

Soutenance de thèse

Yi DING soutiendra sa thèse de doctorat, préparée au sein de l'équipe d'accueil doctoral ISAE-ONERA SCANR et intitulée «*Navigation GNSS robuste et adaptative d'un rover évoluant dans des environnements difficiles*»

Le 14 mars 2023 à 10h30, salle des thèses ISAE-SUPAERO

devant le jury composé de

M. Éric CHAUMETTE	Professeur ISAE-SUPAERO	Directeur de thèse
M. Gaël PAGES	Enseignant-chercheur ISAE-SUPAERO	Co-directeur de thèse
M. Jean-Philippe OVARLEZ	Directeur de recherche ONERA	Rapporteur
Mme Juliette MARAIS	Directrice de recherche Université Gustave Eiffel	Rapporteuse
M. Patrick DANES	Professeur Université Toulouse III	
M. Daniel MEDINA	Ingénieur de recherche German Aerospace Center	

Résumé : Le système de positionnement par satellites (GNSS) est largement utilisé pour la navigation extérieure, mais il présente de graves lacunes. Les performances de positionnement d'un filtre de Kalman étendu (EKF) standard se dégradent dans des environnements de réception difficiles avec des observations aberrantes dues à des phénomènes des multi-trajets ou de non-visibilité directe (NLOS). Cette thèse a pour objectif d'étudier et de développer des solutions de positionnement robuste au niveau de l'observable qui s'adaptent aux conditions GNSS actuelles dans lesquelles le rover navigue. Le M-estimateur issu de la statistique robuste a montré des résultats prometteurs dans ce contexte, mais est limité par son hyper-paramètre fixe. Pour surmonter ces limites, nous proposons des solutions robustes adaptatives basées sur la statistique robuste et une approche axée sur les données, ce qui simplifie le problème d'apprentissage et améliore le potentiel de généralisation.

L'idée principale de la méthodologie proposée est de régler cet hyper-paramètre, pour la fonction de coût de Huber, afin de produire des repondérations adaptatives en fonction de la situation actuelle, pénalisant ainsi de manière appropriée les valeurs aberrantes résiduelles. Deux hypothèses sont faites sur les critères d'inférence des hyper-paramètres adaptatifs, puis deux estimateurs sont proposés en conséquence. Le premier est l'EKF robuste adaptatif au contexte, qui suppose une association directe et fixe des hyper-paramètres adaptatifs avec le type de contexte environnemental 3D actuel, mis en œuvre avec un classificateur de contexte environnemental. Le deuxième est un EKF robuste adaptatif amélioré par l'apprentissage, où les hyper-paramètres optimaux dépendent de la difficulté de la situation actuelle pour l'estimateur. Les caractéristiques d'entrée d'apprentissage comprennent la distribution empirique des résiduels de pseudo-distance, qui élimine la dépendance au nombre et à l'ordre des satellites tout en reflétant l'emplacement et la force des aberrations, et les données estimées produites par l'incertitude a priori et les informations sur la qualité du GNSS. Les deux méthodes ont été validées sur des données réelles enregistrées par un robot à roues opérant dans différents environnements : des environnements multiples (ciel ouvert, arbres, urbain et canyon), ainsi que des scénarios d'inspection d'avions A320 pour ce dernier. Les tests ont porté sur différents récepteurs GNSS et géométries de constellations. Des performances robustes sont démontrées, avec une réduction de l'erreur maximale de positionnement allant jusqu'à 68% par rapport aux M-

estimateurs. Les résultats ont également démontré une certaine généralisation de la méthodologie proposée en termes d'environnement, de récepteur GNSS et de configuration des satellites.

Mots clés : GNSS, navigation robuste, estimation d'état, statistique robuste, Machine Learning

Summary: Global Navigation Satellite System (GNSS) is widely used for outdoor navigation but has severe shortcomings. Positioning performance of a standard extended Kalman filter (EKF) degrades in challenging reception environments with observation outliers due to multipath or non-line-of-sight (NLOS) phenomena. This thesis aims to study and develop observable-level robust positioning solutions which are adaptive to the current GNSS conditions where the rover is operated. The M-estimator from robust statistics has shown promising results in this background, but is limited by its fixed hyper-parameter. To overcome these limitations, we propose adaptive robust solutions based on robust statistics and data-driven approach, thus both simplifying the learning problem at hand and improving the generalization potential.

The main idea of the proposed methodology is to tune this hyper-parameter, for the Huber loss function, to produce adaptive re-weights according to the current situation, thus appropriately penalizing residual outliers. Two hypotheses are made on the criteria for inferring adaptive hyper-parameters, and then two estimators are proposed accordingly. The first one is the Context-Adaptive Robust EKF, which assumes a direct and fixed association of the adaptive hyper-parameters with the type of the current 3D environmental context, implemented with an environmental context classifier. The second is the Learning-Enhanced Adaptive Robust EKF, where the optimal hyper-parameters depend on how challenging the current situation is to the estimator. The learning input features include the empirical distribution of pseudorange residuals, which removes the dependence on the number and order of satellites while reflecting the location and strength of the outliers, and the estimated data given by prior uncertainty and GNSS quality-related information. Both methods were validated on real-world data recorded by a wheeled robot evolving in different environments: multiple contexts (open-sky, trees, urban and canyon), as well as A320 aircraft inspection scenarios for the latter. The tests included different GNSS receivers and constellation geometries. Robust performances are shown, with the maximum positioning error reduced by up to 68% with respect to M-estimators. The results also demonstrated a certain generalization capability of the proposed methodology in terms of environment, GNSS receiver and satellite configuration.

Keywords: GNSS, robust navigation, state estimation, robust statistics, Machine Learning