Illustrations de travaux de recherche en positionnement dynamique



Valérie RENAUDIN AME / GEOLOC

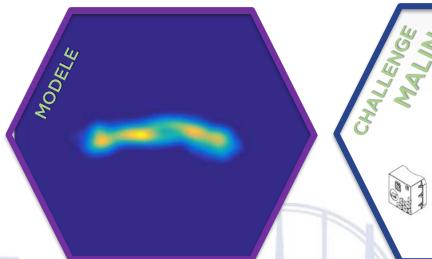












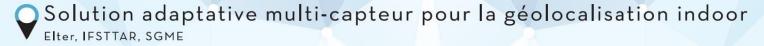






### **Challenge MALIN - Projet CyborgLoc**





PERSY: Les bruits et les

estimés par l'analyse de la

biais de mesures des

capteurs PERSY sont

Unité de

calcul RPI3 B

variance d'Allan [2].

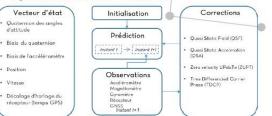
# CYBORGLOC MULTI SENSOR & SENSE

#### PERSY - PEdestrian Reference SYstem

- Persy est un système de localisation fixé sur le pied qui est développé par le laboratoire GEOLOC de l'IFSTTAR [1]. Le boîtier PERSY est composé de
- ▷ Centrale inertielle (accéléromètre tri-axes et gyromètre tri-axes);
- ▶ Magnétomètre tri-axes;
- ▶ Récepteur HSGNSS.

# ► Calibration des capteurs

► Algorithme : Filtre de Kalman Étendu (EKF)



- ► Performances attendues
  - ▶ Précision : 0.3% de la distance total (1 km de marche sur deux étages);
- D L'état de l'art : 1-2%



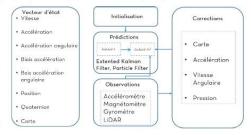
### References

- [1] Julien Le Scornec, Miguel Ortiz, and Valerie Renaudin. Foot-mounted pedestrian navigation reference with tightly coupled gass carrier phases, inertial and magnetic data. In Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN), 2017 International Conference on pages 1-8. IEEE, 2017.
- [2] Xin Zhang, Yong Li, Peter Mumford, and Chris Rizos. Allan variance analysis on error characters of mems inertial sensors for an fpga-based gps/ins system. In Proceedings of the International Symposium on GPS/GNN\$ pages 127-133, 2008.
- [3] Tuan Anh Le, Atılım Güneş Baydin, and Frank Wood. Inference compilation and universal probabilistic programming. In Proceedings of the 20th International Conference on Artificial Intelligence and Statistics (AISTATS), volume 54 ofProceedings of Machine Learning Research, pages 1338-1348, Fort Lauderdale, FL, USA, 2017, PMLR

### Casque installé

#### FASTSLAM : Fusion Inertiel/LiDAR

- ► FASTSLAM est un système de localisation fixé sur un casque qui est développé par SGME. Il est composé de :
- De Centrale inertielle (accéléromètre tri-axes et gyromètre tri-axes);
- ▷ Baromètre :
- ▷ LiDAR 360deg.
- ► Algorithme : Rao Blackwell Particle Filter (RBPF)

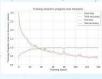


#### Classification des mouvements

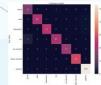
- Apprentissage de divers réseaux sur plusieurs fenêtres temporelles.
- Pertinence des capteurs évaluée en fonction de la performance des apprentissages.



▶ Resultats : L'apprentissage sur de petits volumes de données donne des performances prometteuses.



(a) Performances de l'apprentissage



(b) Matrice de confusion





- La classification permet au coeur décisionnel de choisir quel algorithme de localisation favoriser pour obtenir la meilleure position finale.
- Le coeur décisionnel gère le passage d'un algorithme à l'autre, en leur précisant les conditions de ré-initialisation.













### Odométrie visuelle monoculaire assistée

### Contexte

Algorithme de localisation des personnes avec des caméras monoculaires

Méthode Odométrie visuelle

 $\mathbf{X}_{i(t_{i-1})}$ 

 $\mathbf{C}_{(t_{i-1})}$ 

 $\mathbf{R}_{c(t_{i-1})}^{n}$ ,  $\mathbf{t}_{c(t_{i-1})}^{n}$ 

 $\mathbf{x}_{i(t_{i-2})}$ 

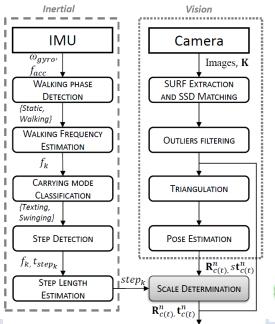
 $\mathbf{C}_{(t_{i-2})}$ 

 $\mathbf{R}_{c(t_{i-2})}^{n}$ ,  $\mathbf{t}_{c(t_{i-2})}^{n}$ 

**GEOLOC** 

Problème

- Ambiguïté d'échelle sur le déplacement
- Etat de l'art
  - Utilisation d'objets 3D parfaitement connus (SIG) Etalonnage sur des mouvements connus
- Proposition
  - Assister les filtres de traitement par vision avec les estimations de longueur des pas lors de la marche pour résoudre l'ambiguïté

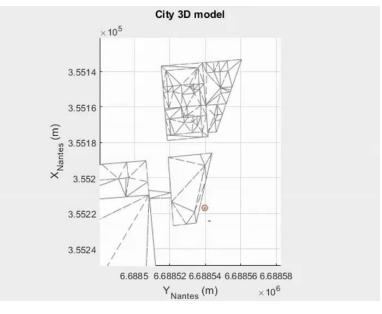






## Fusion Vision/Nav Péd. pour une estimation précise de déplacement sur smartphone







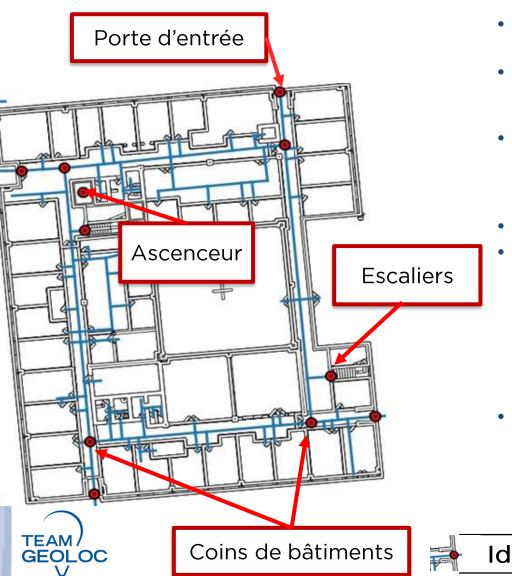
Erreur horizontale moyenne de 8,3 m pour 3 personnes sur 1,8 km

Amélioration de 50% sur la précision d'estimation de la trace de marche par rapport à l'état de l'art (podomètre classique)

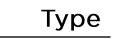
www.ifsttar.fr



## Couplage avec la carte par apprentissage de reconnaissance de mouvements



- Contexte
  - Navigation piétonne avec contenu SIG
- Méthode de suivi
  - Filtre à particules combiné à un graphe topologique
- Problèmes
  - Mauvais appariement des graphes
  - Propagation des erreurs des capteurs inertiels
- Les solutions
- Etat de l'art
  - Correction de cap avec les principales directions d'ossature/coins d'angle
  - Correction de la position avec les positions de l'ascenseur
  - Ajuster le modèle dynamique au contexte de mouvement (escalier, ascenseur....)
- Proposition
  - Associer des mouvements humains reconnus après apprentissage à des points d'intérêt sur la carte



N

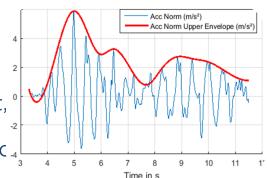


### Motifs de mouvements appris par SVN

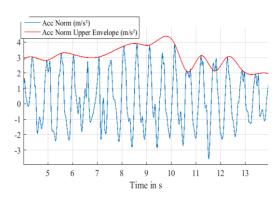
Sélection des caractéristiques par information mutuelle

Ont été testé : SVM, Random Forest, Neural Network

Meilleure performance obtenue avec « Random Forest », surtout pour détection de transition intérieur/extérieur



Porte battante (6-9sec)



Porte glissante (10-12 sec)

Corner	Entry / Exit	Down Stairs	Elevator Down / Up	Normal Walk.	Up Stairs
91.67	100	96.84	100	98.71	98.13
100	96.36	97.87	100	98.71	97.22

Précision: True positive / (True

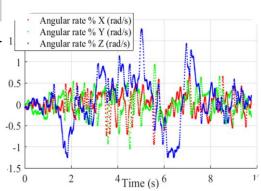
Positive + False Positive)

Sensibilité : True positive / (True

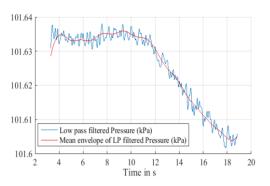
Positive + False Negative)

Précision globale de classification :

98,41



Transition extérieur/intérieur (4-6 sec.)



Montée d'escalier (11-18 sec.)







## Intégration de profils dynamiques personnels dans les filtres de navigation

### Contexte

Améliorer la mobilité personnelle(transport) avec des appareils grand public.

### Méthodes

Filtres de Kalman, Filtres complémentaires, Apprentissage

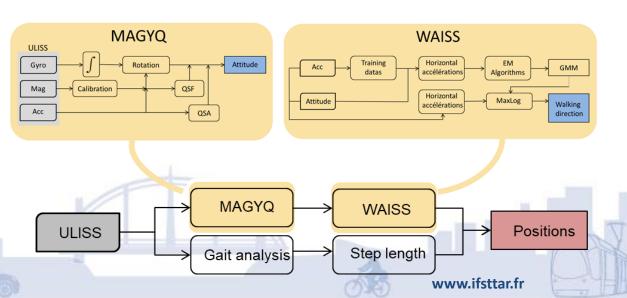
### **Problèmes**

Variations physiologiques, impact des changements environnementaux

### Solutions

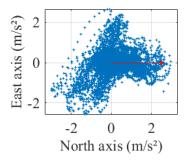
Modélisation individuelle de la façon de tenir le capteur en main pour construire des filtres de navigation

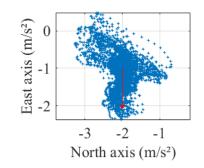


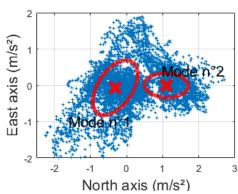




## WAISS: Création de modèles individuels pour estimer la direction de marche







La distribution des accélérations horizontals de la main depend de la direction de marche

Modélisation de la distribution par un mélange gaussien

$$f_{acc}(\mathbf{x}) = \sum_{k=1}^{q} \tau_k \mathcal{N}(\mathbf{x}, \mathbf{m}_k, \mathbf{P}_k)$$

Algorithme d'espérance maximisation

$$\left(Z_{i} \middle| \mathbf{x}_{i}, \left(\tau_{k}^{c}, \mathbf{m}_{k}^{c}, \mathbf{P}_{k}^{c}\right)\right) = \frac{\tau_{k}^{c} \mathcal{N}\left(\mathbf{x}_{i}, \mathbf{m}_{k}^{c}, \mathbf{P}_{k}^{c}\right)}{\sum_{i=1}^{p} \tau_{j}^{c} \mathcal{N}\left(\mathbf{x}_{i}, \mathbf{m}_{j}^{c}, \mathbf{P}_{j}^{c}\right)}$$

$$L\left(\left(Z_{i}\right)_{1 \leq i \leq n},\left(\mathbf{x}_{i}\right)_{1 \leq i \leq n},\mathbf{\Psi}\right) = \sum_{i=1}^{n} \sum_{k=1}^{p} t_{ik} \log\left(\tau_{k} \mathcal{N}\left(\mathbf{x}_{i},\mathbf{m}_{k},\mathbf{P}_{k}\right)\right)$$

Maximisation de la vraisemblance entre le modèle et les données pour chaque foulées



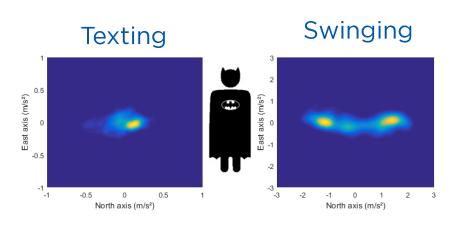
$$L((\mathbf{x}_{i})_{1 \le i \le n}, \theta) = \sum_{i=1}^{n} \log(f_{accM}(\mathbf{x}_{i}, \theta)) \qquad \theta_{w} = \arg\max_{\theta} \left(L((\mathbf{x}_{i})_{1 \le i \le n}, \theta)\right)$$

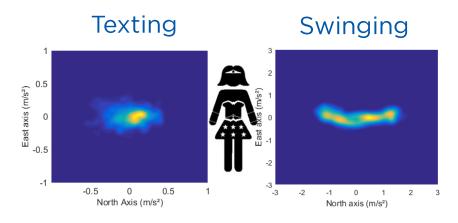
$$\theta_{w} = \arg\max_{\theta} \left( L\left(\left(\mathbf{x}_{i}\right)_{1 \leq i \leq n}, \theta\right)\right)$$





## Analyse et expérimentations

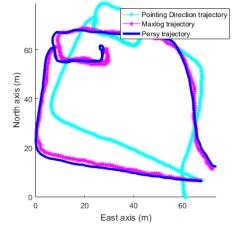




Texting 321 m

TEAM

**GEOLOC** 

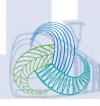


60	-*- -*-	MAGY( WAISS PERSY		
North axis (m)	l		_	Sw 32
0 - 0	40 et axis (m)	60	<u>*</u>	

winging 324 m

Erreur	MAGYQ	WAISS
μ	34.1°	13.7°
σ	14.6°	17.3°

Erreur	MAGYQ	WAISS	
μ	16.1°	8.8°	2000
σ	13.1°	10.3°	
	(7)\%	www.	ifsttar.fr



Institut français des sciences et technologies des transports, de l'aménagement et des réseaux

## **MERCI POUR VOTRE ATTENTION**



