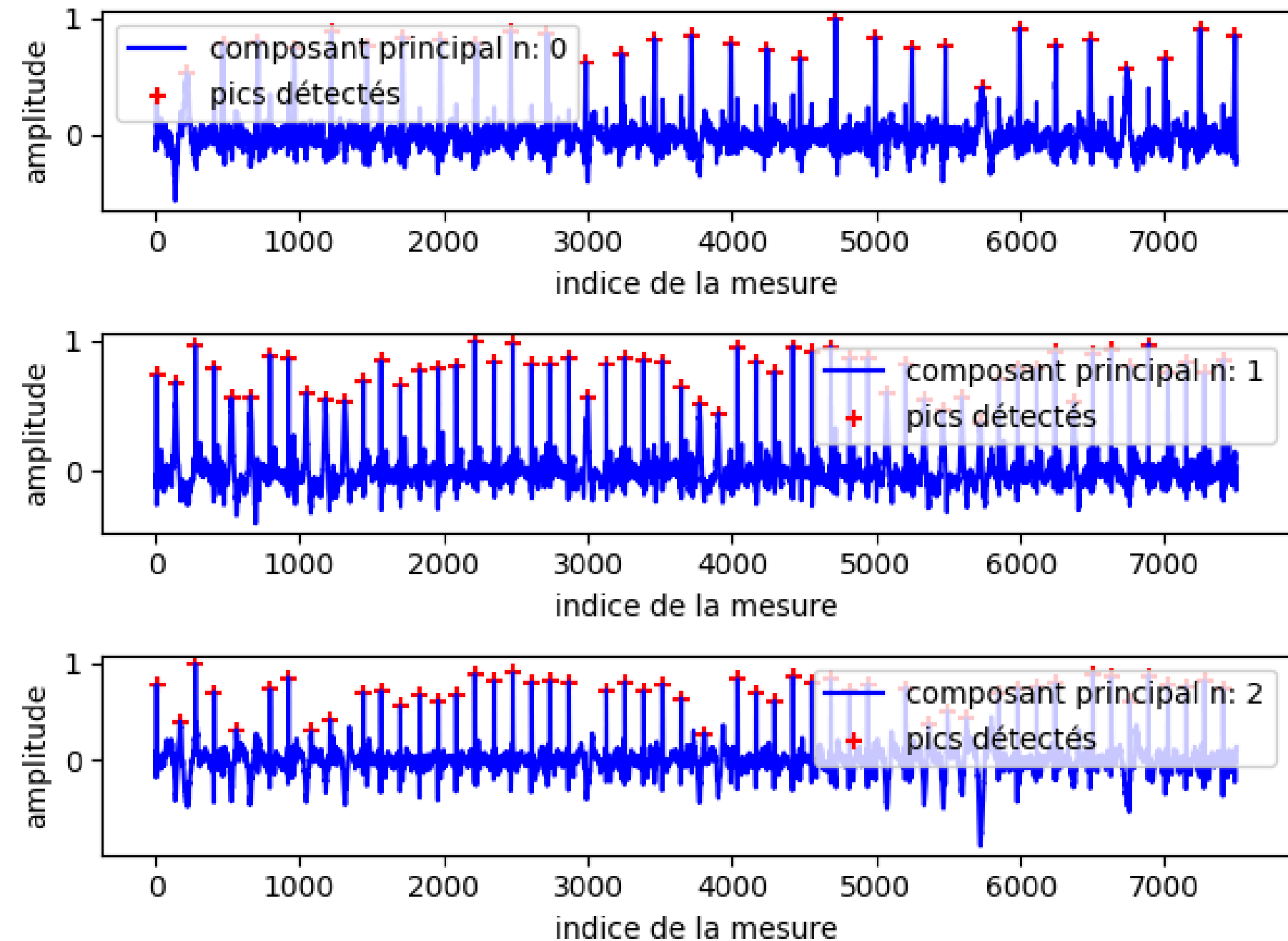
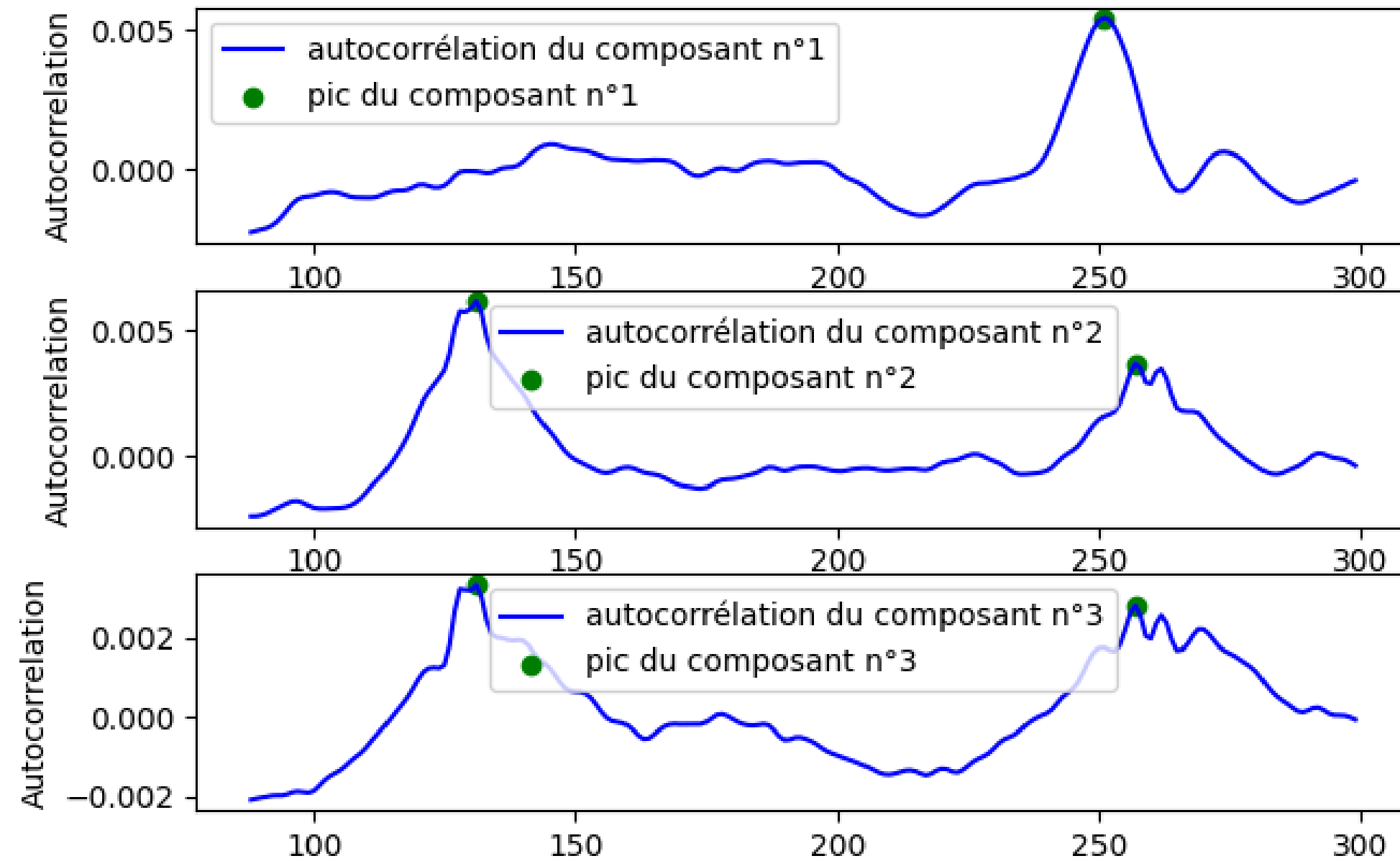
**Vk la matrice des k  
premières valeurs propres**

$$X_{\text{PCA}} = X_c V_k \quad \mathbf{16}$$



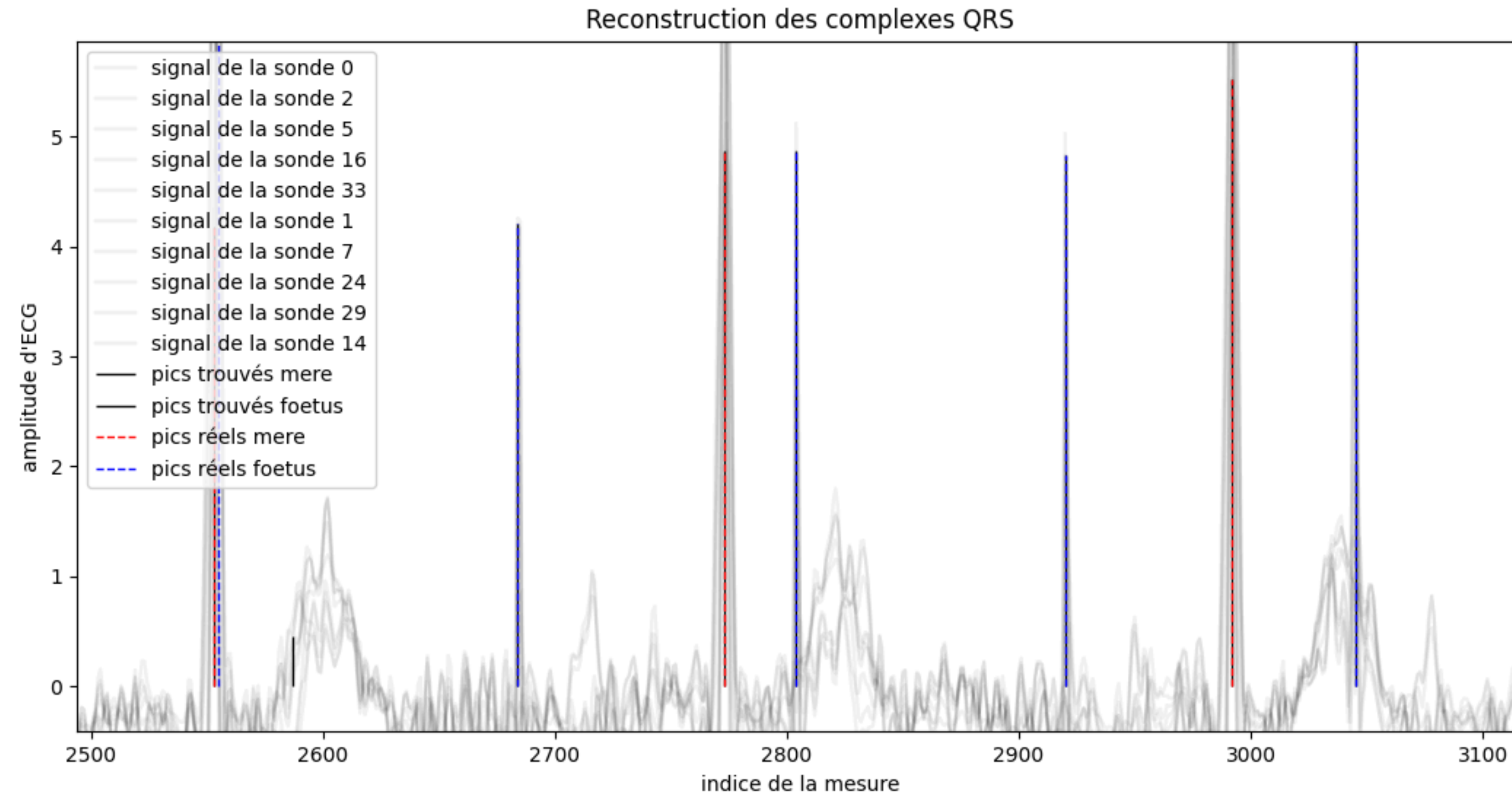
# PCA - Autocorrelation

Force la détection de pics des PC à la fréquence trouvée



Premier pic détecté de l'estimation de l'autocorrélation au dessus d'une certaine prominence

# PCA - Autocorrelation



Mêmes métriques que  
le papier de  
recherche:  
fenêtres de **150 ms**  
pour la mère et **50 ms**  
pour le foetus

# PCA - Autocorrelation

500 iterations, 30s windows, randomized through synthetic database	c0 Baseline	c1 Foetal movement	c2 MHR/FHR variations	c3 Uterine contraction	c4 Ectopic beats	c5 twin pregnancy
Mother sensitivity	0.99	0.99	0.99	0.91	0.99	0.99
Mother ppv	1	1	1	0.63	1	1
Mother f1-score	0.99	0.99	0.98	0.88	0.99	0.99
Foetus sensitivity	0.88	0.9	0.93	0.61	0.88	0.68
Foetus ppv	1	1	1	0.17	1	0.68
Foetus f1-score	0.89	0.92	0.95	0.62	0.90	0.69

# Références bibliographiques

Bacharakis, E., Nandi, A. K., & Zarzoso, V. (s.d.). **Foetal ECG extraction using blind source separation methods**. Signal Processing Division, Department of Electronic and Electrical Engineering, University of Strathclyde.

Andreotti, F., et al. (2016). **An open-source framework for stress-testing non-invasive foetal ECG extraction algorithms**. Physiological Measurement, 37(6), 627.