



# Localisation coopérative multi-véhicules tolérante aux fautes

Zaynab EL MAWAS, Cindy CAPPELLE et Maan EL BADAOUI EL NAJJAR

Laboratoire CRISTAL (UMR CNRS 9189) – Université de Lille.



## Introduction

### Contexte

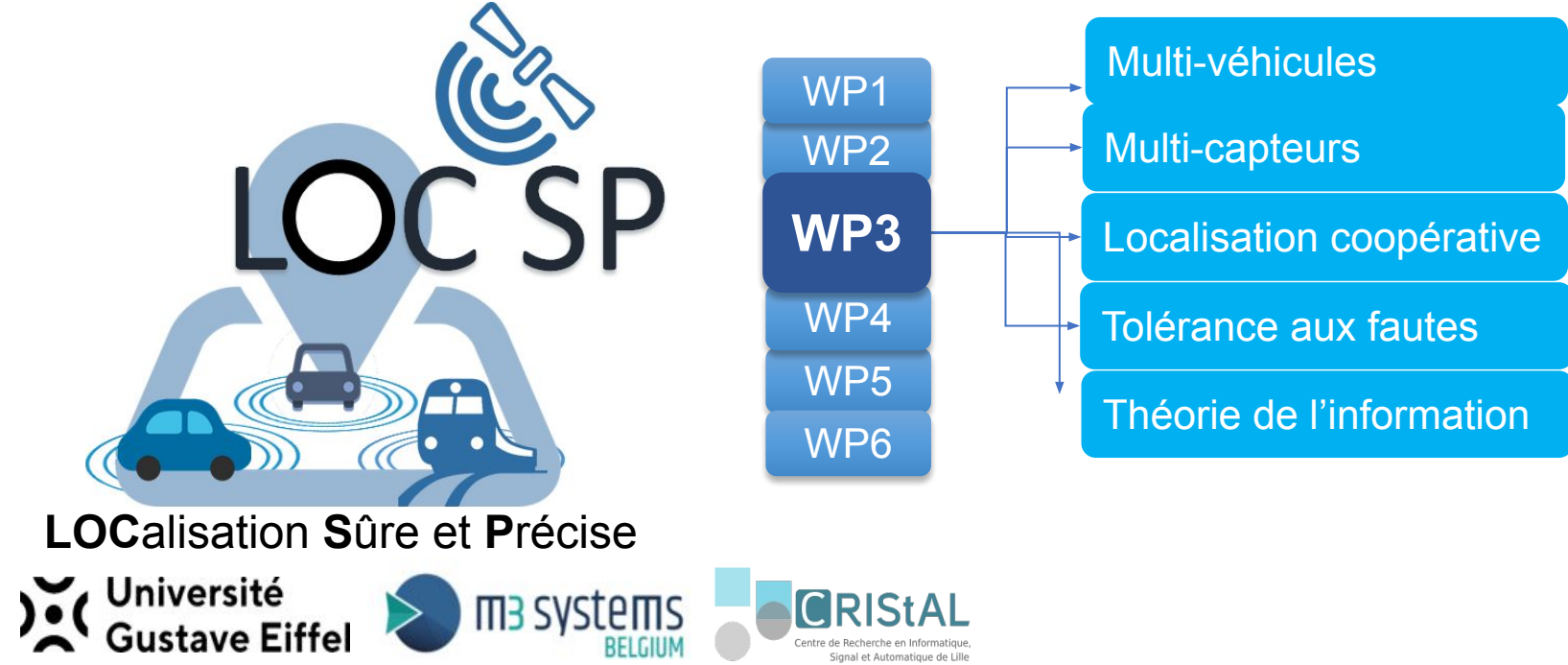
Dans le cadre du développement de la navigation autonome, la **localisation** des véhicules est un des points essentiels. Les véhicules étant de plus en plus connectés, la localisation **coopérative** de véhicules peut être envisagée. C'est à dire qu'en échangeant entre eux des informations, les véhicules peuvent améliorer leurs estimations de leurs positions et de leurs orientations (chacun ayant sa propre trajectoire). Par ailleurs, la navigation autonome exige une solution de navigation **tolérante aux défauts** capteurs.

### Problématique

- Localisation **coopérative multi-véhicules**.
- **Détection de défauts et exclusion des mesures erronées.**

### Objectifs

- Proposer une solution de localisation **sûre et intègre** (solution tolérante aux fautes, qui peuvent être multiples et simultanées) d'un ensemble de véhicules en **coopération**.
- Maximiser la **robustesse** et la **disponibilité** du système.



## Filtrage informationnel

**Filtrage** : Estimation d'état par un filtre informationnel.

- Modèle de prédiction : Odométrique basé sur les données des encodeurs.
- Modèle de correction : Obtenu par **sommation des contributions informationnelles** des capteurs

$$y_{k|k} = y_{k|k-1} + \sum_{i=1}^l H_k^i \times R_k^{i-1} \times [z_k - h(X_{k|k-1}) + H_k^i \times X_{k|k-1}]$$

$$Y_{k|k} = Y_{k|k-1} + \sum_{i=1}^l H_k^i \times R_k^{i-1} \times H_k^i$$

## Diagnostic

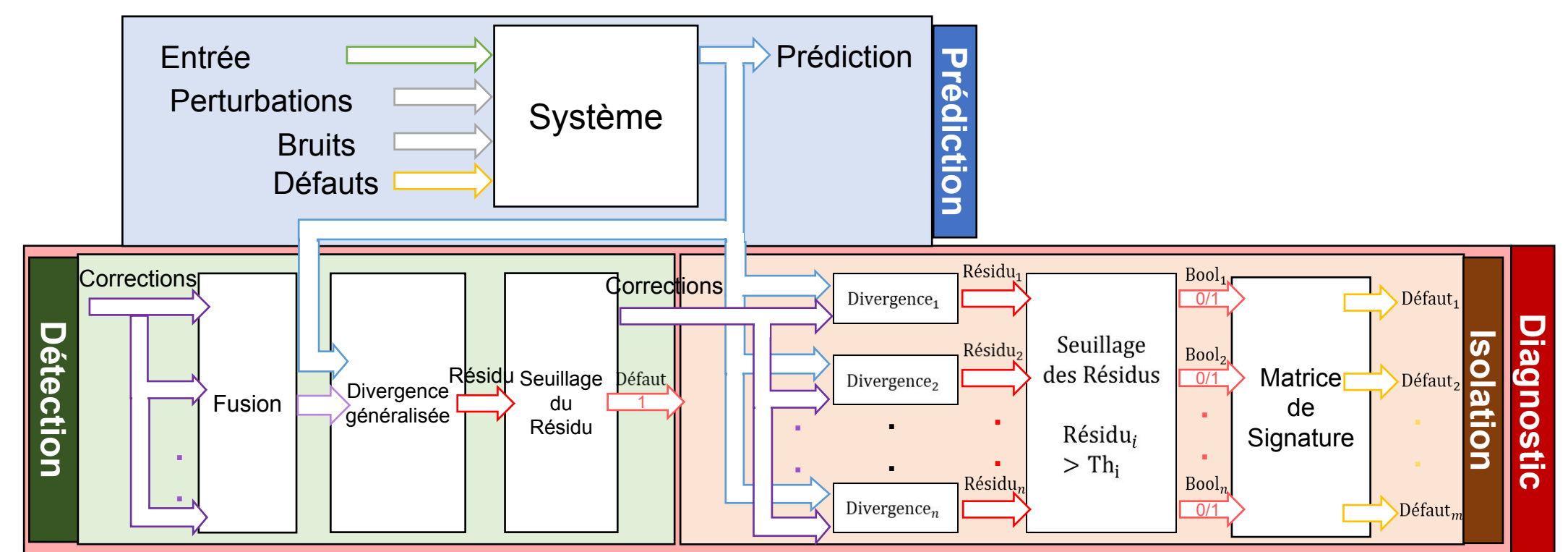


Figure 2 : Diagnostic (cas d'un robot)

## Présentation générale de l'approche

L'approche envisagée est une approche stochastique non déterministe, présentée dans la Figure 1.

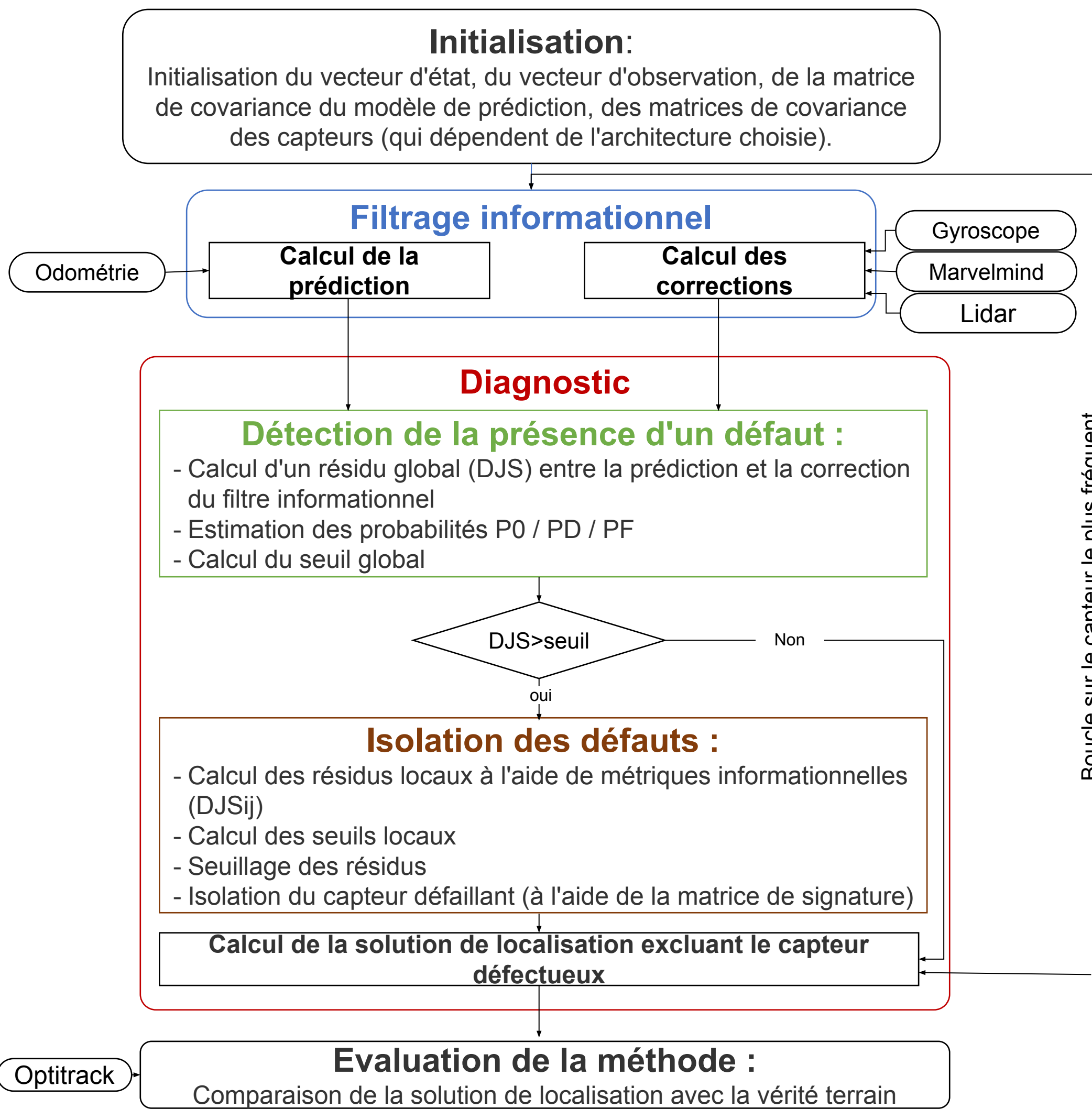


Figure 1 : Approche proposée (illustrée pour un robot)

## Notion de divergence

Une divergence constitue une mesure de dissimilarité entre deux distributions de probabilités.

La divergence de Jensen Shannon entre deux distributions gaussiennes  $p(x)$  et  $g(x)$ , de dimension  $M$ , de moyennes  $\mu_1$  et  $\mu_2$ , et de matrices de covariances  $P_1$  et  $P_2$  respectivement constitue une sommation de 2 divergence de Kullback-Leibler, et peut être définie par l'équation :

$$D_{JS}(p(x)||g(x)) = \frac{1}{2} D_{KL}\left(p(x)||\frac{1}{2}(p(x)+g(x))\right) + \frac{1}{2} D_{KL}\left(g(x)||\frac{1}{2}(p(x)+g(x))\right)$$

Tel que :

$$D_{KL}(p(x)||g(x)) = \frac{1}{2} \left[ \text{trace} \left( \frac{P_1}{P_2} \right) + \log \left| \frac{P_2}{P_1} \right| - M + (\mu_1 - \mu_2)^T \times P_2^{-1} \times (\mu_1 - \mu_2) \right]$$

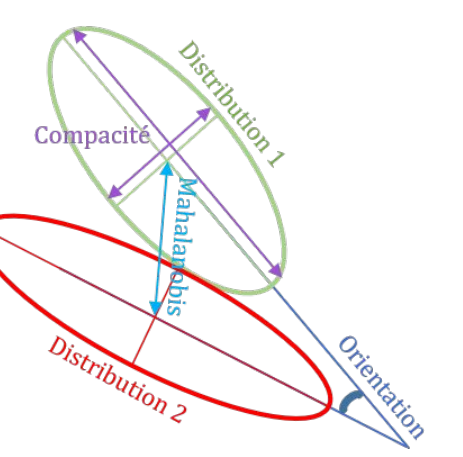


Figure 3 : Comparaison de distributions

## Notion de seuillage de résidus

Une situation anormale (i.e. défaut d'un capteur) doit être détectée si la valeur du résidu (basé sur le calcul des divergences) est supérieure à un seuil (à déterminer).

Ce seuil doit minimiser le coût moyen qui correspond à l'attribution d'une décision à une hypothèse, aboutissant à la minimisation de la probabilité de fausse alarme et de détection manquée.

Critère de divergence

Critère de Bayes

Information Mutuelle

Courbe COR

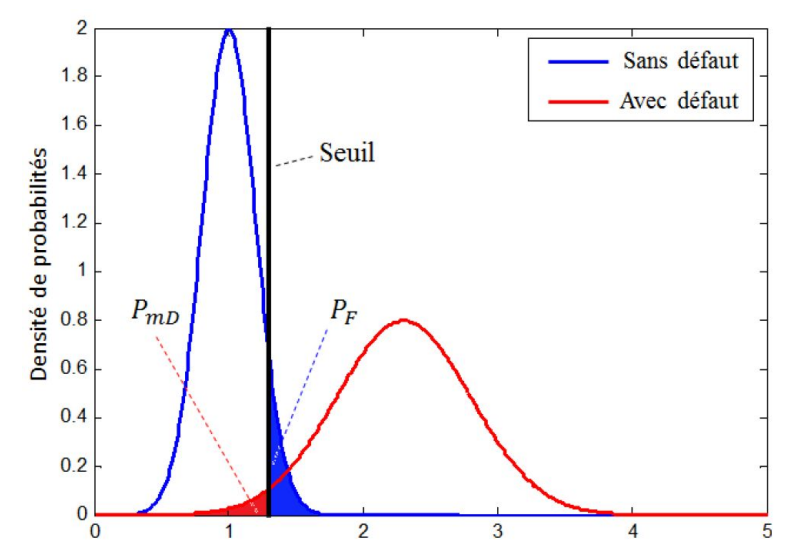


Figure 4 : Modélisation des probabilités de fausse alarme et de détection manquée

## Plateforme d'expérimentation

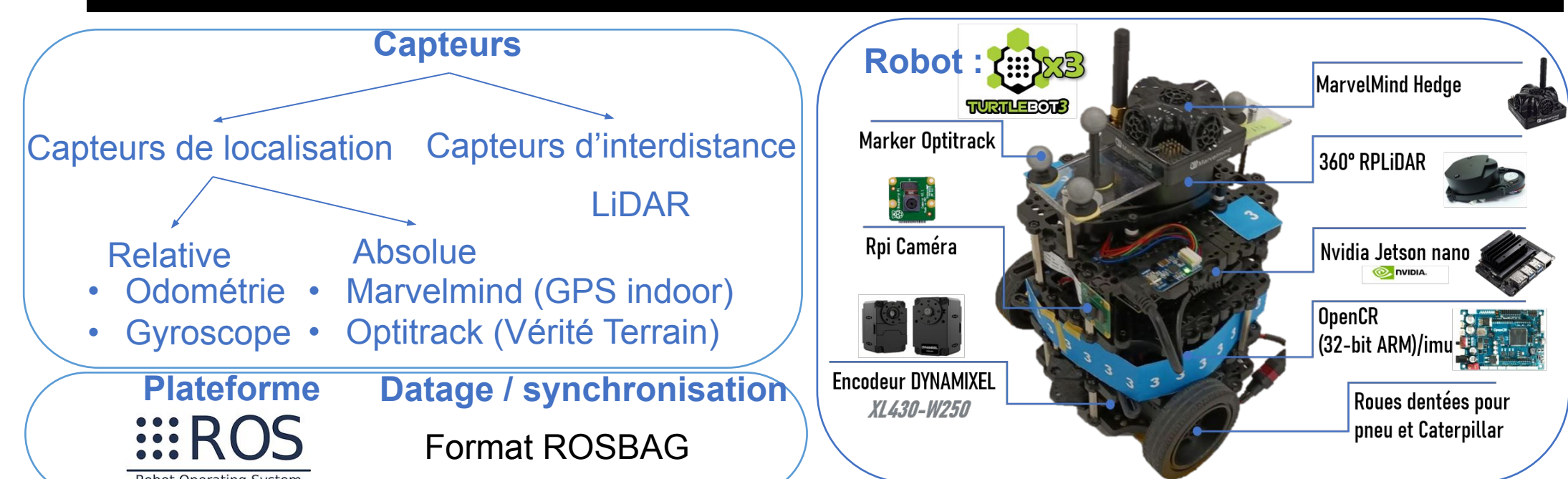


Figure 5 : Plateforme robotique

(Travail bénéficiant du soutien financier de l'ANR dans le cadre du projet LOCSP n° 2019-CE22-0011 <https://locsp.univ-gustave-eiffel.fr/>)

