



Vers un SLAM 3D pour l'exploration karstique

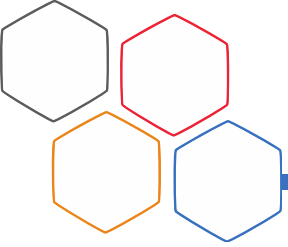
Yohan Breux

Journée GT2 Robotique Marine/Sous-marine
13/10/2021



UNIVERSITÉ DE
MONTPELLIER



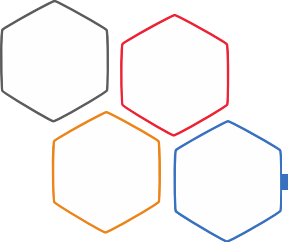


Objectif

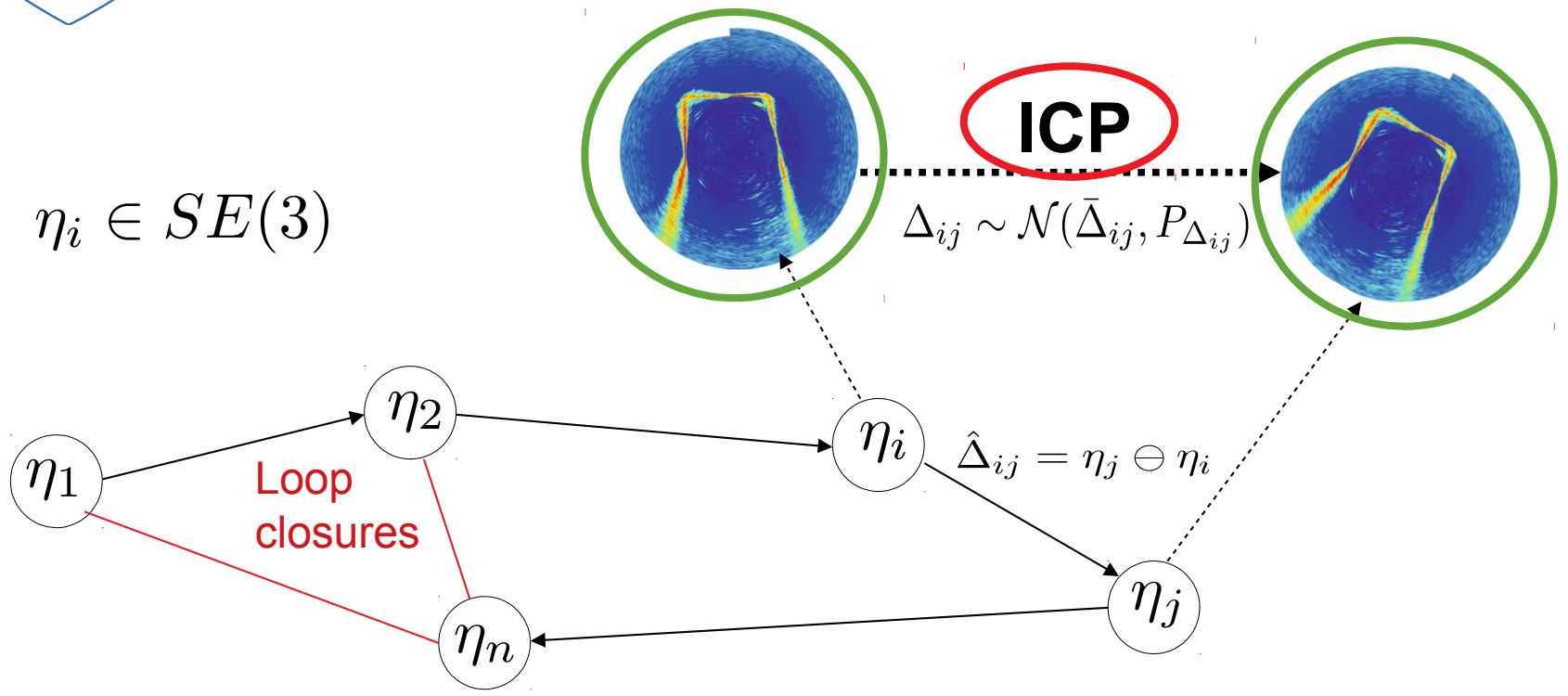
Permettre à un robot de naviguer et de cartographier un karst aquifère

Contraintes :

- Visibilité dans l'eau non garantie
 - Utilisation de sonars acoustiques
- Le câble de communication du robot peut facilement se bloquer
 - Navigation autonome

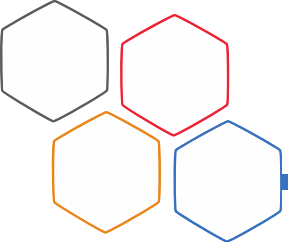


Localisation et Cartographie (SLAM)

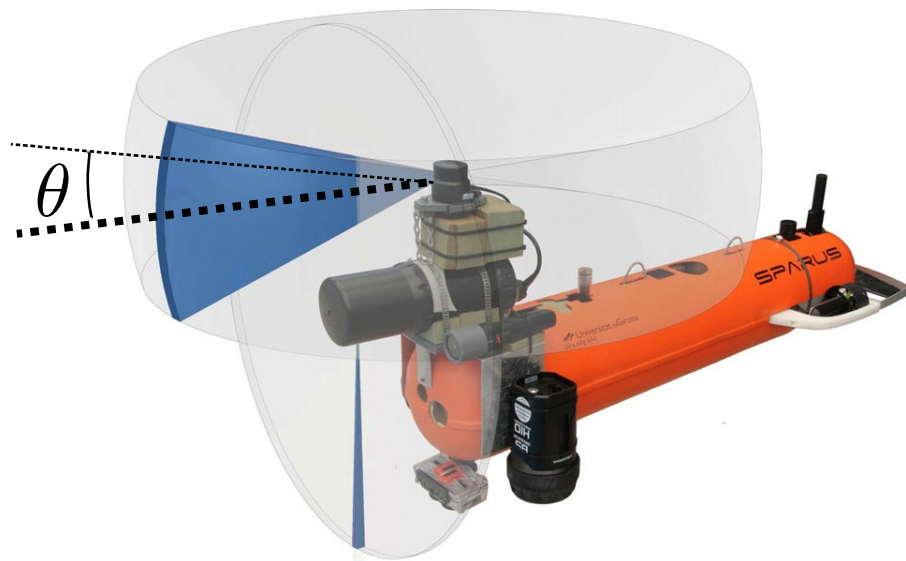


$$H = [\eta_1 \quad \dots \quad \eta_n]$$

$$H^* = \arg \min_{H \in SE(3)^n} \sum_{i,j} \left(\Delta_{ij} - \hat{\Delta}_{ij} \right)^T P_{\Delta_{ij}}^{-1} \left(\Delta_{ij} - \hat{\Delta}_{ij} \right)$$



Sonar acoustiques (MSIS)



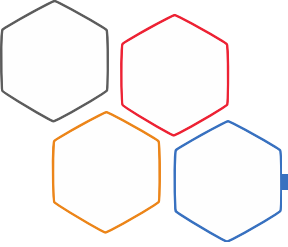
Extracted from Mallios, A.; Ridao, P.; Ribas, D.; Carreras, M.; Camilli, R. Toward autonomous exploration in confined underwater environments. J. Field Robot. 2016, 33, 994–1012.



Sonar à faisceau large permettant d'avoir une zone de recouvrement entre deux scans consécutifs.



Angle d'élévation θ inconnu et donc perte de l'information 3D



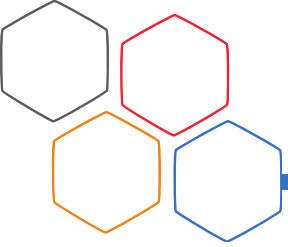
Contribution : Estimation des angles d'élévations

Idée :

- Exploiter l'information apportée par le **sonar vertical** (faisceau fin) afin d'avoir une **estimation stochastique de la surface du karst**.
- **Inférer** à partir de la surface estimée les distributions de probabilités des angles d'élévations liées aux mesures du **sonar horizontal** (faisceau large)

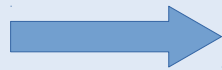
Plus de détail dans l'article de journal :

Breux Y and Lapierre L (2020) Elevation angle estimations of wide-beam acoustic sonar measurements for autonomous underwater karst exploration. Sensors 20(14): 4028.



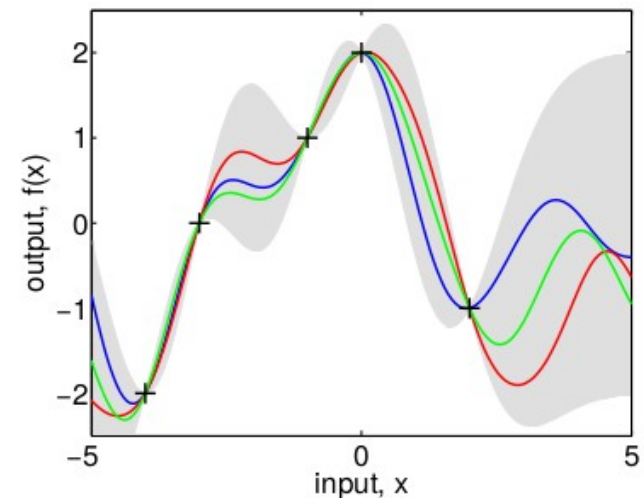
Estimation de surface par Processus Gaussien

Processus Gaussien¹ : Ensemble de variables aléatoires tel que chaque sous-ensemble fini a une distribution jointe Gaussienne.

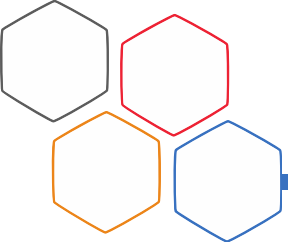


Décrit une distribution sur les fonctions

- Les connaissances a-priori sur la fonction à estimer sont encodées par **des noyaux (Kernels)**
- **Les noyaux** sont des fonctions particulières (symétriques positives définies) qui mesurent la similarité entre deux points de données.



¹Williams, C.; Rasmussen, C.E. Gaussian processes for machine learning. In Summer School on Machine Learning; Springer: Berlin/Heidelberg, Germany, 2006; Volume 2.



Modélisation de la surface

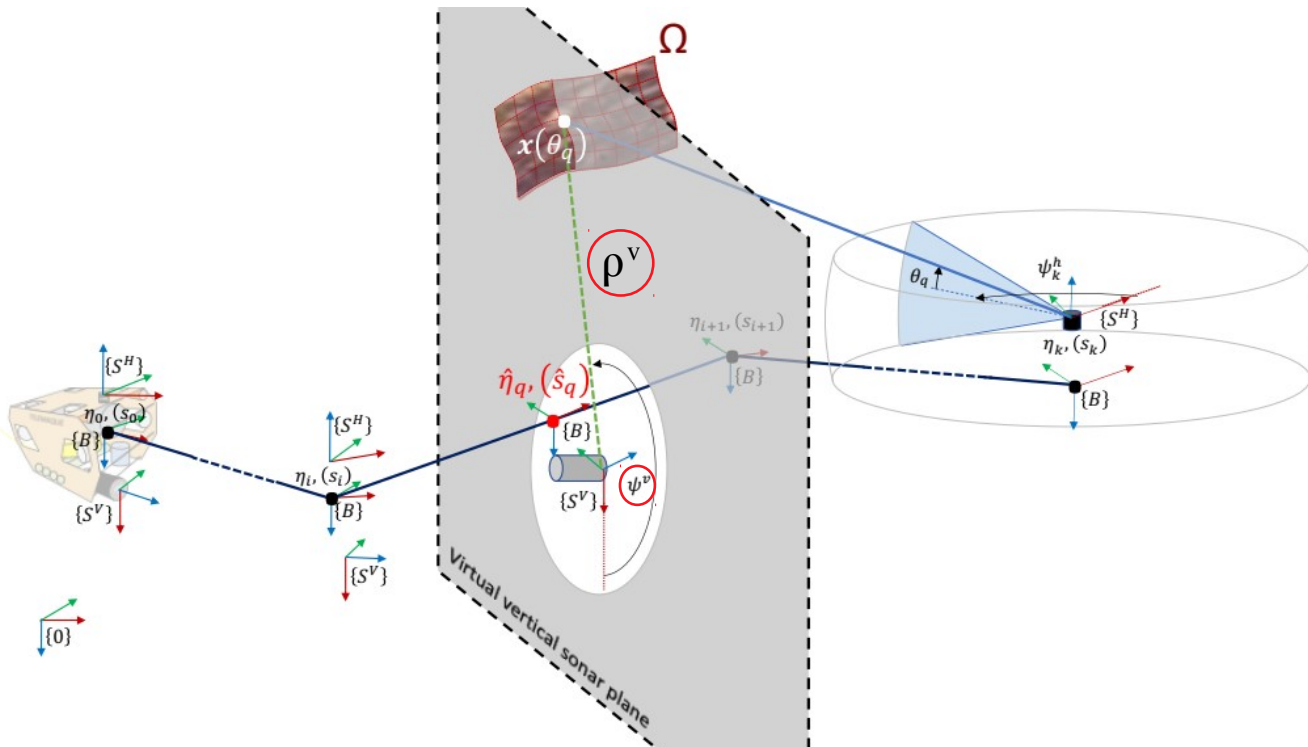
- Paramétrisation pseudo-cylindrique de la surface où chaque point est paramétrisé **comme s'il avait été virtuellement observé par le sonar vertical** :

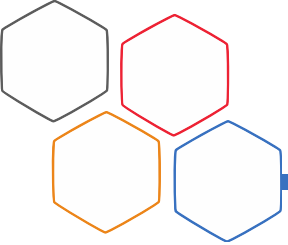
$$f(s, \psi^v) + \epsilon = \rho^v \sim \mathcal{N}(\bar{\rho}, \sigma_\rho^2)$$

$$f \sim \mathcal{GP}, \epsilon \sim \mathcal{N}(0, \sigma_n^2)$$

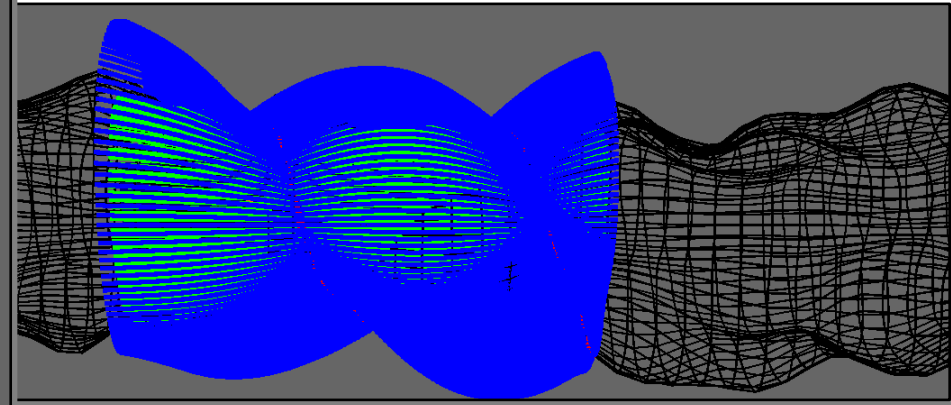
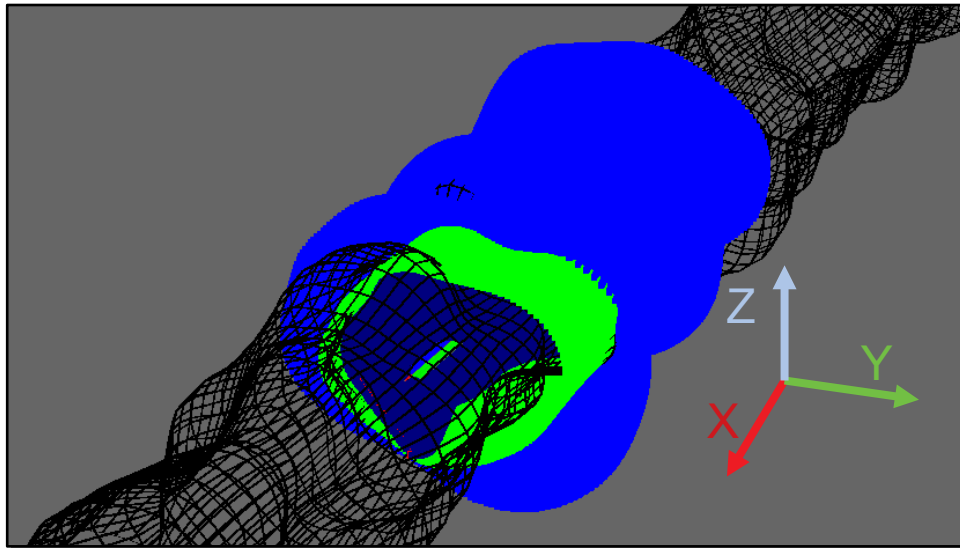
ψ^v est l'angle de rotation du sonar

s est l'abscisse curviligne le long de la trajectoire calculé à partir d'une métrique Riemannienne de SE(3).

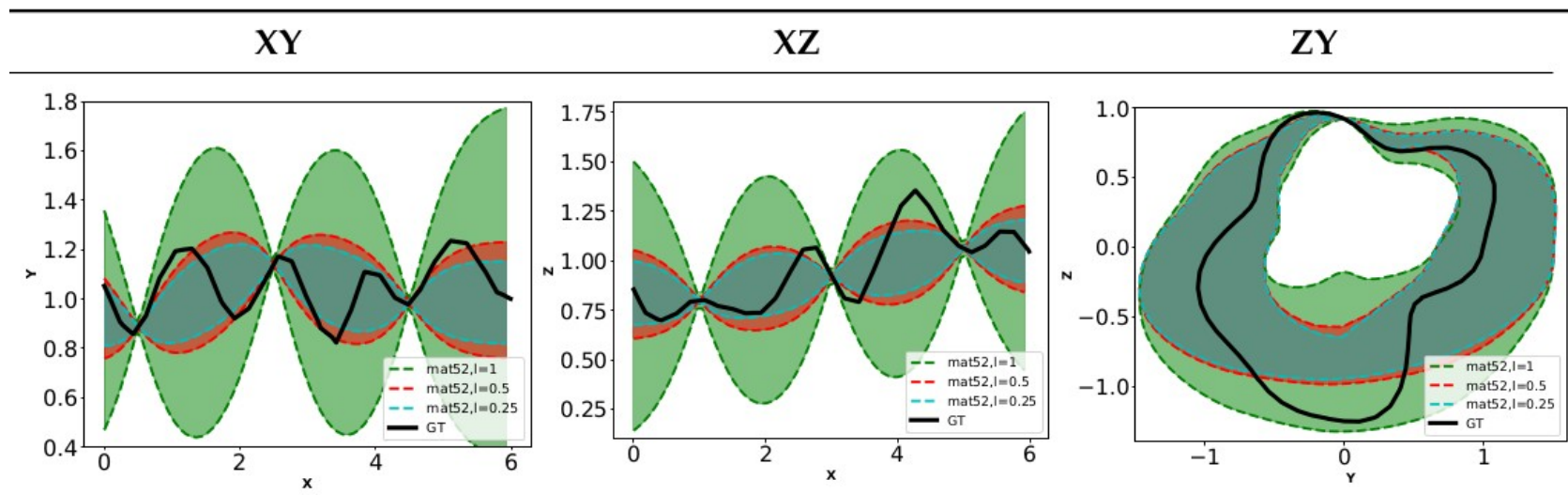


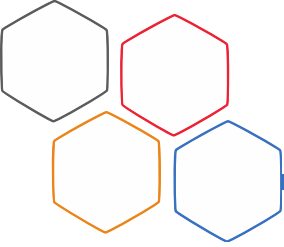


Exemple de surface estimée



Coupe selon différents plan

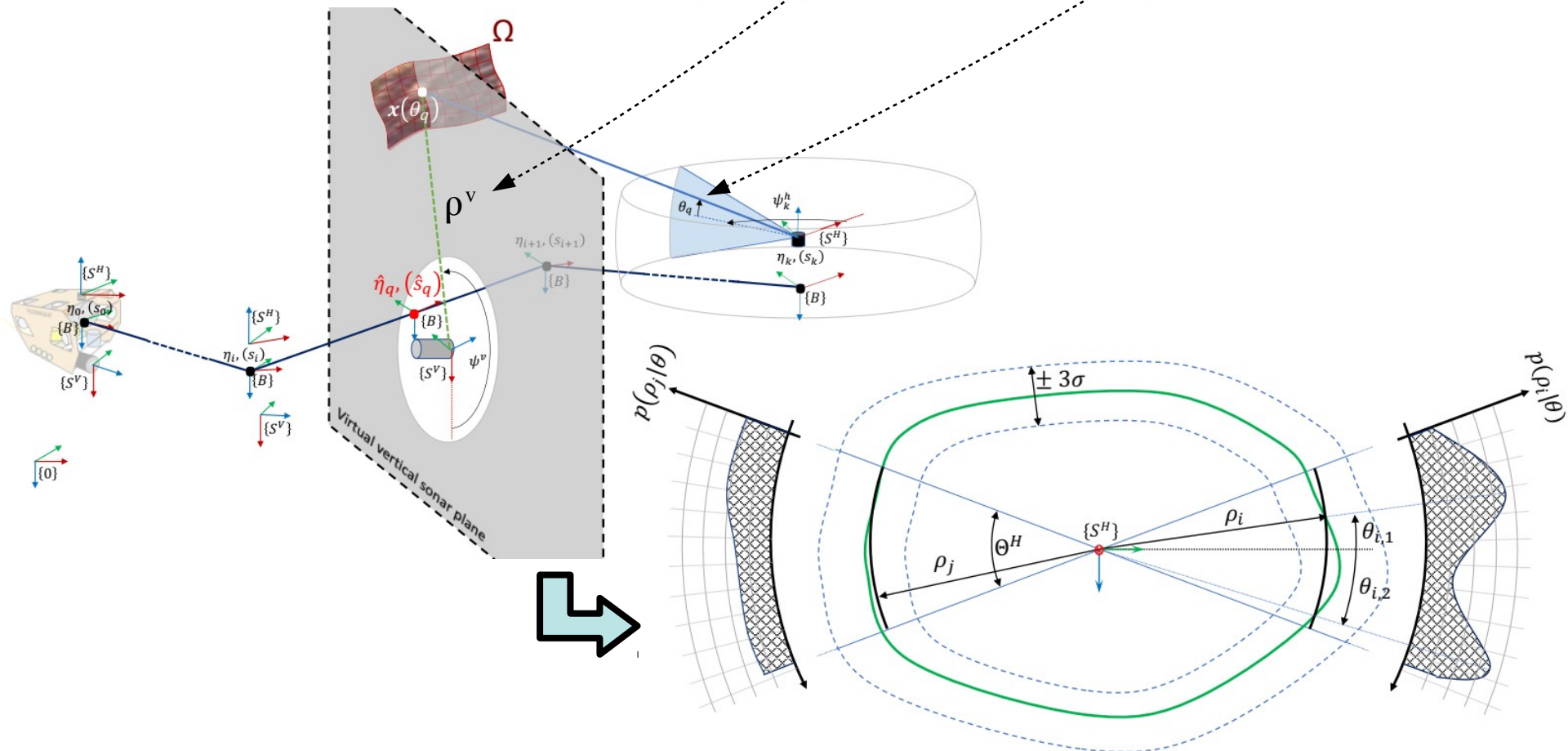


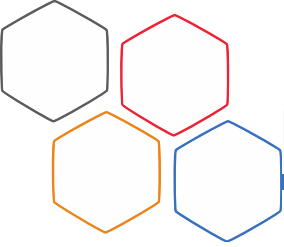


Estimation des angles d'élévations

Estimation par **Maximum de Vraisemblance** des angles moyens :

$$\hat{\theta} = \arg \max_{\theta \in \Theta^H} p(\hat{\rho}^v | f, \psi_k^h, \rho_k^h, \eta_{\sigma_h(k)}, \theta)$$





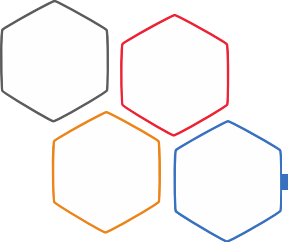
Distributions des angles d'élévations

- θ suit une loi Beta de paramètres α, β défini sur $[-b/2, b/2]$ (b étant l'ouverture angulaire du faisceau) :

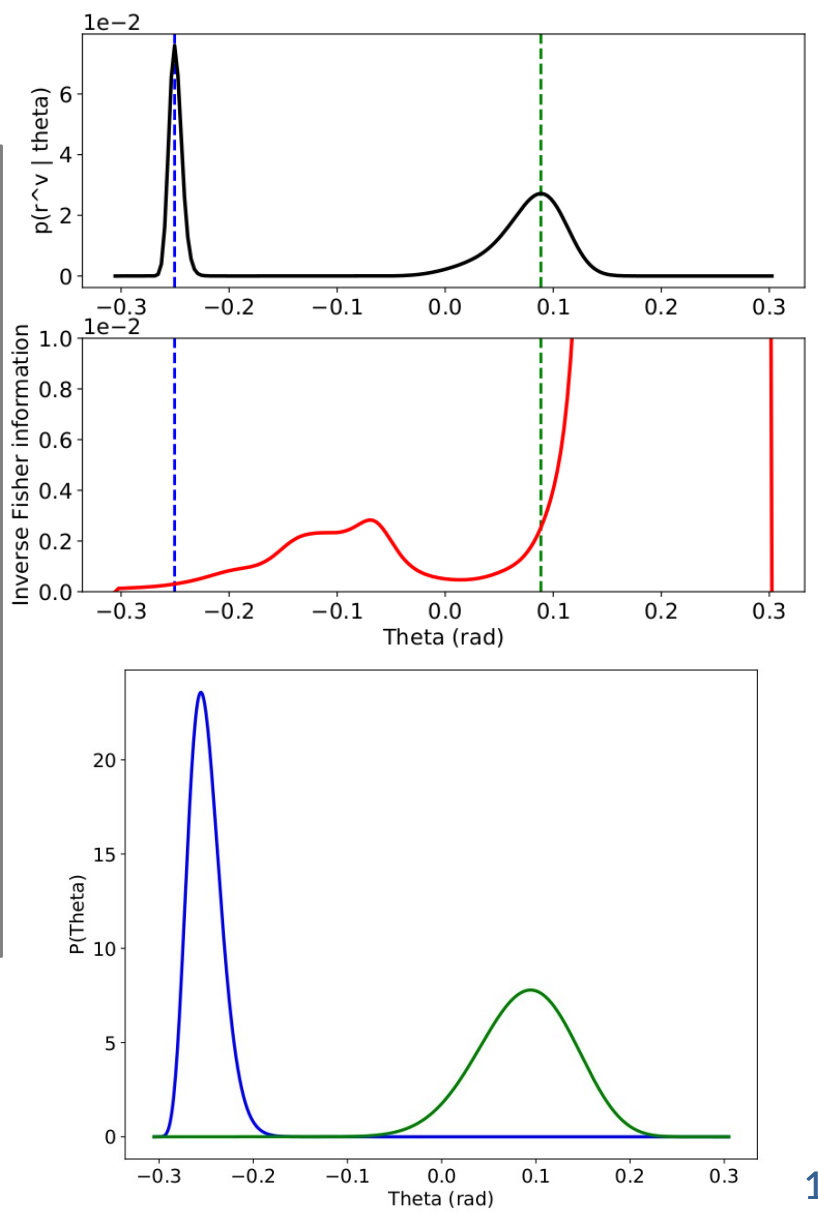
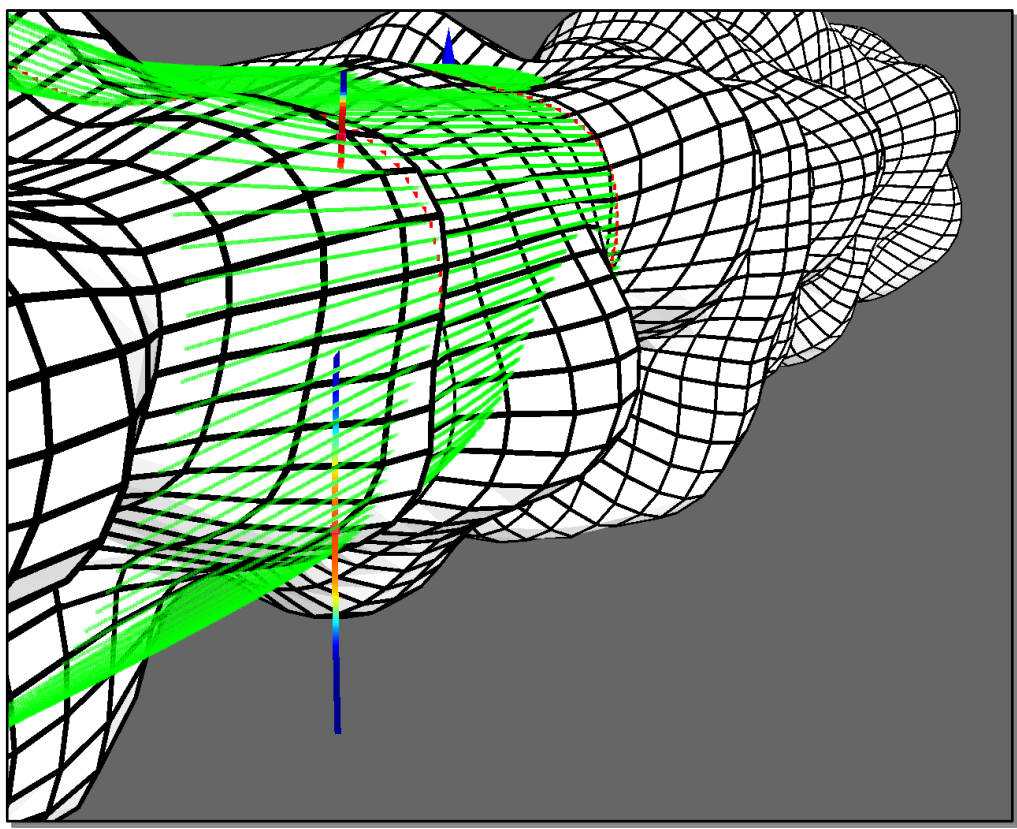
$$f(\theta; \alpha, \beta, b) = \frac{\Gamma(\alpha + \beta)}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)} \frac{(\theta + \frac{b}{2})^{\alpha-1} (\frac{b}{2} - \theta)^{\beta-1}}{b^{\alpha+\beta-1}}$$

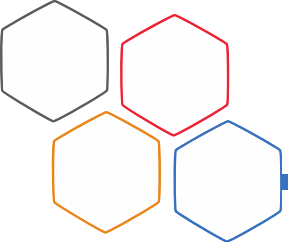
- Variance σ obtenue par l'inverse de l'information de Fisher

$$\mathcal{I}(\theta) = -E\left(\frac{\partial^2 \ln(p(\rho^v|\theta))}{\partial \theta^2} \middle| \theta\right) \implies \sigma_{\theta}^2 = \frac{\sigma_{\rho^v}^2(\bar{\theta})}{2\left(\frac{\partial \sigma_{\rho^v}}{\partial \theta} \middle|_{\bar{\theta}}\right)^2 + \left(\frac{\partial \rho^v}{\partial \theta} \middle|_{\bar{\theta}}\right)^2}$$



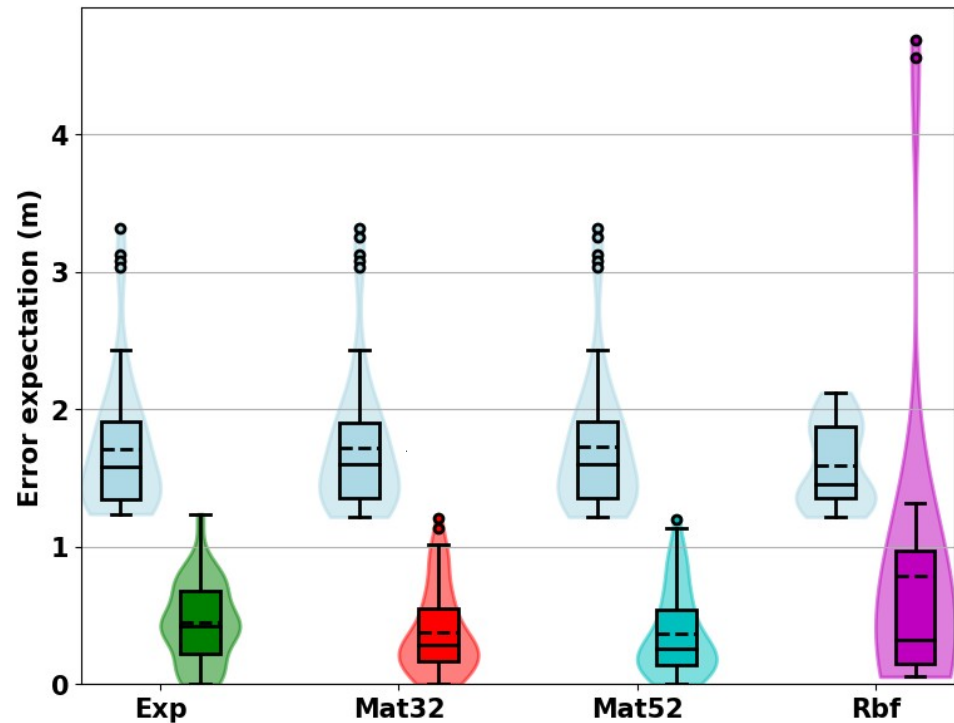
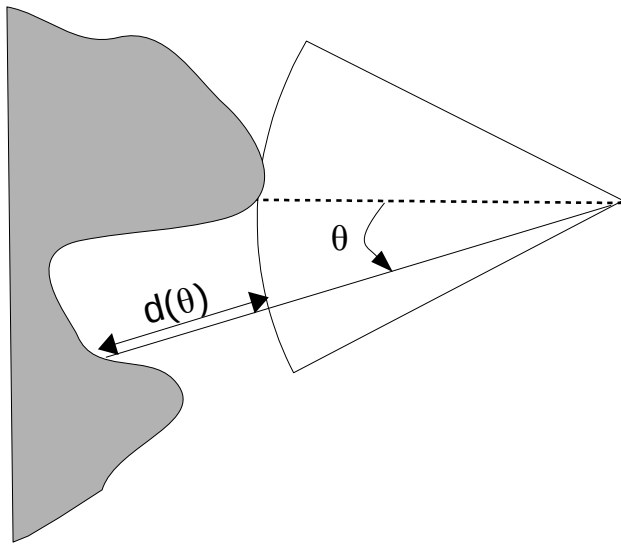
Example

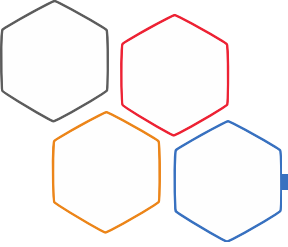




Résultats

Evaluation par l'espérance de la distance d'un point du faisceau à la surface de l'environnement dans le cas d'une distribution uniforme et avec les distributions obtenues par notre approche.





ICP probabiliste : pIC

- pIC¹ (**Probabilist Iterative Correspondence**) : Version probabiliste de l'ICP prenant en compte les incertitudes liées aux positions des points et de la transformation initiale (distributions gaussiennes)

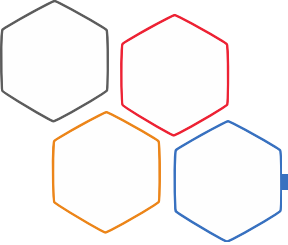
Distance Euclidienne ($\mathbf{e}^T \mathbf{e}$) → Distance de Mahalanobis ($\mathbf{e}^T \Sigma \mathbf{e}$)

- Permet de prendre en compte les erreurs odométriques durant l'acquisition d'un scan complet (peut prendre plusieurs secondes)
- Application 2D pour la localisation dans les caves sous-marines avec sonars acoustiques^{2,3}

¹Montesano L, Minguez J and Montano L (2005) Probabilistic scan matching for motion estimation in unstructured environments. In: 2005 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. IEEE, pp. 3499–3504.

²Mallios A, Ridao P, Ribas D and Hernández E (2014) Scan matching slam in underwater environments. *Autonomous Robots* 36(3): 181–198.

³Mallios A, Ridao P, Ribas D, Carreras M and Camilli R (2016) Toward autonomous exploration in confined underwater environments. *Journal of Field Robotics* 33(7): 994–1012.



Contributions : MpIC¹

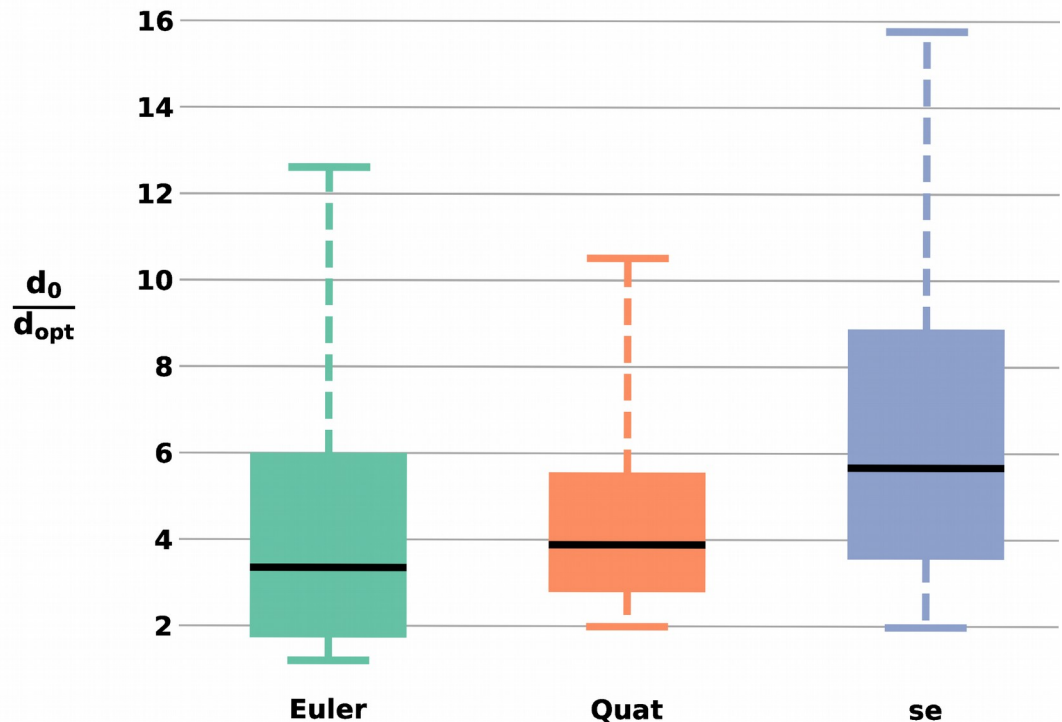
Optimisation sur la variété SE(3) / covariance sur la transformation finale après optimisation également obtenue en closed-form (Géométrie différentielle sur variété Riemanienne).

$$d_{opt} = d(\mathbf{q}_{opt}, \hat{\mathbf{q}}) = \sqrt{\log(\mathbf{q}_{opt} \ominus \hat{\mathbf{q}})^T \mathbf{G} \log(\mathbf{q}_{opt} \ominus \hat{\mathbf{q}})}$$
$$d_0 = d(\bar{\mathbf{q}}^{(0)}, \hat{\mathbf{q}})$$
$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_3 & 0 \\ 0 & 2\mathbf{I}_3 \end{bmatrix}$$

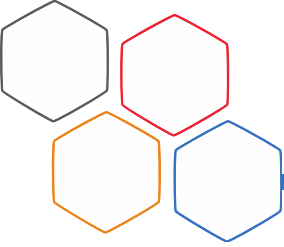
\mathbf{q}_{opt} : Pose relative obtenue par pIC

$\hat{\mathbf{q}}$: Pose relative vérité terrain

$\bar{\mathbf{q}}^{(0)}$: Pose relative initiale (eg. obtenue par l'odométrie)



¹Yohan Breux, André Mas, Lionel Lapierre.
On-manifold Probabilistic ICP : Application to Underwater Karst
Exploration. 2021. ([hal-03182013v3](https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-03182013v3))



Approximation gaussienne

Coords sphérique dans le repère sonar :

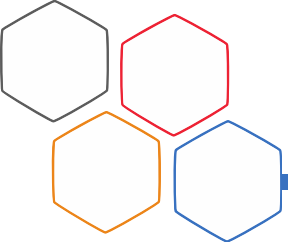
$$\bar{\mathbf{p}}^L = \bar{\rho} \begin{bmatrix} E(\cos \phi)E(\cos \theta) \\ E(\sin \phi)E(\cos \theta) \\ E(\sin \theta) \end{bmatrix} \quad \Sigma_{p^L} = E(\mathbf{p}^L \mathbf{p}^{L^T}) - \bar{\mathbf{p}}^L \bar{\mathbf{p}}^{L^T}$$

On obtient des expressions en closed-form :

$$E(\cos \theta) = \sum_{n=0}^{+\infty} \frac{(-1)^n}{2n!} \left(\frac{b}{2}\right)^{2n} {}_2F_1(-2n, \alpha, \alpha + \beta; 2)$$
$$E(\sin \theta) = \frac{-b}{2} \sum_{n=0}^{+\infty} \frac{(-1)^n}{2n+1!} \left(\frac{b}{2}\right)^{2n} {}_2F_1(-2n-1, \alpha, \alpha + \beta; 2)$$

Reste à l'ordre N (bornes indépendantes des paramètres β des V.A. θ)

$$|R_N(E(\cos \theta))| \leq \frac{1}{(2N)!} \left(\frac{3b}{2}\right)^{2N} \cosh\left(\frac{3b}{2}\right)$$
$$|R_N(E(\sin \theta))| \leq \frac{1}{(2N+1)!} \left(\frac{3b}{2}\right)^{2N+1} \sinh\left(\frac{3b}{2}\right)$$



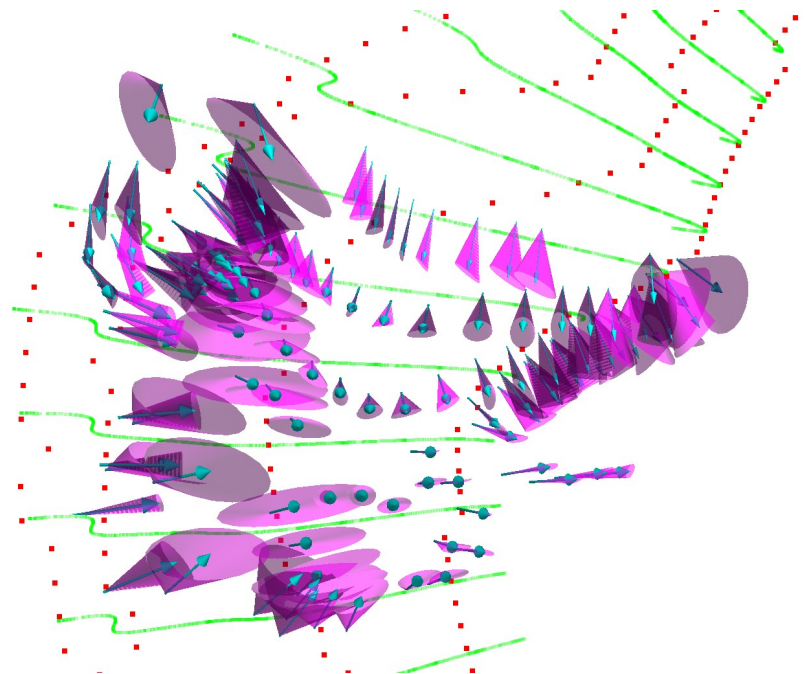
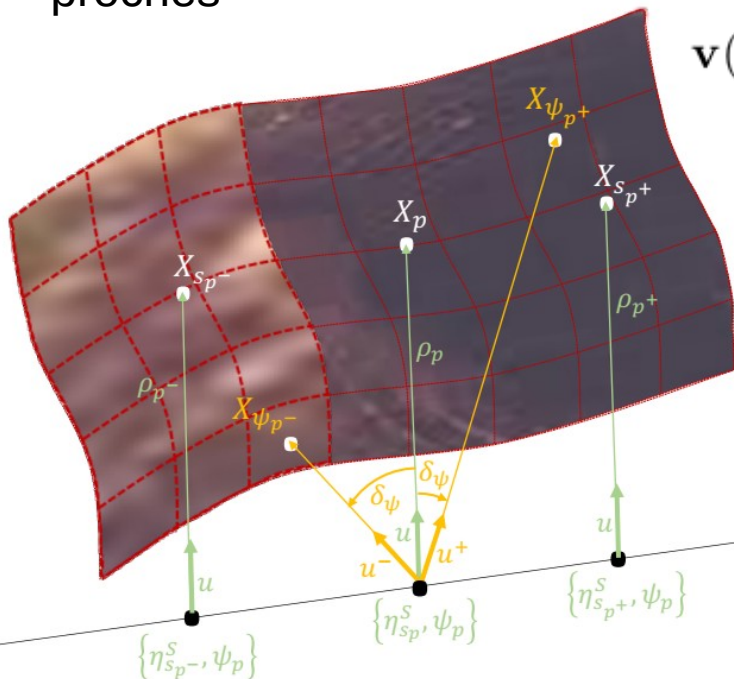
Calcul des Normal

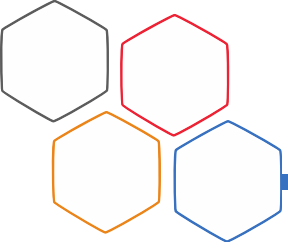
Nuage de points (scan) peu dense

→ Approche classique par régression planaire locale non applicable

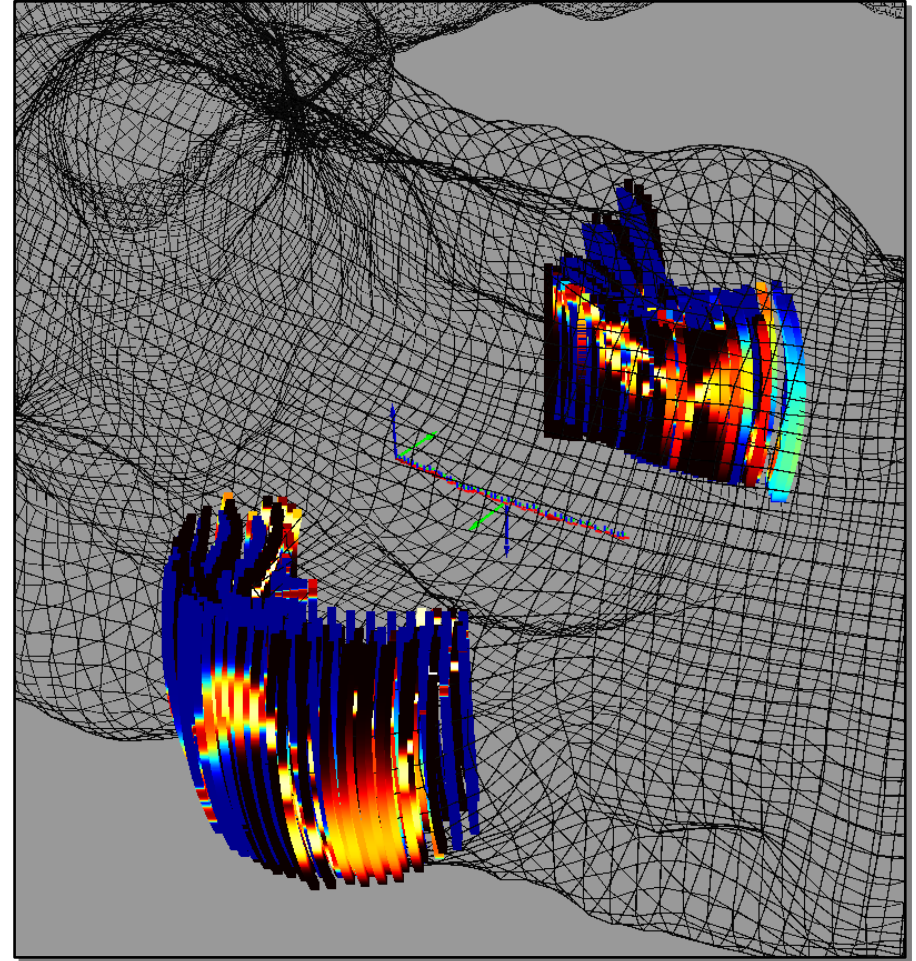
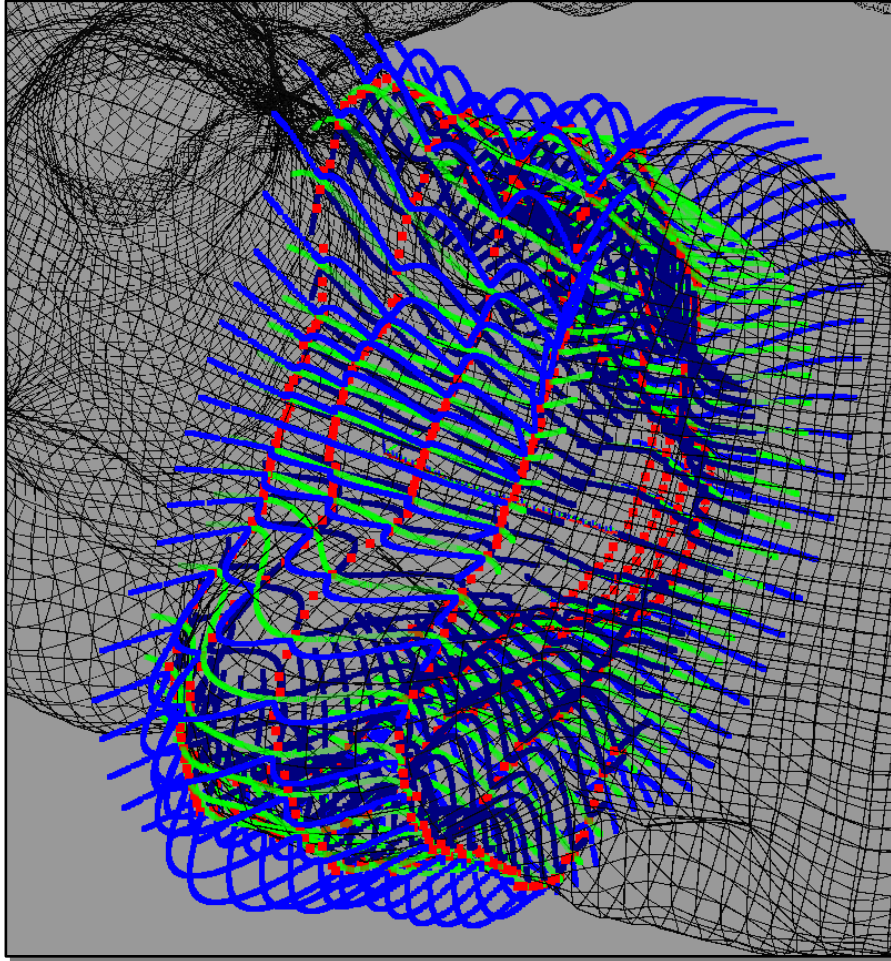
Solution : Exploiter la surface estimée par GP en échantillonnant des points proches

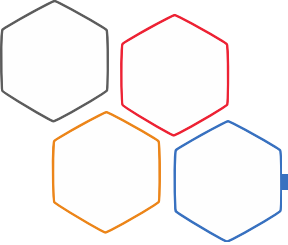
$$\mathbf{v}(\mathbf{X}_p) = (\mathbf{X}_{s_p^+} - \mathbf{X}_{s_p^-}) \times (\mathbf{X}_{\psi_p^+} - \mathbf{X}_{\psi_p^-})$$
$$\sim \mathcal{N}(\bar{\mathbf{v}}(\mathbf{X}_p), \Sigma_v(\mathbf{X}_p))$$





Résultats : Simulation





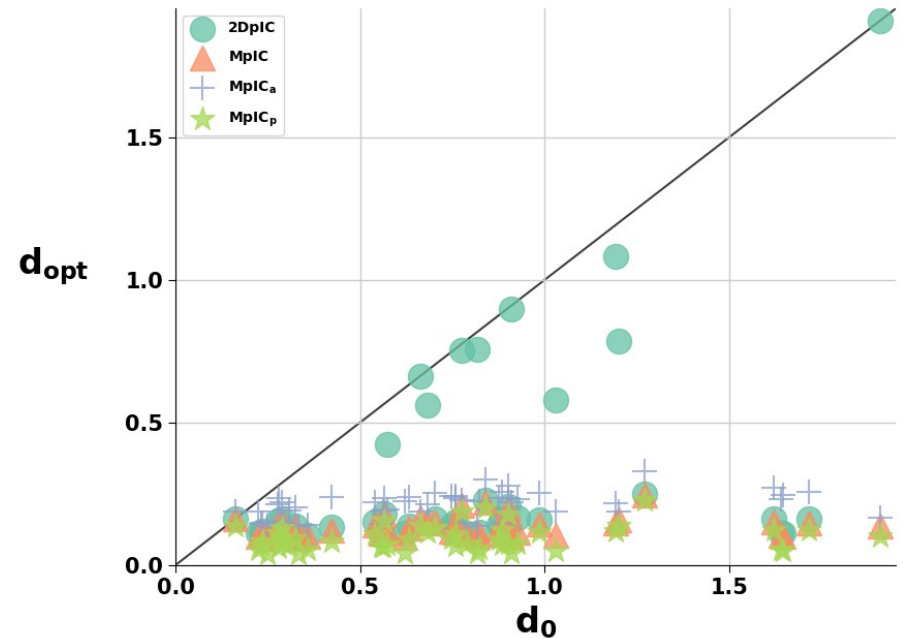
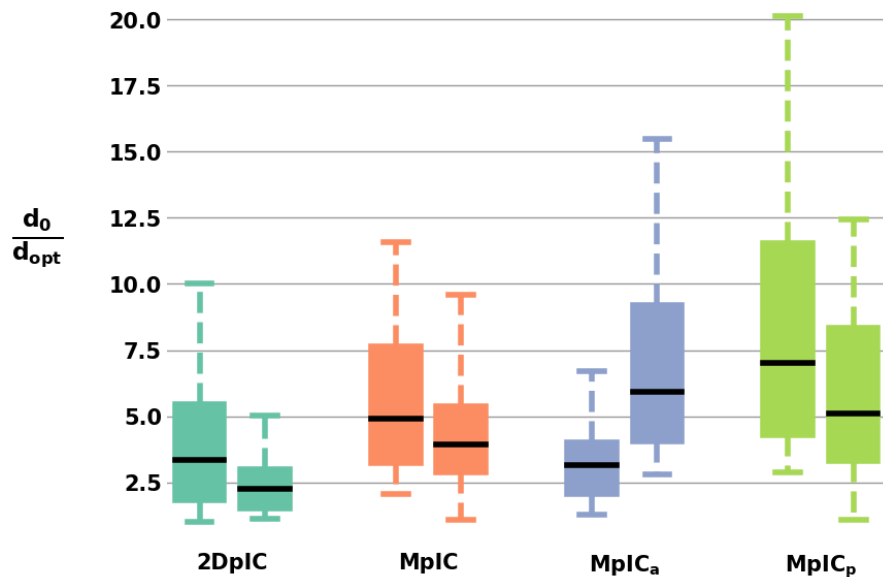
Résultats : Simulation

2DpIC : 2D State-of-the-art pIC^{1,2}

MpIC : *point-to-point* On-Manifold pIC (notre contribution)

MpIC_a : MpIC + prise en compte distribution uniforme

MpIC_p : *point-to-plane* On-Manifold pIC



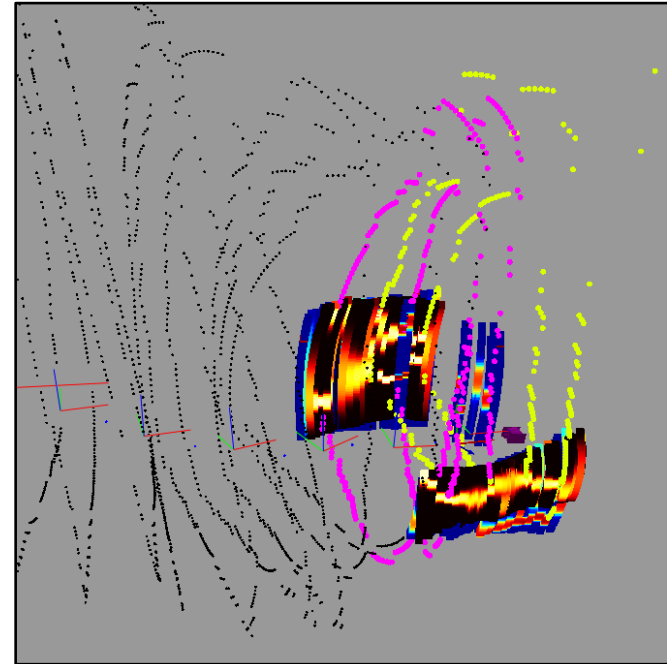
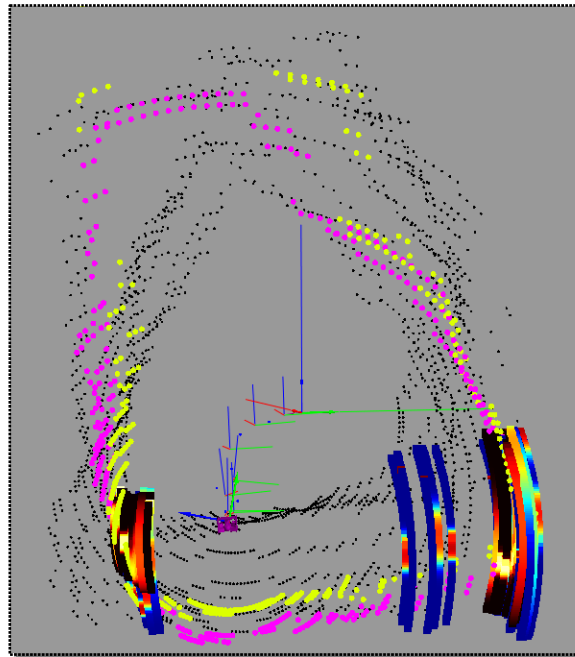
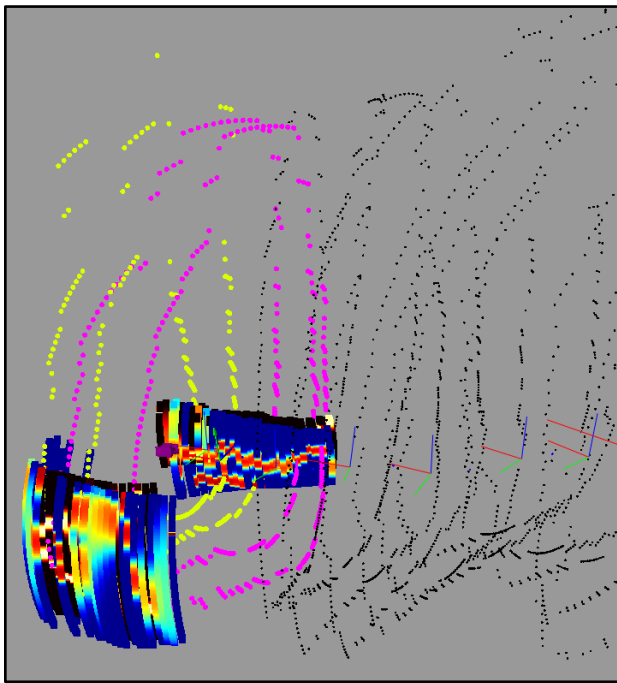
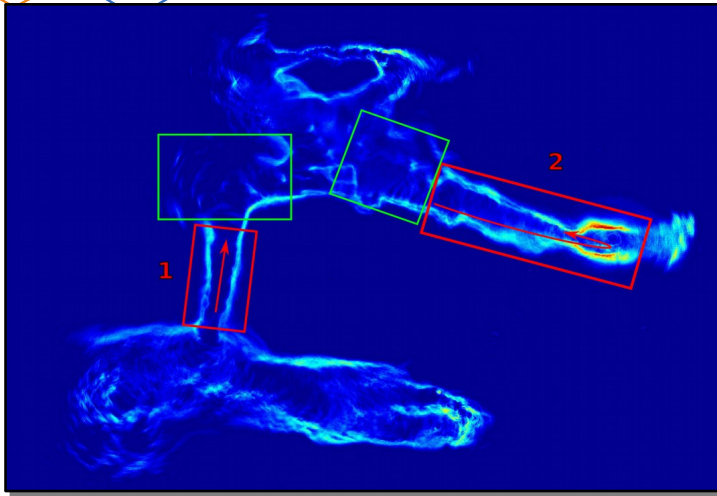
¹Mallios A, Ridao P, Ribas D and Hernández E (2014) Scan matching slam in underwater environments. Autonomous Robots 36(3): 181–198.

³Mallios A, Ridao P, Ribas D, Carreras M and Camilli R (2016) Toward autonomous exploration in confined underwater environments. Journal of Field Robotics 33(7): 994–1012

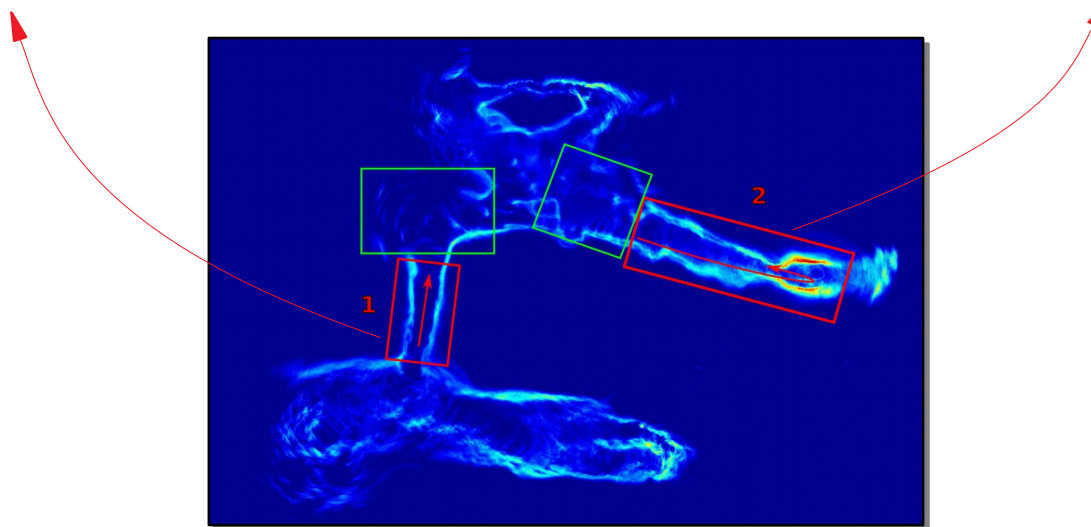
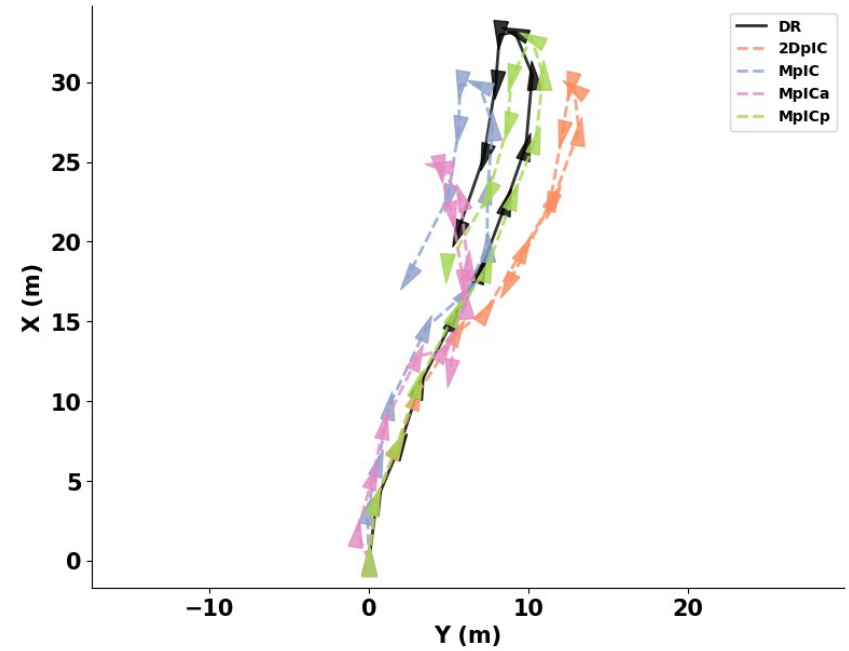
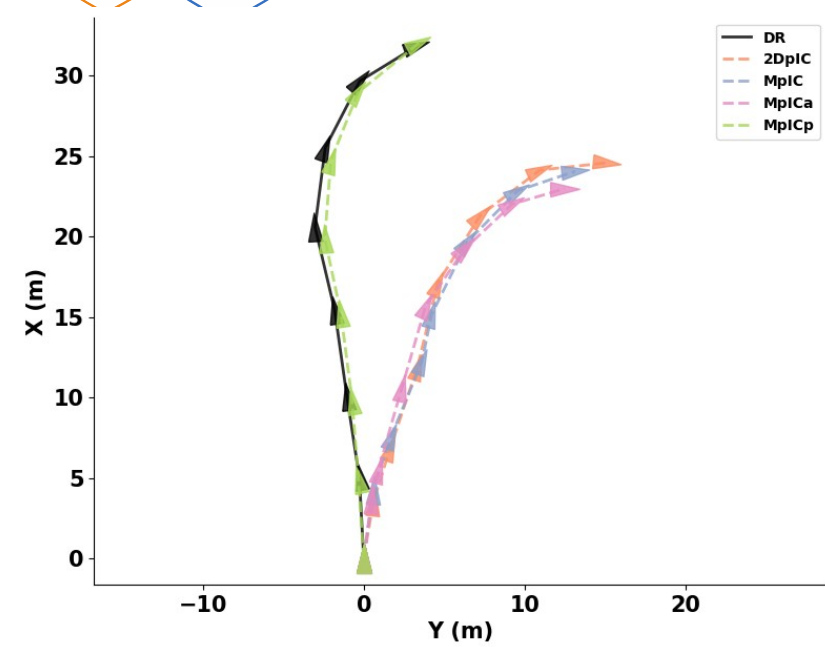
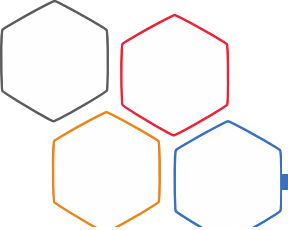
Résultats : Girona Dataset¹

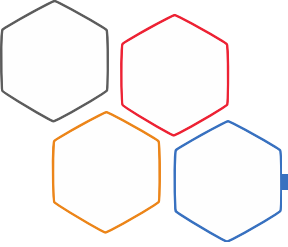
Coves de Cala viuda, Costa Brava, Spain

¹Mallios A, Ridao P, Ribas D, Carreras M and Camilli R (2016) Toward autonomous exploration in confined underwater environments.
Journal of Field Robotics 33(7): 994–101



Résultats : Girona Dataset¹





Travaux en cours

- Généralisation aux cas (courant !) où seule une petite partie de la paroi est observable
 - Prise en compte des mesures hors-range qui correspondent à des données censurées en statistique
- Intégration et Expérimentation dans un framework GraphSLAM
- Améliorations :
 - pIC sans approximation gaussienne
 - Incertitude sur la pose exprimée directement dans l'algèbre de Lie **se(3)**

Références des travaux présentés :

Breux Y and Lapierre L (2020) Elevation angle estimations of wide-beam acoustic sonar measurements for autonomous underwater karst exploration. Sensors 20(14): 4028

Yohan Breux, André Mas, Lionel Lapierre.

On-manifold Probabilistic ICP : Application to Underwater Karst Exploration. 2021.

[⟨hal-03182013v3⟩](#) (preprint. Soumis à IJRR)