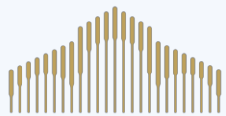




L'IA dans TéSA :
Machine Learning,
détection d'anomalies
et + si affinités



La Cité



7 boulevard de la Gare – 31500 Toulouse – France
corinne.mailhes@tesa.prd.fr – www.tesa.prd.fr



TéSA : un laboratoire de recherche en télécommunications spatiales et aéronautiques sous forme d'association à but non lucratif (loi 1901)



Membres Partenaires
Conseil d'Association

TéSA

Membres Associés
Académiques



TéSA au forum UTIAS-2024



TéSA : recherche appliquée en télécommunications spatiales et aéronautiques

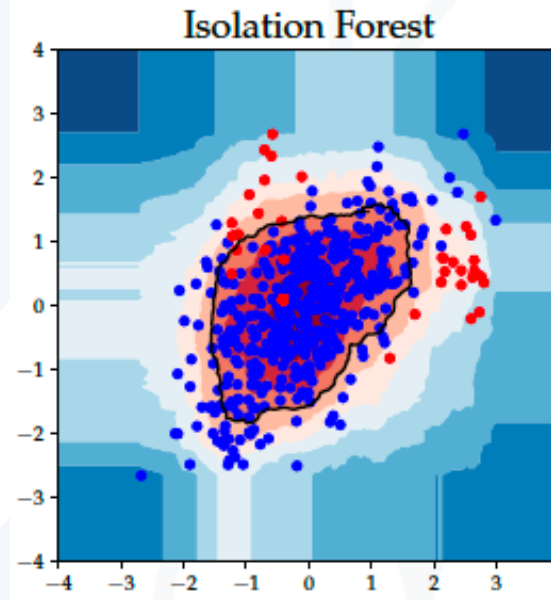
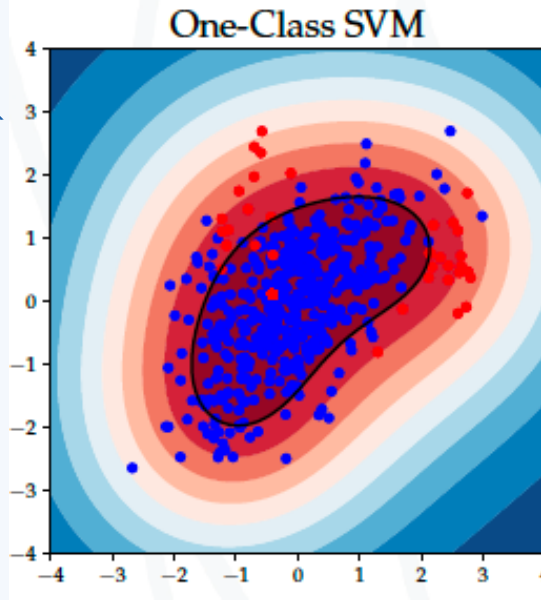


Des thèses et des études R&D

Traitement du signal
et des images



TRL
9
8
7
6
5
4
3
2
1



Machine learning
Détection d'anomalies

Observation de la Terre
Télécoms spatiales
Localisation, navigation,
positionnement (PNT)

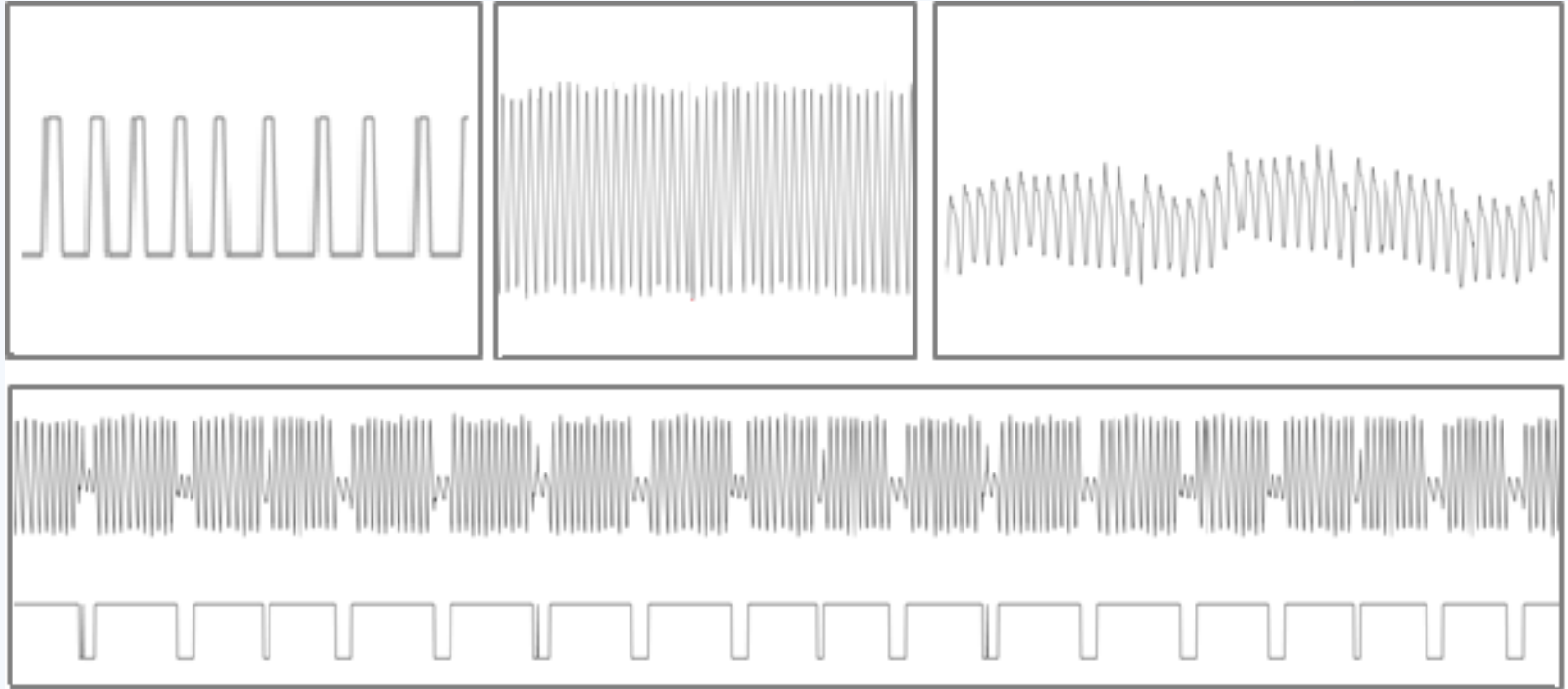
La cartographie animée sur <https://www.tesa.prd.fr/tesa/>

Détection d'anomalies dans les télémesures

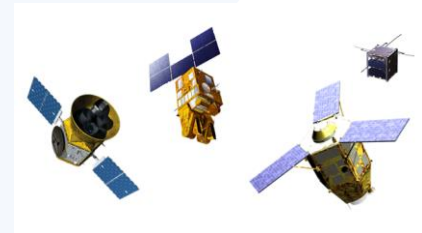


Thèse [Barbara Pilastre](#) (2020)

Machine Learning pour le suivi de l'état de santé des satellites



Des centaines / milliers de signaux de télémesures

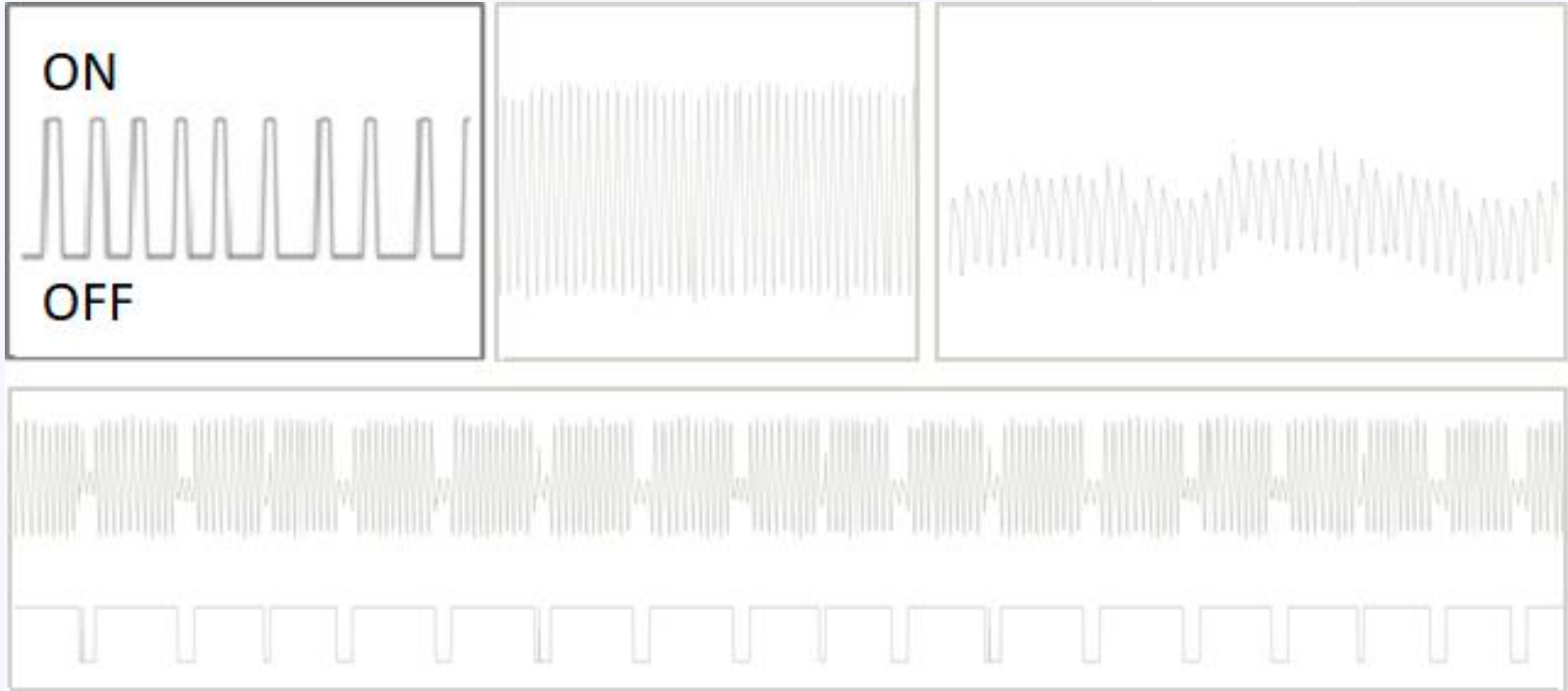


Détection d'anomalies dans les télémesures

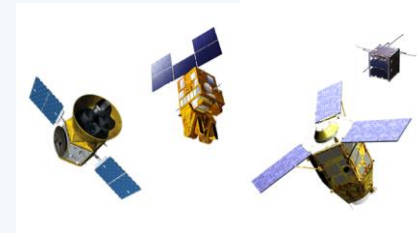


Thèse [Barbara Pilastre](#) (2020)

Machine Learning pour le suivi de l'état de santé des satellites



Des centaines / milliers de signaux de télémesures
Des données discrètes...

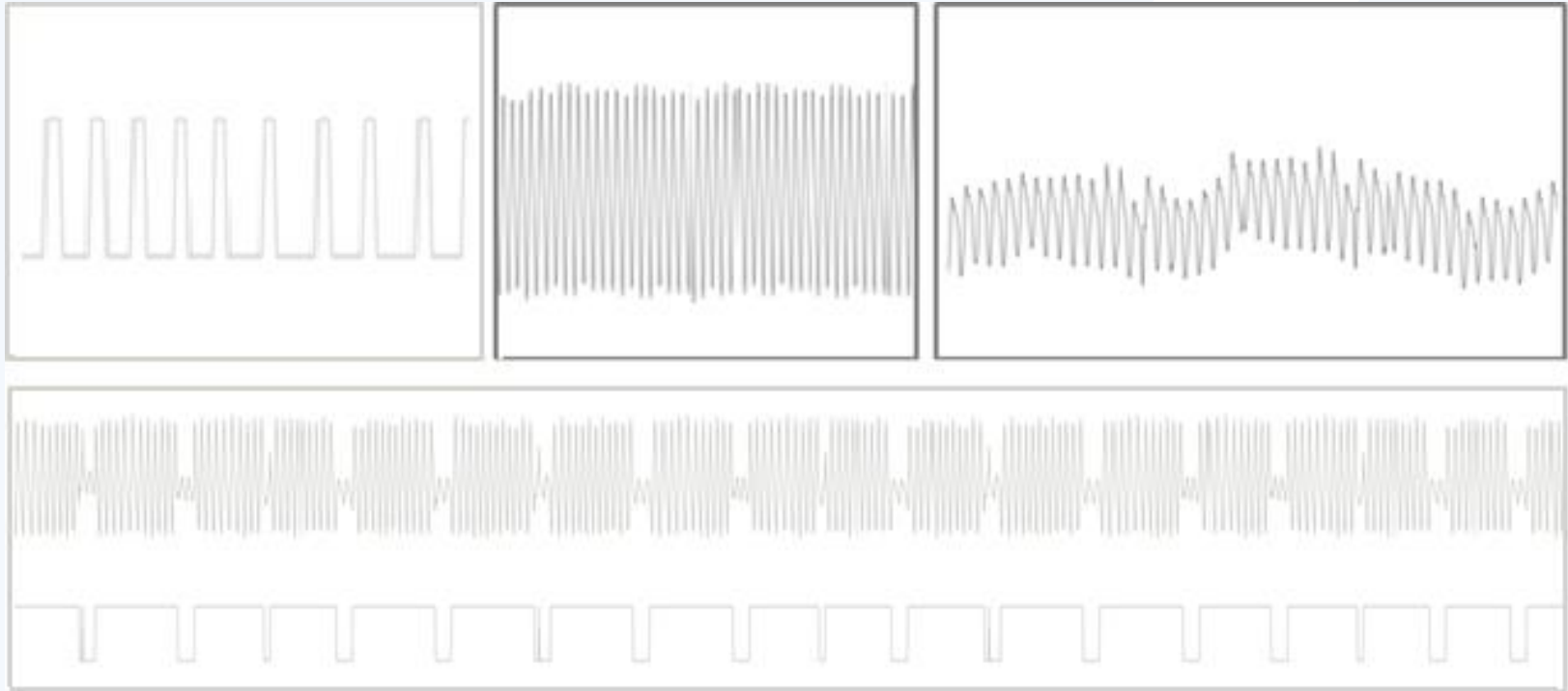


Détection d'anomalies dans les télémesures

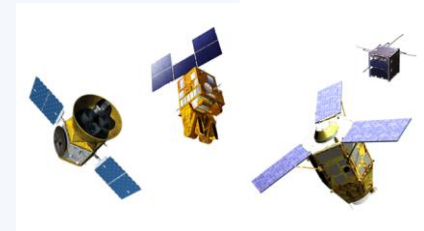


Thèse [Barbara Pilastre](#) (2020)

Machine Learning pour le suivi de l'état de santé des satellites



Des centaines / milliers de signaux de télémesures
Des données discrètes et continues,

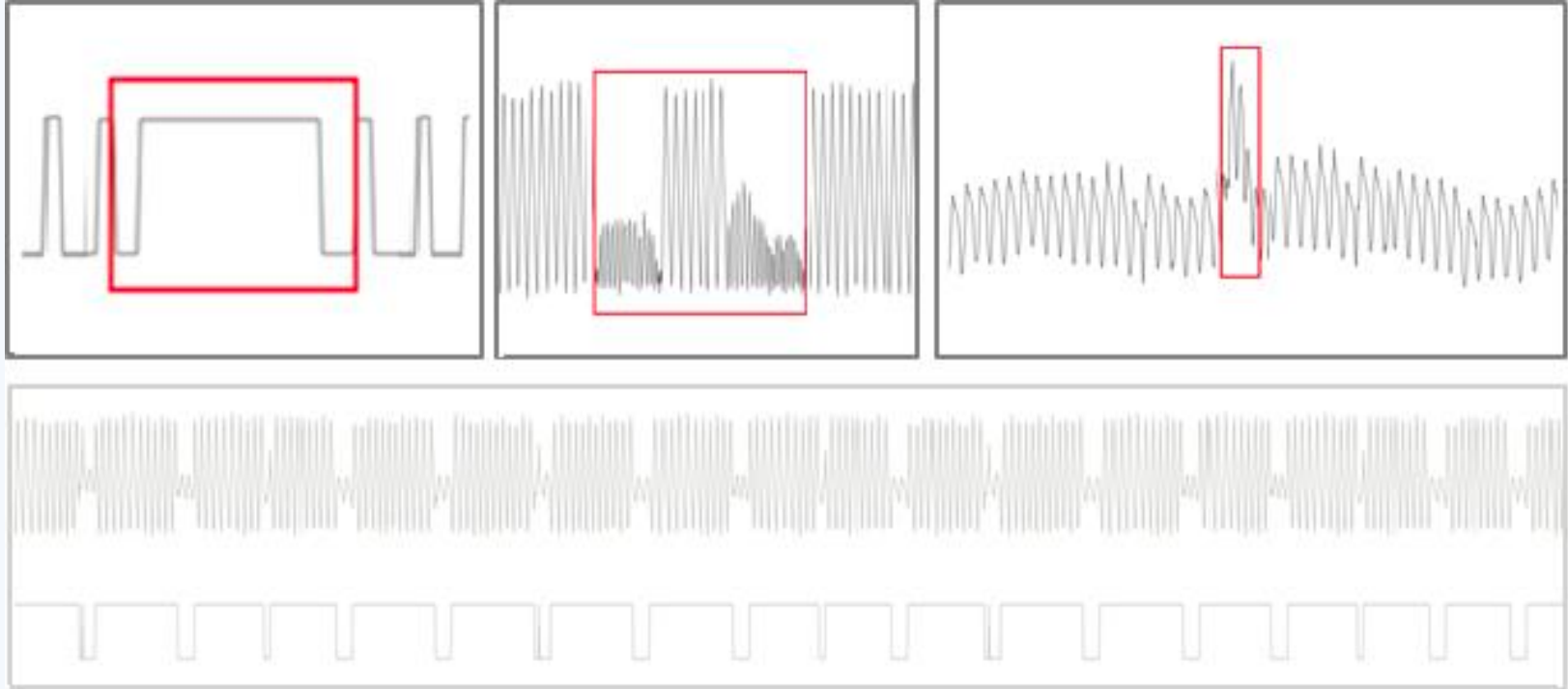


Détection d'anomalies dans les télémesures

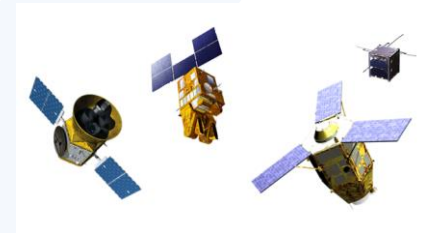


Thèse [Barbara Pilastre](#) (2020)

Machine Learning pour le suivi de l'état de santé des satellites



Des centaines / milliers de signaux de télémesures
Des données discrètes et continues,
Des anomalies univariées...

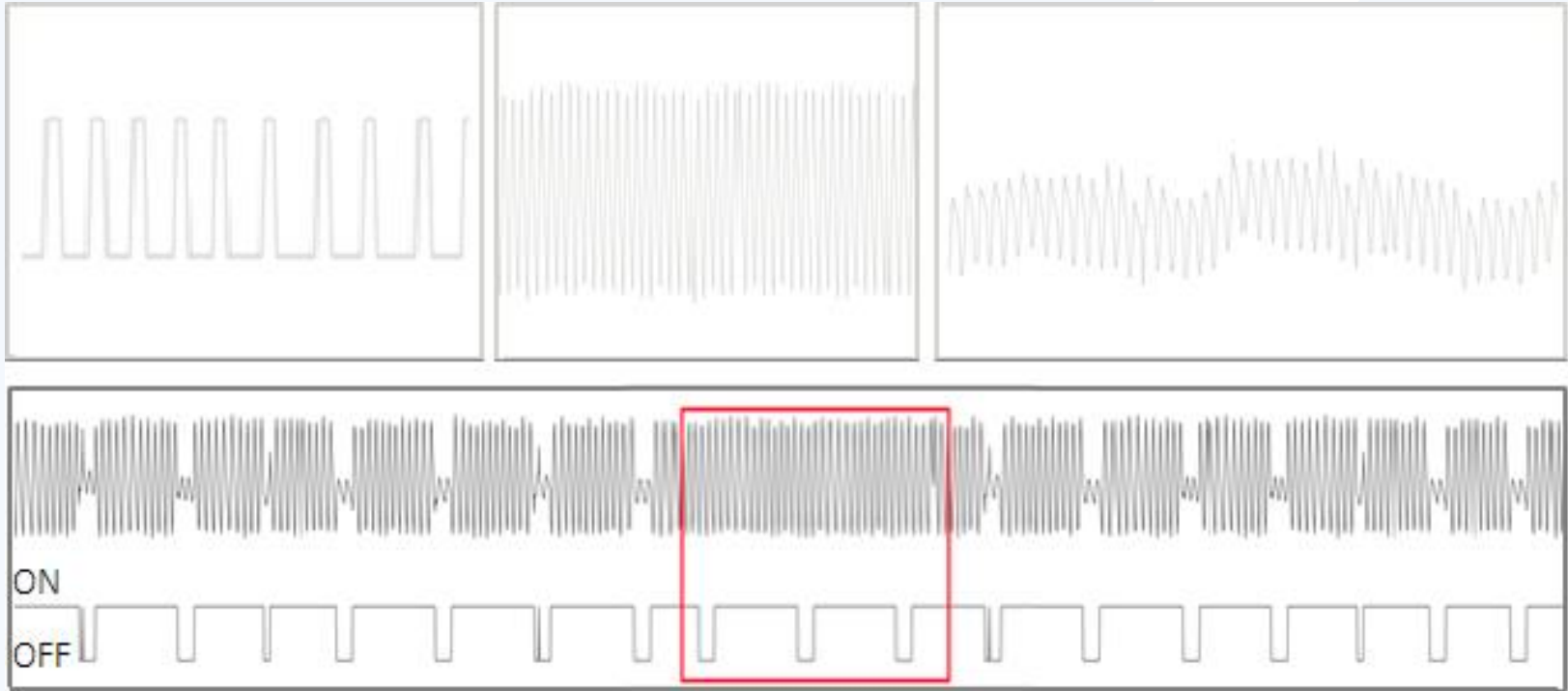


Détection d'anomalies dans les télémesures

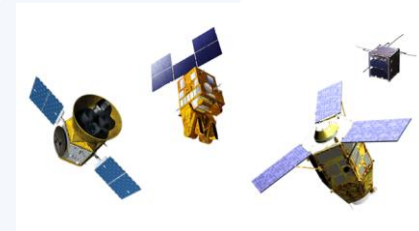


Thèse [Barbara Pilastre](#) (2020)

Machine Learning pour le suivi de l'état de santé des satellites



Des centaines / milliers de signaux de télémesures
Des données discrètes et continues,
Des anomalies univariées et multivariées,

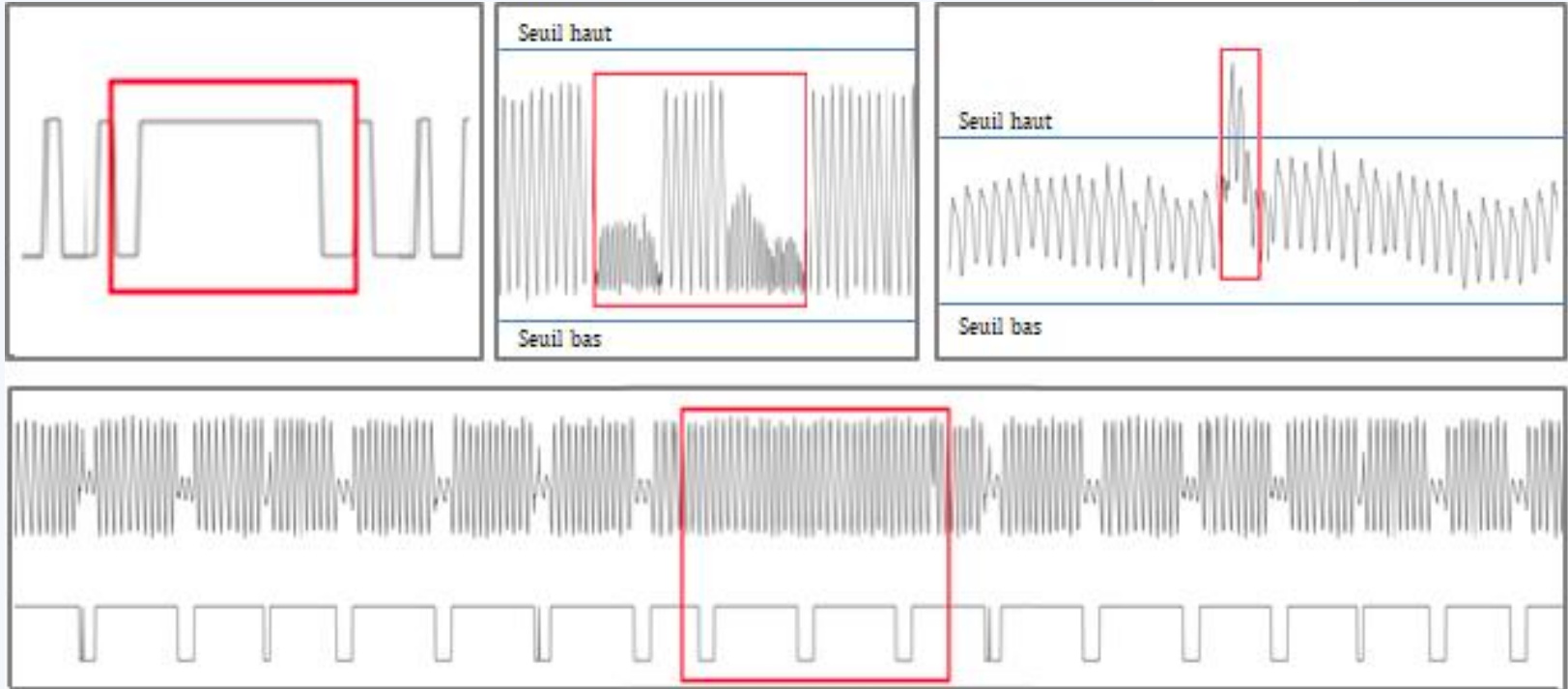


Détection d'anomalies dans les télémesures

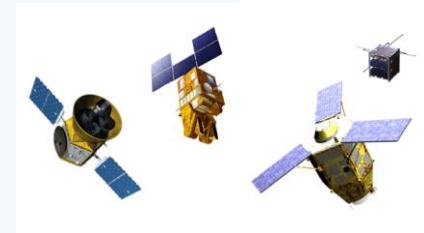


Thèse [Barbara Pilastre](#) (2020)

Machine Learning pour le suivi de l'état de santé des satellites



Des centaines / milliers de signaux de télémesures
Des données discrètes et continues,
Des anomalies univariées et multivariées,
Une surveillance par seuil ? Ça ne marche pas toujours...

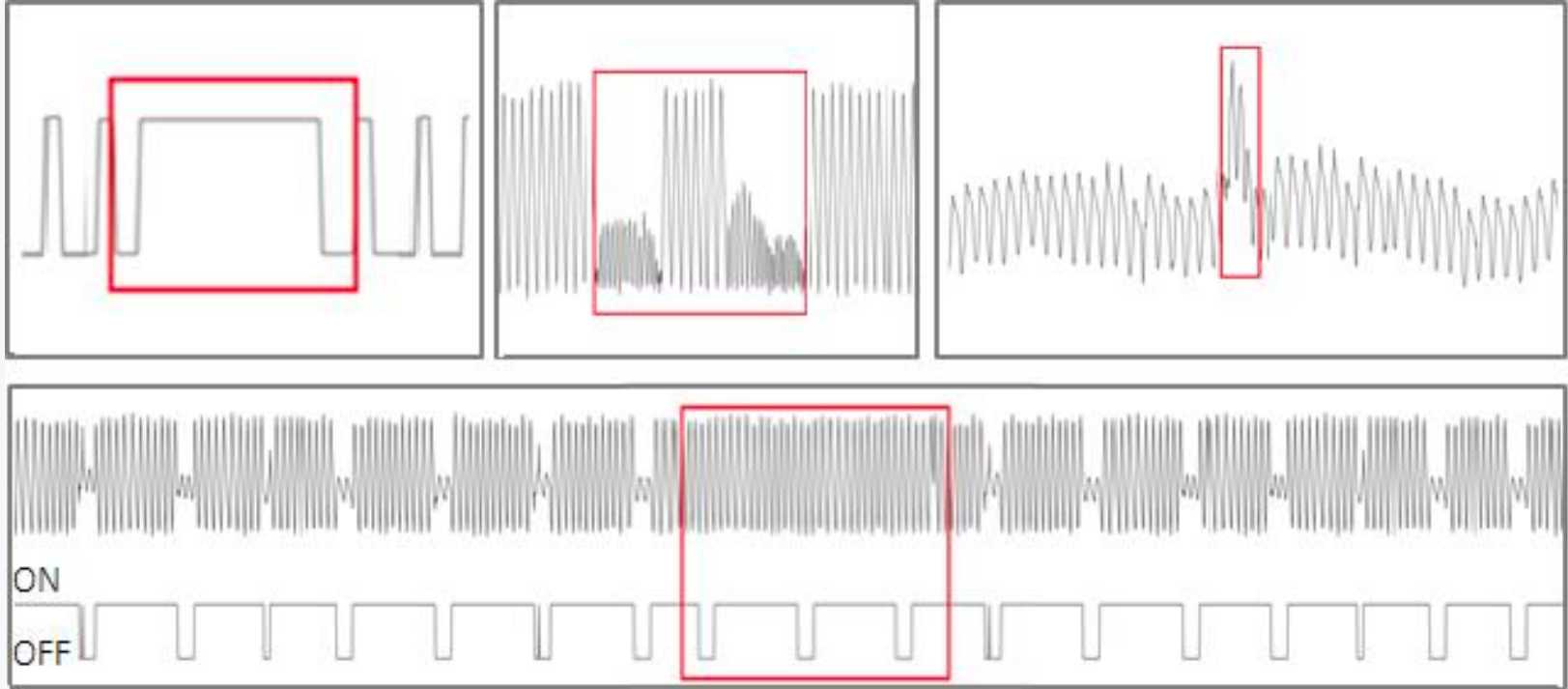


Détection d'anomalies dans les télémesures



Thèse [Barbara Pilastre](#) (2020)

Machine Learning pour le suivi de l'état de santé des satellites



ENJEUX :

Traitement conjoint de plusieurs télémesures,
Discrètes et continues,
Anomalies univariées et multivariées



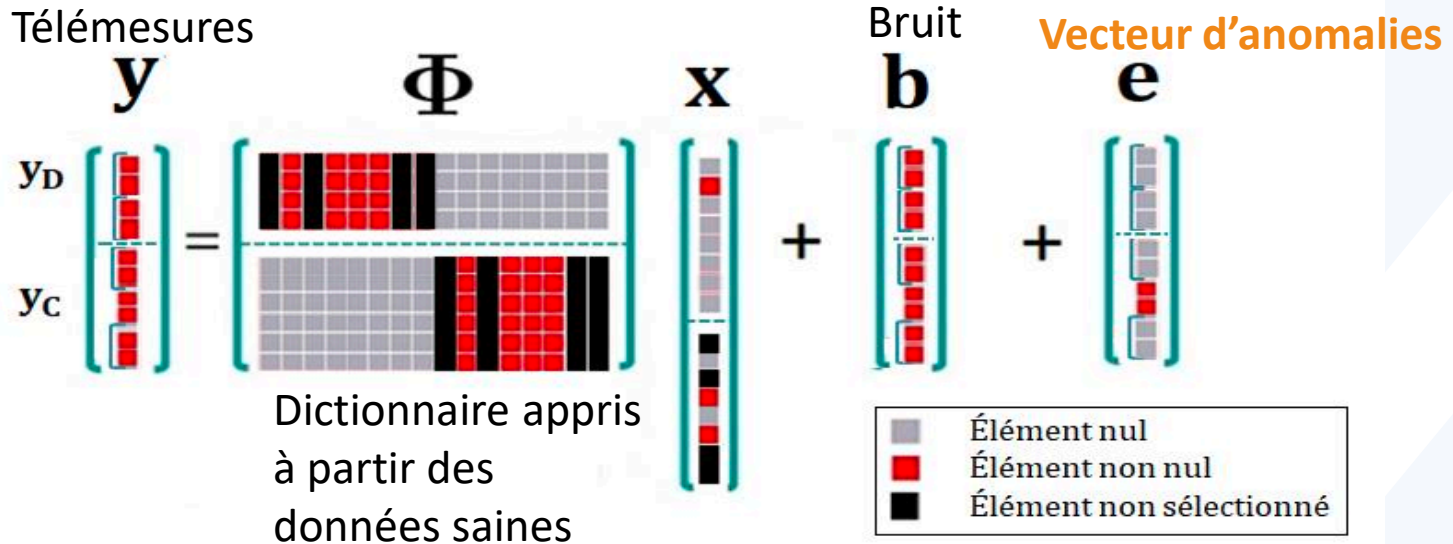
HYPOTHESES :

Télémesure « nominale » prédictible
à partir du passé

**Méthodes d'estimation
parcimonieuse**

Détection d'anomalies dans les télémesures

Estimation Parcimonieuse et Détection d'Anomalies Multivariées : ADDICT



1-Estimation parcimonieuse discrète

$$\min_{\mathbf{x}_D \in \mathcal{B}, \mathbf{e}_D \in \mathbb{R}^{N_D}} \|\mathbf{y}_D - \Phi_D \mathbf{x}_D - \mathbf{e}_D\|_2^2 + b_D \sum_{k=1}^{K_D} \|\mathbf{e}_{D,k}\|_2$$

2-Estimation parcimonieuse continue

$$\text{où } \mathcal{M} = \{l \in \{1, \dots, L\} \mid \|\hat{\mathbf{e}}_{D,l}\|_2 = 0\}$$

$$\min_{\mathbf{x}_C, \mathbf{e}_C} \frac{1}{2} \|\mathbf{y}_C - \Phi_{\mathcal{M}} \mathbf{x}_C - \mathbf{e}_C\|_2^2 + a_C \|\mathbf{x}_C\|_1 + b_C \sum_{k=1}^{K_C} \|\mathbf{e}_{C,k}\|_2$$

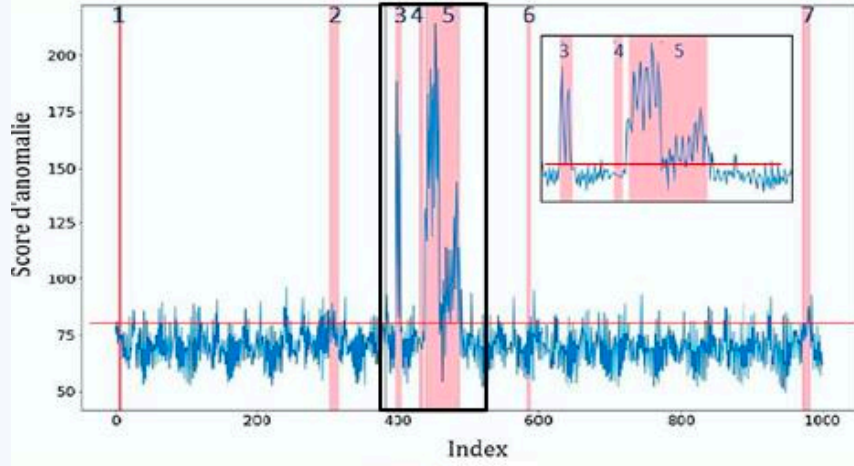
B. Pilastre, S. D'Escrivan, L. Boussouf, JY. Tourneret, *Anomaly detection in mixed telemetry data using a sparse representation and dictionary learning*, Signal Processing, vol 168, March. 2020.

Détection d'anomalies dans les télémesures

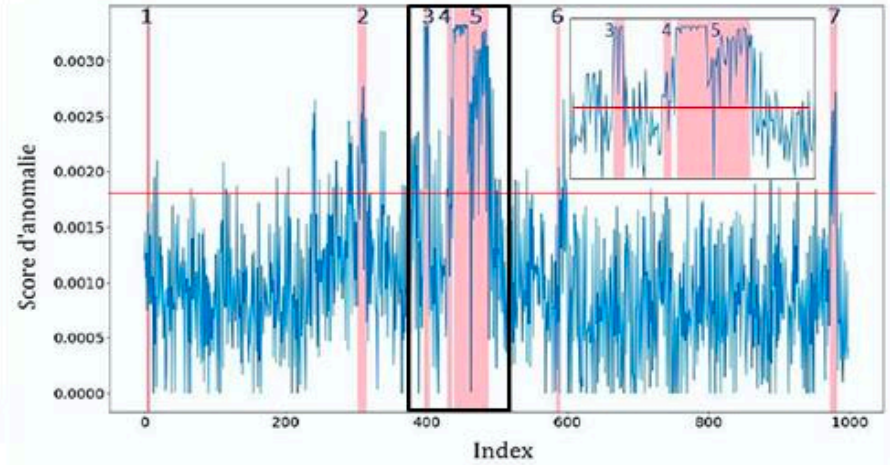


Thèse [Barbara Pilastre](#) (2020)

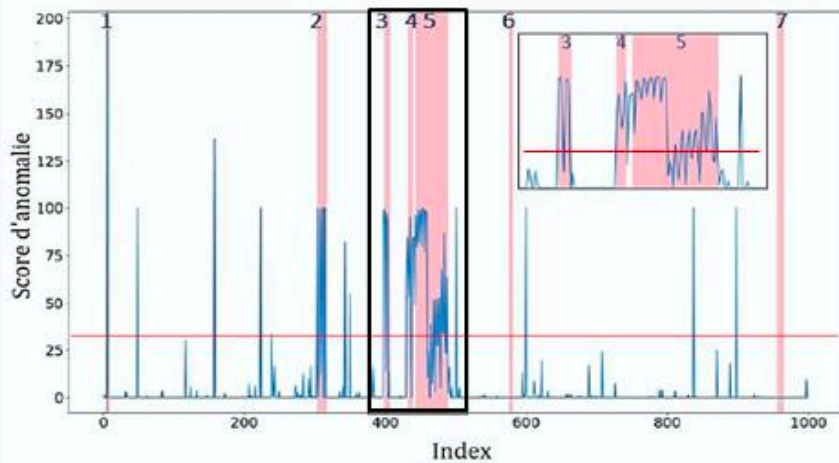
Machine Learning pour le suivi de l'état de santé des satellites



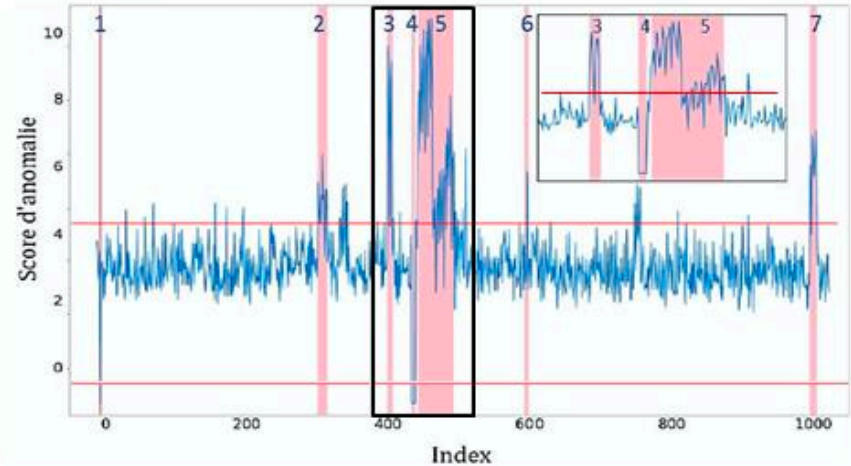
(b) MPPCAD



(c) OC-SVM



(a) NOSTRADAMUS



(d) ADDICT ($\tau = 5$)

Prendre en compte le retour utilisateur



Prendre en compte le retour utilisateur

Principe du OCSVM (One-Class Support Vector Machine)

Trouver l'hyperplan séparateur assurant qu'un maximum des données de la base d'apprentissage (données saines) soient d'un côté de l'hyperplan.

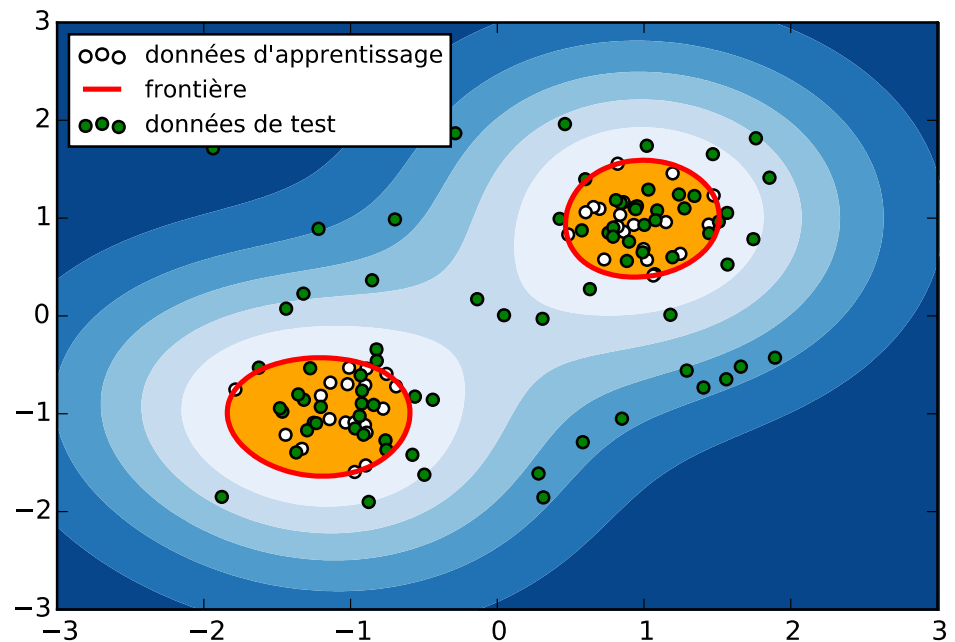
Problème d'optimisation

$$\min_{\omega, \xi, \rho} \left[\frac{1}{2} \|\omega\|^2 + \frac{1}{\nu n} \sum_i \xi_i - \rho \right]$$

sous la contrainte

$$\xi_i \geq 0, \quad \omega^T \phi(\mathbf{x}_i) \geq \rho - \xi_i$$

n nombre de vecteurs de la base d'apprentissage,
 ν la proportion d'*outliers*





Pour améliorer :

Etiqueter toute la base d'apprentissage : trop coûteux...

Les anomalies sont rares (parfois non présentes dans la base d'apprentissage)

Présenter les données les plus ambiguës à l'utilisateur pour avoir son retour :

Utiliser le score d'anomalies (distance à l'hyperplan)

ν -SSVM – Semi Supervised SVM for anomaly detection

Reformulation intégrant des données labellisées et non labellisées :

un compromis entre le ν -SVM (tout labellisé, supervisé) et le One Class SVM (non supervisé)

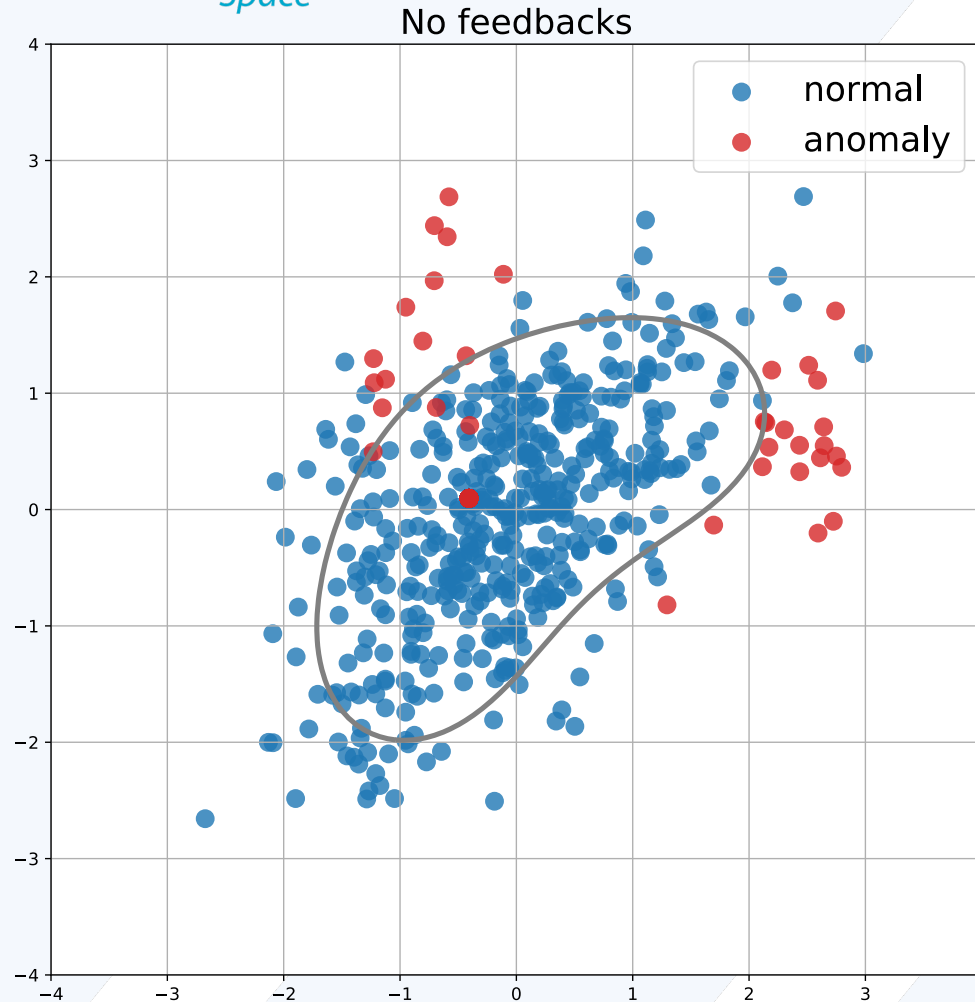
$$\arg \min_{\mathbf{w}, \rho, \xi} \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|_2^2 - \rho + \frac{1}{\nu_1 n_1} \sum_{i=1}^{n_1} \xi_i + \frac{1}{\nu_2 n_2} \sum_{l=1}^{n_2} \zeta_l + \frac{1}{\nu_3 n_3} \sum_{p=1}^{n_3} \tau_p$$

s.t. $\mathbf{w}^T \Phi(\mathbf{x}_i) - \rho \geq -\xi_i$ and $\xi_i \geq 0$ données non-annotées

$\mathbf{w}^T \Phi(\mathbf{y}_l) - \rho \geq -\zeta_l$ and $\zeta_l \geq 0$ annotées normales

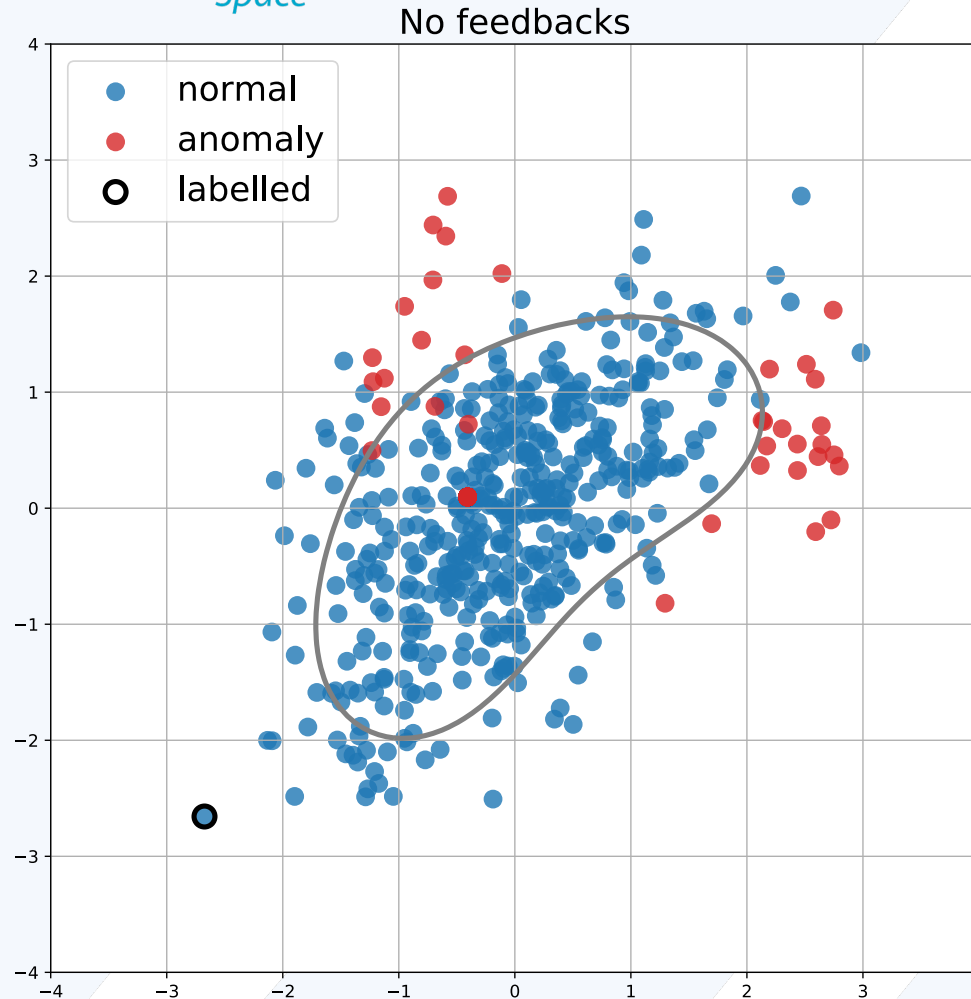
$\mathbf{w}^T \Phi(\mathbf{z}_p) - \rho \leq \tau_p$ and $\tau_p \geq 0$ annotées anomalies

Prendre en compte le retour utilisateur



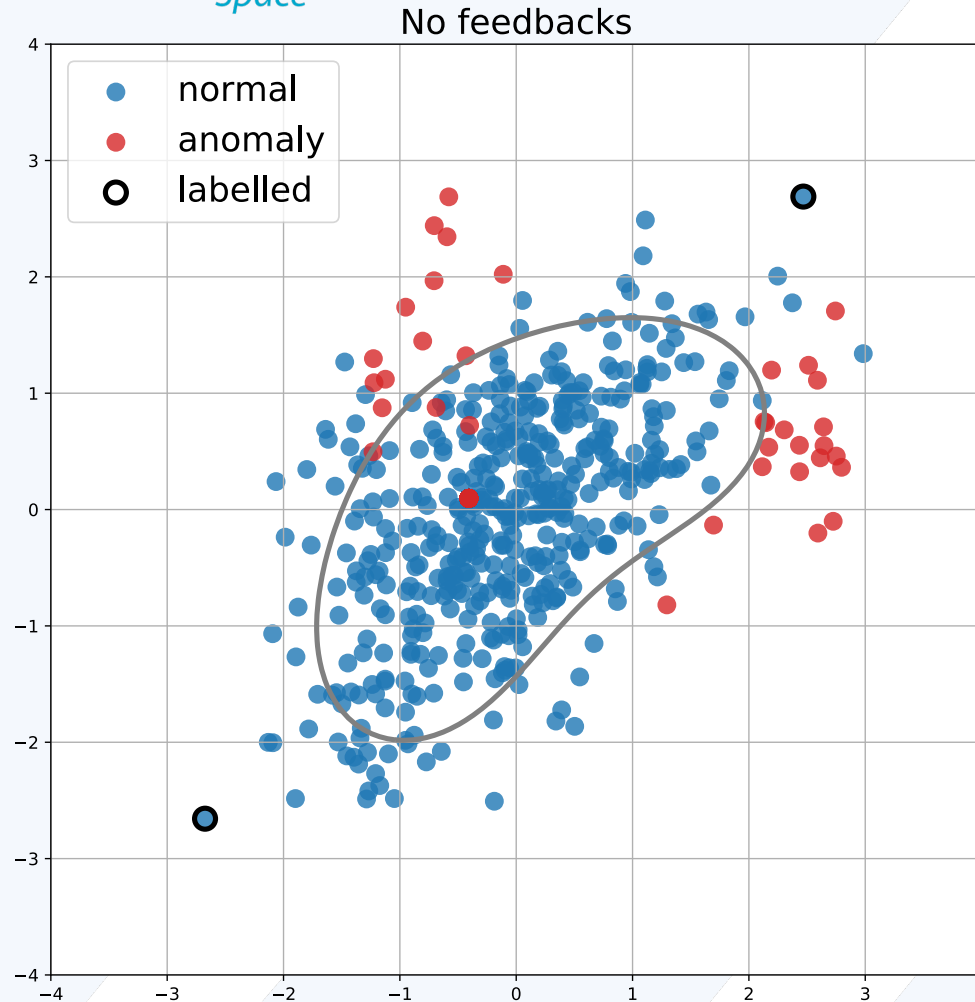
J. Lesouple, C. Baudoin, M. Spigai, JY. Tourneret, *How to introduce expert feedback in one-class support vector machines for anomaly detection ?* Signal Processing, vol 188, nov. 2021. Jupyter notebook [téléchargeable](#)

Prendre en compte le retour utilisateur



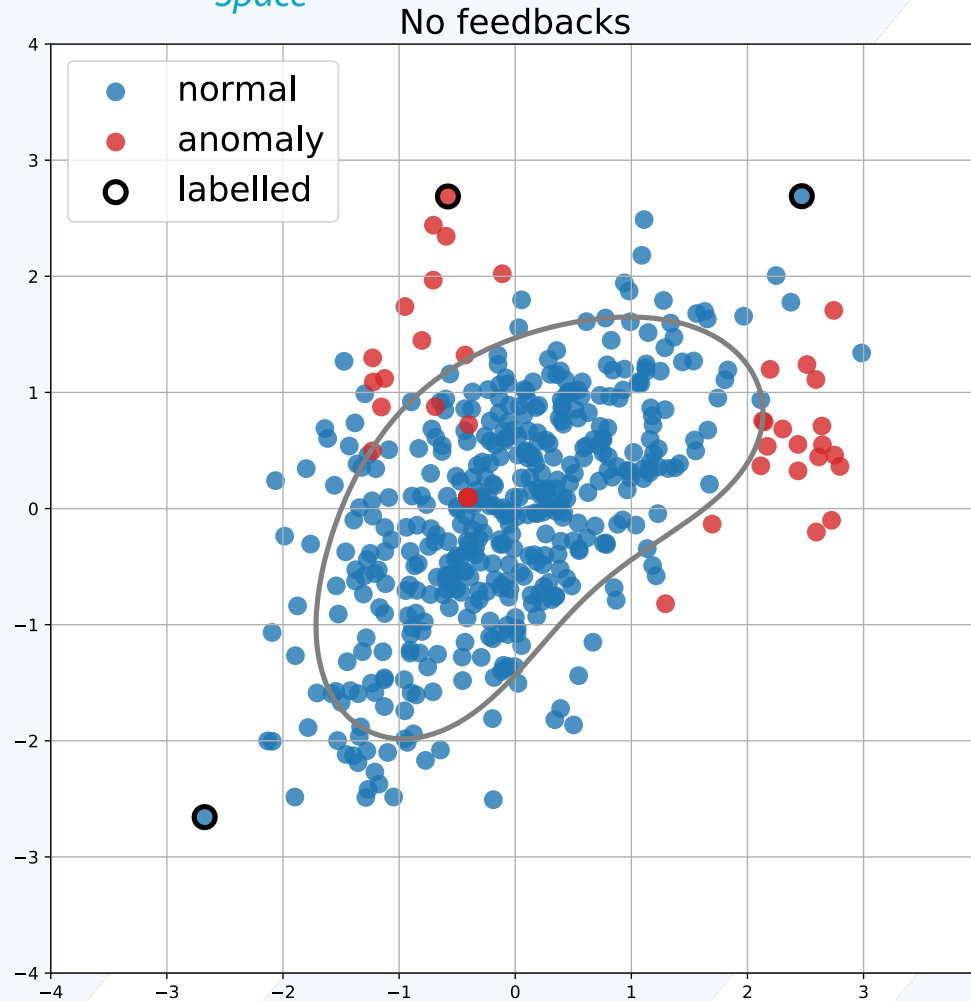
J. Lesouple, C. Baudoin, M. Spigai, JY. Tourneret, *How to introduce expert feedback in one-class support vector machines for anomaly detection ?* Signal Processing, vol 188, nov. 2021. Jupyter notebook [téléchargeable](#)

Prendre en compte le retour utilisateur



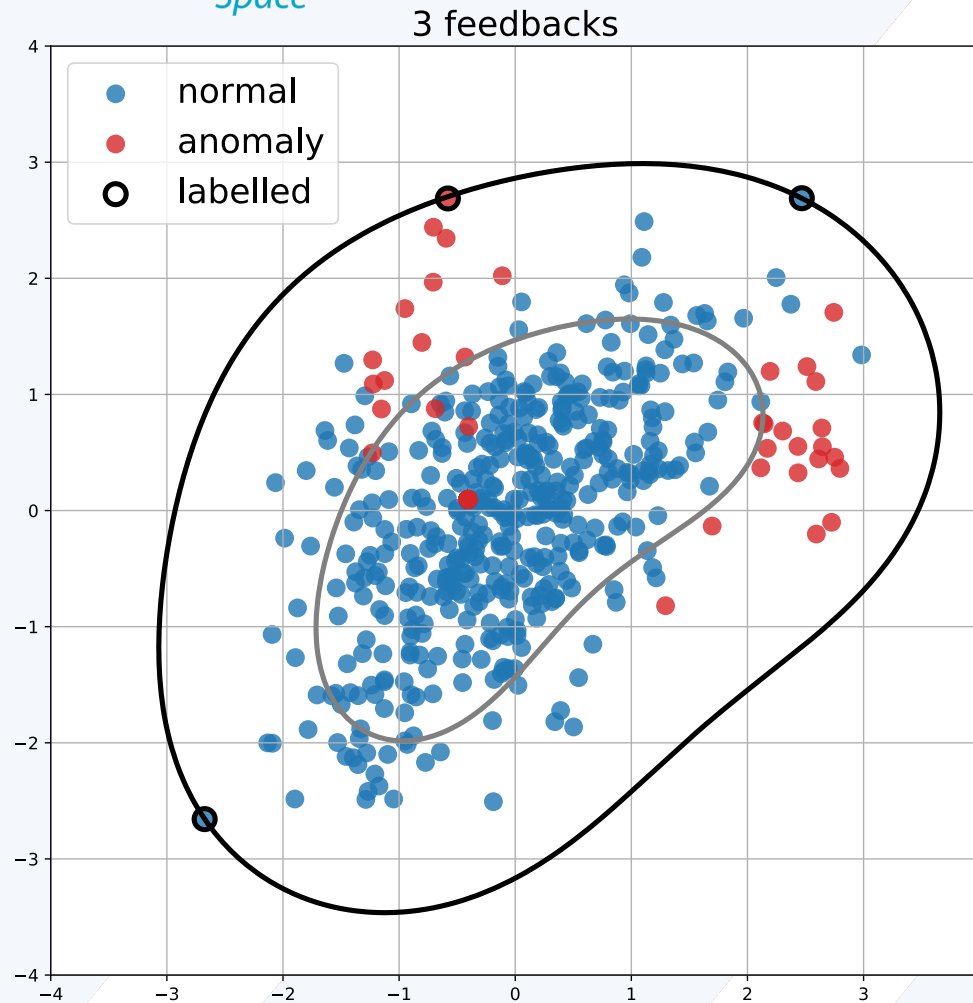
J. Lesouple, C. Baudoin, M. Spigai, JY. Tourneret, *How to introduce expert feedback in one-class support vector machines for anomaly detection ?* Signal Processing, vol 188, nov. 2021. Jupyter notebook [téléchargeable](#)

Prendre en compte le retour utilisateur



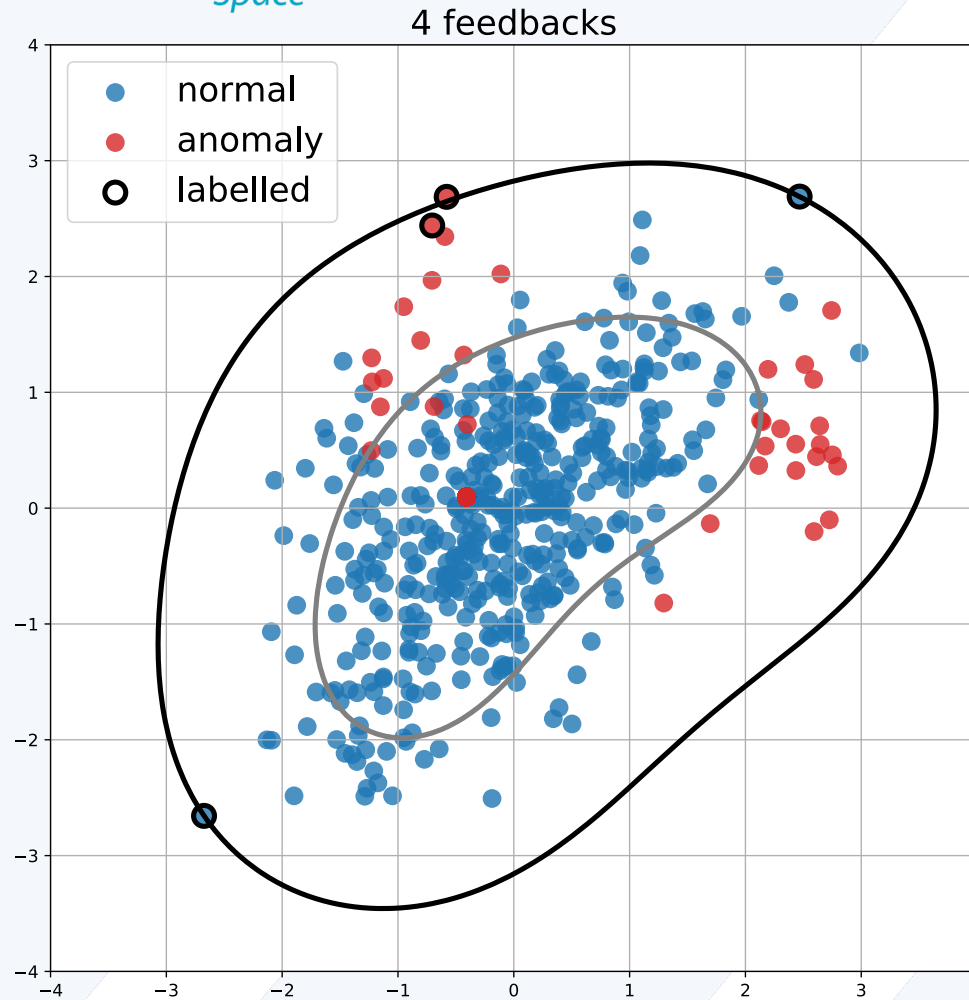
J. Lesouple, C. Baudoin, M. Spigai, JY. Tourneret, *How to introduce expert feedback in one-class support vector machines for anomaly detection ?* Signal Processing, vol 188, nov. 2021. Jupyter notebook [téléchargeable](#)

Prendre en compte le retour utilisateur



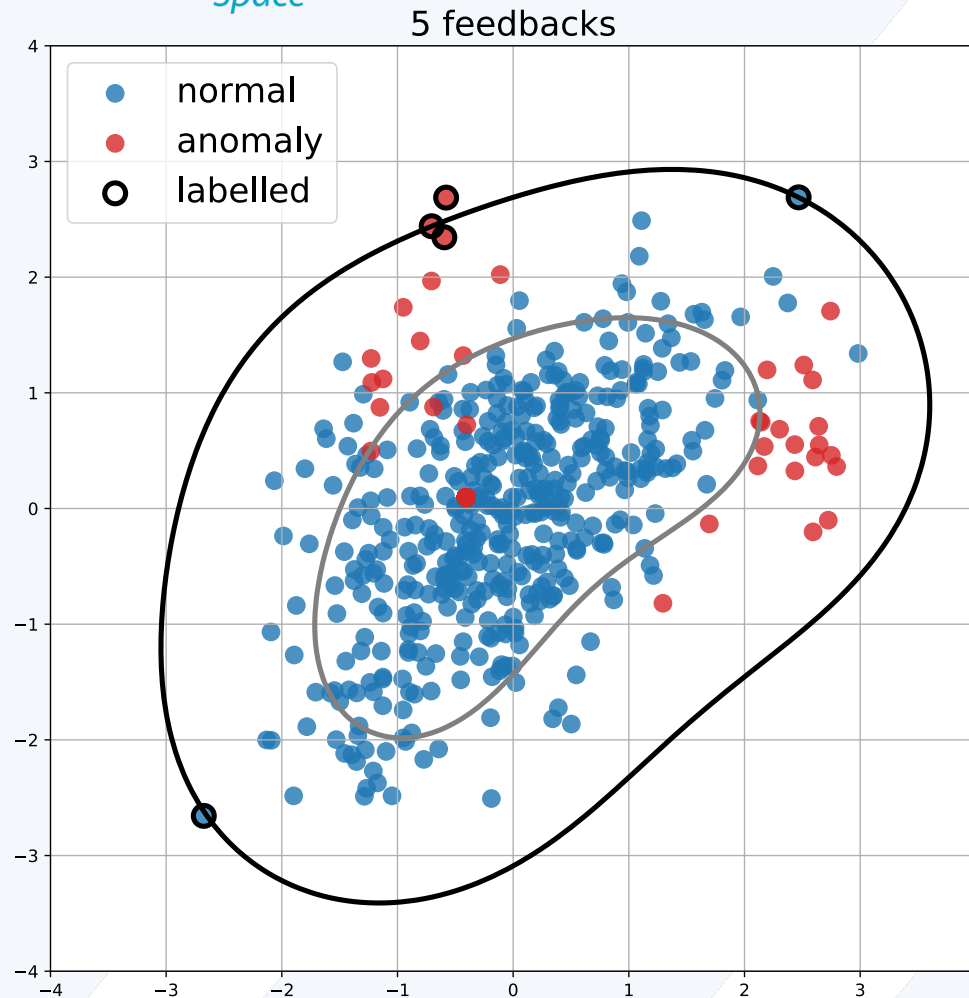
J. Lesouple, C. Baudoin, M. Spigai, JY. Tourneret, *How to introduce expert feedback in one-class support vector machines for anomaly detection ?* Signal Processing, vol 188, nov. 2021. Jupyter notebook [téléchargeable](#)

Prendre en compte le retour utilisateur



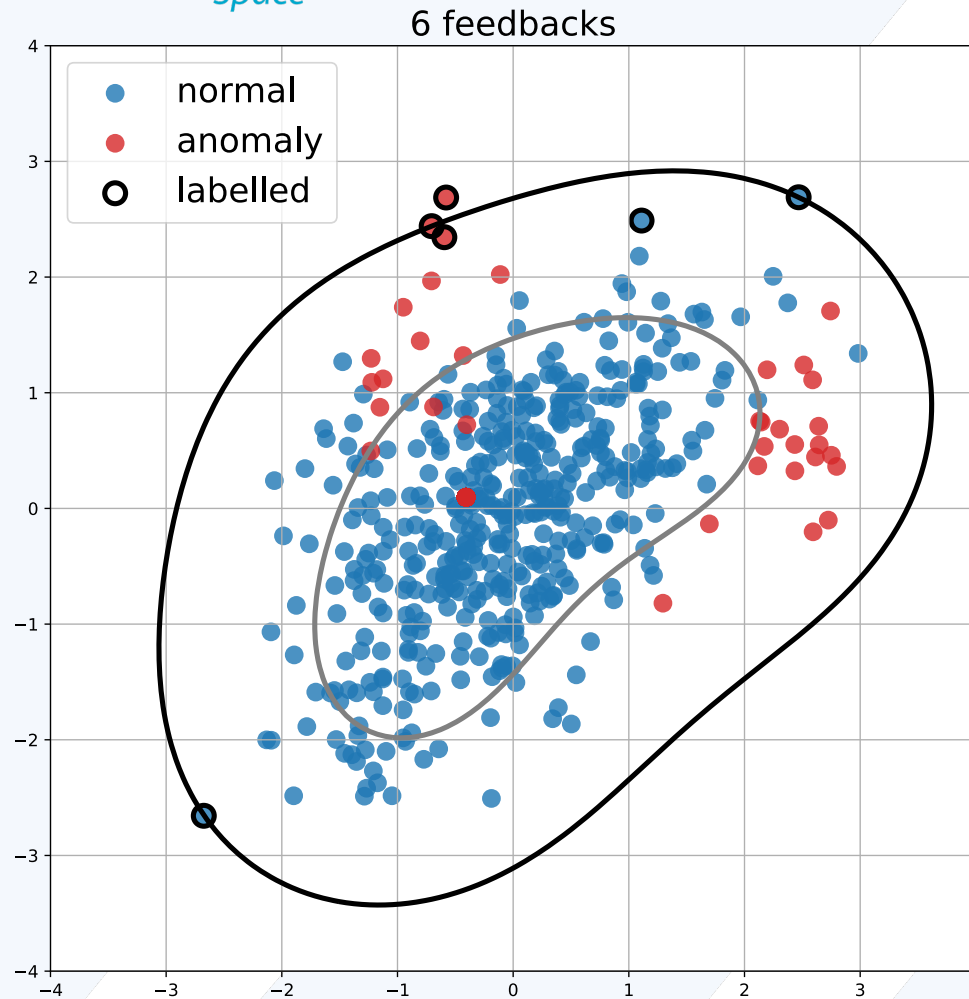
J. Lesouple, C. Baudoin, M. Spigai, JY. Tourneret, *How to introduce expert feedback in one-class support vector machines for anomaly detection ?* Signal Processing, vol 188, nov. 2021. Jupyter notebook [téléchargeable](#)

Prendre en compte le retour utilisateur



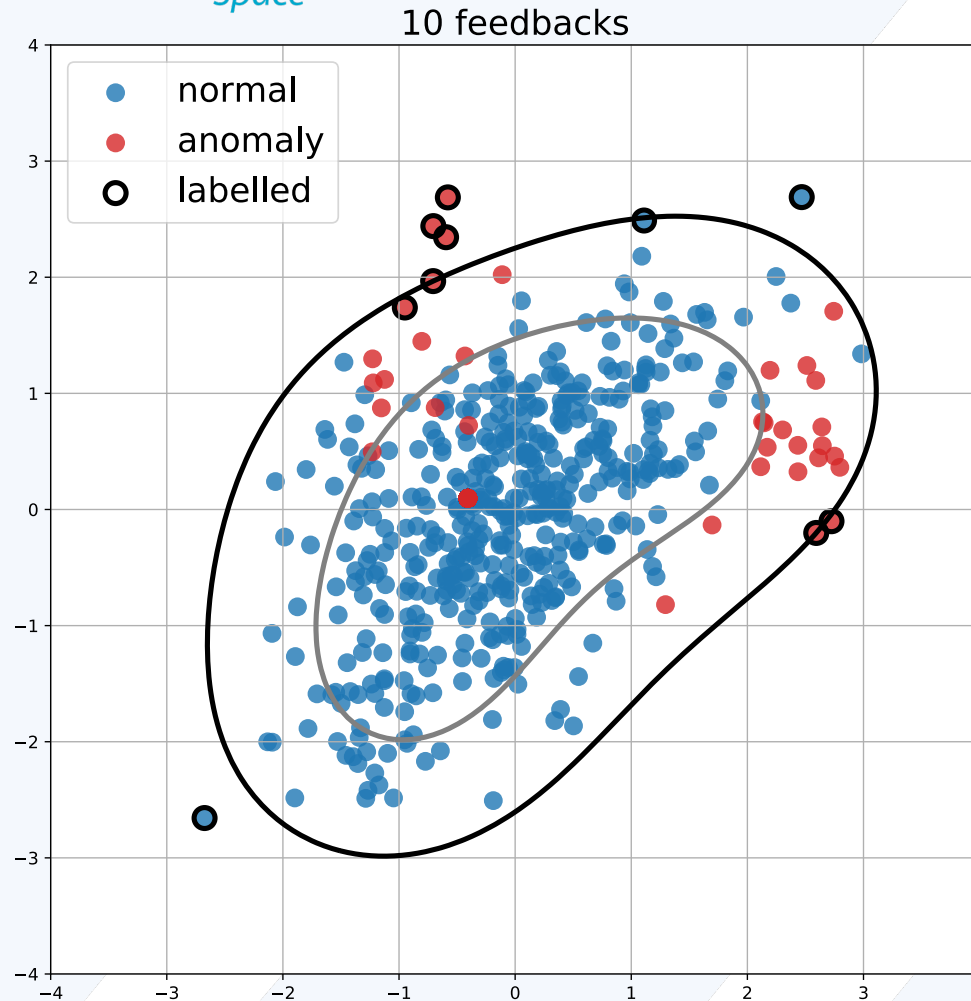
J. Lesouple, C. Baudoin, M. Spigai, JY. Tourneret, *How to introduce expert feedback in one-class support vector machines for anomaly detection ?* Signal Processing, vol 188, nov. 2021. Jupyter notebook [téléchargeable](#)

Prendre en compte le retour utilisateur



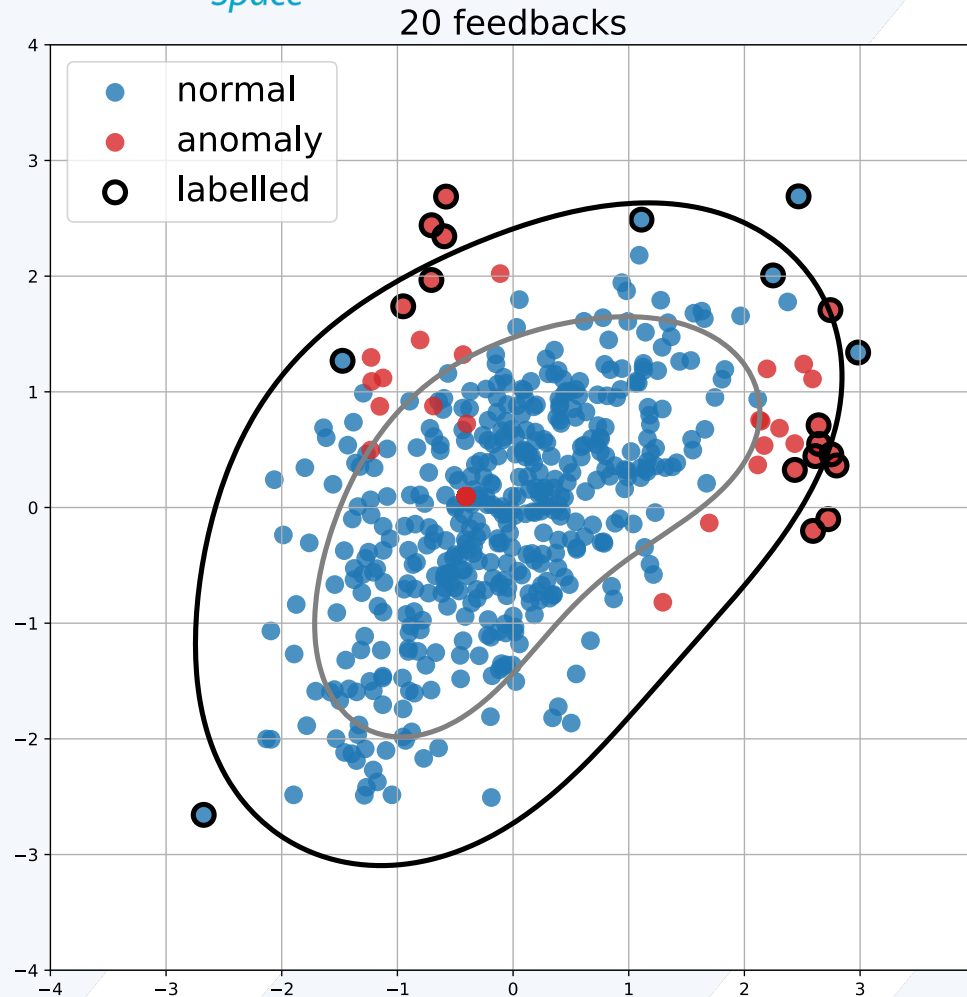
J. Lesouple, C. Baudoin, M. Spigai, JY. Tourneret, *How to introduce expert feedback in one-class support vector machines for anomaly detection ?* Signal Processing, vol 188, nov. 2021. Jupyter notebook [téléchargeable](#)

Prendre en compte le retour utilisateur



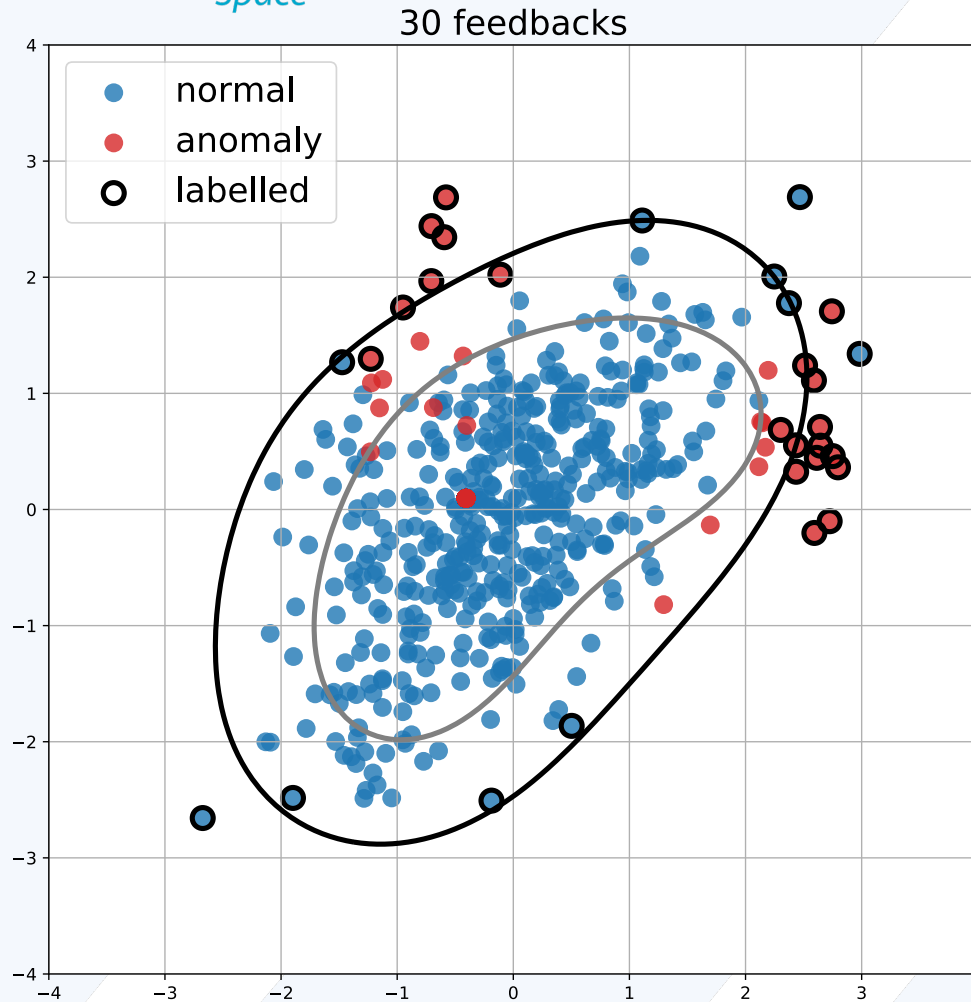
J. Lesouple, C. Baudoin, M. Spigai, JY. Tourneret, *How to introduce expert feedback in one-class support vector machines for anomaly detection ?* Signal Processing, vol 188, nov. 2021. Jupyter notebook [téléchargeable](#)

Prendre en compte le retour utilisateur



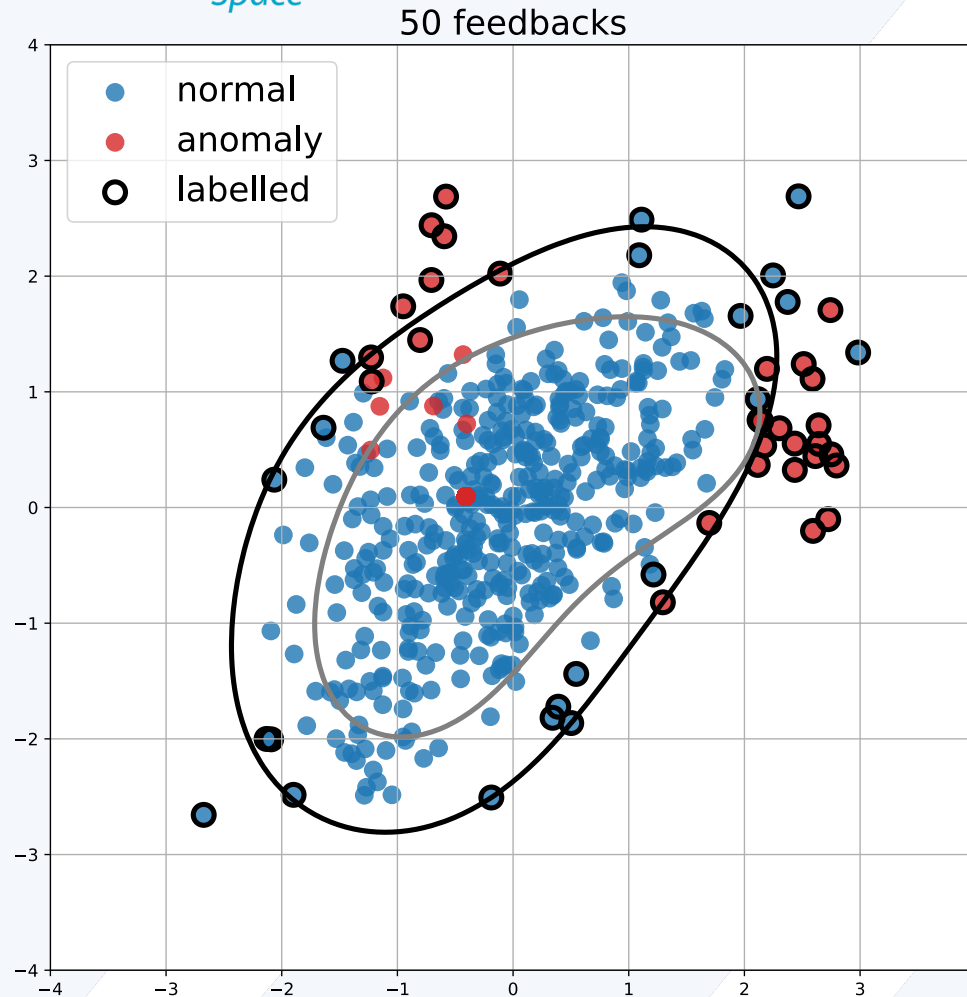
J. Lesouple, C. Baudoin, M. Spigai, JY. Tourneret, *How to introduce expert feedback in one-class support vector machines for anomaly detection ?* Signal Processing, vol 188, nov. 2021. Jupyter notebook [téléchargeable](#)

Prendre en compte le retour utilisateur



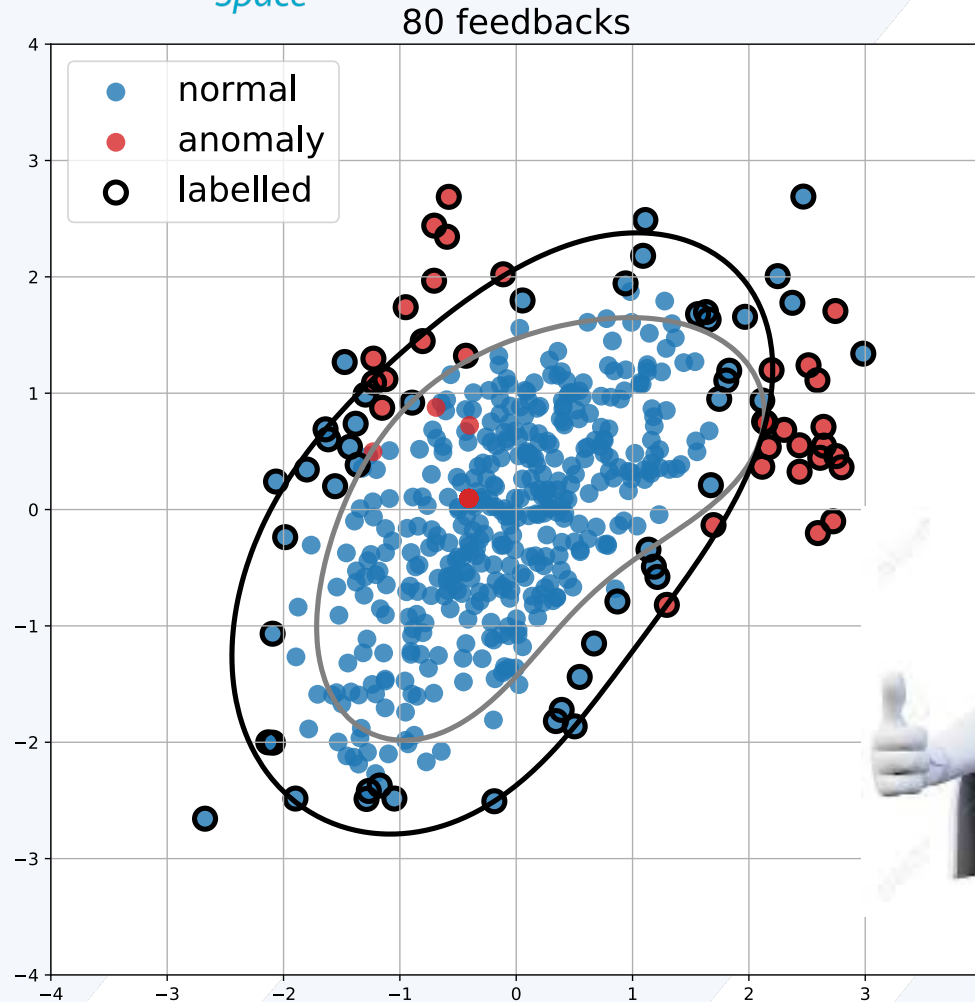
J. Lesouple, C. Baudoin, M. Spigai, JY. Tourneret, *How to introduce expert feedback in one-class support vector machines for anomaly detection ?* Signal Processing, vol 188, nov. 2021. Jupyter notebook [téléchargeable](#)

Prendre en compte le retour utilisateur



J. Lesouple, C. Baudoin, M. Spigai, JY. Tourneret, *How to introduce expert feedback in one-class support vector machines for anomaly detection ?* Signal Processing, vol 188, nov. 2021. Jupyter notebook [téléchargeable](#)

Prendre en compte le retour utilisateur



J. Lesouple, C. Baudoin, M. Spigai, JY. Tourneret, *How to introduce expert feedback in one-class support vector machines for anomaly detection ?* Signal Processing, vol 188, nov. 2021. Jupyter notebook [téléchargeable](#)

Base de données source riche pour effectuer un apprentissage performant

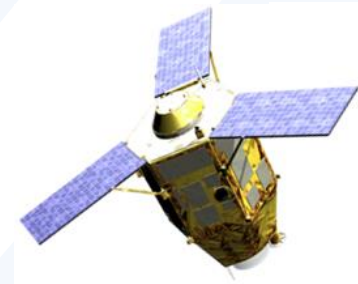


Détecteur d'anomalies
Appris sur SAT 1
avec par exemple



(One Class SVM)

Base de données cible qui contient peu de données



SAT 2 :
Peut-on utiliser
l'apprentissage fait sur SAT 1
pour construire le détecteur
d'anomalies de SAT 2 ?



A. Baron, P-B. Lambert, P. Delande, JY. Tourneret, J. Lesouple, S. Fabre, *Improving AI monitoring of early life satellites using transfer learning*, SpaceOps, Dubaï, United Arab Emirates, March 6-10, 2023.



L'I.A. dans TéSA aujourd'hui...



Jihanne El Haouari

**MACHINE LEARNING FOR INVERSE
PROBLEM BASED INSTRUMENT
PARAMETER ESTIMATION**

Financement CNES - TAS

Début en octobre 2022



Paul Grislain

**APPORT DE L'IA POUR LA
CARACTÉRISATION RÉSEAU ET LA
GESTION DE LA RESSOURCE
SATCOM**

Financement TAS - ENAC

Début en octobre 2022



Linda Kanaan

**MACHINE LEARNING FOR ROBUST
SATELLITE AIS RECEIVERS IN DENSE
MARITIME TRAFFIC AREAS -
ROBAIS**

Financement KINEIS - Région
Bretagne

Début en février 2023

Geoffroy Heurtier

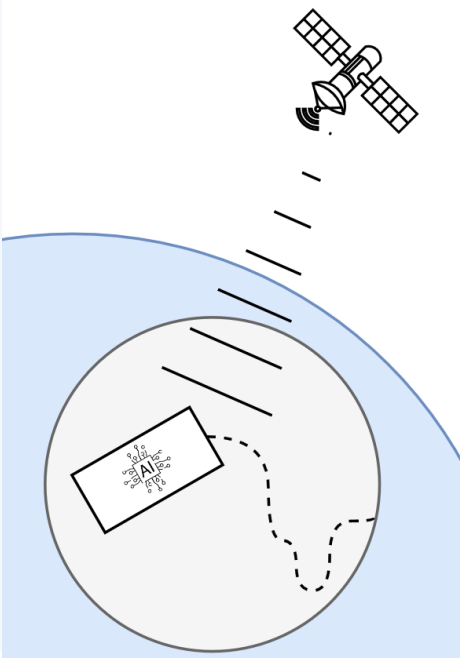
**AMÉLIORER LA GESTION DE L'EAU :
DÉVELOPPEMENT D'UNE
APPROCHE MACHINE LEARNING
POUR LA PRODUCTION DE
DONNÉES BATHYMÉTRIQUES À
PARTIR DE DONNÉES SPATIALES**

Financement CIFRE - CGI

Début en novembre 2023



L'I.A. dans TéSA aujourd'hui...

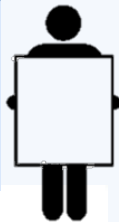


Léa Dubreil

TRAITEMENT PAR I.A. DE MESURES GNSS DÉGRADÉES EN ENTRÉE D'UN ALGORITHME DE POSITIONNEMENT HYBRIDÉ (GNSS-I.A.)

Financement TAS - IPSA

Début en octobre 2023

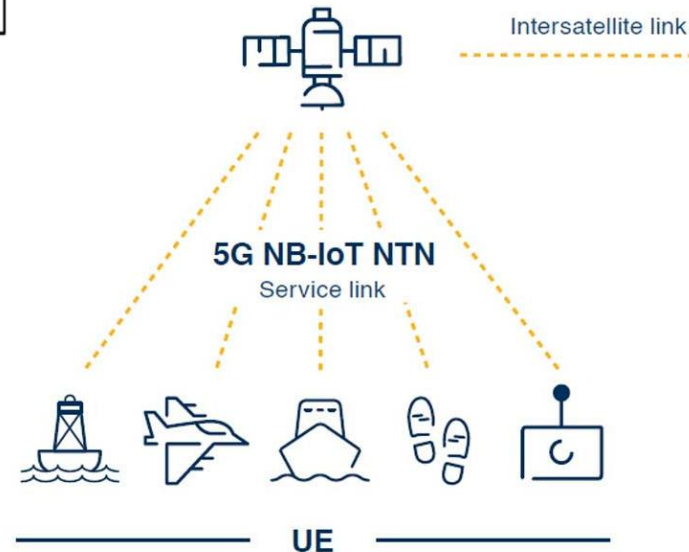


Gastón De Boni Rovella

MACHINE LEARNING POUR LES COMMUNICATIONS SATELLITE MACHINE TO MACHINE (M2M)

Financement CNES - TAS

Début en octobre 2021



/// Merci de votre attention !

