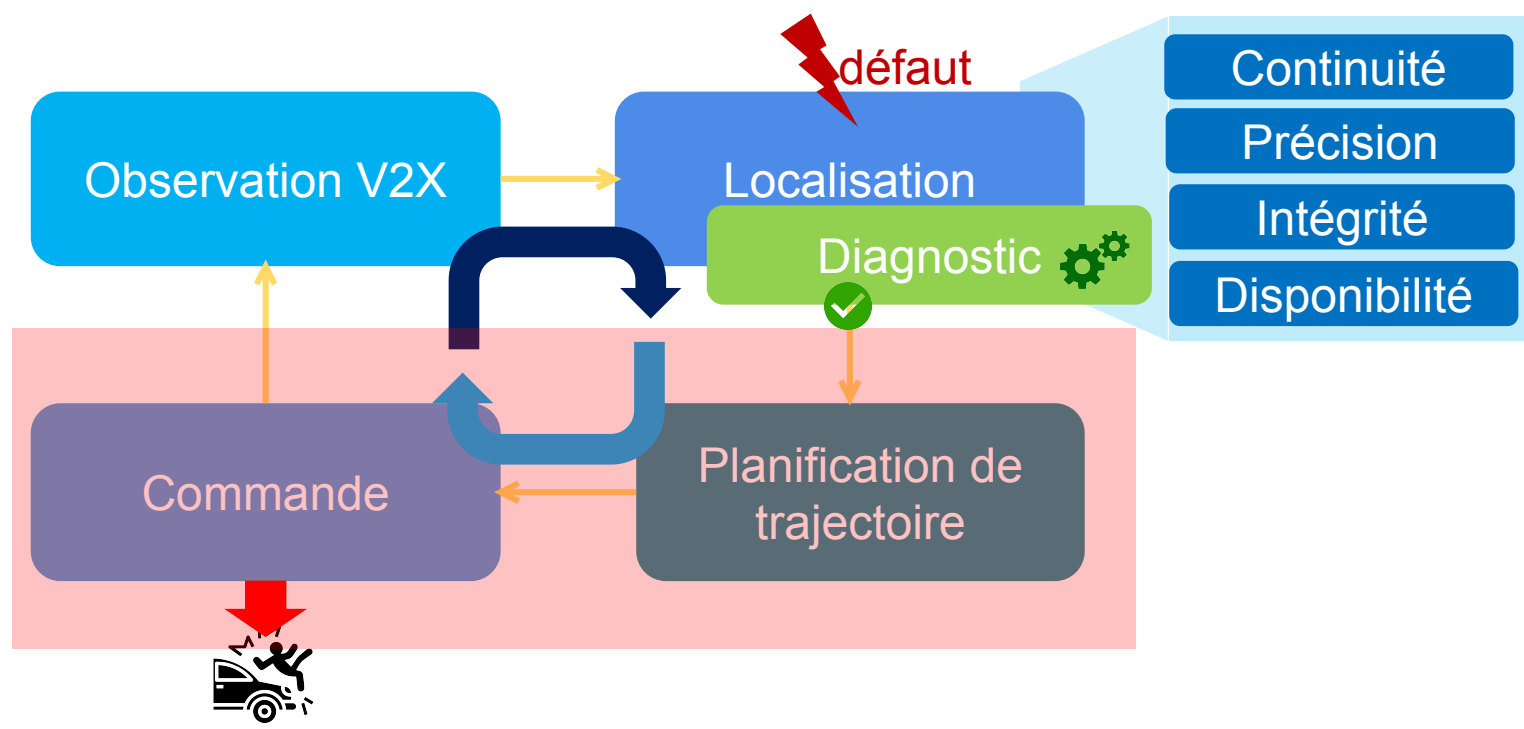


Diagnostic de défauts capteurs utilisant la théorie de l'information et l'apprentissage : Application à la robotique mobile

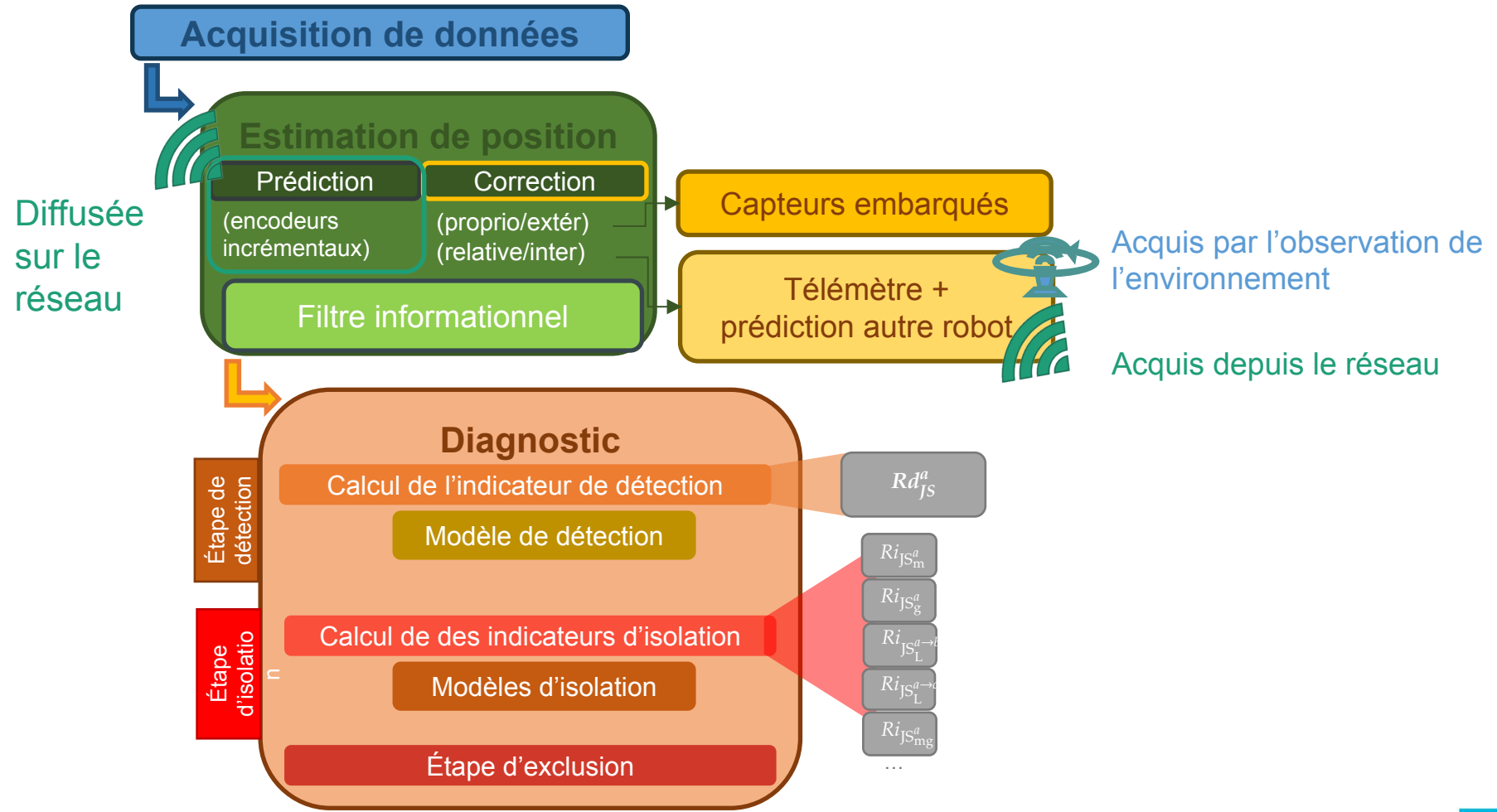
Équipe ToSyMA - Laboratoire CRIStAL
Zaynab EL MAWAS, Cindy CAPPELLE, Maan EL BADAoui EL NAJJAR
zaynab.elmawas@univ-lille.fr

Contexte : *Vers une navigation autonome sécurisée*

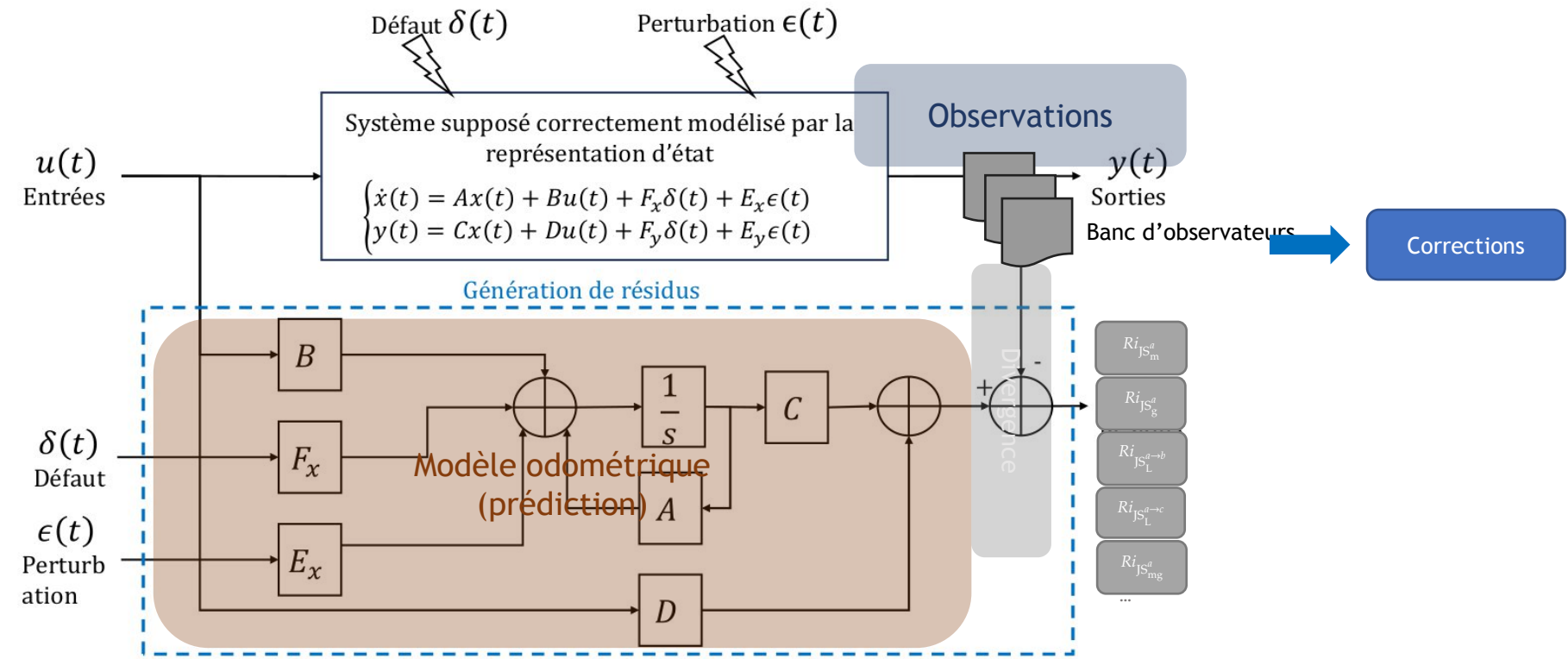
Algorithme de navigation autonome



Contexte : *Localisation tolérante aux fautes*

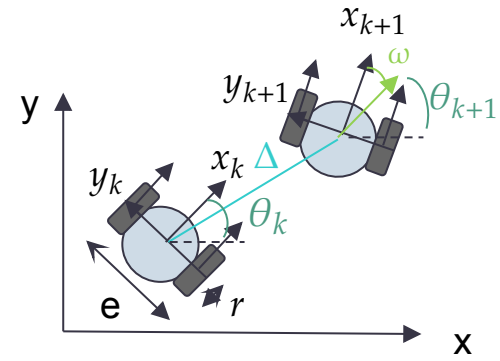


Contexte : *Localisation tolérante aux fautes*



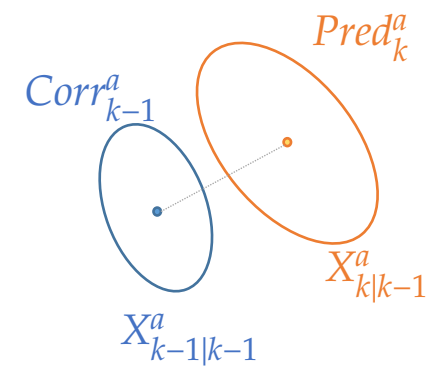
Contexte : Approche de localisation et diagnostic

Méthode récursive d'inférence bayésienne à base de modèle:



Prediction : modèle odométrique

$$\begin{cases} X_{k|k-1}^a = f(X_{k-1|k-1}^a, u_k^a) = A_k^a \times X_{k-1|k-1}^a + B_k^a \times u_k^a + \omega_k \\ P_{k|k-1}^a = (F_k^a) \times P_{k-1|k-1}^a \times (F_k^a)^T + (G_k^a) \times Q_{u_k^a} \times (G_k^a) + Q_\alpha \end{cases}$$



Vers l'espace informationnel

$$\begin{cases} Y_{k|k-1} = P_{k|k-1}^{-1} \\ y_{k|k-1} = Y_{k|k-1} \times X_{k|k-1} \end{cases}$$

incertitude sous forme probabiliste (Gaussiennes de dimension N selon l'état du système)



Correction : Sommation des contributions informationnelles

$$\begin{cases} Y_{k|k}^a = Y_{k|k-1}^a + (H_k^l)^T \times (R_k^l)^{-1} \times (H_k^l) \\ y_{k|k}^a = y_{k|k-1}^a + (H_k^l)^T \times (R_k^l)^{-1} \times (Z_k^l) \end{cases}$$

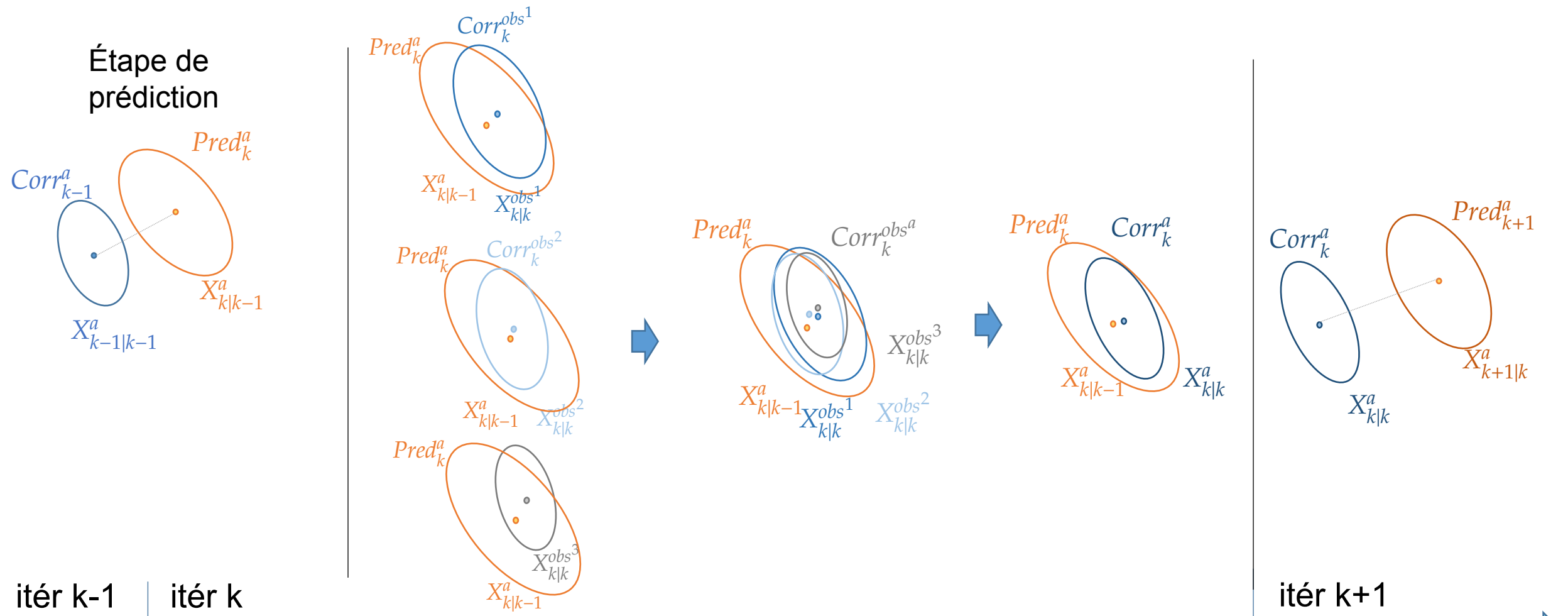
Contributions informationnelles



Contexte :

Approche de localisation et diagnostic

Étape de prédiction



itér k-1 | itér k

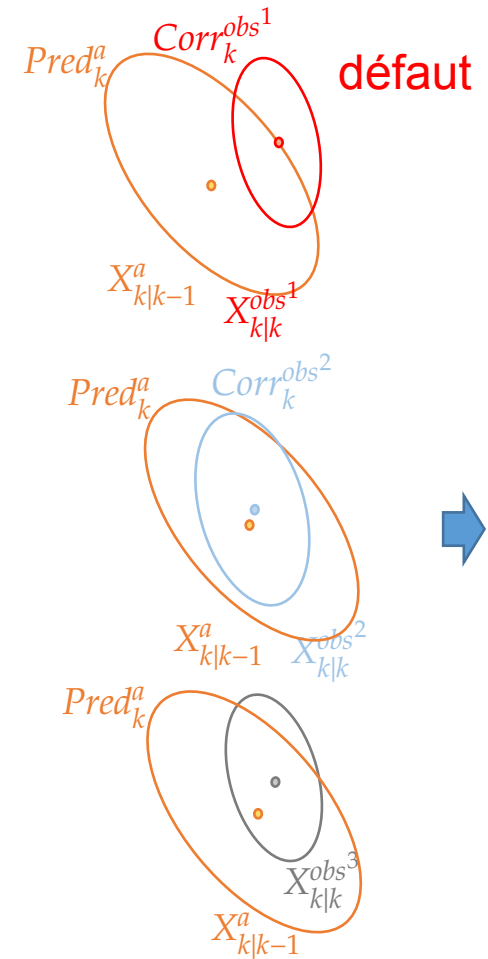
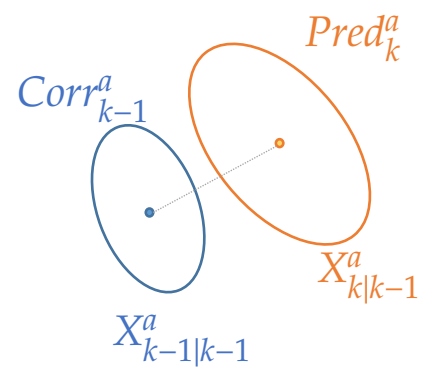
itér k+1



Contexte :

Approche de localisation et diagnostic

Étape de prédiction

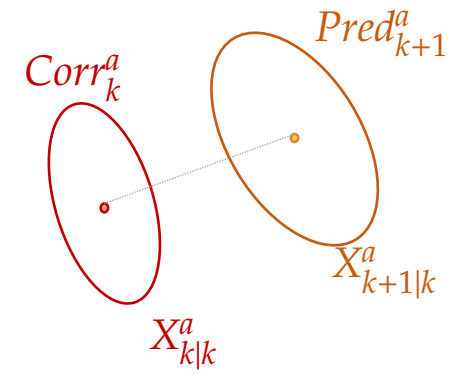


Génération d'un indicateur de défaut (résidu):

mesure de dissimilarité entre deux distributions de probabilité

Sensibilité Déteçtabilité

détermination du passage du système vers une situation anormale.



itér k-1 itér k

itér k+1





Contexte :

Détection de défauts - divergence

Rd_{JS}^a : Indicateur de défaut de détection (résidu)

Divergence => mesure de dissimilarité entre deux distributions de probabilité

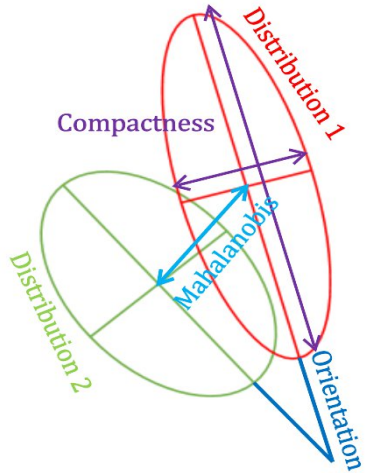
Mesures informationnelles	Formule
Distance Euclidienne	$d(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}$
Distance de Mahalanobis	$d(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \sqrt{(\mathbf{x} - \mathbf{y})^T \mathbf{S}^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{y})}$
Divergence de Bregman	$D_{\phi}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \phi(\mathbf{x}) - \phi(\mathbf{y}) - \langle \nabla \phi(\mathbf{y}), \mathbf{x} - \mathbf{y} \rangle$
Divergence de Kullback-Leibler	$D_{KL}(p(x), q(x)) = \sum_x p(x) \log\left(\frac{p(x)}{q(x)}\right)$
Divergence de Jensen-Shannon	$D_{JS}(p(x), q(x)) = h(M) - \frac{1}{2}(h(p(x)) + h(q(x)))$

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

Décision => détermination du passage du système vers une situation anormale.

Contexte : Détection de défauts - divergence

- La première étape de chaque méthode de diagnostic est la **génération des résidus** dans le but de créer un test adéquat ou un indicateur de défaut.
- A partir de La distribution a priori P1 et La distribution a posteriori P2, le résidu (**Divergence de Kullback-Leibler Globale**) est créé:



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

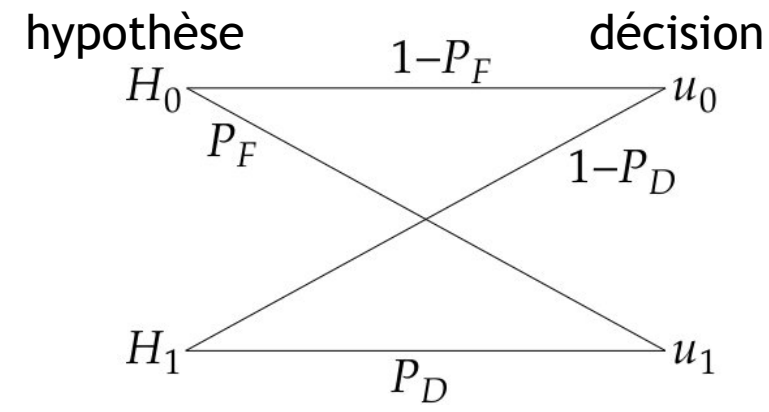
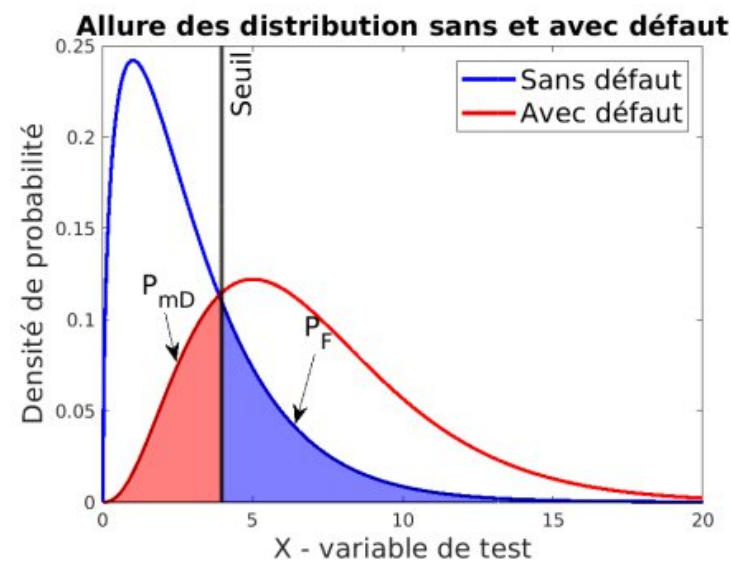
Information mutuelle

permet de réaliser un test sur les matrices de covariances *permet de réaliser un test sur les moyennes*

Contexte : Détection de défauts - seuillage

Seuil

désigne la valeur limite qui, une fois dépassée par le résidu, signale la présence d'une situation anormale -> défaut

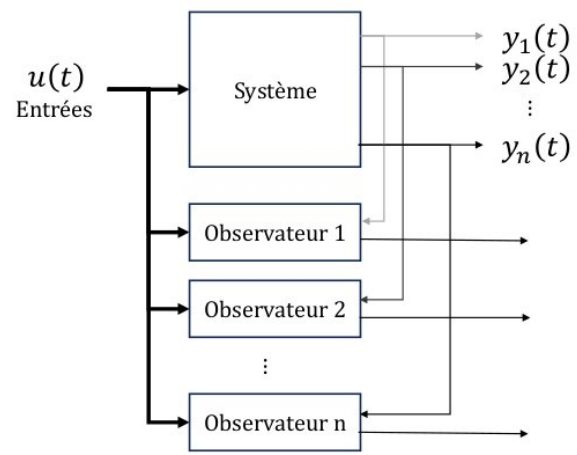
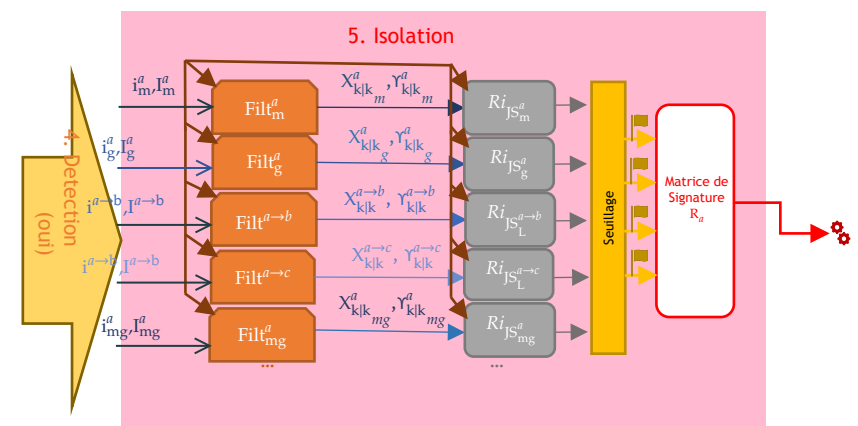


Probabilités de fausse alarme et de bonne détection :

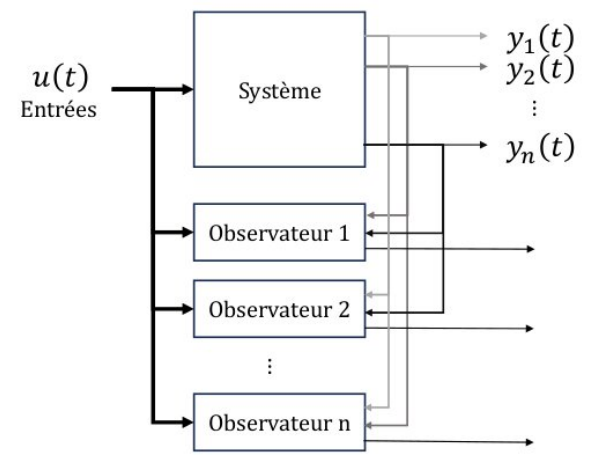
$$\begin{cases} PF = \int_{seuil}^{\infty} f(Rd_{JS}/H_0) dRd_{JS} \\ PD = \int_{seuil}^{\infty} f(Rd_{JS}/H_1) dRd_{JS} \end{cases}$$

Décision à base de modèle

Isolation de défauts – matrice de signature



DOS
Schéma d'observateurs dédié



GOS
Schéma d'observateurs généralisé

Matrice de signature conçue pour isoler le défaut

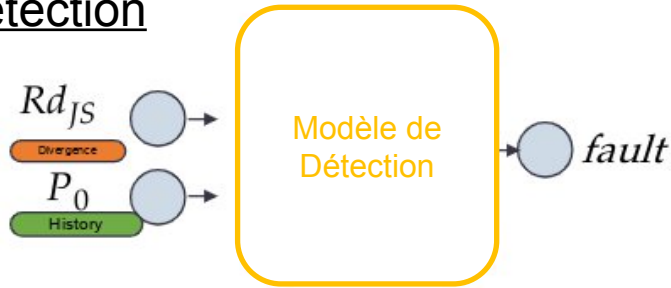


Résidu	$Ri_{JS_m^a}$	$Ri_{JS_g^a}$	$Ri_{JS_L^{a \leftarrow b}}$	$Ri_{JS_L^{a \leftarrow c}}$...	$Ri_{JS_L^{b \leftarrow a}}$	$Ri_{JS_L^{c \leftarrow a}}$
Marvel a	1	0	0	0	...	-	-
Gyro a	0	1	0	0	...	-	-
Pos_b	0	0	1	0	...	-	-
Pos_c	0	0	0	1	...	-	-
Lidar a	0	0	1	1	...	-	-
Pos_a	-	-	-	-	...	1	1

Décision guidée par les données

Isolation de défauts – apprentissage supervisé

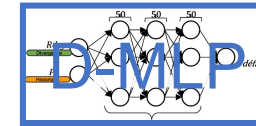
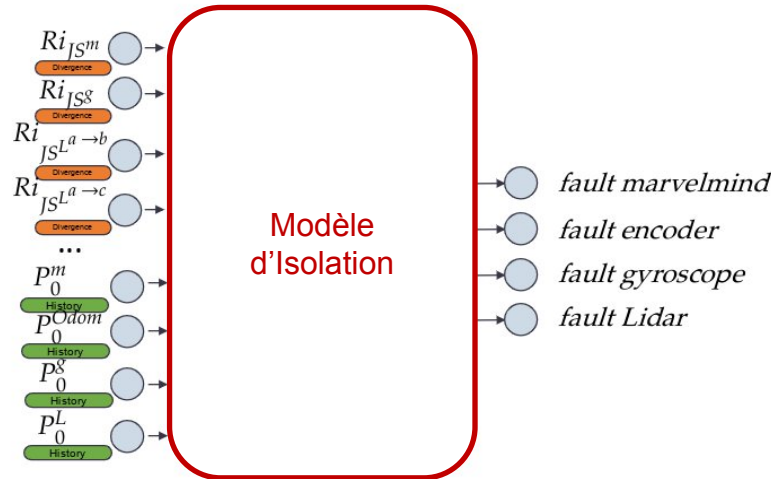
Étape de détection



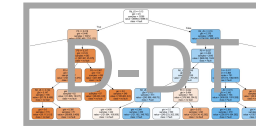
Étape d'isolation

$$P_0 = \frac{C_0}{C_0 + C_1}$$

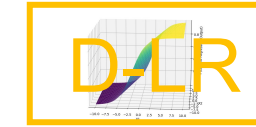
Probabilité préalable de l'hypothèse de non défaut



Capacité à modéliser des relations non linéaires complexes dans les données.



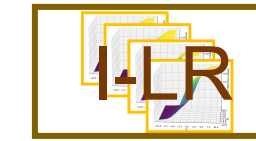
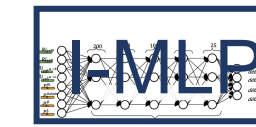
Apprentissage par partitionnement récursif



Fournit des résultats interprétables sous forme de rapports de probabilités relatives.

Centralisé

Fédéré

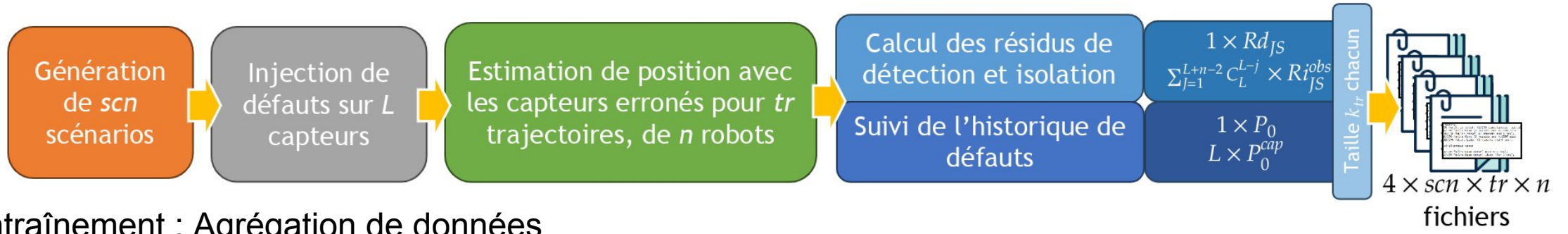


Centralisé

Fédéré

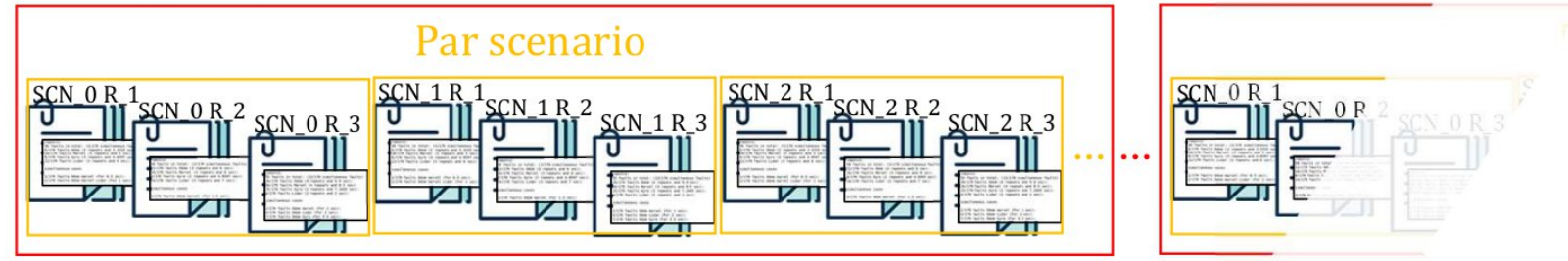
Décision guidée par les données

Préparation de la base de données

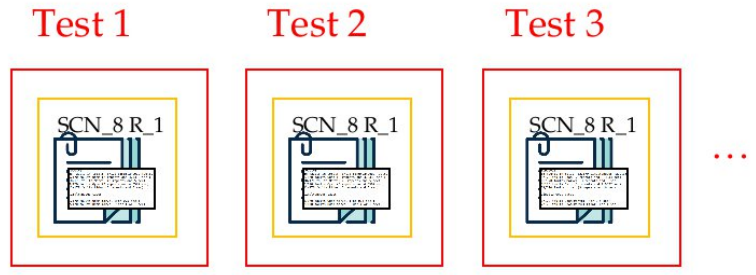


Entraînement : Agrégation de données

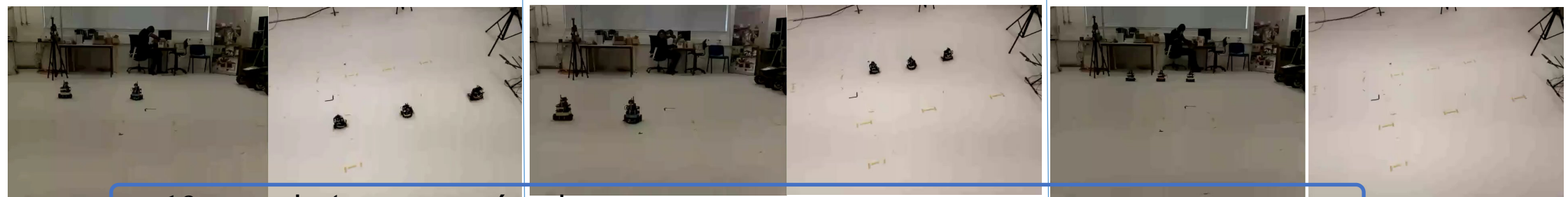
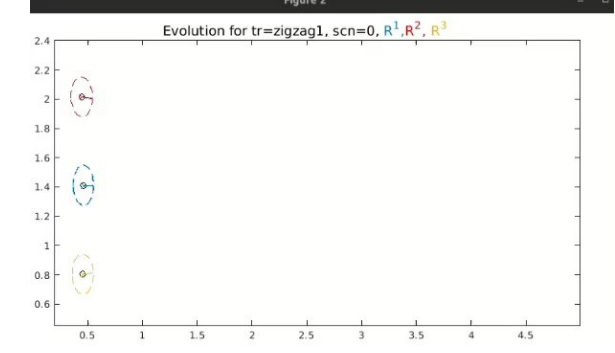
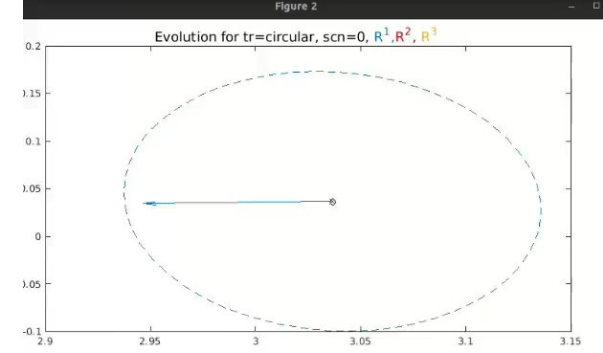
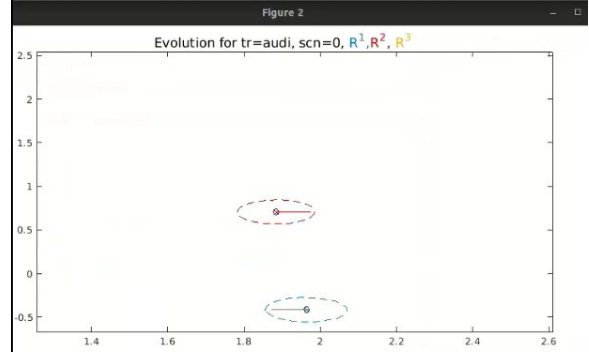
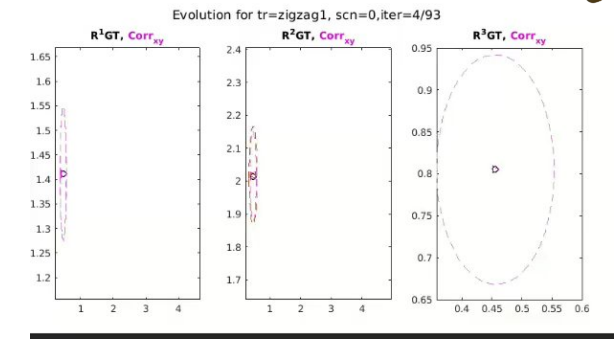
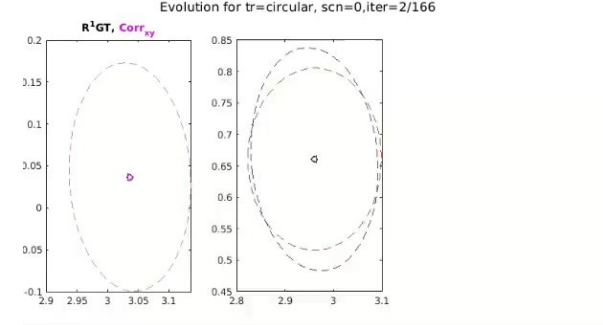
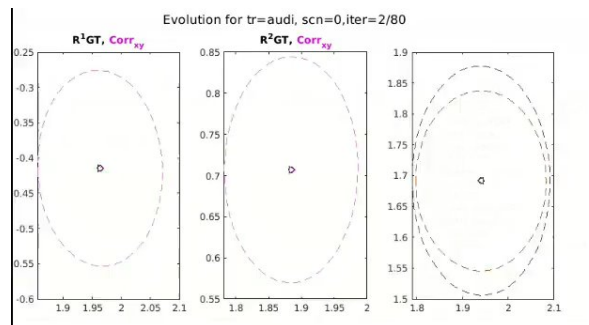
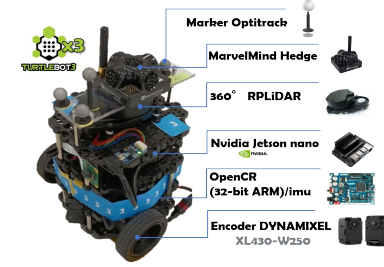
Par trajectoire



Tests : Par robot par scénario et par trajectoire



Trajectoires réelles enregistrés

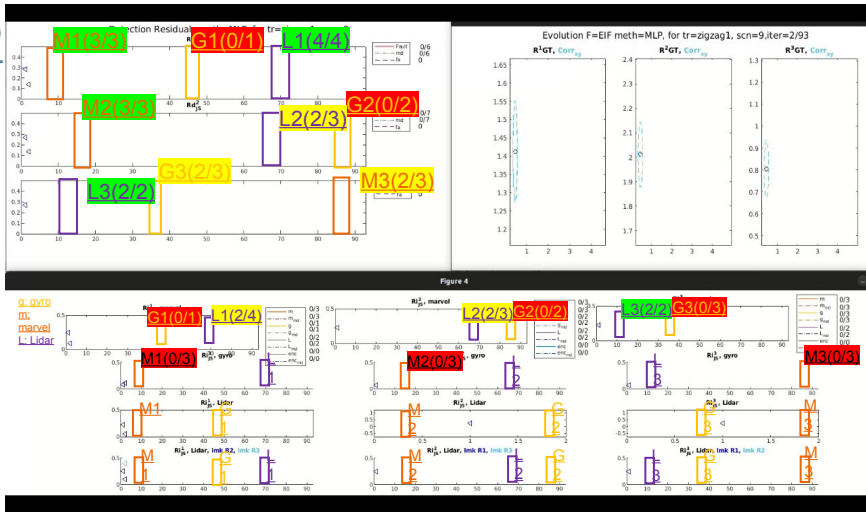


× 10 par robot = × 150 scénarios ~100 mètres et une durée de 16 minutes environ

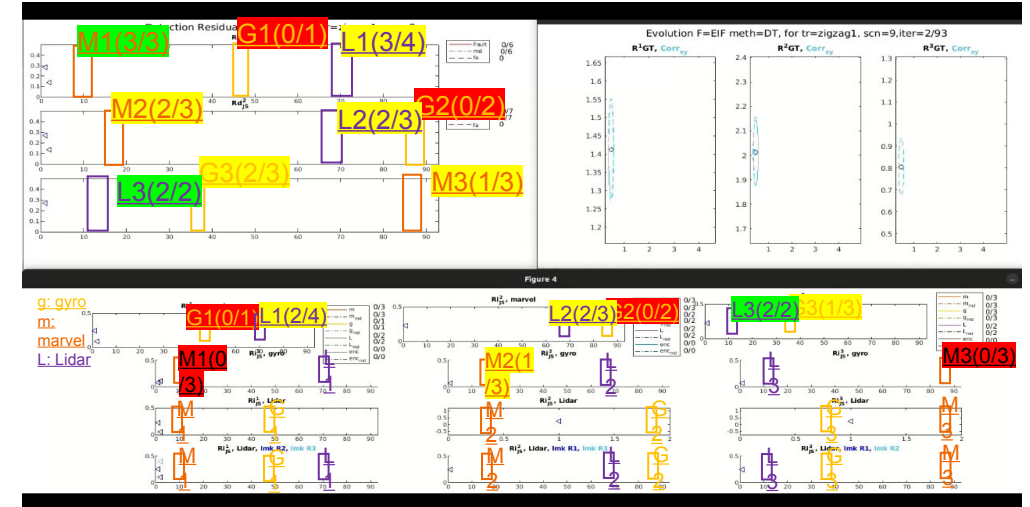


Trajectoires réelles après l'exclusion

MLP



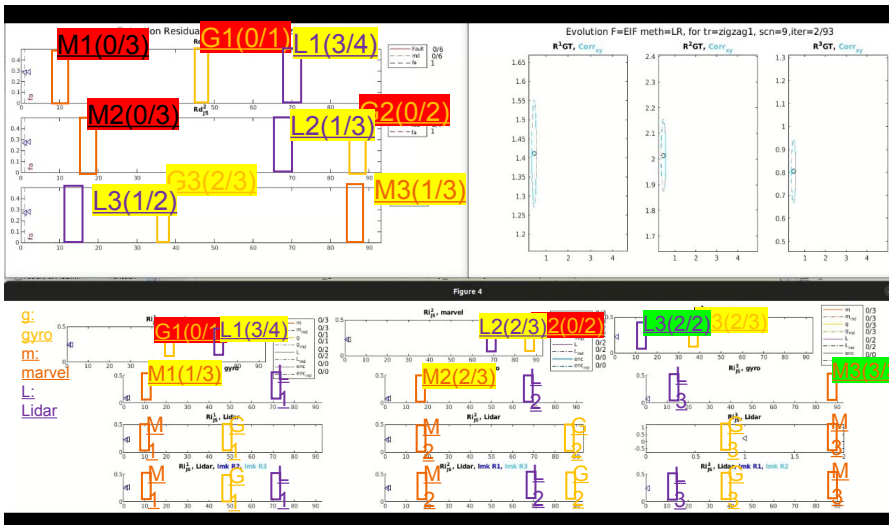
DT



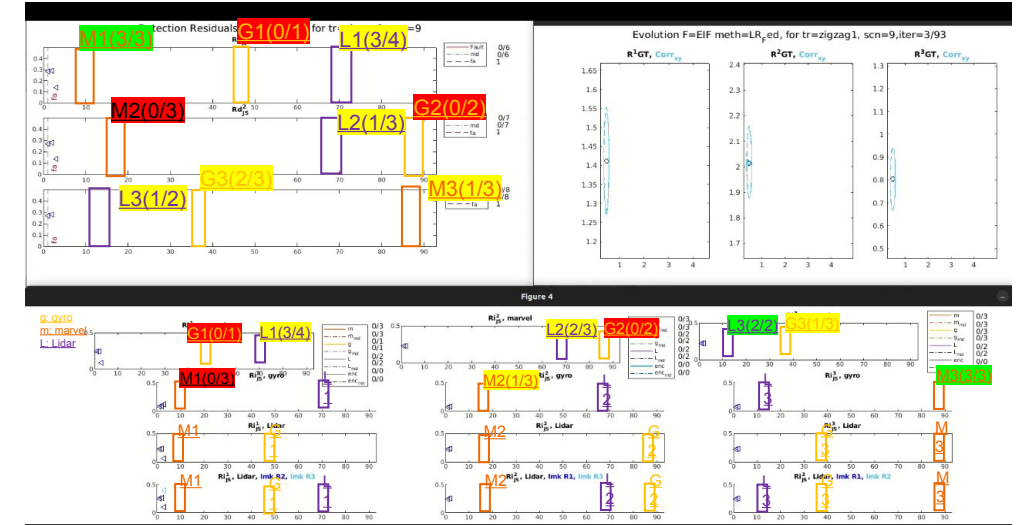
Taux important de fausse alarmes(31%), faible isolation de défauts(26%), bonne efficacité de détection (87%)

Diminution : 12.31% de taux de fausse alarmes, 16.67% du taux de détection, amélioration de 33.33% de l'isolation

LR-C



LR-f



Diminution : 68.42% de taux de fausse alarmes, 46.67% du taux de détection, amélioration de 46.67% de l'isolation

Diminution : 20% de taux de fausse alarmes, 20% de l'isolation, amélioration de 37.5% du taux de détection



Résultats :

Précision, temps et mémoire occupée

Metric	D-MLP R1	D-DT R1	D-LR-c R1	D-LR-f R1	D-MLP R2	D-DT R2	D-LR-c R2	D-LR-f R2	D-MLP R3	D-DT R3	D-LR-c R3	D-LR-f R3
Accuracy	0.806	0.817	0.838	0.860	0.817	0.817	0.91	0.913	0.6	0.645	0.860	0.881
F1-score	0.621	0.60	0.514	0.52	0.631	0.60	0.64	0.64	0.48	0.50	0.61	0.64

Metric	I-MLP R1	I-RF R1	I-LR-c R1	I-LR-f R1	I-MLP R2	I-RF R2	I-LR-c R2	I-LR-f R2	I-MLP R3	I-RF R3	I-LR-c R3	I-LR-f R3
Accuracy	0.95	0.94	0.94	0.94	0.946	0.924	0.935	0.943	0.935	0.946	0.9	0.924
F1-score	0.65	0.75	0.60	0.58	0.5	0.75	0.614	0.585	0.5	0.625	0.64	0.61

Model	Training Time	Memory
D-DT	0.013 sec	118.6 kB
D-MLP	16.957 sec	136.3 kB
D-LR-center	0.008 sec	849 B
D-LR-Feder	0.0035 sec	508 B

Model	Training Time	Memory
I-RF	0.0316 sec	237.7 kB
I-MLP	87.043 sec	962.7 kB
I-LR-center	1.079 sec	2.2 kB
I-LR-Feder	0.0695 sec	1.4 kB

Temps :
 Préparation :
 génération de données : 108 sec
 Temps de formation : minimum
 Exécution :
 ~86% de diminution par rapport au modèle

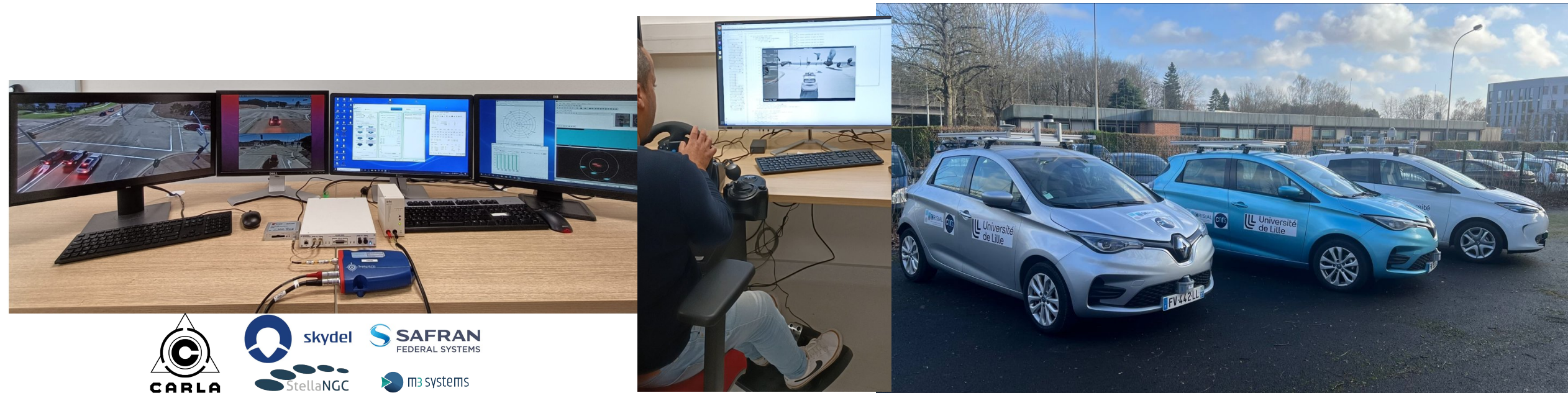


Conclusion:

- Amélioration de la détection de défauts par seuil adaptative tiré des données,
- Diminution de la dépendance à la modélisation du système et impact des erreurs de modélisation (hypothèses inexactes, simplification excessive...),
- Réduction de l'impact de la propagation des erreurs,
- Amélioration de la sécurité de partage en adoptant des modèles fédérés pour la détection et l'isolation,
- Test et validation sur des données réelles

Plateforme Expérimentale : *Systemes de localisation multi-véhicules dans des environnements réels et simulés.*

Génération de bases de données avec injection de défauts capteurs



Diagnostic de défauts capteurs utilisant la théorie de l'information et l'apprentissage : Application à la robotique mobile

Équipe ToSyMA - Laboratoire CRIStAL
Zaynab EL MAWAS, Cindy CAPPELLE, Maan EL BADAoui EL NAJJAR
zaynab.elmawas@univ-lille.fr