



HAL
open science

Traitement du signal collaboratif dans les réseaux de capteurs sans fils

Majdi Mansouri

► **To cite this version:**

Majdi Mansouri. Traitement du signal collaboratif dans les réseaux de capteurs sans fils. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Université de Technologie de Troyes, 2011. Français. NNT: . tel-00675803

HAL Id: tel-00675803

<https://theses.hal.science/tel-00675803>

Submitted on 2 Mar 2012

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Traitement du signal collaboratif dans les réseaux de capteurs sans fils

THÈSE

pour l'obtention du grade de

Docteur de l'Université de Technologie de Troyes
(spécialité Optimisation et Sécurité des Systèmes)

présentée et soutenue par

Majdi MANSOURI

le 17 Octobre 2011

Composition du jury

Karim ABED-MERAIM, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications(ENST), Rapporteur

Laurent CLAVIER, TELECOM Lille 1, Rapporteur

David BRIE, Université Henri Poincaré, Nancy 1, Examineur

François SEPTIER, TELECOM Lille 1, Examineur

Cédric RICHARD, Université de Nice Sophia-Antipolis, Directeur de thèse

Hichem SNOUSSI, Université de Troyes, Directeur de thèse

Institut Charles Delaunay - Laboratoire de Modélisation et Sécurité de Systèmes

A MES PARENTS

qui m'ont éclairé mon chemin et qui m'ont encouragé et soutenue toute au long de mes études.

A MA FEMME

pour la patience et le soutien dont elle a fait preuve pendant toute la durée de cette thèse.

A MES PETITES FILLES ZAINEB ET ROKAYA

pour tout le bonheur et la joie qu'elles m'ont offert.

A MON AMI LYES KHOUKHI

qui n'a cessé de m'épauler et m'encourager tout au long de mes travaux de thèse.

Remerciements

Ce rapport conclue ma thèse au sein de laboratoire de modélisation et sûreté des systèmes (LM2S) de l'université de technologie de Troyes. Je tiens à remercier et exprimer ma reconnaissance à toutes les personnes qui m'ont aidé et soutenue aux cours de ces trois années.

Je tiens tout d'abord à exprimer ma profonde gratitude à Messieurs Hichem Snoussi et Cédric Richard, mes directeurs de thèse, et les remercier pour ses aides et ses soutiens tout au long de cette thèse. Grâce à ses conseils précieux, ses rigueur et ses compétences techniques, il a su orienter la thèse vers des approches innovantes combinant l'aspect pratique avec des concepts théoriques. Travailler sous ses directions était une expérience humaine et professionnelle très enrichissante. Plus qu'une simple relation de travail, ils étaient surtout devenus des amis proche qui n'ont jamais cessé de me soutenir moralement et de m'encourager.

Je remercie Lyes Khoukhi et Ilham Ouachani, qui n'ont jamais hésité à partager ses immenses connaissances et ses goûts pour la recherche. Travailler à ses côtés a été très intéressant et stimulant pour moi, mais je ne peux m'empêcher de saluer aussi ses grandes sympathies qui rendent chaque jour ce travail très agréable. Ses conseils, aides et recommandations étaient pertinents et ont contribué à mener à terme plusieurs idées.

Je souhaite remercier également mes collègues et mes amis Ahmad Sardouk et El-Masri Ali, pour leurs soutiens et ses encouragements.

Abstract

The primary focus of the thesis is to study the Bayesian inference problem in distributed wireless sensors networks with particular emphasis on the trade-off between estimation precision and energy-awareness. We have proposed to use a distributed statistical signal processing in wireless sensors networks with quantized measurements. In particular, this thesis addresses the application of variational methods for solving localization and tracking problems under energy and power constraints in wireless sensors networks. Our work addresses three issues in wireless sensors networks : smart quantization scheme, cluster management and application of multi-objective optimization under energy constraint. The thesis contributions can be summarized as follows :

- Target tracking with quantized measurements based on variational methods.
- Channel estimation between the candidates sensors and the cluster head for target tracking.
- Adaptive optimized quantization under fixed and variable transmission power.
- Best sensors selection based on multi-criteria function.
- Secure data aggregation.
- Optimal communication path selection between sensors.
- Multi-objective optimization method in Wireless Sensor Network.
- Application of the multi-criteria data aggregation for crisis management based on multi-agents system in wireless sensor network.



Résumé

L'objectif principal de la thèse est d'étudier le problème d'inférence bayésienne dans les réseaux de capteurs distribués avec un accent particulier sur le compromis entre la précision de l'estimation et la consommation de l'énergie. Nous avons proposé des algorithmes de traitement distribué du signal avec des mesures de capteurs quantifiées. En particulier, cette thèse porte sur l'application des méthodes variationnelles pour résoudre les problèmes de localisation et de suivi de cibles sous les contraintes d'énergie et de puissance dans les réseaux de capteurs sans fil. Le travail a abouti à la résolution de trois problèmes en réseaux de capteurs sans fil : la quantification intelligente des données des capteurs, la gestion des clusters et l'application de l'optimisation multi-objectifs pour s'accommoder des contraintes énergétiques d'un réseau de capteurs. Les contributions de cette thèse concernent les points suivant :

- Estimation des positions de cibles basée sur des mesures quantifiées utilisant des méthodes variationnelles.
- Estimation de canal entre les capteurs candidats et le chef de cluster.
- Un régime de quantification adaptative sous contraintes de puissance de transmission constante et variable.
- Gestion des clusters dans les réseaux de capteurs sans fils et sélection de meilleurs capteurs qui peuvent participer à la collecte de données.
- Agrégation sécurisée de données dans le réseau de capteurs sans fil.
- Sélection de chemins de communication optimaux entre les capteurs.
- Méthode d'optimisation multi-objectifs dans le réseau de capteurs sans fil.
- Application de la méthode d'agrégation multicritères des données basée sur le système multi-agents pour la gestion de crise dans le réseau de capteurs sans fil.

Liste des publications

– Chaptires de livres

1. **MANSOURI, M.**, KHOUKHI, L., SNOUSSI, H., et RICHARD, C. "Routing Optimization and Secure Target tracking in Wireless Sensor Networks", *Wireless Sensor Network and Energy efficiency : Protocols, Routing and Management*. Book edited by : Noor Zaman, Azween B Abdullah, Khalid Ragab, Publisher : IGI global, Publishing date : 2011, 30p
2. **MANSOURI, M.**, SNOUSSI, H., TENG, J., OUACHANI, I. et RICHARD, C. "Quantized Variational Filtering for Bayesian Inference in Wireless Sensor Networks", *Visual Information Processing in Wireless Sensor Networks*. Book edited by : Li-minn Ang and Kah Phooi Seng, ISBN : 978-1-61350-153-5, Publisher : IGI global, Publishing date : 2011, 28p
3. **MANSOURI, M.**, SARDOUK, A., MERGHEM-BOULAHIA, L., GAITI, .-D., RAHIM, R., SNOUSSI, H. et RICHARD, C. "Factors That May Influence the Performance of Wireless Sensor Networks", *Smart Wireless Sensor Networks*. Book edited by : Hoang Duc Chinh and Yen Kheng Tan, ISBN : 978-953-307-261-6, Publisher : InTech, Publishing date : December 2010, 29p

– Journaux

1. **MANSOURI, M.**, KHOUKHI, L., SNOUSSI, H., et RICHARD, C. "Genetic Algorithm-based Adaptive Optimization for Target Tracking in Wireless Sensor Networks", *Signal Processing, Elsevier*, 2012, (soumis)
2. **MANSOURI, M.**, KHOUKHI, L., SNOUSSI, H., et RICHARD, C. "Distributed Routing for Quantized Target Tracking in Wireless Sensor Networks", *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2012, (soumis)

. LISTE DES PUBLICATIONS

3. **MANSOURI**, M., SNOUSSI, H., et RICHARD, C. Secure Data Aggregation for Quantized Target Tracking in Wireless Sensor Networks. *Wiley : Security and Communication Networks*, 2012, (soumis)
4. SARDOUK, A., **MANSOURI**, M., MERGHEM-BOULAHIA, L., SNOUSSI, H., GAITI, -D., et RAHIM, R., RICHARD, C. Wireless Sensor Network for Crisis Management Methodology based on Multi-Agent System, *Computer Networks, Elsevier*, 2011, (en revision)
5. **MANSOURI**, M., SNOUSSI, H., et RICHARD, C. Optimal Sensor and Path Selection for Target Tracking in Wireless Sensor Networks, *Wiley : Wireless Communications and Mobile Computing*, 2011, (accepté)
6. **MANSOURI**, M., HNAIEN, F., SNOUSSI, H., et RICHARD, C. Multi-objective Optimization for Target Tracking in Quantized Sensor Networks, *ACM Mobile Networks and Applications (MONET)*, 2010, (accepté)
7. **MANSOURI**, M., OUACHANI, I., SNOUSSI, H., et RICHARD, C. Adaptive Quantized Target Tracking in Wireless Sensor Networks. *ACM Wireless Networks (WINET)*, 2010, (publié)
8. **MANSOURI**, M., SNOUSSI, H., et RICHARD, C. Channel estimation and Quantized Target Tracking in Wireless Sensor Networks. *IET Wireless Sensor Systems (WSS)*, 2010, (publié)
9. **MANSOURI**, M., et MOHAMMAD-DJAFARI., A. Joint Image Super-resolution and segmentation from a set of low resolution images using a Bayesian approach with a Gauss-Markov-Potts prior. *International Journal of Signal and Imaging Systems Engineering (IJSISE)*, 2010, (publié)

– Conferences

1. **MANSOURI**, M., KHOUKHI, L., SNOUSSI, H., et RICHARD, C. Robust Routing for Target Tracking with Quantized Proximity Sensors. IEEE International Wireless Communications and Mobile Computing Conference (IEEE IWCMC 2012), August 27-31 2012, Limassol, CYPRUS. 6p(soumis).
2. El-Masri, A., SARDOUK, A., KHOUKHI, L., **MANSOURI**, M. et GAITI, -D. WiRS : Resource Reservation and Traffic Regulation for QoS Support in Wireless Mesh Networks (IEEE GLOBECOM 2011), 5-9 December 2011, Houston, Texas, USA. 6 p.

-
3. **MANSOURI**, M., L., **SNOUSSI**, H., et **RICHARD**, C. Genetic Algorithm Optimization for Quantized Target Tracking in Wireless Sensor Networks (IEEE GLOBECOM 2011), 5-9 December 2011, Houston, Texas, USA. 6 p.
 4. **MANSOURI**, M., **SNOUSSI**, H., et **RICHARD**, C. Optimal Path Selection for Quantized Target Tracking in Distributed Sensor Networks. IEEE International Wireless Communications and Mobile Computing Conference (IEEE IWCMC 2011), 5-8 July 2011, Istanbul, Turkey. 6p
 5. **MANSOURI**, M., **SNOUSSI**, H., et **RICHARD**, C. Secure Quantized Target Tracking in Wireless Sensor Networks. IEEE International Wireless Communications and Mobile Computing Conference (IEEE IWCMC 2011), 5-8 July 2011, Istanbul, Turkey. 6p
 6. **MANSOURI**, M., **KHOUKHI**, L., **SNOUSSI**, H., et **RICHARD**, C. Quantized Variational Filtering for Target Tracking and Relay Localization in Sensor Networks. IEEE International Wireless Communications and Mobile Computing Conference (IEEE IWCMC 2011), 5-8 July 2011, Istanbul, Turkey. 6p.
 7. **MANSOURI**, M., **HNAIEN**, F., **SNOUSSI**, H., et **RICHARD**, C. Robust Distributed Target Tracking in Wireless Sensor Networks Based on Multi-Objective Optimization (SSP2011), 28-30 June 2011, Nice, France. 5p
 8. **MANSOURI**, M., **SNOUSSI**, H., et **RICHARD**, C. Joint Multiple Target Tracking and Channel Estimation in Wireless Sensor Networks. IEEE Global Communications Conference (IEEE GLOBECOM 2010), 6-10 December 2010, Miami, Florida, USA. 5 p.
 9. **SARDOUK**, A., **MANSOURI**, M., **MERGHEM-BOULAHIA**, L., **GAITI**, .-D., et **RAHIM**, R. Multi-Agent System based Wireless Sensor Network for Crisis Management. IEEE Global Communications Conference (IEEE GLOBECOM 2010), 6-10 December 2010, Miami, Florida, USA. 6 p.
 10. **MANSOURI**, M., **SNOUSSI**, H., et **RICHARD**, C. A Sensor Selection Method for Target Tracking in Wireless Sensor Networks using Quantized Variational Filtering. 2010 IEEE 72nd Vehicular Technology Conference (IEEE VTC'09), 6-9 September 2010, Ottawa, Canada. 5 p.
 11. **MANSOURI**, M., **SNOUSSI**, H., et **RICHARD**, C. Robust Target Tracking with Quantized Proximity Sensors. IEEE International Symposium on Wireless Pervasive Computing (IEEE ISWPC 2010), 5-7 May 2010, Modena, Italy. 5 p.

. LISTE DES PUBLICATIONS

12. **MANSOURI**, M., **OUACHANI**, I., **SNOUSSI**, H., et **RICHARD**, C. Cramer-Rao bound-based adaptive quantization for target tracking in wireless sensor networks (IEEE SSP'09), 31-3 August 2009, Cardiff, Wales, UK. 4 p.
13. **MANSOURI**, M., **SNOUSSI**, H., et **RICHARD**, C. Joint Adaptive Quantization and Fading Channel Estimation for Target Tracking In Wireless Sensor Networks. IEEE Symposium on Signal Processing and Information Technology (IEEE ISSPIT'09), 14-17 December 2009, Ajman-UAE. 4 p.
14. **MANSOURI**, M., **SNOUSSI**, H., et **RICHARD**, C. A non linear estimation for target tracking in Wireless Sensor Networks using Quantized Variational Filtering. IEEE 2009 International Conference on Signals, Circuits and Systems (IEEE SCS'09), 6-8 November 2009, Jerba-Tunisia. 4 p.
15. **MANSOURI**, M., **SNOUSSI**, H., **OUACHANI**, I., et **RICHARD**, C. Adaptive Quantized Target Tracking in Wireless Sensor Networks. SensorNets 2009 : The First International School on Cyber-Physical and Sensor Networks (Best Poster Award), 17-21 December 2009, Monastir, Tunisia. 4 p
16. **MANSOURI**, M., et **MOHAMMAD-DJAFARI**, A. Image Super-resolution from a set of low resolution images using a Bayesien approach with a Gauss-Markov-Potts prior. IPCV'09 - The 2009 International Conference on Image Processing, Computer Vision and Pattern Recognition, 13-16 July 2009, Las Vegas, USA. 6 p.

. LISTE DES PUBLICATIONS

Table des matières

Remerciement	iii
Abstract	v
Résumé	vi
Liste des publications	ix
Table des figures	xiii
Liste des tableaux	xvii
Glossaires	xix
I Introduction	1
I.1 Problèmes adressés	2
I.2 Présentation de la thèse	3
II Contexte Général	5
II.1 Les réseaux de capteurs sans fils (RCSFs)	6
II.1.1 Introduction	6
II.1.2 Caractéristiques d'un RCSF	6
II.1.3 Facteurs conceptuels des RCSFs	8
II.1.4 Différents aspects de RCSFs	10
II.1.5 Quelques applications des RCSFs	13
II.1.6 Suivi de cible : État de l'art succinct	14
II.2 Méthode variationnelle bayésienne	16
II.2.1 Introduction	16
II.2.2 Méthode variationnelle bayésienne pour un modèle de Markov caché (MMC)	18
II.2.3 Estimation d'un modèle Gaussien univarié	23
II.3 Conclusion	29

TABLE DES MATIÈRES

III Approche variationnelle pour le suivi d'une cible dans un réseau de capteurs quantifiés	31
III.1 Introduction	32
III.2 Modélisation du système	34
III.2.1 Modèle d'observation quantifié	34
III.2.2 Modèle général d'évolution de l'état (MGEE)	35
III.3 Approche d'estimation bayésienne via le filtrage variationnel quantifié (FVQ)	37
III.3.1 Vue d'ensemble de l'algorithme FVQ	37
III.3.2 Calcul de la distribution prédictive	39
III.4 Estimation du canal et optimisation de quantification	41
III.4.1 Estimation du canal	41
III.4.2 Optimisation de quantification pour le suivi d'une trajectoire	44
III.5 Résultats et simulations numériques	47
III.5.1 Analyse de la précision de suivi	48
III.5.2 Analyse de l'erreur quadratique moyenne (EQM)	52
III.5.3 Analyse d'énergie	52
III.6 Conclusion	54
IV Le clustering, le routage et l'agrégation sécurisée des données dans les RCSFs	59
IV.1 Introduction	60
IV.2 Quelques protocoles existants	60
IV.3 Sélection de meilleurs capteurs dans le RCSF	63
IV.3.1 Fonction multi-critères (FMC)	63
IV.4 Identification des capteurs malicieux	65
IV.4.1 Définition de problème	65
IV.4.2 Calcul de la distance Kullback Leibler (DKL)	66
IV.4.3 Formation réactive de cluster	66
IV.4.4 Formation statique de cluster	68
IV.5 Optimisation de routage distribué	71
IV.5.1 Fonction multi-critères sous la contrainte de borne prédite de Cramér-Rao	71
IV.6 Résultats de simulations numériques	72
IV.6.1 Analyse de la précision de suivi	72
IV.6.2 Analyse de l'erreur quadratique moyenne	75
IV.6.3 Analyse de routage	75
IV.6.4 Analyse énergétique	77
IV.6.5 Caractéristique de fonctionnement du récepteur (ROC)	77
IV.7 Conclusion	79

V Optimisation multi-objectifs pour le suivi de cibles dans les RCSFs	81
V.1 Optimisation multi-objectifs	82
V.1.1 L'optimisation combinatoire	82
V.1.2 L'optimisation combinatoire multi-objectifs	83
V.1.3 Problèmes d'optimisation multi-objectifs	88
V.1.4 Classification des méthodes	89
V.2 Suivi simultané de plusieurs cibles basé sur l'optimisation multi-objectifs	90
V.2.1 Présentation de quelques travaux	90
V.2.2 Modélisation analytique du problème de suivi	91
V.2.3 Le filtrage variationnel quantifié pour le suivi de plusieurs cibles .	93
V.2.4 Optimisation conjointe de la quantification et de clustering	95
V.3 Résultats de simulations	96
V.4 Conclusions	101
VI Utilisation de l'agrégation multi-critères des données (McDa) pour la gestion de crise	103
VI.1 Introduction	104
VI.2 Travaux existant sur la gestion de crise	104
VI.3 Modèle d'agrégation McDa proposé	105
VI.4 Gestion de crise avec un RCSF basé sur le modèle McDa	106
VI.5 Evaluation de modèle McDa	107
VI.5.1 Introduction	107
VI.5.2 Paramètres de la simulation	108
VI.5.3 Critères d'évaluation de performances	108
VI.6 Analyse des résultats	110
VI.6.1 Consommation énergétique moyenne par nœud	110
VI.6.2 Ponctualité en communication d'information	111
VI.6.3 Taux de pertes de paquets	112
VI.6.4 Réduction de surcharge	113
VI.6.5 Suivi simultané de plusieurs cibles	114
VI.7 Conclusion	117
VII Conclusion et perspectives	119
VII.1 Résumé et contributions	120
VII.2 Recherches futures et suggestions	121
References	125
.	125

TABLE DES MATIÈRES

Table des figures

II.1	Architecture d'un RCSF.	7
II.2	Les composants d'un nœud capteur.	7
II.3	Organisation hiérarchique des réseaux de capteurs.	8
II.4	Consommation énergétique des différentes entités du nœud [Sohraby et al., 2007]	11
II.5	a) Modèle graphique original. b) graphe exact a posteriori connaissant les données \mathcal{Z} . c) graphe a posteriori après l'approximation variationnelle.	22
II.6	Algorithme de filtrage particulière classique pour le suivi de cibles dans le RCSF.	28
III.1	Le modèle d'observation quantifiée est décrit par un simple exemple. En ce qui concerne le premier capteur, la cible est dans sa portée de détection à l'instant t . L'observation y_t^1 est donc transmise au CC. Toutefois, le second capteur garde le silence. La situation à l'instant $t + 1$ peut être déduite de la même manière.	35
III.2	Illustration de la communication path-ways dans un RCSF : le premier capteur apporte un bruit en lisant γ_t^1 . La mesure quantifiée $y_t^1 = Q(\gamma_t^1)$ avec L_t^1 bits de précision est envoyée au CC. La mesure z_t^1 est reçue par le CC, elle est corrompue par un bruit additif blanc Gaussien n_t	36
III.3	Modèle général d'évolution de l'état (MGEE).	37
III.4	Le processus de filtrage variationnel au cours des instants d'échantillonnage consécutifs	41
III.5	EQM en fonction du nombre de bits de quantification (fixe dans le temps) variant dans l'ensemble $\{1, 2, \dots, 8\}$ pour SNR= 3.	45
III.6	a) Trajectoire vraie et trajectoires estimées utilisant les algorithmes FVQA et FVQ-U. b) Erreur quadratique moyenne utilisant les algorithmes FVQA et FVQ-U.	50
III.7	Trajectoire vraie et trajectoires estimées utilisant les algorithmes FVQA et FVB. b) Erreur quadratique moyenne utilisant les algorithmes FVQA et FVB.	50

TABLE DES FIGURES

III.8	a) Trajectoire vraie et trajectoires estimées utilisant les algorithmes FVQA et FPQ. b) Erreur quadratique moyenne utilisant les algorithmes FVQA et FPQ.	51
III.9	a) Trajectoire vraie et trajectoires estimées utilisant les algorithmes FVQA et FPGQ. b) Erreur quadratique moyenne utilisant les algorithmes FVQA et FPGQ.	51
III.10	a) EQM versus la densité de nœuds. b) EQM versus la variance de bruit des nœuds variant dans $\{0, \dots, 0.25\}$	52
III.11	a) EQM versus la puissance de transmission de capteurs variant dans $\{50, \dots, 200\}$. b) EQM versus la distance de détection variant dans $\{5, \dots, 13\}$	53
III.12	Comparaison entre la consommation d'énergie pour l'algorithme FVQA et celle pour l'algorithme FVQ-U a) $L = 3$. b) $L = 4$	55
III.13	Comparaison entre la consommation d'énergie pour l'algorithme FVQA et celle pour l'algorithme FVB a) $L = 3$ b) $L = 4$	55
III.14	Comparaison entre la consommation d'énergie pour l'algorithme FVQA et celle pour l'algorithme FPQ a) $L = 3$. b) $L = 4$	56
III.15	Comparaison entre la consommation d'énergie pour l'algorithme FVQA et celle de l'algorithme FPGQ a) $L = 3$. b) $L = 4$	56
IV.1	Un exemple simple pour le calcul de DKL	67
IV.2	Activation de CC_t basée sur la prédiction.	69
IV.3	a) La précision de suivi pour les algorithmes Pro-FVQ et Re-FVQ. b) l'erreur quadratique moyenne pour les algorithmes Pro-FVQ et Re-FVQ.	73
IV.4	a) La précision de suivi pour les algorithmes FVQ-R et Re-FVQ. b) l'erreur quadratique moyenne pour les algorithmes FVQ-R et Re-FVQ.	74
IV.5	a) La précision de suivi pour les algorithmes FVB et Re-FVQ. b) l'erreur quadratique moyenne pour les algorithmes FVB et Re-FVQ.	74
IV.6	a) La précision de suivi pour les algorithmes FPQ et Re-FVQ. b) l'erreur quadratique moyenne pour les algorithmes FPQ et Re-FVQ.	75
IV.7	a) EQM versus le nombre de nœuds malicieux. b) EQM versus la densité de nœuds.	76
IV.8	EQM versus la portée de détection.	76
IV.9	Le chemin optimal du capteur nœud S au chef de cluster (CC) : a) sous la contrainte fonction coût minimale $\mathbf{r} = (1/3, 1/3, 1/3)$, b) sous la contrainte délai minimal.	78
IV.10	Le chemin optimal du capteur nœud S au chef de cluster (CC) : a) sous la contrainte énergie minimale, b) sous la contrainte puissance de transmission minimale.	78
IV.11	a) La consommation d'énergie pour les algorithmes Pro-FVQ et Re-FVQ. b) la consommation d'énergie pour les algorithmes Re-FVQ et FVQ-R.	79
IV.12	Les courbes ROC pour les deux techniques de détection proposées.	80

TABLE DES FIGURES

V.1	Exemple de problème d'optimisation combinatoire multi-objectifs. .	83
V.2	Notion de dominance.	84
V.3	Exemple de front Pareto optimale	85
V.4	Points particuliers de front de Pareto.	86
V.5	Différent types de solutions.	87
V.6	Fonction convexe.	87
V.7	Un exemple de solutions non dominées à l'instant t	97
V.8	RMSE versus les solutions non dominées à l'instant $t = 1$	98
V.9	a) La précision de suivi pour les algorithmes FVQ-R et FVQ-optimisé. b) l'erreur quadratique moyenne pour les algorithmes FVQ-R et FVQ-optimisé.	99
V.10	a) La précision de suivi pour les algorithmes FVB et FVQ-optimisé. b) l'erreur quadratique moyenne pour les algorithmes FVB et FVQ- optimisé.	99
V.11	a) La consommation d'énergie pour les algorithmes FVQ-R et FVQ- optimisé. b) la consommation d'énergie pour les algorithmes FVB et FVQ-optimisé.	100
V.12	La précision de suivi pour les algorithmes QVF-R et FVQ-optimisé.	100
V.13	La précision de suivi pour les algorithmes FVB et FVQ-optimisé. .	101
VI.1	Consommation énergétique moyenne par nœud dans un contexte de gestion de crise	111
VI.2	Gestion de crise : délai moyen de communication de bout en bout .	112
VI.3	Pourcentage des paquets reçus par le sink par rapport au nombre total de paquets générés par les nœuds sources	113
VI.4	Taux d'optimisation de la surcharge des entêtes protocolaires des messages	114
VI.5	Suivi simultané de deux cibles dans un RCSF de 400 nœuds : a) Suivi de deux cibles. b) Erreur d'estimation pour la première cible. c) Erreur d'estimation pour la deuxième cible.	115
VI.6	Suivi simultané de deux cibles dans un RCSF de 1000 nœuds : a) Suivi de deux cibles. b) Erreur d'estimation pour la première cible. c) Erreur d'estimation pour la deuxième cible.	116

TABLE DES FIGURES

Liste des tableaux

III.1 Communication inter-nœuds	54
IV.1 Comparaison entre les différents algorithmes	73
V.1 Comparaison entre les différents algorithmes	98
V.2 Comparaison entre les différents algorithmes	99

LISTE DES TABLEAUX

Glossaires

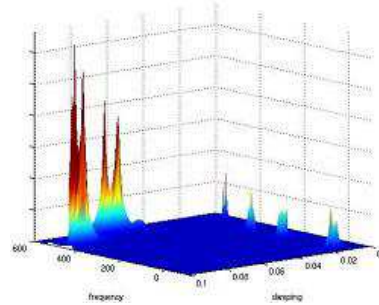
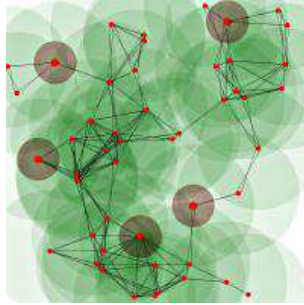
<i>FVQ</i>	filtrage variationnel quantifié, l'algorithme de filtrage variationnel basé sur des mesures de capteurs quantifiés
<i>FPQ</i>	filtrage particulaire quantifié, l'algorithme de filtrage particulaire basé sur des mesures de capteurs quantifiés
<i>FVB</i>	filtrage variationnel binaire, l'algorithme de filtrage variationnel basé sur des mesures de capteurs binaires
<i>CC</i>	chef de cluster, un capteur qui est responsable de la collecte et de traitement des données des autres capteurs dans le cluster local
<i>Pro – FVQ</i>	filtrage variationnel quantifié proactif, basé sur une formation statique des clusters avant l'intrusion de la cible, où la règle d'activation du cluster est la préoccupation principale
<i>Re – FVQ</i>	filtrage variationnel quantifié réactif, basé sur une formation dynamique des clusters pour le suivi de cibles considérant à la fois la pertinence de l'information et l'efficacité énergétique
<i>MGEE</i>	modèle général d'évolution de l'état
<i>BCR</i>	borne Cramér-Rao
<i>APS</i>	administrator power strategy
<i>CS</i>	client/server
<i>DD</i>	diffusion directe
<i>DF</i>	data fusion
<i>EKF</i>	extended Kalman filter
<i>JPDAF</i>	joint probabilistic data association filter
<i>McDa</i>	multi criterion data aggregation
<i>MCMC</i>	Monte-Carlo Markov chain
<i>MHT</i>	multiple hypothesis tracking
<i>SMC</i>	sequential method Monte-Carlo
<i>SMCDA</i>	sequential method Monte-Carlo data association
<i>WSN</i>	wireless sensor network
X	ensemble des états cachés à estimer
Z	ensemble de données observées

LISTE DES TABLEAUX

Θ	ensemble de paramètres du modèle
\mathcal{H}	modèle probabiliste
$\langle \cdot \rangle_p$	espérance à l'égard de la distribution p
$\hat{p}(\cdot)$	approximation de la distribution p
$E[f(\cdot)]/E[\cdot]$	espérance de la fonction f /paramètre
$\mathbf{A} \setminus \mathbf{B}$	différence entre l'ensemble \mathbf{A} et l'ensemble \mathbf{B}
$\bar{\cdot}$	paramètre initial fixe
$\hat{\cdot}$	estimation de la variable
\mathbf{x}_t	état de la cible à l'instant t à estimer
$\boldsymbol{\mu}_t, \boldsymbol{\lambda}_t$	variables cachées pour estimer l'état
y_t^i	observation détectée par le capteur i à l'instant t
z_t^i	observation interrompue reçue par le chef de cluster à partir de son capteur esclave i , correspondant à y_t^i
\mathbf{s}^i	position du capteur i
w_t^i	niveau de quantification utilisé par le capteur i à l'instant t pour quantifier sa mesure, à déterminer
L_t^i	le nombre de bits utilisé par le capteur i à l'instant t pour quantifier sa mesure

I

Introduction



Sommaire

- I.1 Problèmes adressés
 - I.2 Présentation de la thèse
-

Un réseau de capteurs sans fil (RCSF) est une collection d'un grand nombre de nœuds capteurs. Chaque nœud capteur a une capacité de traitement, plusieurs types de mémoire, diverses unités de détection et des actionneurs, émetteur/récepteur Fréquence Radio (FR) et une source d'énergie. La configuration des capteurs permet un déploiement aléatoire, dans un mode ad-hoc, dans certains terrains inaccessibles ou pendant les opérations de secours. En raison de leur flexibilité, leur faible coût et la facilité de leur déploiement, les RCSFs promettent de révolutionner notre vie à travers plusieurs domaines d'applications (écologique, civile, militaire, etc.). Les réseaux de capteurs ont suscité une attention croissante à la fois dans le monde académique et le monde industriel. Malgré leur diverses applications, les réseaux de capteurs sont confrontés à un certain nombre de défis techniques en raison de leur énergie inhérente, la limitation de la bande passante, le déploiement ad hoc et le fonctionnement sans supervision hiérarchique. Malheureusement, très peu de travaux existants sur les systèmes distribués peuvent être appliqués dans les réseaux de capteurs. Les protocoles et les algorithmes de RCSFs doivent suivre une auto-organisation et fonctionner d'une manière coopérative. Par conséquent, des algorithmes robustes et fiables pour le traitement du signal distribué et collaboratif sont nécessaires sous les contraintes d'énergie et de puissance dans les réseaux de capteurs.

I.1 Problèmes adressés

Les RCSFs ont pour objectif de récolter des données de leur environnement et d'agir sur cet environnement dans lequel ils sont déployés. Composé de centaines, voire de milliers de nœuds capteurs, un RCSF peut générer de grandes quantités de données. Ces données peuvent être classifiées en trois catégories : (1) information importante qui intéresse l'utilisateur du système ; (2) information redondante qui résulte souvent du déploiement aléatoire des nœuds où un ou plusieurs nœuds qui couvrent la même zone et détectent donc les mêmes valeurs ; (3) information inutile qui pourrait avoir plusieurs sens selon l'application.

La communication de toutes les données perçues par les nœuds capteurs provoque une forte consommation de la batterie du nœud, ce qui limite la durée de vie des nœuds et donc celle du RCSF. Par contre, le coût d'un traitement local de l'information est en général inférieur à celui de la communication des données brutes. Ce constat nous mène à privilégier le traitement local des données et de ne communiquer que les données traitées.

En plus du traitement local, la transmission des données de plusieurs nœuds dans le même message réduit la consommation énergétique dans un RCSF. En effet, la transmission d'un grand message nécessite une seule session de communication et une seule entête protocolaire. [Chen et al., 2006] a prouvé que la communication d'un grand message est plus économique que la transmission de plusieurs petits messages.

Le principal objectif de la thèse est de proposer une approche variationnelle permettant de respecter les contraintes de communication dans les RCSFs. L'efficacité de l'approximation variationnelle repose sur le fait que la mise à jour et la compression de la distribution de filtrage sont effectuées simultanément. En outre, l'approche variationnelle a la propriété d'être sans modèle, assurant la robustesse du traitement du signal. Nous analysons le problème d'inférence bayésienne pour plusieurs applications spécifiques et représentatives dans les RCSFs pour élaborer la méthode du filtrage variationnel (FV), qui peut être applicable à une catégorie de problèmes plus large. En particulier, quatre problèmes spécifiques d'application sont considérés :

1. suivi de trajectoire,
2. clustering, routage et agrégation sécurisée de données,
3. optimisation multi-objective, et
4. utilisation de méthode d'agrégation multicritères des données basée sur le système multi-agents pour la gestion de crise dans le RCSF.

Chacun des chapitres suivants est consacré à l'un de ces problèmes, avec un objectif commun sur la formulation variationnelle de l'inférence bayésienne dans les RCSFs.

I.2 Présentation de la thèse

L'objectif principal de la thèse est de réaliser l'inférence bayésienne dans les réseaux de capteurs distribués en utilisant la méthode de filtrage variationnel. L'inférence bayésienne décentralisée dans les réseaux de capteurs nécessite l'échange de messages entre les capteurs. Afin d'examiner les coûts inhérents dans la communication de ces messages nous examinons trois problèmes importants : i) la taille minimale, en bits, d'une représentation de données observées, ii) la propagation des erreurs d'approximation de la distribution de filtrage bayésien, iii) le clustering, le routage et l'agrégation sécurisée de données.

Ce manuscrit est organisé comme suit. En chapitre II, nous décrivons les principales caractéristiques matérielles et logicielles des nœuds capteurs qui existent actuellement sur le marché. Par la suite, nous décrivons les principaux défis et contraintes qu'il faut prendre en considération avant de proposer de nouveaux protocoles et architectures pour les réseaux de capteurs sans fil.

Nous donnons également une brève introduction à la théorie bayésienne et sa pertinence pour résoudre des applications dans les réseaux de capteurs. Nous commençons par un aperçu des applications, contraintes et problèmes inhérents dans les RCSFs. Ensuite, nous présentons quelques algorithmes classiques de filtrage qui sont largement utilisés dans les RCSFs. Nous introduisons brièvement quelques outils de calcul de probabilité, fournissant les bases nécessaires pour comprendre les algorithmes et l'analyse présentée dans les chapitres suivants.

Nous présentons, en chapitre III, les défis à relever pour prendre en compte le compromis entre les contraintes des ressources et la précision de suivi de cible dans les RCSFs en utilisant des capteurs quantifiés. L'algorithme de filtrage variationnel est proposé pour intégrer les données d'observation et approximer la distribution filtrée par une seule gaussienne. La méthode de filtrage variationnel est introduite par un exemple représentatif, où la distribution a posteriori d'un modèle général de Markov caché est approximée en minimisant la divergence de Kullback-Leibler. Le filtrage variationnel est exécuté sur un régime de cluster entièrement distribué, où à chaque instant, un seul cluster est activé pour effectuer le suivi de cible. Pour assurer un suivi de cible efficace, nous proposons une méthode qui permet à la fois d'optimiser la quantification et d'estimer le canal entre les capteurs candidats et le chef de cluster.

Dans le chapitre IV, nous décrivons les méthodes proposées pour le clustering, le routage et l'agrégation sécurisée de données en se basant sur des modèles multi-critères. Nous présentons tout d'abord notre méthode pour la sélection des meilleurs nœuds qui participent à la collecte de données pour le suivi de cible, afin d'équilibrer la dissipation d'énergie et de prendre en compte la pertinence de l'information de mesures de capteurs. Cette sélection est basée aussi sur la puissance de transmission entre un capteur et le chef de cluster. Ensuite, nous montrons les performances de notre méthode pour l'agrégation de données sécurisée en se basant sur la distance Kullback-Leibler entre la distribution de la position de cible actuelle et l'observation prédite du capteur. Enfin, nous détaillons notre stratégie pour la sélection de meilleur chemin de communication

I. INTRODUCTION

dans un cluster en se basant sur les paramètres nécessaires de prendre en considération pour la gestion optimale de la batterie, la quantité d'information du nœud et le délai de communication.

En chapitre V, nous proposons notre approche d'optimisation multi-objectifs pour le suivi de cible dans les RCSFs, qui permet à la fois d'optimiser la quantification et de sélectionner les meilleurs capteurs qui participent à la collecte de données.

Dans le chapitre VI, afin de mieux mettre en valeur les caractéristiques de RCSF, nous proposons notre approche basée sur le système multi-agents comme une solution pour la gestion de crise qui est un domaine de plus en plus exigeant en termes de performances. Enfin, nous étudions l'influence des méthodes de déploiement aléatoire des nœuds sur la performance du réseau et sur la représentativité des données agrégées.

À travers de multiples simulations de plusieurs scénarios de RCSF de taille et densité variables, de puissances de transmission de capteurs variables, les méthodes proposées dans cette thèse ont conduit à une amélioration remarquable des performances, en les comparant aux approches classiques. En particulier, nous avons montré que les approches proposées permettent de réduire de manière significative la consommation énergétique pendant le processus de suivi, tout en prenant en compte la pertinence de données collectées par les nœuds capteurs. Nous avons aussi remarqué que cette optimisation est liée directement à la réduction du coût de communications et par conséquent au temps de transmission/réception radio de chaque nœud. La limitation principale de nos techniques était le délai supplémentaire nécessaire pour effectuer les coopérations entre les nœuds et le chef de cluster. Il faut également noter que ce délai est en général limité ce qui signifie que seulement les applications qui exigent des contraintes de temps assez sévères sont influencées.

Un chapitre est enfin dédié à la conclusion. Nous présentons également quelques perspectives permettant d'enrichir ce travail.

II Contexte Général



Sommaire

- II.1 Les réseaux de capteurs sans fils (RCSFs)
 - II.2 Méthode variationnelle bayésienne
 - II.3 Conclusion
-

Dans ce chapitre, nous présentons d'abord quelques généralités sur les réseaux de capteurs et notamment sur les aspects architecture, contraintes, et domaines d'applications. En particulier, l'application de suivi de cibles sera détaillée ainsi que l'ensemble des facteurs influençant la conception des réseaux capteurs sans fil (RCSFs). Ensuite, nous nous concentrons sur les méthodes avancées de traitement du signal collaboratif dans les RCSFs et donnons une brève introduction à la théorie de l'inférence bayésienne et l'approximation variationnelle qui sera utilisée dans le reste de cette thèse. Cette approximation est destinée à résoudre les problèmes de localisation et de suivi de cibles sous les contraintes d'énergie et de puissance dans les réseaux capteurs sans fil.

II.1 Les réseaux de capteurs sans fils (RCSFs)

II.1.1 Introduction

Au cours de cette dernière décennie, la technologie des RCSFs a suscité une attention particulière aussi bien dans le monde académique que dans le monde industriel. Cette technologie permet de résoudre plusieurs problèmes pratiques, grâce aux progrès réalisés en micro et nanotechnologies. De nombreux travaux et états de l'art ont été publiés sur ce thème [CRULLER et al., 2004; Krishnamachari, 2005; Karl and Willig, 2007]. Un réseau de capteurs est caractérisé par un déploiement très dense et à grande échelle, dans des conditions qui souvent ne permettent pas l'approvisionnement des capteurs en énergie. Les capteurs déployés sont utilisés pour la récolte de données et leur transmission à une station de base. Les spécificités les plus importantes de ces capteurs sont leur rapidité de déploiement, leur tolérance aux erreurs, leur faible coût et leur capacité d'auto-organisation et de coopération.

Cette section sera organisée de la manière suivante. Dans la section II.1.2, nous présentons les technologies logicielles et matérielles actuelles des nœuds capteurs pour donner une idée de leurs capacités de traitement mais aussi leurs limites techniques. Nous introduisons également les différents défis et contraintes des RCSFs qu'il faut prendre en considération pour toute proposition dans ce domaine. La section II.1.3 décrit quelques aspects de RCSFs, alors que la section II.1.4 est dédiée aux domaines d'applications des RCSFs. Dans la section II.1.5, nous présentons les objectifs de la surveillance dans le RCSFs, et terminons par une brève étude des travaux existants sur le suivi d'objets dans un RCSF.

II.1.2 Caractéristiques d'un RCSF

Définition du réseau de capteurs sans fil

Un RCSF est souvent composé d'un nombre très important de nœuds capteurs qui sont organisés en champs [CRULLER et al., 2004]. Ces nœuds sont des entités capables d'opérer en toute autonomie afin de collecter des données et de les envoyer au nœud passerelle (station de base) appelé puits ou en anglais "sink" (voir figure II.1) [Chong and Kumar, 2003; Akyildiz et al., 2002b; Bharathidasan and Ponduru, 2003]. Ces entités sont équipées d'une batterie qui est une source d'énergie non durable, ce qui représente la contrainte la plus importante pour la survie d'un réseau de capteurs. Les réseaux de capteurs ne définissent pas une architecture préexistante puisque les capteurs peuvent se trouver fixés à un endroit précis ou mobile, formant ainsi un réseau sans infrastructure prédéfinie. En termes de domaines d'applications, les réseaux de capteurs ont connu une très grande évolution, ouvrant des perspectives d'impacts significatifs dans de nombreux domaines d'application et peuvent s'adresser à une diversité de secteurs [Chong and Kumar, 2003; Akyildiz et al., 2002b; Bharathidasan and Ponduru, 2003; Karl and Willig,

II.1 Les réseaux de capteurs sans fils (RCSFs)

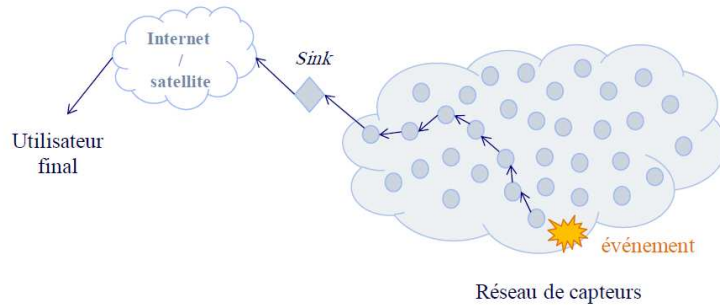


FIGURE II.1: Architecture d'un RCSF.

2007] comme la biologie, le militaire, la santé, l'environnement, la surveillance sismique et la télésurveillance personnelle, etc.

Architecture

Un RCSF est composé de trois couches : i) le réseau sans fil, composé de l'ensemble des éléments du réseau, ii) le réseau de capteurs, composé des éléments qui peuvent recevoir une information de leur environnement et iii) les grappes (clusters) de capteurs, qui effectuent des tâches complexes de traitement du signal [Karl and Willig, 2007]. La figure II.2 illustre l'organisation hiérarchique des réseaux de capteurs. Dans la plupart des cas, un traitement local de l'information est réalisé par les capteurs, et l'information utile est transmise à un nœud central (au niveau du cluster), qui collecte, traite et analyse ces informations.

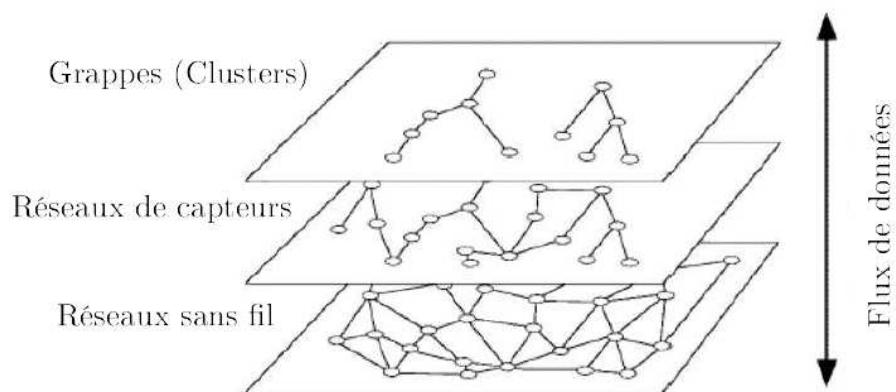


FIGURE II.2: Les composants d'un nœud capteur.

II. CONTEXTE GÉNÉRAL

Composition d'un nœud capteur

Un nœud capteur est composé de quatre unités principales : unité de mesure, unité de traitement, unité de transmission, et unité de contrôle d'énergie [CRULLER et al., 2004].

- Unité de mesure : elle est chargée de mesurer le phénomène observé et le convertir depuis un signal analogique en une donnée numérique, qui sera ensuite envoyée à l'unité de traitement.
- Unité de traitement : son rôle est d'exécuter les protocoles de communication qui permettent aux nœuds capteurs de collaborer et de coopérer avec d'autres nœuds pour accomplir une tâche demandée.
- Unité de transmission : elle permet d'effectuer toutes les émissions et les réceptions de données.
- Unité de contrôle d'énergie : son rôle est d'effectuer les opérations de contrôle de l'énergie restante et de mesure de la durée de vie du nœud capteur.

La figure II.3 présente l'architecture d'un nœud et ses différentes composantes.

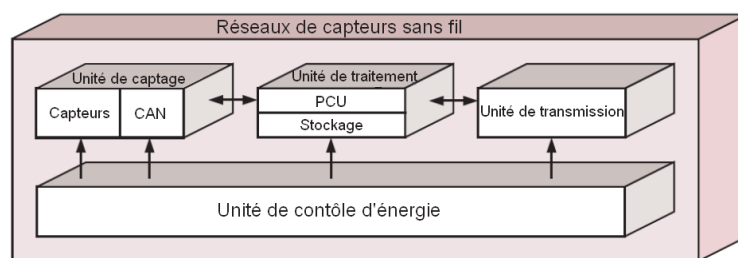


FIGURE II.3: Organisation hiérarchique des réseaux de capteurs.

II.1.3 Facteurs conceptuels des RCSFs

Les principaux facteurs des réseaux de capteurs se résument dans ce qui suit :

Densité des nœuds

Un réseau de capteurs se compose d'un grand nombre de nœuds assurant la couverture totale de la zone surveillée. Ceci garantit une transmission plus fiable des données sur l'état du champ surveillé et engendre un niveau de surveillance élevé.

Topologie dynamique

La topologie d'un réseau de capteurs dynamique est le résultat de trois points essentiels :

- La mobilité des nœuds : les nœuds capteurs peuvent être attachés à des objets mobiles qui se déplacent arbitrairement et librement, ce qui introduit une topologie dynamique du réseau.

- L'ajout de nouveaux nœuds : de nouveaux nœuds capteurs peuvent être rajoutés. Il suffit de placer un nouveau nœud capteur, qui soit dans la portée de communication d'au moins un autre nœud capteur du réseau déjà existant.
- La défaillance des nœuds : les nœuds capteurs peuvent être supprimés (d'un point de vue logique) à cause de l'autonomie énergétique limitée des nœuds, ou à cause d'un problème de sécurité, et donc la topologie du réseau n'est pas fixée.

Auto-organisation

L'auto-organisation est une propriété nécessaire et aussi attractive pour ce type de réseau afin de garantir une bonne maintenance. Étant données les diverses conséquences résultantes d'une topologie dynamique du réseau de capteurs, ce dernier devra être capable de s'auto-organiser pour effectuer ses tâches et exécuter ses applications.

La tolérance aux fautes

Certains nœuds peuvent ne pas fonctionner correctement ou générer des erreurs à cause d'un problème physique, un manque d'énergie, ou une interférence. Cette défaillance n'affecte pas le reste du réseau, c'est le principe de la tolérance aux fautes. La tolérance aux fautes est la capacité de maintenir les fonctionnalités du réseau sans interruption suite à une erreur ou un dysfonctionnement survenu sur un ou plusieurs capteurs. Le degré de tolérance dépend du type d'application et des données échangées [[Benhamida and Challal, 2010](#)].

Scalabilité

Les réseaux de capteurs peuvent contenir un très grand nombre de nœuds capteurs, densément déployés dans une zone régionale [[Mitton et al., 2009](#)]. Les protocoles doivent être bien adaptés au nombre de nœuds, ce qui est souvent réalisé en utilisant des algorithmes distribués ou localisés. Un nombre aussi important de nœuds engendre beaucoup de communication inter-nœuds et nécessite que le nœud collecteur/traiteur soit équipé d'une mémoire importante pour stocker les informations reçues.

Pannes fréquentes

Pour que les données transférées atteignent la destination finale, elles doivent être acheminées par des nœuds intermédiaires. À cause de la topologie dynamique du réseau et la possibilité de rencontrer un problème (panne, épuisement de batterie, attaque, ...) au niveau du capteur, le réseau ne peut pas garantir des taux de livraison plus élevés. De plus, la communication radio peut être bruitée au niveau des nœuds intermédiaires, ce qui peut dégrader l'information transmise.

II. CONTEXTE GÉNÉRAL

L'environnement

Généralement, les nœuds capteurs sont déployés en masse dans des zones et endroits variés, à l'intérieur de grandes machines, au fond d'un océan, dans des endroits chimiquement souillés, dans des champs de bataille au-delà des lignes ennemies, etc. C'est pourquoi, ces capteurs doivent pouvoir fonctionner sans surveillance dans des régions géographiques éloignées.

Simplicité

En plus de leur contrainte énergétique, les nœuds capteurs sont également limités dans leurs capacités de transformation et de stockage. Ainsi, les algorithmes devraient être aussi simples que possible afin de minimiser la complexité de calcul et l'utilisation de la mémoire.

La consommation d'énergie

La consommation énergétique est un paramètre important qui doit être pris en considération comme contrainte forte pendant la phase de conception. La recharge des batteries des nœuds dans plusieurs types d'applications pourrait être irréalisable [Akyildiz et al., 2002c; Yick et al., 2008]. En conséquence, la vie d'un nœud peut être définie comme la durée de sa batterie, ce qui montre l'importance de ce facteur dans les RCSFs. Les unités de mesure, de traitement et de communication des nœuds sont alimentées par la batterie. La figure II.4 illustre la distribution de consommation de la batterie entre chacune de ces entités [Sohraby et al., 2007]. Elle montre que l'entité radio est le premier consommateur de l'énergie. Par contre, la consommation dédiée pour la perception des paramètres environnementaux et pour le processeur est négligeable si on la compare avec la consommation nécessaire pour la communication ou de la radio. L'énergie consommée pour transmettre 1KB sur une distance de 100m est approximativement identique à celle nécessaire pour exécuter 3 millions d'instructions par un processeur de 100Mhz [Anastasi et al., 2009]. Par conséquent, le traitement local et la communication sont deux aspects importants dans la minimisation de la consommation énergétique dans un RCSF.

II.1.4 Différents aspects de RCSFs

Dans cette sous-section, nous exposons quelques aspects des RCSFs qui représentent des défis déterminants [Akyildiz et al., 2002a; Wong and Potkonjak, 2002]. À titre d'exemple, nous considérons ici l'impact de ces facteurs sur le problème du traitement de l'information, le routage, la sécurité et l'aspect communication dans les RCSFs, et nous présentons succinctement chaque objectif à atteindre dans ces contextes.

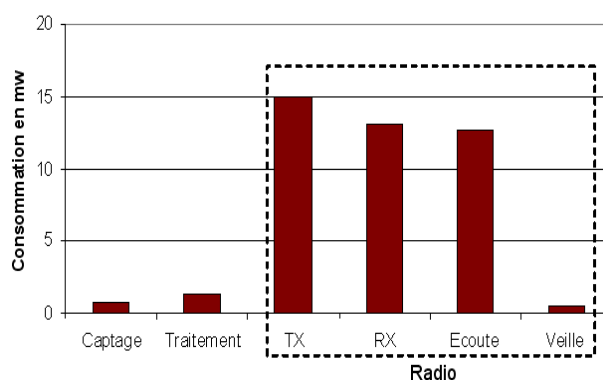


FIGURE II.4: Consommation énergétique des différentes entités du nœud [Sohraby et al., 2007]

Hétérogénéité

Dans de nombreuses applications, tous les capteurs sont considérés homogènes avec les mêmes caractéristiques physiques (i.e. même niveau d'énergie, capacité de calcul et de communication). Par contre, dans d'autres applications, certains capteurs peuvent avoir des périphériques spécifiques, jouant des rôles différents, ce qui peut générer un système hétérogène en terme de type de connectivité et capteurs. Par exemple, dans les RCSFs hiérarchiques, certains nœuds capteurs sont désignés comme "meneurs" ("leaders" en anglais) dans leur groupe. L'étape de routage vers les collecteurs de données est alors traitée par ces types de capteurs. De même, les réseaux de capteurs vidéo peuvent contenir une variété d'équipements tels que les caméras vidéo, les microphones, les batteries supplémentaires, etc.

Déploiement des nœuds

C'est un facteur qui affecte fortement les protocoles de routage dans les RCSFs statiques. Le déploiement des nœuds peut être aléatoire ou déterministe. Dans la première stratégie, les capteurs sont éparpillés au hasard. Par contre, dans une stratégie déterministe, les nœuds capteurs sont placés manuellement et les données peuvent être guidées ou acheminées via des chemins prédéterminés. Par conséquent, l'étape auto-organisation est indispensable au bon acheminement d'informations et donc au bon fonctionnement du routage.

Pertinence d'information

Les défis pour obtenir les informations pertinentes pour répondre aux exigences des applications dans les RCSFs ou aux besoins informationnels des utilisateurs augmentent proportionnellement avec le contenu des informations. En effet, le partage des données et la collaboration entre les capteurs pour effectuer une tâche spécifique sont des concepts en vogue. Nous pensons qu'un problème informationnel devrait pouvoir être

II. CONTEXTE GÉNÉRAL

plus rapidement et plus facilement résolu si un traitement collaboratif et coopératif entre les capteurs est utilisé. Par conséquent, le fait de prendre en compte la pertinence de l'information apporte une information supplémentaire significative sur les données requises. Ceci agit sur les performances de traitement de l'information. On trouve plusieurs paramètres qui calculent la quantité d'informations tels que : l'information de Fisher, l'information mutuelle, l'entropie, etc.

Modèle de données

Le modèle d'acquisition et de capture des données dépend essentiellement de l'application. On trouve plusieurs modèles différents : i) modèle dépendant du temps (surveillance périodique), ii) modèle dépendant des événements (occurrence d'un événement particulier), iii) modèle dépendant des requêtes (réponse à une demande d'une station de base), et iv) modèle hybride (combinaison des précédentes techniques) [Bonnet et al., 2001; Yao and Gehrke, 2002]. Dans un réseau statique, une phase d'alerte est souvent mise en place. Par contre, dans un réseau mobile, une étape de routage est nécessaire pour collecter rapidement les données vers une station de base.

Regroupement de capteurs ou clustering

Les algorithmes de regroupement (clustering) pour un réseau de capteurs permettent la sélection de grappes (clusters) de capteurs. Chaque cluster contient un chef de cluster qui gouverne le groupe des capteurs esclaves afin d'effectuer une tâche demandée. Cette sélection est basée sur des critères telles que l'énergie résiduelle, la position du capteur, la puissance de transmission et les données acquises par les capteurs. Par conséquent, la sélection du groupe de capteurs approprié agit évidemment sur la bonne gestion d'énergie et les performances du traitement de l'information.

Agrégation des données

Dans un RCSF, les capteurs peuvent générer de la redondance dans leurs mesures effectuées. Comme il a été mentionné auparavant, l'agrégation de données similaires en provenance de différents capteurs permet de réduire le nombre de transmissions (e.g. de duplicata, minimum, moyenne, maximum, suppression, etc.). Le traitement du signal est un outil essentiel pour effectuer l'agrégation ou la fusion de données. Il permet d'améliorer la robustesse du mécanisme de routage et d'économiser de l'énergie.

Sécurité

Les contraintes, citées dans la sous-section 1, rendent les réseaux de capteurs très vulnérables. La nature vulnérable des transmissions radio et l'absence de sécurité physique pour ce type de nœuds sont des caractéristiques qui augmentent les risques d'attaques contre les RCSFs. La confidentialité et l'intégrité des échanges sont des services de sécurité importants pour certaines applications des réseaux de capteurs, notamment lorsqu'il

s'agit de transmettre des données qui peuvent divulguer le secret médical ou des informations sensibles qui visent à prévenir des accidents graves comme par exemple dans les réacteurs nucléaires. Dans ce type d'application, la sécurité de l'information devient primordiale pour mener à bien ces opérations [Chen et al., 2004].

II.1.5 Quelques applications des RCSFs

Les RCSFs promettent de nombreux domaines d'applications à savoir :

Surveillance de l'environnement

De nombreuses applications environnementales des RCSFs ont été proposées [Romer et al., 2005], telles que la détection d'incendies, la surveillance de l'habitat, le tracking des animaux, etc. Nous pouvons citer également la surveillance dans les centrales nucléaires ou au sein des pétroliers, où les nœuds capteurs peuvent être déployés pour détecter des fuites de produits toxiques (éléments radioactifs, gaz, produits chimiques, pétrole, etc.) et alerter le centre de contrôle dans les meilleurs délais pour permettre une intervention instantanée. On trouve aussi la surveillance dans les forêts, où les nœuds capteurs peuvent être dispersés à partir d'un avion, pour signaler un éventuel début d'incendie, ce qui permettrait une meilleure efficacité pour la lutte contre ce phénomène, etc.

Domaine militaire

Un RCSF [Akyildiz et al., 2002c] [Römer et al., 2005] peut jouer un rôle important dans la surveillance, la commande et le contrôle des opérations militaires. Le déploiement d'un RCSF, qui est caractérisé par sa tolérance aux pannes et son auto-organisation, offre une technique de détection très prometteuse dans le domaine militaire. Un RCSF est basé sur un déploiement très dense de nœuds peu coûteux et à grande échelle dans des environnements limités en termes de ressources. Dans ce type de réseaux, la défaillance de quelques nœuds n'affecte pas le reste du réseau et l'opération militaire. Par conséquent, les RCSFs s'avèrent une technologie très adaptée aux champs de bataille. Parmi les applications militaires des RCSFs, nous pouvons citer [Akyildiz et al., 2002c] : la surveillance du champ de bataille, le suivi et la reconnaissance des forces ennemies et du terrain, la surveillance des forces alliées, et la détection des attaques nucléaires. Les RCSFs permettent, par exemple, aux commandants militaires de surveiller constamment le statut des troupes alliées ainsi que l'état et la disponibilité des équipements et des munitions dans un champ de bataille. Chaque troupe, véhicule, équipement et munition critique peut être équipé avec de petits capteurs qui rapportent l'état de cette entité. Ensuite, les données de ces capteurs seront recueillies au niveau du sink et envoyées aux commandants. Les données peuvent également être expédiées aux niveaux supérieurs de la hiérarchie tout en étant agrégées en prenant en compte les données obtenues à partir d'autres unités à chaque niveau.

II. CONTEXTE GÉNÉRAL

Domaine médical

L'importance des RCSFs se voit aussi dans quelques applications médicales [Sohraby et al., 2007], comme les champs où les patients hospitalisés pourraient être équipés de nœuds capteurs pour dépister les déplacements de leurs signes vitaux et les surveiller. Et donc, sous une surveillance d'un médecin, les patients pourraient se déplacer librement. En cas d'accident, comme une chute d'un patient, les capteurs pourraient alerter les infirmières en indiquant l'état du patient et son emplacement. Et donc, le médecin qui serait équipé d'un capteur sans fil, pourrait être automatiquement informé. Les applications médicales utilisant les RCSFs intéressent aussi d'autres communautés de recherche qui souhaitent fabriquer des vêtements qui incluent des micro-capteurs ou implanter ces capteurs dans le corps humain. Ceci permettra beaucoup plus de liberté aux patients.

Applications industrielles

De nombreuses applications industrielles et commerciales des RCSFs ont été proposés [Al Agha et al., 2009]. Dans l'industrie, les nœuds capteurs peuvent être déployés pour surveiller la qualité des produits, le processus d'automatisation et de fabrication, le diagnostic de machines, etc. Ceci permettra de faciliter la commande de robots, la gestion dans les environnements de fabrication automatique, la construction des centres de contrôle, la création des jouets interactifs, etc.

Comme nous l'avons introduit aux sous-sections précédentes, à l'origine, l'utilisation des RCSFs était centrée sur les applications de surveillance. Puis, la diversification des applications potentielles ont permis de montrer la puissance et les interfaces nécessaires aux RCSFs. Dans cette sous-section nous allons essayer de présenter les objectifs de la surveillance des RCSFs, et terminer par une brève étude des travaux existant sur le suivi d'objets dans un RCSF.

II.1.6 Suivi de cible : État de l'art succinct

Puisque les réseaux de capteurs sont généralement utilisés pour surveiller l'environnement, le suivi de cible est considéré comme un problème fondamental, dont le but est de tracer des chemins d'itinérance des objets / individus mobiles dans une zone dans laquelle les capteurs sont déployés. Ce problème est difficile dans les deux sens suivants : 1) il n'y a pas de mécanismes de contrôle central ni un réseau de base dans un tel environnement et 2) la communication sans fil est très limitée. À l'heure actuelle, la localisation et le suivi se font en utilisant le GPS. Mais, ce dernier a ses limites. Par exemple, il ne peut pas être utilisé dans la plupart des environnements intérieurs. Cela dépend de la ligne de mire, et aussi des lieux non-urbains extérieurs. Le GPS ne donne pas de résultats précis, car il dépend de plusieurs facteurs tels que le terrain, les paramètres topographiques du lieu où l'objet se trouve, le feuillage, etc. Et puisque, les

récepteurs GPS peuvent être trop coûteux ou trop consommateurs d'énergie, l'utilisation des RCSFs peut fournir une meilleure localisation, car les nœuds capteurs sont des petits dispositifs, peu coûteux et à faible puissance. Les nœuds capteurs sont beaucoup plus viables en tenant compte des contraintes d'économie et de commodité. Ci-dessous, nous présentons quelques techniques récentes proposées pour résoudre le problème de suivi des cibles, (en anglais "tracking").

1. La technique proposée par Long Zuo et al. [Zuo et al., 2007] examine le problème de suivi d'objet mobile dans un environnement multi-capteurs en utilisant le filtrage particulaire distribué (FPD). Les filtres particulaires (FP) ont un grand potentiel pour résoudre les problèmes d'estimation fortement non linéaire et non-gaussien, dans lequel le filtre traditionnel de Kalman (FK) et le filtre de Kalman étendu (FKE) ne parviennent généralement pas. Ainsi, dans un réseau de capteurs, la mise en œuvre de filtres particulaires distribués exige beaucoup de communications entre les nœuds capteurs et les chefs de cluster. Pour rendre l'approche FPD réalisable pour le traitement en temps réel et pour réduire les exigences de communication, les auteurs ont proposé d'approximer la distribution a posteriori obtenue à partir des filtres particulaires locaux par un modèle de mélange Gaussien (usuellement abrégé par l'acronyme anglais GMM pour Gaussian Mixture Model). Dans ce travail, les signaux reçus par le sink sont modélisés comme des mesures analogiques contaminées par un bruit blanc Gaussien (BBG). Cette technique n'est pas pratique pour de nombreux RCSFs puisque la communication au sein du réseau doit être limitée afin de conserver les ressources disponibles telles que l'énergie et la bande passante.
2. Les auteurs Onur Ozdemir, Ruixin Niu, et Pramod K. Varshney, de l'université de Syracuse (USA) [Ozdemir et al., 2009], ont proposé une approche pour le suivi de cible dans les RCSFs en utilisant le filtrage particulaire. Dans ce cadre, la nature imparfaite des canaux de communication sans fil entre les capteurs et le centre de fusion est incorporée dans l'algorithme de suivi basé sur le filtre particulaire. Ces algorithmes sont générés pour différents modèles de canaux sans fil et différentes architectures de récepteurs. Comme on peut s'y attendre, avec un grand nombre de particules, le filtrage particulaire démontre bien un suivi plus précis avec une grande complexité de calcul. En particulier, le temps de calcul croît proportionnellement avec l'augmentation du nombre de particules.
3. Les auteurs Jing Teng, Hichem Snoussi et Cédric Richard de l'Université de Technologie de Troyes (France) [Teng et al., 2007a] ont proposé une technique distribuée pour le suivi de cible dans les RCSFs en utilisant le filtrage variationnel. Ce travail est basé sur des capteurs binaires permettant de suivre les trajectoires d'objets mobiles, c'est-à-dire que le capteur délivre une information binaire indiquant si le niveau seuil défini est atteint ou pas. Ceci passe par trois phases : i) Premièrement, la méthode proposée est basée sur la notion "cluster". A chaque instant, un seul cluster ou groupe de capteurs qui est situé à proximité de la cible est activé, tandis que les autres capteurs sont inactifs. Pour activer le groupe de capteurs le plus approprié, les auteurs ont proposé une règle nonmyopic, qui

II. CONTEXTE GÉNÉRAL

est basée non seulement sur le déplacement prédit de la cible, mais aussi sur sa tendance future. ii) Deuxièmement, un algorithme de filtrage variationnel est proposé pour suivre la cible avec une grande précision, même dans le cas fortement non linéaire. iii) Troisièmement, un modèle d'observation binaire basé sur les mesures de connectivité est employé par les capteurs esclaves activés pour réduire la consommation d'énergie et de réduire au minimum la communication intra-cluster. Il s'agit d'une décision binaire en fonction de la force du signal perçu. Par conséquent, seul un bit est transmis pour un traitement ultérieur si une cible est détectée. Comme une seule partie de l'information est exploitée (décision binaire dure), le suivi dans les réseaux de capteurs binaires n'induit pas à une meilleure estimation des performances, et néglige la pertinence des informations apportées par les capteurs.

4. Yanhua Ruan et al. de l'University of Connecticut Storrs (USA) [Boers et al., 2008] ont développé une approche pour résoudre le problème de suivi dans les RCSFs basée sur des mesures de capteurs quantifiées. Ce travail considère deux points : i) Le premier est que l'estimation des mesures quantifiées nécessite une mise à jour avec une distribution non-gaussienne, reflétant l'incertitude au sein de la quantification. En général, il s'agit d'une tâche difficile pour l'estimation dynamique, mais la méthode Chaîne de Markov Monte Carlo (MCMC) (s'appelle aussi méthode du filtrage particulière) semble tout à fait appropriée, car le système qui en résulte est, par essence, un filtre non linéaire. ii) Le filtrage particulière est approprié, étant donné que la littérature récente a rapporté des modifications filtre à particules qui tiennent compte des mises à jour du filtre non linéaire basé sur de nouvelles mesures passées. En raison de contrainte d'énergie et de la bande passante, chaque nœud activé quantifie sa mesure et la transmet au centre de fusion en se basant sur un modèle de quantification probabiliste. Le centre de fusion estime l'état de la cible en utilisant ces messages quantifiés.

II.2 Méthode variationnelle bayésienne

II.2.1 Introduction

Récemment, des méthodes variationnelles ont été utilisées et développées dans le contexte de l'inférence approximative et l'estimation. Un problème important et difficile dans l'inférence bayésienne est le calcul de la vraisemblance marginale, étant donné un modèle d'observation et une distribution *a priori* des paramètres de modèle. Nous sommes préoccupés par les données \mathcal{Z} , qui sont générées via un modèle défini par un ensemble de paramètres inconnus Θ [Smídl and Quinn, 2005]. Les données sur les croyances au sujet sont complètement exprimées par un modèle d'observation probabiliste paramétrique, $P(\mathcal{Z}|\Theta)$. Étant donné un ensemble spécifique de données observées \mathcal{Z} , l'apprentissage de l'incertitude / aléatoire d'un processus est résolu par la construction d'une distribution $P(\Theta|\mathcal{Z})$, appelée la croyance *a posteriori* pour le système. En utilisant la règle de

Bayes, la distribution *a posteriori* est proportionnelle :

$$P(\Theta|\mathcal{Z}) \propto P(\mathcal{Z}|\Theta)P(\Theta),$$

qui précise comment la croyance *a priori*, quantifiée par la distribution *a priori* $P(\Theta)$, est mise à jour selon les données mesurées \mathcal{Z} . Les problèmes du monde réel impliquent toujours une grande dimension avec une incertitude de variables aléatoires complexes ($\Theta = \{\theta_j\}_{j=1}^J$). L'estimation non paramétrique et à base d'échantillons d'incertitude, i.e. la méthode de filtrage particulaire (FP), est ainsi devenue très populaire pour saisir et représenter la distribution complexe $P(\Theta|\mathcal{Z})$ dans des environnements non linéaires et non-gaussien [Arulampalam et al., 2002]. Cependant, en tenant compte des limites strictes en énergie et des contraintes en bande passante, la propagation d'une énorme quantité de particules peut entraver la mise en œuvre de FP dans les RCSFs. Ce problème apparaît sous plusieurs formes : lors du calcul de la constante de normalisation de la distribution *a posteriori* ; lors du calcul de la distribution *a posteriori* marginale d'une composante de l'intérêt ; ou lors de calcul de l'espérance d'une fonction de coût. La vraisemblance marginale est une quantité difficile à calculer car il nécessite l'intégration par rapport à tous les paramètres et les variables latentes, qui sont des intégrales compliqués de grande dimension [Beal and Ghahramani, 2003]. Cependant, l'évolution récente de l'inférence bayésienne nous permet de contourner cette difficulté en approximant la distribution *a posteriori* par une fonction simple, qui est appelée "méthode variationnelle bayésienne" (VB) [Tzikas et al., 2008]. L'idée clé de la méthode VB est d'approximer l'intégrale en utilisant une simple distribution *a posteriori* traitable, formant une borne inférieure ou supérieure [Beal, 2003].

Dans cette section, nous illustrons l'application de la méthode VB par deux exemples représentatifs, où le premier utilise la méthode VB pour approximer la distribution *a posteriori* du modèle général de Markov caché, et le second estime les paramètres d'une distribution gaussienne univariée par VB. Les méthodes variationnelles, qui ont été largement utilisées en inférence bayésienne pour plusieurs années, fournissent une borne inférieure de la probabilité marginale qui peut être calculée d'une manière efficace. Dans le paragraphe suivant, nous allons tout d'abord introduire le modèle de Markov caché (MMC) (en anglais Hidden Markov Models (HMM)) comme modèle graphique, afin de mieux décrire les corrélations complexes selon les variables du modèle. Un aperçu des difficultés rencontrées dans l'inférence bayésienne exacte utilisant le modèle graphique HMM est présenté dans la sous-section II.2.2.2. Une brève étude sur la méthode d'approximation VB est présentée dans la sous-section II.2.2.3 pour servir une application de référence. Dans la sous-section II.2.3, nous donnons un deuxième exemple traitant l'inférence des paramètres gaussiennes univariés. Nous comparons différentes versions de la méthode VB avec les méthodes les plus largement utilisées, telles que le filtrage particulaire (Particle Filtering), Maximum de Vraisemblance (MV) (en anglais Maximum Likelihood (ML)) et la méthode de Maximum A Posteriori (MAP). Enfin, nous concluons par une discussion sur les avantages d'utilisation des méthodes VB par rapport aux méthodes d'approximations classiques.

II. CONTEXTE GÉNÉRAL

II.2.2 Méthode variationnelle bayésienne pour un modèle de Markov caché (MMC)

Nous fournissons dans cette section, un exemple illustratif d'une famille générale de modèles graphiques ; le modèle de Markov caché (MMC) dont laquelle des méthodes variationnelles ont été appliquées avec succès. Nous fournissons également un cadre mathématique général pour englober ce type particulier de problèmes.

II.2.2.1 Le modèle graphique

Dans ce paragraphe, nous sommes préoccupés par les données \mathcal{Z} , et la manière d'utiliser le système de génération de données ou de source, qui est présenté par un ensemble de paramètres inconnus Θ . Bien que les données \mathcal{Z} sont des porteurs d'informations, ils sont toujours dégradés par l'incertitude (parfois appelée aléatoire) du processus sous-jacents. Les probabilités sont ainsi employées dans le cadre Bayésien afin de quantifier les croyances dans des situations d'incertitude. Les croyances concernant les données sont complètement exprimées via un modèle d'observation probabiliste paramétrique, $P(\mathcal{Z}|\Theta)$. L'apprentissage dans l'incertitude est appelée inférence inductive [Smídl and Quinn, 2005], et il est résolu par la construction de la distribution $P(\Theta|\mathcal{Z})$, appelée la distribution qui quantifie les croyances a posteriori sur le système, étant donné un ensemble de données spécifiques, \mathcal{Z} . En utilisant le système dynamique, l'état caché $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_t\}_{t=1}^T$ est supposé suivre un MMC ; $P(\mathbf{x}_{t+1}|\mathbf{x}_{1:t}) = P(\mathbf{x}_{t+1}|\mathbf{x}_t)$, où la probabilité de transition d'état est notée par $\mathbf{A} = \{a_{\mathbf{x}_t\mathbf{x}_{t+1}} = P(\mathbf{x}_{t+1}|\mathbf{x}_t)\}_{t=1}^{T-1}$. La séquence de données observées est notée $\mathcal{Z} = \{z_t\}_{t=1}^T$, et, en conséquence, les probabilités d'émission sont notées $\mathbf{B} = \{b_{\mathbf{x}_t z_t} = P(z_t|\mathbf{x}_t)\}_{t=1}^T$. Enfin, en utilisant la distribution d'état initial $\pi = P(\mathbf{x}_0)$, les paramètres du modèle Θ peuvent être définis comme $\Theta = \{\mathbf{A}, \mathbf{B}, \pi\}$. Par conséquent, un grand nombre de variables aléatoires sont impliqués dans ce problème statistique. Un modèle graphique est un outil intuitif permettant de visualiser la dépendance conditionnelle entre ces variables, et de développer également deux inférences exactes et des méthodes d'inférence approximatives [Beal and Ghahramani, 2003].

II.2.2.2 Les difficultés de l'inférence bayésienne exacte

Le principal problème lorsqu'il s'agit de modèles graphiques est le calcul d'une distribution de probabilité conditionnelle $P(\mathbf{X}|\mathcal{Z}, \Theta)$ des nœuds non observés ("caché" nœuds \mathbf{X}), étant données des valeurs des nœuds restants observées ("évidence" nœuds \mathcal{Z}) et les paramètres du modèle Θ . En outre, il est souvent désiré de calculer les probabilités marginales dans les modèles graphiques, en particulier la probabilité d'évidence observée, $P(\mathcal{Z}|\Theta)$. Pour une donnée fixe \mathcal{Z} , $P(\mathcal{Z}|\Theta)$ est une quantité importante connue sous la loi de *vraisemblance* marginale. Comme est suggéré par Eq. (II.2), l'évaluation de la *vraisemblance* marginale est étroitement liée au calcul de la distribution a posteriori $P(\mathbf{X}|\mathcal{Z}, \Theta)$. En effet, des algorithmes d'inférence produisent généralement la *vraisemblance* marginale en tant que sous-produit du calcul de la distribution a posteriori. En outre, les algorithmes qui maximisent la *vraisemblance* marginale et les

quantités relatives font généralement appel au calcul de la distribution comme un sous-programme. En résumé, il y a deux objectifs principaux dans l'inférence bayésienne. La première étape est le calcul de la distribution *vraisemblance*. La deuxième étape est le calcul de la distribution a posteriori, qui peut ensuite être utilisée pour la prédiction. Etant donnés les paramètres Θ , la probabilité conjointe de la séquence d'état caché \mathbf{X} et les données observées \mathcal{Z} sont :

$$P(\mathbf{X}, \mathcal{Z}|\Theta) = P(\mathbf{x}_0) \prod_{t=1}^T P(\mathbf{x}_t|\mathbf{x}_{t-1}) \prod_{t=1}^T P(z_t|\mathbf{x}_t) = \pi \prod_{t=1}^T a_{\mathbf{x}_{t-1}\mathbf{x}_t} \prod_{t=1}^T b_{\mathbf{x}_t z_t}. \quad (\text{II.1})$$

La probabilité a posteriori des variables cachées \mathbf{X} étant donné \mathcal{Z} et Θ est,

$$P(\mathbf{X}|\mathcal{Z}, \Theta) = \frac{P(\mathbf{X}, \mathcal{Z}|\Theta)}{P(\mathcal{Z}|\Theta)} = \frac{\pi \prod_{t=1}^{T-1} a_{\mathbf{x}_t \mathbf{x}_{t+1}} \prod_{t=1}^T b_{\mathbf{x}_t z_t}}{P(\mathcal{Z}|\Theta)}, \quad (\text{II.2})$$

$$\text{où } P(\mathcal{Z}|\Theta) = \int P(\mathbf{X}, \mathcal{Z}|\Theta) d\mathbf{X}.$$

Des algorithmes d'inférence exacte ont été développés pour effectuer ce calcul ou tout autre calcul de la distribution a posteriori marginale, e.g. le filtrage de Kalman [Kalman, 1960; Julier and Uhlmann, 1996; Julier and Unlmann, 1997] donne un calcul en ligne de la distribution marginale de l'état actuel étant données toutes les observations à l'heure actuelle. Cependant, ces méthodes exactes sont toujours dérivées sous des hypothèses de modélisation spécifiques et non universelles. Pour un modèle probabiliste général, la marginalisation (l'intégration par rapport à toutes les variables cachées) est analytiquement intraitable. Ici, nous utilisons la méthode variationnelle, qui propose une approche pour la conception d'algorithmes d'inférence approximative. La méthode variationnelle fournit une procédure d'approximation déterministe qui fournit généralement des bornes sur les probabilités d'intérêt. Par exemple, une limite inférieure sur la probabilité marginale est calculée comme suit,

$$\begin{aligned} \log P(\mathcal{Z}|\Theta) &= \log \int P(\mathbf{X}, \mathcal{Z}|\Theta) d\mathbf{X} = \log \int Q(\mathbf{X}) \frac{P(\mathbf{X}, \mathcal{Z}|\Theta)}{Q(\mathbf{X})} d\mathbf{X} \\ &\geq \int Q(\mathbf{X}) \log\left(\frac{P(\mathbf{X}, \mathcal{Z}|\Theta)}{Q(\mathbf{X})}\right) d\mathbf{X}, \end{aligned} \quad (\text{II.3})$$

qui est obtenue selon l'inégalité de Jensen [MacKay, 2003]. Si f est une fonction concave et x est une variable aléatoire, alors $f(E[x]) \geq E[f(x)]$, avec E représente l'espérance mathématique. Par conséquent, nous avons une borne inférieure

$$\mathcal{L} = \int Q(\mathbf{X}) \log\left(\frac{P(\mathbf{X}, \mathcal{Z}|\Theta)}{Q(\mathbf{X})}\right) d\mathbf{X}, \quad (\text{II.4})$$

comme une fonction logarithme strictement concave. L'algorithme espérance-maximisation (en anglais Expectation-maximisation algorithm), souvent abrégé (EM) est généralement utilisé pour mettre à jour $Q(\mathbf{X})$ et Θ de manière à augmenter \mathcal{L} . Dans les méthodes

II. CONTEXTE GÉNÉRAL

variationnelles Bayésiennes, les paramètres Θ sont traités comme des quantités inconnues, ainsi que des variables cachées \mathbf{X} , en prolongeant l'état caché à $\Xi = \{\mathbf{X}, \Theta\}$. Il est à noter qu'il existe des corrélations entre les paramètres et les variables cachées dans la distribution a posteriori conjointe. L'idée de base dans l'approche VB est d'approximer la distribution $P(\Xi|\mathcal{Z})$ par rapport aux variables cachées et aux paramètres du modèle avec une simple distribution $Q(\Xi)$. La forme simple de la distribution approximative $Q(\Xi)$ rend les opérations de la marginalisation, nécessaire pour l'inférence, traitable. La distribution a posteriori est approximée par la minimisation de l'entropie relative ou de la divergence de Kullback-Leibler [MacKay, 2003; Miskin, 2000] entre la distribution vraie et la distribution a posteriori approximative. La divergence Kullback-Leibler entre deux distributions de probabilité $Q(x)$ et $P(x)$, qui sont définies par rapport au même alphabet \mathcal{A}_x , est définie comme suit,

$$D_{KL}(Q\|P) = \int_x Q(x) \log \frac{Q(x)}{P(x)} dx. \quad (\text{II.5})$$

L'entropie relative satisfait l'inégalité de Gibbs,

$$D_{KL}(Q\|P) \geq 0, \quad (\text{II.6})$$

avec l'égalité si et seulement si $Q = P$. Notons que l'entropie relative n'est pas symétrique ($D_{KL}(Q\|P) \neq D_{KL}(P\|Q)$). Aussi, il est parfois appelé la "distance KL", D_{KL} n'est pas strictement une distance.

II.2.2.3 L'approximation variationnelle de la distribution a posteriori

La distribution a posteriori complexe $P(\Xi|\mathcal{Z})$ est approximée par la méthode VB en utilisant une fonction simple $Q(\Xi)$, qui est paramétrée, ou a une structure spécifique (comme l'hypothèse de séparabilité). Q devrait approximer d'une manière optimale P en fonction de la divergence Kullback-Leibler, qui est exprimée comme :

$$\begin{aligned} D_{KL}(Q\|P) &= \int_{\Xi} Q(\Xi) \log \left(\frac{Q(\Xi)}{P(\Xi|\mathcal{Z})} \right) d\Xi \\ &= \int_{\Xi} Q(\Xi) \log \left(\frac{Q(\Xi)P(\mathcal{Z})}{P(\mathcal{Z}|\Xi)P(\Xi)} \right) d\Xi \geq 0. \end{aligned} \quad (\text{II.7})$$

Généralement, l'evidence $P(\mathcal{Z})$ ne peut pas être calculée, et par conséquent $D_{KL}(Q\|P)$ ne peut pas être également évaluée. Et comme l'evidence est indépendante des paramètres Ξ , on peut la prendre en dehors de l'intégrale et de réorganiser la fonction de coût comme suit,

$$\begin{aligned} C_{KL}(Q\|P) &= D_{KL}(Q\|P) - \log P(\mathcal{Z}) \\ &= \int_{\Xi} Q(\Xi) \log \left(\frac{Q(\Xi)}{P(\mathcal{Z}|\Xi)P(\Xi)} \right) d\Xi \geq -\log P(\mathcal{Z}). \end{aligned} \quad (\text{II.8})$$

Supposons que nous avons des distributions a priori indépendantes pour chaque paramètre Ξ_i , appelées $P(\Xi) = P(\mathbf{X})P(A)P(B)P(\pi) = \prod_i P(\Xi_i)$. La distribution de

vraisemblance $P(\mathcal{Z}|\Xi)$ est définie par le modèle d'observation. La fonction de coût peut alors être écrite comme suit :

$$\begin{aligned} C_{KL}(Q\|P) &= \langle \log\left(\frac{Q(\Xi)}{P(\mathcal{Z}|\Xi)P(\Xi)}\right) \rangle_Q \\ &= \left\langle \sum_i \log\left(\frac{Q(\Xi_i)}{P(\Xi_i)}\right) - \log P(\mathcal{Z}|\Xi) \right\rangle_Q, \end{aligned} \quad (\text{II.9})$$

où nous supposons également que la distribution a posteriori approximée Q est séparable (une hypothèse de structure), appelée $Q(\Xi) = Q(\mathbf{X})Q(A)Q(B)Q(\pi) = \prod_i Q(\Xi_i)$. Nous pouvons réécrire la fonction de coût $C_{KL}(Q\|P)$ en fonction de la seule composante inconnue $Q(\Xi_i)$ comme suit,

$$C_{KL}(Q\|P) = \int Q(\Xi_i)(\log Q(\Xi_i) - \log P(\Xi_i) - \langle \log P(\mathcal{Z}|\Xi) \rangle_{Q|\Xi_i}) d\Xi_i + \text{const.} \quad (\text{II.10})$$

Différencier Eq. (II.10) par rapport $Q(\Xi_i)$ donne l'équation suivante :

$$\frac{\partial C_{KL}(Q\|P)}{\partial Q(\Xi_i)} = \log Q(\Xi_i) - \log P(\Xi_i) - \langle \log P(\mathcal{Z}|\Xi) \rangle_{Q|\Xi_i} + 1 + \lambda_i, \quad (\text{II.11})$$

avec λ_i est un multiplicateur de Lagrange introduit pour garantir que la somme de pdf $Q(\Xi_i)$ est égale à 1. Annulant la dérivée, ((II.11)) donne la distribution approximée optimale :

$$Q(\Xi_i) = \frac{P(\Xi_i) \exp(\langle \log P(\mathcal{Z}|\Xi) \rangle_{Q|\Xi_i})}{F_i} \quad (\text{II.12})$$

où $F_i = \int P(\Xi_i) \exp(\langle \log P(\mathcal{Z}|\Xi) \rangle_{Q|\Xi_i}) d\Xi_i$ est la fonction de repartition.

Cette procédure conduit à un algorithme itératif pour la mise à jour de la distribution a posteriori approximée Q pour chaque paramètre Ξ_i . La factorisation au cours de l'optimisation de VB est représentée dans la figure II.5, où on voit : (a) le modèle graphique d'origine, où Θ est la collection de paramètres relatifs dans la distribution a priori par rapport à des variables cachées \mathbf{X} , ainsi que la distribution conditionnelle $P(\mathcal{Z}|\mathbf{X})$. Toutes les variables cachées sont conditionnellement indépendantes les unes des autres, ce qui augmente considérablement la complexité globale de calcul de l'inférence bayésienne ; (b) la mise à jour du graphe, utilisant les données \mathcal{Z} , montrant que les variables cachées sont dépendantes maintenant à travers la distribution a posteriori ; (c) le graphique efficace après l'hypothèse de factorisation, qui non seulement élimine les bords entre les paramètres et les variables cachées, mais supprime également les dépendances entre les variables cachées.

Le processus variationnel conduit à des distributions dans une famille exponentielle, qui peut être défini par :

$$\log P(\Xi) = \sum_{n=1}^N u_n^{(P)} f_n(\Xi) - \log F(\mathbf{u}^{(P)}), \quad (\text{II.13})$$

II. CONTEXTE GÉNÉRAL

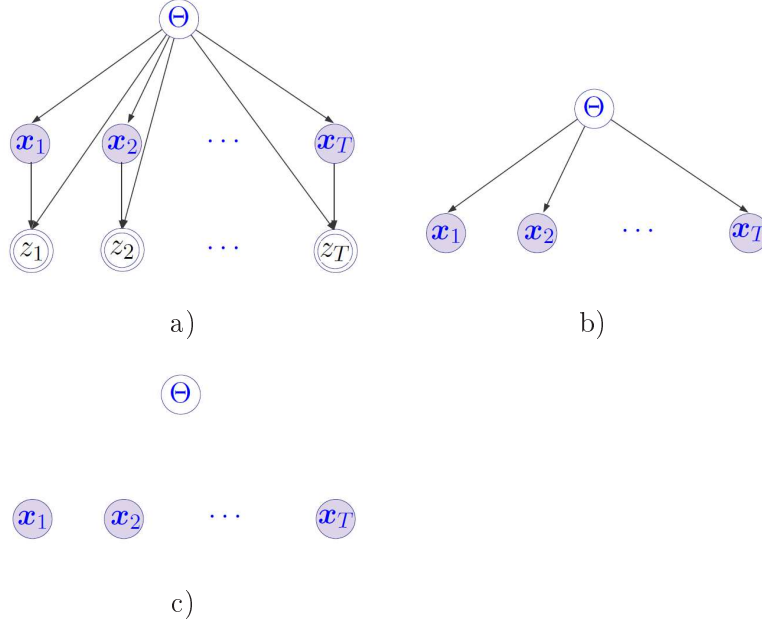


FIGURE II.5: a) Modèle graphique original. b) graphe exact a posteriori connaissant les données \mathcal{Z} . c) graphe a posteriori après l’approximation variationnelle.

avec $f_n(\Xi)$ est une fonction des paramètres, et F est une fonction de répartition correspondante. L’hyper-paramètres sont notés par $u_n^{(P)}$, qui définissent la distribution a priori par rapport à Ξ et $\mathbf{u}^{(P)} \equiv \sum_{n=1}^N u_n^{(P)}$. Pour les modèles probabilistes avec vraisemblances dans la famille exponentielle (voir l’annexe A pour référence), choisissant les distributions a priori qui peuvent être conjuguées aux distributions a posteriori, résulte dans des distributions a posteriori approximées traitables, en utilisant la méthode variationnelle. En outre, la distribution approximative aura la même forme fonctionnelle que la distribution *priors*, un ensemble de distributions a posteriori d’un ensemble de données pourrait être utilisé comme a priori pour une nouvelle série de données. La distribution a posteriori, ayant la même forme que la distribution a priori, a une importance particulière dans les applications d’inférence bayésienne en ligne. En fait, le calcul en ligne de la distribution marginale a posteriori consiste en deux étapes : prédiction et mise à jour. Avec une vraisemblance appartenant à la famille exponentielle et avec une loi conjuguée a *priori*, la mise en œuvre variationnelle des deux phases prédiction et mise à jour conduit à des équations très simples semblables à celles du filtre de Kalman. Dans la section suivante, nous utilisons un modèle Gaussien simple unidimensionnel pour illustrer l’influence de la forme approximative de la distribution a posteriori, où deux formes différentes de VB sont comparées. Dans la méthode à forme fixe, la forme paramétrique de la distribution a posteriori approximative est fixée. Tandis que, dans la méthode variationnelle de forme libre, seulement une hypothèse de structure est faite. Le

formulaire de répartition approximative est automatiquement obtenu par la procédure d'optimisation de VB.

II.2.3 Estimation d'un modèle Gaussien univarié

Considérons le modèle probabiliste simple \mathcal{H} qui représente un ensemble de données observées $\{\mathcal{Z}_i\}_{i=1}^I$, d'une distribution gaussienne univariée de moyenne μ et de matrice de précision (inverse de la variance) γ :

$$P(\mathcal{Z}_i|\mathcal{H}) = \mathcal{N}(\mathcal{Z}_i|\mu, \gamma). \quad (\text{II.14})$$

Les paramètres μ et γ sont des variables latentes dans ce modèle et l'inférence variationnelle peut être utilisée pour apprendre une approximation de la distribution a posteriori par rapport à μ et γ en tenant compte des données. Premièrement, il est nécessaire de compléter le modèle global en définissant les distributions a priori par rapport à μ et γ . Pour avoir une inférence traitable, les lois conjuguées a *prioris* sont souvent choisies,

$$P(\mu|\mathcal{H}) = \mathcal{N}(\mu|0, a^{(\mu)}), \quad P(\gamma|\mathcal{H}) = \text{Gamma}(\gamma|a^{(\gamma)}, b^{(\gamma)}). \quad (\text{II.15})$$

Par exemple, nous choisirons $a^{(\mu)} = a^{(\gamma)} = b^{(\gamma)} = 10^{-3}$ afin d'avoir une information a priori riche.

II.2.3.1 Approche variationnelle à forme fixe

Afin d'illustrer certaines différences entre la méthode fixed-form et la méthode variationnelle à forme libre (free-form), nous ferons un choix sous-optimal des distributions a posteriori approximatives. Considérons la forme suivante :

$$Q(\mu, \nu) = Q(\mu)Q(\nu) = \mathcal{N}(\mu|\hat{\mu}, \tilde{\mu})\mathcal{N}(\nu|\hat{\nu}, \tilde{\nu}), \quad (\text{II.16})$$

avec la transformation $\nu = \log \gamma$ a été réalisée puisque on sait que $\gamma \geq 0$ et alors nous ne pouvons pas avoir une a priori gaussienne sur γ . Nous pouvons maintenant évaluer la fonction de coût $C_{KL}(Q\|P)$ comme suit :

$$\begin{aligned} C_{KL}(Q\|P) &= \langle \log\left(\frac{Q(\mu)}{P(\mu|\mathcal{H})}\right) + \log\left(\frac{Q(\nu)}{P(\nu|\mathcal{H})} - \log P(\mathcal{Z}|\mu, \nu, \mathcal{H}) \right) \rangle_Q \\ &= \frac{1}{2}(\log \tilde{\mu} - 1 - \log a^{(\mu)} + a^{(\mu)}(\hat{\mu}^2 + \frac{1}{\tilde{\mu}})) \\ &\quad + \frac{1}{2}(\log \tilde{\nu} - 1) + \log \Gamma(b^{(\gamma)}) - b^{(\gamma)} \log a^{(\gamma)} - b^{(\gamma)}\hat{\nu} + a^{(\gamma)} \exp(\hat{\nu} + \frac{1}{2\tilde{\nu}}) \\ &\quad - \sum_{i=1}^I \left[-\frac{1}{2} \log(2\pi) + \frac{\hat{\nu}}{2} - \frac{1}{2} \exp(\hat{\nu} + \frac{1}{2\tilde{\nu}}) \left((\mathcal{Z}_i - \hat{\mu})^2 + \frac{1}{\tilde{\mu}} \right) \right]. \quad (\text{II.17}) \end{aligned}$$

II. CONTEXTE GÉNÉRAL

En minimisant à l'égard de chacun des paramètres d'approximations a posteriori , nous trouvons les équations suivantes :

$$\begin{aligned}\tilde{\mu} &= a^\mu + I \exp(\hat{\nu} + \frac{1}{2\tilde{\nu}}), & \hat{\mu} &= \frac{1}{\tilde{\mu}} \exp(\hat{\nu} + \frac{1}{2\tilde{\nu}}) \sum_{i=1}^I \mathcal{Z}_i, \\ \tilde{\nu} &= b^{(\gamma)} + \frac{I}{2}, & \hat{\nu} &= \log \tilde{\nu} - \frac{1}{2\tilde{\nu}} - \log[a^{(\gamma)} + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^I ((\mathcal{Z}_i - \hat{\mu})^2 + \frac{1}{\tilde{\mu}})],\end{aligned}\quad (\text{II.18})$$

qui peut être résolu de façon itérative par la mise à jour des paramètres selon les équations ci-dessus jusqu'à ce que la convergence aura lieu.

II.2.3.2 Approche variationnelles à forme libre

Afin de déterminer la distribution approximative en utilisant la méthode variationnelle, nous utilisons les lois conjuguées a priori (Eq. (II.15)), et nous supposons une distribution d'approximation séparable :

$$Q(\mu, \gamma) = Q(\mu)Q(\gamma). \quad (\text{II.19})$$

Les distributions optimales ont donc les expressions suivantes,

$$Q(\mu) = \mathcal{N}(\mu|\hat{\mu}, \tilde{\mu}), \quad Q(\gamma) = \text{Gamma}(\gamma|\bar{a}^{(\gamma)}, \bar{b}^{(\gamma)}). \quad (\text{II.20})$$

La fonction de coût $C_{KL}(Q\|P)$ est ainsi évaluée comme suit :

$$\begin{aligned}C_{KL}(Q\|P) &= \langle \log(\frac{\mathcal{N}(\mu|\hat{\mu}, \tilde{\mu})}{P(\mu|\mathcal{H})}) \rangle + \log(\frac{\text{Gamma}(\gamma|\bar{a}^{(\gamma)}, \bar{b}^{(\gamma)})}{P(\gamma|\mathcal{H})} - \log P(\mathcal{Z}|\mu, \gamma, \mathcal{H})) \rangle_Q \\ &= \frac{1}{2}(\log \tilde{\mu} - 1 - \log a^{(\mu)} + a^{(\mu)}(\hat{\mu}^2 + \frac{1}{\tilde{\mu}})) \\ &\quad + (b - b^{(\gamma)})\langle \log \gamma \rangle + (a^{(\gamma)} - a)\langle \gamma \rangle \\ &\quad + \log \Gamma(b^{(\gamma)}) + b^{(\gamma)} \log a^{(\gamma)} - \log \Gamma(b) - b \log a \\ &\quad - \sum_{i=1}^I [-\frac{1}{2} \log(2\pi) + \frac{\langle \log \gamma \rangle}{2} - \frac{1}{2} \langle \gamma \rangle ((\mathcal{Z}_i - \hat{\mu})^2 + \frac{1}{\tilde{\mu}})].\end{aligned}\quad (\text{II.21})$$

Les paramètres impliqués satisfont aux équations suivantes (en minimisant la fonction de coût) :

$$\begin{aligned}\tilde{\mu} &= a^\mu + I \langle \gamma \rangle_Q, & \hat{\mu} &= \frac{\langle \gamma \rangle_Q}{\tilde{\mu}} \sum_{i=1}^I \mathcal{Z}_i, \\ \bar{a}^{(\gamma)} &= a^{(\gamma)} + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^I \langle (\mathcal{Z}_i - \hat{\mu})^2 \rangle_Q, & \bar{b}^{(\gamma)} &= b^{(\gamma)} + \frac{I}{2}.\end{aligned}\quad (\text{II.22})$$

L'ensemble des paramètres peut alors être formé par itération en utilisant l'équation Eq. (II.22) jusqu'à la convergence. Dans la suite, nous comparons la méthode VB aux trois méthodes d'estimation populaires, appelées estimateurs maximum de vraisemblance (MV), maximum a posteriori (MAP) et Monte Carlo séquentielle (MCS).

II.2.3.3 Maximum de vraisemblance (MV)

La méthode maximum de vraisemblance (MV) consiste à maximiser la probabilité $P(\mathcal{Z}|\mathcal{H})$ (ou son logarithme) à l'égard de μ et γ :

$$\mathcal{L} = \log P(\mathcal{Z}|\mathcal{H}) = \sum_{i=1}^I \log P(\mathcal{Z}_i|\mathcal{H}) = \sum_{i=1}^I \left[\frac{1}{2} \log\left(\frac{\gamma}{2\pi}\right) - \frac{\gamma}{2} (\mathcal{Z}_i - \mu)^2 \right], \quad (\text{II.23})$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \mu} = 0, \quad \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \gamma} = 0.$$

On obtient les expressions suivantes :

$$\mu = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I \mathcal{Z}_i, \quad \gamma = \left[\frac{1}{I} \sum_{i=1}^I (\mathcal{Z}_i - \mu)^2 \right]^{-1}. \quad (\text{II.24})$$

Par conséquent, un optimum exact peut être obtenu dans une itération tel qu'il est illustré dans les équations Eq. (II.23) et Eq. (II.24), mais comme nous le verrons plus tard cela peut sur-ajuster les données.

II.2.3.4 Maximum A Posteriori

Si nous incorporons les distributions a priori (Eq. (II.15)) dans le processus d'inférence, nous pouvons utiliser distribution a posteriori :

$$\begin{aligned} \log P(\mu, \gamma | \mathcal{Z}, \mathcal{H}) &= \log \frac{P(\mathcal{Z}|\mu, \gamma, \mathcal{H}) P(\mu, \gamma | \mathcal{H})}{P(\mathcal{Z}|\mathcal{H})} \quad (\text{II.25}) \\ &= \sum_{i=1}^I \left[\frac{1}{2} \log\left(\frac{\gamma}{2\pi}\right) - \frac{\gamma}{2} (\mathcal{Z}_i - \mu)^2 \right] + \log P(\mu|\mathcal{H}) + \log P(\gamma|\mathcal{H}) - \text{const.} \end{aligned}$$

Maximisant la distribution *a posteriori*; $\frac{\partial \log P(\mu, \gamma | \mathcal{Z}, \mathcal{H})}{\partial \mu} = 0$ et $\frac{\partial \log P(\mu, \gamma | \mathcal{Z}, \mathcal{H})}{\partial \gamma} = 0$, conduit aux équations suivantes pour les paramètres optimaux :

$$\mu = \frac{\gamma \sum_{i=1}^I \mathcal{Z}_i}{I\gamma + a(\mu)}, \quad \gamma = \frac{I + 2(b(\gamma) - 1)}{2a(\gamma) + \sum_{i=1}^I (\mathcal{Z}_i - \mu)^2}. \quad (\text{II.26})$$

Dans le cas limite : $a(\mu) = a(\gamma) = b(\gamma) = 0$, ces équations peuvent être résolues explicitement dans une seule étape (comme pour MV), mais en pratique il est plus simple pour itérer en choisissant une initialisation sensible μ et γ et évaluer l'équation Eq. (II.26) jusqu'à la convergence. Dans la limite $I \rightarrow \infty$, l'équation MAP (II.26) tend vers l'équation ML (II.24) puisque les distributions a priori deviennent sans objet.

A cause du problème de l'over-fitting, il est important de noter que, pour $I \leq 2$ il est possible que $I + 2(b(\gamma) - 1) \leq 0$. Dans ce cas, l'optimum est $\mu = \gamma = 0$. On peut considérer la transformation $\nu = \log \gamma$, puisque on sait que $\gamma \geq 0$. Nous devons transformer la priori en γ pour donner la priori en ν ,

$$P(\nu|\mathcal{H}) = P(\gamma|\mathcal{H}) \left| \frac{\partial \gamma}{\partial \nu} \right| = P(\gamma|\mathcal{H}) \gamma. \quad (\text{II.27})$$

II. CONTEXTE GÉNÉRAL

L'estimation MAP de ν donne,

$$\nu = \log\left(\frac{I + 2b^{(\gamma)}}{2a^{(\gamma)} + \sum_{i=1}^I (\mathcal{Z}_i - \mu)^2}\right). \quad (\text{II.28})$$

Par conséquent, en maximisant la densité, la réponse dépend du paramétrage. Par contre, l'approche variationnelle est invariante par rapport au choix de paramétrage puisque les distributions sont transformées avec les paramètres.

II.2.3.5 Méthode Monte Carlo séquentielle (Filtre Particulaire)

Comme mentionné précédemment, malgré la simplicité du cadre filtrage bayésien, dans la plupart des cas d'intérêt, les intégrales impliquées sont impossibles ou très difficiles d'être calculées et peuvent avoir des formes fermées, sauf pour les dynamiques linéaire ou linéarisable dans le filtrage de Kalman [Makila]. Ainsi, l'effort principal dans l'inférence bayésienne est concentré sur des techniques qui permettent une approximation des intégrales impliquées. Ces méthodes peuvent être représentées par une famille des méthodes d'échantillonnage numérique aussi connues comme des techniques de Monte Carlo telles que la méthode variationnelle bayésienne. Le filtrage particulaire, également connu sous le nom de Monte Carlo séquentielle, est une technique de mise en œuvre récursive de filtrage bayésien par des simulations Monte Carlo. L'idée principale est de représenter la distribution a posteriori requise par un ensemble d'échantillons aléatoires avec des poids associés [SRITHARAN and XU]. Les estimations sont calculées à partir de ces échantillons et de ces poids. En raison du grand nombre d'échantillons, la caractérisation de Monte-Carlo devient une représentation équivalente à la description fonctionnelle de la distribution a posteriori. La distribution a posteriori conjointe $p(\mathbf{x}_{0:t}|\mathbf{z}_{1:t})$ est approximée par la distribution de point-masse d'un ensemble d'échantillons pondérés (appelée des particules) $\{\mathbf{x}_{0:t}^{(i)}, w_t^{(i)}\}_{i=1}^N$:

$$\hat{p}_N(\mathbf{x}_{0:t}|\mathbf{z}_{1:t}) = \sum_{i=1}^N w_t^{(i)} \delta_{\mathbf{x}_{0:t}^{(i)}}(d\mathbf{x}_{0:t}) / \sum_{i=1}^N w_t^{(i)},$$

où $\delta_{\mathbf{x}_{0:t}^{(i)}}(d\mathbf{x}_{0:t})$ dénote la fonction Dirac.

Basée sur le même ensemble de particules, la probabilité marginale a posteriori (d'intérêt) $p(\mathbf{x}_t|\mathbf{z}_{1:t})$ peut aussi être estimée comme suit :

$$\hat{p}_N(\mathbf{x}_t|\mathbf{z}_{1:t}) = \sum_{i=1}^N w_t^{(i)} \delta_{\mathbf{x}_t^{(i)}}(d\mathbf{x}_t) / \sum_{i=1}^N w_t^{(i)},$$

Dans la méthode de l'importance d'échantillonnage bayésienne (en anglais importance sampling (IS)), les particules $\{\mathbf{x}_{0:t}^{(i)}\}_{i=1}^N$ sont échantillonnées selon une répartition proposée $\pi(\mathbf{x}_{0:t}|\mathbf{z}_{1:t})$, et $\{w_t^{(i)}\}$ sont les poids d'importance correspondants :

$$w_t^{(i)} \propto \frac{p(\mathbf{z}_{1:t}|\mathbf{x}_{0:t}^{(i)})p(\mathbf{x}_{0:t}^{(i)})}{\pi(\mathbf{x}_{0:t}^{(i)}|\mathbf{z}_{1:t})}.$$

La méthode de Monte Carlo séquentielle (SMC) consiste à propager dans le temps les trajectoires $\{\mathbf{x}_{0:t}^{(i)}\}_{i=1}^N$ sans modifier les particules passées simulées. Ceci est possible pour la classe des distributions proposées ayant la forme suivante :

$$\pi(\mathbf{x}_{0:t}|\mathbf{z}_{1:t}) = \pi(\mathbf{x}_{0:t-1}|\mathbf{z}_{1:t-1})\pi(\mathbf{x}_t|\mathbf{x}_{0:t-1}, \mathbf{z}_{1:t}).$$

Les poids d'importance sont alors calculés de manière récursive dans le temps :

$$w_t^{(i)} \propto w_{t-1}^{(i)} \frac{p(\mathbf{z}_t|\mathbf{x}_t^{(i)})p(\mathbf{x}_t^{(i)}|\mathbf{x}_{0:t-1}^{(i)})}{\pi(\mathbf{x}_t^{(i)}|\mathbf{x}_{0:t-1}^{(i)}, \mathbf{z}_{1:t})}.$$

Le choix optimal de la fonction d'importance est $p(\mathbf{x}_t|\mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{z}_t)$ [Doucet et al., 2000], minimisant la variance des poids d'importance conditionnellement à la trajectoire simulée $\mathbf{x}_{0:t-1}^{(i)}$ et les observations $\mathbf{z}_{1:t}$. Pour un modèle Markov non linéaire, on peut adopter la transition antérieure $p(\mathbf{x}_t|\mathbf{x}_{t-1})$ comme la distribution proposée :

$$\pi(\mathbf{x}_t^{(i)}|\mathbf{x}_{0:t-1}^{(i)}, \mathbf{z}_{1:t}) = p(\mathbf{x}_t|\mathbf{x}_{t-1}),$$

Dans ce cas, les poids sont mis à jour selon la fonction de vraisemblance :

$$w_t^{(i)} \propto w_{t-1}^{(i)} p(\mathbf{z}_t|\mathbf{x}_t^{(i)}).$$

Le diagramme de flux de la méthode SMC, à savoir l'algorithme du filtrage particulaire (FP) classique, est représenté dans la figure II.6. La méthode de filtrage particulaire souffre de deux inconvénients majeurs : d'une part, une mise en œuvre efficace nécessite la capacité de l'échantillon de $p(\mathbf{x}_t|\mathbf{x}_{t-1})$; d'autre part, en se propageant comme une énorme quantité de particules et leurs pondérations correspondantes, ce qui rendent la charge de la communication de RCSF encore plus lourd. En plus, une étape de ré-échantillonnage est impliquée dans le filtrage particulaire classique pour éviter l'effondrement de l'approximation Monte-Carlo causé par l'augmentation de la variance du poids des particules, ce qui augmente considérablement la complexité du calcul [Kotecha and Djuric, 2003a].

Annexe A. Distributions de la famille exponentielle

Cette annexe décrit les distributions de la famille exponentielle visées dans cette thèse. Chaque distribution est écrite dans sa forme ordinaire puis sous la forme de la famille exponentielle standard, qui est définie par,

$$P(x|\mathbf{y}) = \exp[\phi(\mathbf{y})^T \mathbf{u}(x) + f(x) + g(\mathbf{y})], \quad (\text{II.29})$$

avec $\phi(\mathbf{y})$ est le vecteur de paramètres physiques et $\mathbf{u}(x)$ est le vecteur naturel statistique.

II. CONTEXTE GÉNÉRAL

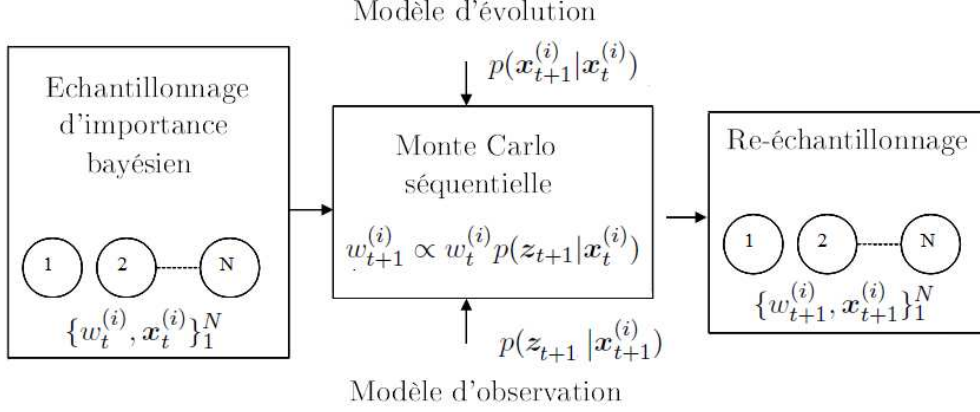


FIGURE II.6: Algorithme de filtrage particulaire classique pour le suivi de cibles dans le RCSF.

A.1 Distribution gaussienne

La distribution gaussienne, aussi connue sous le nom de distribution normale, est définie comme,

$$P(x) = \mathcal{N}(x|\mu, \gamma) = \sqrt{\frac{\gamma}{2\pi}} \exp[-\frac{\gamma}{2}(x - \mu)^2], \quad \gamma > 0, \quad (\text{II.30})$$

avec μ est la moyenne et γ est la précision ou l'inverse de la variance. Cette distribution peut être écrite sous une forme standard,

$$\mathcal{N}(x|\mu, \gamma) = \exp \left(\begin{bmatrix} \gamma\mu \\ -\frac{\gamma}{2} \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} x \\ x^2 \end{bmatrix} + \frac{\log \gamma - \gamma\mu^2 - \log 2\pi}{2} \right). \quad (\text{II.31})$$

L'espérance par rapport à P du vecteur statistique naturel $\mathbf{u}(x)$ est donnée par,

$$\langle \mathbf{u}(x) \rangle_P = \left\langle \begin{bmatrix} x \\ x^2 \end{bmatrix} \right\rangle_P = \begin{bmatrix} \mu \\ \mu^2 + \gamma^{-1} \end{bmatrix}. \quad (\text{II.32})$$

A.2 Distribution Gamma

La distribution Gamma, définie sous contrainte de non négativité de x , est donnée par,

$$P(x) = \text{Gamma}(x|a, b) = \frac{x^{b-1} a^b \exp(-ax)}{\Gamma(b)}, \quad x \geq 0; a, b > 0, \quad (\text{II.33})$$

avec a est l'échelle inverse et b définit la forme. La réécriture de la distribution Gamma sous la forme standard de la famille exponentielle donne,

$$\text{Gamma}(x|a, b) = \exp \left(\begin{bmatrix} -a \\ b-1 \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} x \\ \log x \end{bmatrix} + b \log a - \log \Gamma(b) \right) \quad (\text{II.34})$$

et l'espérance de vecteur naturel statistique,

$$\left\langle \begin{bmatrix} x \\ \log x \end{bmatrix} \right\rangle_P = \begin{bmatrix} \frac{b}{a} \\ \Psi(b) - \log a \end{bmatrix}, \quad (\text{II.35})$$

où nous définissons la fonction $\Psi(b) = \frac{d \log \Gamma(b)}{db}$.

A.3 Distribution Wishart

La distribution Wishart est définie par rapport à une matrice définie positive $\boldsymbol{\lambda}$ de taille $d \times d$, comme,

$$P(\boldsymbol{\lambda}) = \mathcal{W}_d(\boldsymbol{\lambda} | \mathbf{V}, n) = \frac{|\boldsymbol{\lambda}|^{\frac{n-d-1}{2}} \exp\left[-\frac{\text{trace}(\boldsymbol{\lambda} \mathbf{V}^{-1})}{2}\right]}{2^{\frac{nd}{2}} |\mathbf{V}|^{\frac{n}{2}} \Gamma_d\left(\frac{n}{2}\right)}, \quad (\text{II.36})$$

avec $\Gamma_d(\cdot)$ est la fonction Gamma multi-variées défini comme,

$$\Gamma_d\left(\frac{n}{2}\right) = \pi^{\frac{d(d-1)}{4}} \prod_{i=1}^d \Gamma\left(\frac{n+1-i}{2}\right) \quad (\text{II.37})$$

Le nombre entier positif $n > (d-1)$ est le degré de liberté et \mathbf{V} est la matrice échelle, qui est de la même dimension que $\boldsymbol{\lambda}$ et aussi définie positive. Si $d = 1$ et $\mathbf{V} = 1$, cette distribution devient alors une distribution chi-square avec degré de liberté n . L'espérance de $\boldsymbol{\lambda}$ est

$$\langle \boldsymbol{\lambda} \rangle_P = n \mathbf{V}. \quad (\text{II.38})$$

II.3 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons détaillé les défis qu'il faut prendre en considération pour toute proposition de nouveaux modèles et architectures de communication et d'agrégation de données dans les RCSFs. Nous avons également souligné l'importance de la tolérance aux pannes, du passage à l'échelle, la densité du réseau, et de la distribution des nœuds. Nous avons aussi présenté les principales sources de consommation d'énergie des différentes entités qui composent le nœud capteur. Nous avons conclu que les nœuds capteurs sont très efficaces en termes de flexibilité logicielle et de capacités de traitement. Ensuite, nous avons présenté les objectifs de la surveillance des RCSFs, et nous avons terminé par une brève étude des travaux existants sur le suivi d'objets dans un RCSF. Enfin, nous avons présenté une brève introduction à la théorie de l'inférence bayésienne variationnelle qui sera utilisée dans le reste de cette thèse.

Le chapitre suivant porte sur l'application des méthodes variationnelles pour résoudre les problèmes de suivi de cibles sous les contraintes d'énergie et de puissance dans les RCSFs basé sur des mesures quantifiées.

II. CONTEXTE GÉNÉRAL

Approche variationnelle pour le suivi d'une cible dans un réseau de capteurs quantifiés



Sommaire

III.1 Introduction

III.2 Modélisation du système

III.3 Approche d'estimation bayésienne via le filtrage variationnel quantifié (FVQ)

III.4 Estimation du canal et optimisation de quantification

III.5 Résultats et simulations numériques

III.6 Conclusion

Le suivi de cibles est l'une des applications les plus prometteuses des réseaux de capteurs sans fils. Son importance majeure est aussi observée dans de nombreux domaines tels que le contrôle, les communications, l'informatique, les applications de surveillance et de reconnaissance, etc [Yang and Sikdar, 2003b; Zang et al., 2005; Onel et al., 2006]. Dans ce chapitre, nous proposons un algorithme de filtrage variationnel quantifié et distribué avec une allocation minimum de ressources pour les RCSFs. Les capteurs dans le réseau sont organisés en clusters. La méthode proposée fournit non seulement la distribution a posteriori de la position de la cible, mais permet également d'optimiser le niveau de quantification sous contraintes de puissance de transmission constante et variable et d'estimer l'atténuation du canal entre les capteurs esclaves et le chef de cluster (CC).

III. APPROCHE VARIATIONNELLE POUR LE SUIVI D'UNE CIBLE DANS UN RÉSEAU DE CAPTEURS QUANTIFIÉS

III.1 Introduction

Puisque les réseaux de capteurs sont généralement utilisés pour surveiller l'environnement, le suivi de cibles est considéré comme un problème central, dont le but est de localiser les objets / individus mobiles dans une zone dans laquelle les capteurs sont déployés. Le problème de la quantification des observations pour estimer un paramètre, soit la position de la cible ou tout autre paramètre physique (la température, l'humidité, ...), est différent du problème de la quantification d'un signal pour sa reconstruction ultérieure [Gray, 2006]. En effet, au lieu de reconstruire le signal transmis, notre objectif est plutôt d'estimer la trajectoire de la cible en utilisant des observations quantifiées.

Dans [Luo and Giannakis, 2008], les auteurs ont considéré que le niveau de quantification optimal est celui qui optimise l'allocation de l'énergie, en négligent la pertinence du contenu des informations des données mesurées et l'impact du canal de transmission. Les approches proposées dans [Ribeiro et al., 2006; Fang and Li, 2008] sont limitées à un 1-bit par observation quantifiée. Le travail dans [Pattem et al., 2003] a considéré des dispositifs d'activation plus complexes dans une tentative pour réduire l'énergie consommée et l'erreur d'estimation. Dans [Brooks et al., 2003], les auteurs ont proposé une méthode "localisation-géocentrique" par la division dynamique des clusters de capteurs en des groupes géographiques. Dans le cas d'observations multiples, ils comparent la fusion de données par rapport aux méthodes de fusion de la décision. Un protocole distribué pour le suivi dans les réseaux de capteurs a été développé dans [Yang and Sikdar, 2003a]. Cette technique organise les capteurs en clusters et utilise à chaque instant trois capteurs pour participer à la collecte de données pour assurer le suivi des cibles.

Le suivi de cibles utilisant des observations quantifiées est un problème d'estimation non linéaire qui peut être résolu en utilisant le filtre de Kalman "non parfumé" (unscented) (FK) [Julier and Uhlmann, 2004], filtres particulaires (FP) [Djuric et al., 2003] ou filtrage variationnel [Snoussi and Richard, 2006a]. Récemment, le filtrage variationnel a été proposé pour résoudre le problème de suivi de cible. En effet, cette approche : (i) tient compte des contraintes de communication de capteurs, (ii) met à jour en ligne la distribution de filtrage et sa compression simultanément, et (iii) est doté d'une propriété agréable d'être sans modèle, garantissant la robustesse du traitement des données.

En ce qui concerne l'algorithme du filtrage particulaire (FP), l'énorme quantité de particules a entravé sa mise en œuvre dans les RCSFs. Dans la littérature, différentes méthodes pour approximer la distribution de particules ont été proposées afin d'appliquer le FP dans les RCSFs [Kotecha and Djuric, 2003b,c; Ihler et al., 2005]. Le travail dans [Ihler et al., 2005] a proposé un modèle nommé "message approximating scheme" basé sur l'approximation greedy KD-tree. L'algorithme de filtrage particulaire Gaussien (FPG) [Kotecha and Djuric, 2003b] et l'algorithme de filtrage particulaire par somme de gaussiennes (FPSG) [Kotecha and Djuric, 2003c] consistent à approximer la distribution a posteriori par une distribution gaussienne simple et une somme pondérée des distributions gaussiennes, respectivement. Le principal défaut de ces algorithmes est la

propagation d'erreur à travers un réseau de capteurs, quand on approxime la représentation de particules par un petit nombre de statistiques gaussiennes.

L'approche FV a été seulement étendue au réseau de capteurs binaires (RCB) considérant un régime à base de cluster [Teng et al., 2007b]. Le RCB est basé sur le modèle d'observation de proximité binaire ; il consiste à prendre une décision binaire en fonction de la puissance du signal perçu. Par conséquent, un seul bit est transmis pour un traitement ultérieur si une cible est détectée. Ce travail a également été réalisé en considérant un régime à base de cluster, où les capteurs sont partitionnés en clusters. A chaque instant, un seul groupe de capteurs est activé en utilisant la prédiction fournie par l'algorithme du filtrage variationnel. La consommation des ressources est donc limitée au cluster activé, où les communications intra-cluster sont considérablement réduites. Grâce à son efficacité énergétique, le régime à base de cluster est aussi considéré dans ce travail. Comme une seule partie de l'information est exploitée (décision binaire dure), le suivi dans les réseaux de capteurs binaires induit une mauvaise estimation des performances, et néglige la pertinence d'informations apportées par les capteurs.

La contribution de ce chapitre se concentre sur les points suivants : (i) Nous étudions l'impact du choix d'un niveau de quantification fixe (en temps) et la puissance uniforme sur les performances de l'algorithme FV et nous proposons un régime de quantification adaptative ; (ii) Nous optimisons conjointement la puissance d'ordonnancement afin de minimiser la consommation d'énergie de transmission dans les RCSFs ; (iii) Nous proposons également une méthode pour l'estimation du canal entre les capteurs esclaves et le chef de cluster.

La méthode proposée fournit non seulement la distribution de filtrage bayésienne de la position de la cible, mais permet également d'optimiser le niveau de quantification sous contraintes de puissance de transmission constante et variable.

Le niveau de quantification optimal est calculé en minimisant la borne prédite de Cramér-Rao sous contrainte de puissance de transmission constante, et en optimisant la puissance d'ordonnancement sous contrainte de puissance de transmission variable. Cependant, l'atténuation du canal entre les capteurs est estimée en maximisant la distribution a posteriori.

Comme la position de la cible est inconnue, les critères sont calculés en utilisant la distribution prédictive de la position de la cible fournie en ligne par l'algorithme FV.

Le reste du chapitre est organisé comme suit, nous allons présenter tout d'abord le modèle d'observation et introduire le modèle d'état général dans la section III.2. La section III.3 est consacrée à une description de l'algorithme de filtrage variationnel et la phase de prédiction. Ensuite, la première contribution de ce chapitre qui est l'optimisation adaptative de la quantification sous contraintes de puissance de transmission fixe et variable est présentée dans la section III.4. La section III.5 présente une méthode pour l'estimation du canal entre les capteurs esclaves et le chef de cluster. Enfin, des simulations numériques sont présentées dans la section III.6.

III. APPROCHE VARIATIONNELLE POUR LE SUIVI D'UNE CIBLE DANS UN RÉSEAU DE CAPTEURS QUANTIFIÉS

III.2 Modélisation du système

III.2.1 Modèle d'observation quantifié

Considérons un réseau de capteurs sans fil, dans lequel les positions de capteurs $\mathbf{s}^i = (s_1^i, s_2^i)$, $i = 1, 2, \dots, N_s$ sont supposées connues où N_s est le nombre total de capteurs. Notre objectif est d'estimer à chaque instant t la position de la cible $\mathbf{x}_t = (x_{1,t}, x_{2,t})^T$ ($t = 1, \dots, N$, avec N désigne le nombre d'observations). Autour d'une position donnée de la cible, le chef de cluster active un groupe de capteurs qui transmettent seulement quand ils détectent la présence de la cible dans leur champ de détection. En fonction de la position prédictive de la cible, le chef de cluster active le groupe approprié de capteurs esclave ou passe le contrôle à un autre chef de cluster. Considérons le capteur activé i (le processus d'activation est expliqué dans la section III.3.2), son observation γ_t^i est modélisée par :

$$\gamma_t^i = K \|\mathbf{x}_t - \mathbf{s}^i\|^\eta + \epsilon_t \quad (\text{III.1})$$

avec ϵ_t est un bruit Gaussien de moyenne nulle et de variance σ_ϵ^2 , η et K sont deux constantes connues. Le capteur transmet son observation si et seulement si $R_{min} \leq \|\mathbf{x}_t - \mathbf{s}^i\| \leq R_{max}$ où R_{min} et R_{max} dénotent respectivement la distance minimale et la distance maximale à laquelle le capteur peut détecter la cible. Avant d'être transmis, l'observation est quantifiée en partitionnant l'espace d'observations en w_t^i intervalles $\mathcal{R}_j = [\tau_j(t), \tau_{j+1}(t)]$, avec $j \in \{1, \dots, w_t^i\}$. w_t^i désigne le niveau de quantification utilisé par le capteur i ($w_t^i = 2^{L_t^i}$ où L_t^i représente le nombre de bits de quantification par observation). Le niveau de quantification w_t^i est sous-indexé par instant d'échantillonnage t , il sera optimisé conjointement en ligne avec l'estimation de la position de la cible. La quantification, supposée uniforme, est caractérisée par : (i) les seuils $\{\tau_j(t)\}_{j=1}^{j=w_t^i+1}$, avec (si $\eta \geq 0$) : $\tau_1(t) = KR_{min}^\eta$, $\tau_j(t) \leq \tau_{j+1}(t)$ et $\tau_{w_t^i+1}(t) = KR_{max}^\eta$; et (ii) la règle de quantification :

$$y_t^i = d_j \quad \text{si} \quad \gamma_t^i \in [\tau_j(t), \tau_{j+1}(t)] \quad (\text{III.2})$$

avec, le symbole normalisé d_j est donné par $d_j = \frac{\tau_j(t) + \frac{\Delta}{2}}{\tau_{w_t^i+1}(t) - \tau_1(t)}$, et $Q(\cdot)$ est la fonction de quantification. La figure III.1 représente un exemple simple pour le modèle d'observation quantifiée.

Le signal envoyé par le capteur i au CC à l'instant t est écrit comme,

$$z_t^i = h_t^i \cdot y_t^i + n_t \quad (\text{III.3})$$

avec $h_t^i = r_i^\lambda$ est l'atténuation du canal correspondant au capteur i à l'instant t , r_i est la distance de transmission entre le capteur i et le CC, λ est l'exposant path-loss, n_t est un bruit aléatoire Gaussien de moyenne nulle et de variance connue σ_n^2 . L'atténuation du canal h_t^i est à estimer (voir section III.4). Le schéma de transmission survenu au cours du traitement des données est récapitulé sur la figure III.2.

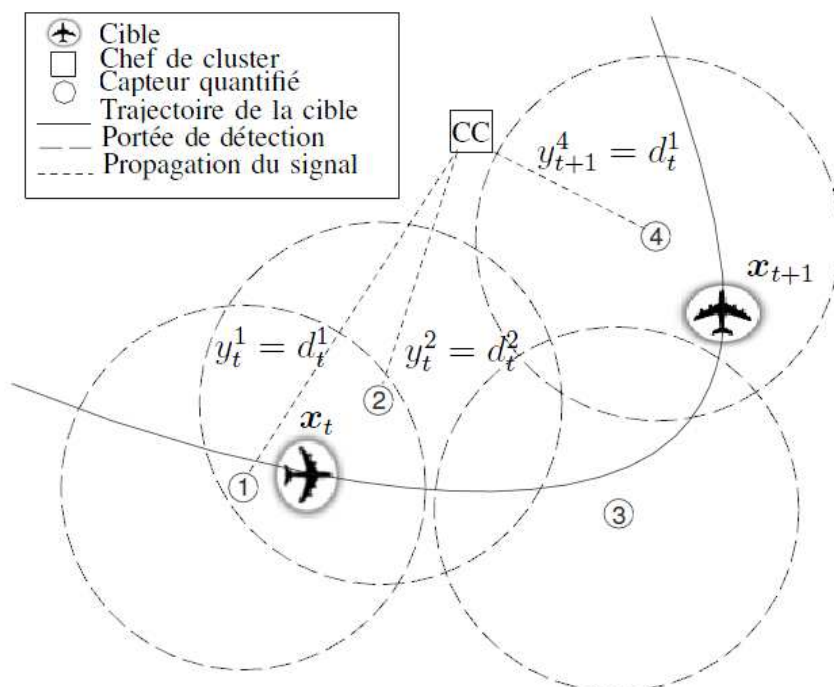


FIGURE III.1: Le modèle d'observation quantifiée est décrit par un simple exemple. En ce qui concerne le premier capteur, la cible est dans sa portée de détection à l'instant t . L'observation y_t^1 est donc transmise au CC. Toutefois, le second capteur garde le silence. La situation à l'instant $t + 1$ peut être déduite de la même manière.

III.2.2 Modèle général d'évolution de l'état (MGEE)

Dans cette thèse, nous employons le modèle général d'évolution de l'état [Snoussi and Richard, 2006a; Vermaak et al., 2003b] (voir la figure III.3) au lieu d'un modèle cinématique [Djurić et al., 2005; Yick et al., 2005; Chhetri et al., 2005] habituellement utilisé pour les problèmes de suivi. La dynamique de l'état de la cible x_t est décrite par un modèle de mélange continu de gaussiennes (mean-scale mixture). Selon ce modèle pour le suivi de cible, l'état $x_t \in R^{n_x}$ suit une distribution gaussienne de moyenne aléatoire μ_t et de matrice de précision aléatoire λ_t . La moyenne suit une loi gaussienne traduisant la corrélation temporelle de la trajectoire de la cible, et la matrice de précision suit une loi de Wishart. L'état caché x_t est étendu à un état augmenté $\alpha_t = (x_t, \mu_t, \lambda_t)$, ce qui

III. APPROCHE VARIATIONNELLE POUR LE SUIVI D'UNE CIBLE DANS UN RÉSEAU DE CAPTEURS QUANTIFIÉS

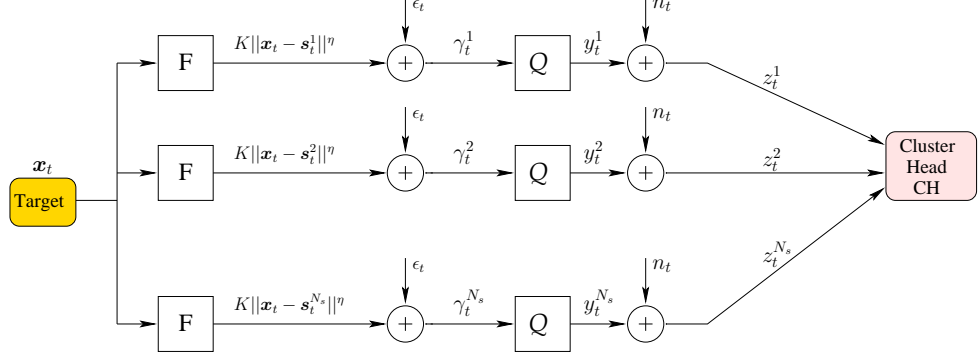


FIGURE III.2: Illustration de la communication path-ways dans un RCSF : le premier capteur apporte un bruit en lisant γ_t^1 . La mesure quantifiée $y_t^1 = Q(\gamma_t^1)$ avec L_t^1 bits de précision est envoyée au CC. La mesure z_t^1 est reçue par le CC, elle est corrompue par un bruit additif blanc Gaussien n_t .

donne un modèle hiérarchique définit comme suit,

$$\begin{cases} \boldsymbol{\mu}_t \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}_t \mid \boldsymbol{\mu}_{t-1}, \bar{\boldsymbol{\lambda}}) \\ \boldsymbol{\lambda}_t \sim \mathcal{W}_{\bar{n}}(\boldsymbol{\lambda}_t \mid \bar{\boldsymbol{S}}) \\ \boldsymbol{x}_t \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}_t, \boldsymbol{\lambda}_t) \end{cases} \quad (\text{III.4})$$

où les hyper paramètres $\bar{\boldsymbol{\lambda}}$, \bar{n} et $\bar{\boldsymbol{S}}$ sont respectivement la matrice de précision de la marche aléatoire, le degré de liberté et la matrice de précision de la distribution de Wishart. Il convient de noter que l'aspect aléatoire de la moyenne et de la précision induit une distribution a priori marginale dont le comportement des queues peut être ajusté d'une manière simple selon les valeurs des hyper paramètres. De plus, une distribution à queues lourdes permet un suivi efficace de trajectoires présentant des sauts brusques. En fait, la distribution marginale d'état est obtenue en intégrant par rapport à la moyenne et la matrice de précision :

$$p(\boldsymbol{x}_t \mid \boldsymbol{x}_{t-1}) = \int \mathcal{N}(\boldsymbol{x}_t \mid \boldsymbol{\mu}_t, \boldsymbol{\lambda}_t) p(\boldsymbol{\mu}_t, \boldsymbol{\lambda}_t \mid \boldsymbol{x}_{t-1}) d\boldsymbol{\mu}_t d\boldsymbol{\lambda}_t \quad (\text{III.5})$$

où l'intégration par rapport à la matrice de précision conduit à une classe connue des distributions de mélange d'échelle introduite par Barndorff-Nielsen [Barndorff-Nielsen, 1977]. Les faibles valeurs de degrés de liberté \bar{n} reflètent les "eavy tails" de la distribution marginale $p(\boldsymbol{x}_t \mid \boldsymbol{x}_{t-1})$.

La section suivante décrit la solution de suivi bayésien en utilisant l'algorithme du filtrage variationnel quantifié (FVQ).

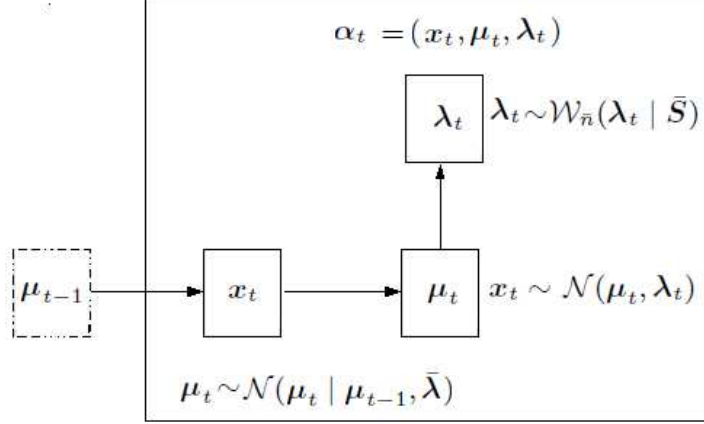


FIGURE III.3: Modèle général d'évolution de l'état (MGEE).

III.3 Approche d'estimation bayésienne via le filtrage variationnel quantifié (FVQ)

III.3.1 Vue d'ensemble de l'algorithme FVQ

Dans cette section, nous supposons que le niveau de quantification est déjà optimisé et l'atténuation du canal est déjà estimée (voir la prochaine section III.4). Ainsi, le modèle d'observation est complètement défini. Le but de cette section est de décrire la procédure d'estimation de la position de cible.

Selon le modèle (III.4), l'état caché augmenté est maintenant $\alpha_t = (x_t, \mu_t, \lambda_t)$. Nous considérons la distribution a posteriori $p(\alpha_t | z_{1:t})$, avec $z_{1:t} = \{z_1, z_2, \dots, z_t\}$ désigne la collecte d'observations recueillies jusqu'à t .

D'un point de vue méthodologique, l'approche variationnelle développée dans [Teng et al., 2007b] permet une prise en compte implicite de la propagation des erreurs d'approximation en mettant à jour les formes approximées des densités de probabilité dans un cadre non paramétrique. Le principe de la méthode variationnelle consiste à explorer tout l'espace d'état, en approximant la densité de probabilité par des fonctionnelles plus simples. En fait, à l'instant t , l'état caché à estimer est composé de la position de la cible x_t . Parmi les capteurs actifs, un seul capteur est sélectionné selon des considérations énergétiques pour implémenter le filtrage bayésien. Et donc la méthode variationnelle consiste à approximer $p(\alpha_t | z_{1:t})$ par une distribution séparable $q(\alpha_t) = \prod_i q(\alpha_t^i) = q(x_t)q(\mu_t)q(\lambda_t)$ qui minimise la divergence Kullback-Leibler (KL) entre la distribution de filtrage vraie et la distribution approximative,

$$D_{\text{KL}}(q||p) = \int q(\alpha_t) \log \frac{q(\alpha_t)}{p(\alpha_t | z_{1:t})} d\alpha_t \quad (\text{III.6})$$

Afin de minimiser la divergence KL sous la contrainte $\int q(\alpha_t) d\alpha_t = \prod_i \int q(\alpha_t^i) d\alpha_t^i = 1$,

III. APPROCHE VARIATIONNELLE POUR LE SUIVI D'UNE CIBLE DANS UN RÉSEAU DE CAPTEURS QUANTIFIÉS

la méthode des multiplicateurs de Lagrange est utilisée, ce qui donne la répartition approximative suivante [Snoussi and Richard, 2006a]

$$q(\boldsymbol{\alpha}_t^i) \propto \exp \langle \log p(\mathbf{z}_t, \boldsymbol{\alpha}_t) \rangle_{\prod_{j \neq i} q(\boldsymbol{\alpha}_t^j)} \quad (\text{III.7})$$

avec $\langle \cdot \rangle_{q(\boldsymbol{\alpha}_t^j)}$ désigne l'opérateur d'espérance par rapport à la distribution $q(\boldsymbol{\alpha}_t^j)$. Tenant compte de la distribution séparable approximative $q(\boldsymbol{\alpha}_{t-1})$ à l'instant $t - 1$, la distribution du filtrage $p(\boldsymbol{\alpha}_t | \mathbf{z}_{1:t})$ est approximée de manière séquentielle selon l'équation ((III.8)) (voir l'annexe B pour référence) :

$$\begin{aligned} \hat{p}(\boldsymbol{\alpha}_t | \mathbf{z}_{1:t}) &= \frac{p(\mathbf{z}_t | \boldsymbol{\alpha}_t) \int p(\boldsymbol{\alpha}_t | \boldsymbol{\alpha}_{t-1}) q(\boldsymbol{\alpha}_{t-1}) d\boldsymbol{\alpha}_{t-1}}{p(\mathbf{z}_t | \mathbf{z}_{1:t-1})} \\ &\propto p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) p(\mathbf{x}_t | \boldsymbol{\mu}_t, \boldsymbol{\lambda}_t) p(\boldsymbol{\lambda}_t) q_p(\boldsymbol{\mu}_t), \\ \text{avec } q_p(\boldsymbol{\mu}_t) &= \int p(\boldsymbol{\mu}_t | \boldsymbol{\mu}_{t-1}) q(\boldsymbol{\mu}_{t-1}) d\boldsymbol{\mu}_{t-1}. \end{aligned} \quad (\text{III.8})$$

Par conséquent, grâce à une intégrale simple par rapport à $\boldsymbol{\mu}_{t-1}$, la distribution du filtrage $p(\boldsymbol{\alpha}_t | \mathbf{z}_{1:t})$ peut être mise à jour de façon séquentielle. Considérant le modèle MGEE proposé ci-dessus, l'évolution de $q(\boldsymbol{\mu}_{t-1})$ est gaussienne ; $p(\boldsymbol{\mu}_t | \boldsymbol{\mu}_{t-1}) \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}_t | \boldsymbol{\mu}_{t-1}, \bar{\boldsymbol{\lambda}})$. Définissant $q(\boldsymbol{\mu}_{t-1}) \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}_{t-1}^*, \boldsymbol{\lambda}_{t-1}^*)$, $q_p(\boldsymbol{\mu}_t)$ est aussi gaussienne (voir l'annexe B pour référence) avec les paramètres,

$$\begin{aligned} q_p(\boldsymbol{\mu}_t) &\sim \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}_t^p, \boldsymbol{\lambda}_t^p) \\ \text{avec } \boldsymbol{\mu}_t^p &= \boldsymbol{\mu}_{t-1}^* \quad \text{et} \quad \boldsymbol{\lambda}_t^p = (\boldsymbol{\lambda}_{t-1}^{*-1} + \bar{\boldsymbol{\lambda}}^{-1})^{-1} \end{aligned} \quad (\text{III.9})$$

La dépendance temporelle est donc réduite à l'incorporation d'une seule composante gaussienne approximée $q_p(\boldsymbol{\mu}_{t-1})$. La mise à jour et l'approximation de la distribution de filtrage $p(\boldsymbol{\alpha}_t | \mathbf{z}_{1:t})$ sont accomplis conjointement, donnant ainsi une compression naturelle et adaptative. Selon l'équation ((III.7)), le calcul variationnel conduit à cette solution itérative (voir l'annexe B pour référence) :

$$\begin{aligned} q(\mathbf{x}_t) &\propto p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) \mathcal{N}(\mathbf{x}_t | \langle \boldsymbol{\mu}_t \rangle, \langle \boldsymbol{\lambda}_t \rangle) \\ q(\boldsymbol{\mu}_t) &\propto \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}_t | \boldsymbol{\mu}_t^*, \boldsymbol{\lambda}_t^*) \\ q(\boldsymbol{\mu}_t | \boldsymbol{\mu}_{t-1}) &\propto \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}_t^p, \boldsymbol{\lambda}_t^p) \end{aligned} \quad (\text{III.10})$$

où les paramètres sont mis à jour itérativement selon le schéma suivant :

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\mu}_t^* &= \boldsymbol{\lambda}_t^{*-1} (\langle \boldsymbol{\lambda}_t \rangle \langle \mathbf{x}_t \rangle + \boldsymbol{\lambda}_t^p \boldsymbol{\mu}_t^p) \\ \boldsymbol{\lambda}_t^* &= \langle \boldsymbol{\lambda}_t \rangle + \boldsymbol{\lambda}_t^p \\ n^* &= \bar{n} + 1 \\ \mathbf{S}_t^* &= (\langle \mathbf{x}_t \mathbf{x}_t^T \rangle - \langle \mathbf{x}_t \rangle \langle \boldsymbol{\mu}_t \rangle^T - \langle \boldsymbol{\mu}_t \rangle \langle \mathbf{x}_t \rangle^T + \langle \boldsymbol{\mu}_t \boldsymbol{\mu}_t^T \rangle + \bar{\mathbf{S}}^{-1})^{-1} \\ \boldsymbol{\mu}_t^p &= \boldsymbol{\mu}_{t-1}^* \\ \boldsymbol{\lambda}_t^p &= (\boldsymbol{\lambda}_{t-1}^{*-1} + \bar{\boldsymbol{\lambda}}^{-1})^{-1} \end{aligned} \quad (\text{III.11})$$

III.3 Approche d'estimation bayésienne via le filtrage variationnel quantifié (FVQ)

Notons que $\langle \cdot \rangle$ désigne l'espérance par rapport à la distribution $q(\cdot)$. Les espérances et les matrices de précision de $q(\boldsymbol{\mu}_t)$ et $q(\boldsymbol{\lambda}_t)$ sont facilement calculées comme suit :

$$\langle \boldsymbol{\mu}_t \rangle = \boldsymbol{\mu}_t^*, \quad \langle \boldsymbol{\lambda}_t \rangle = n^* \mathbf{V}^*, \quad \langle \boldsymbol{\mu}_t \boldsymbol{\mu}_t^T \rangle = \boldsymbol{\lambda}_t^{*-1} + \boldsymbol{\mu}_t^* \boldsymbol{\mu}_t^{*T}. \quad (\text{III.12})$$

Cependant, l'état \mathbf{x}_t n'a pas une distribution approximative traitable à cause du modèle général d'observation. En combinant les équations ((III.7)) et ((III.8)) (voir l'annexe B pour référence), nous avons la forme suivante,

$$q(\mathbf{x}_t) \propto p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) \mathcal{N}(\langle \boldsymbol{\mu}_t \rangle, \langle \boldsymbol{\lambda}_t \rangle). \quad (\text{III.13})$$

Cette forme suggère immédiatement la méthode échantillonnage d'importance [Zuo et al., 2007], où les échantillons sont prélevés de la distribution gaussienne $\mathcal{N}(\langle \boldsymbol{\mu}_t \rangle, \langle \boldsymbol{\lambda}_t \rangle)$, et sont pondérés en fonction de leurs vraisemblances :

$$\mathbf{x}_t^{(i)} \sim \mathcal{N}(\langle \boldsymbol{\mu}_t \rangle, \langle \boldsymbol{\lambda}_t \rangle), \quad w_t^{(i)} \propto \prod_{j=1}^m p(\mathbf{z}_t^j | \mathbf{x}_t^{(i)}). \quad (\text{III.14})$$

Ensuite, les espérances par rapport à $q(\mathbf{x}_t)$ peuvent être approchées par un régime de Monte Carlo :

$$\langle \mathbf{x}_t \rangle = \sum_{i=1}^N w_t^{(i)} \mathbf{x}_t^{(i)}, \quad \langle \mathbf{x}_t \mathbf{x}_t^T \rangle = \sum_{i=1}^N w_t^{(i)} \mathbf{x}_t^{(i)} \mathbf{x}_t^{(i)T}. \quad (\text{III.15})$$

III.3.2 Calcul de la distribution prédictive

Dans le cadre d'inférence bayésienne, le chef de cluster actif permet également de calculer la distribution prédictive $p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t-1})$. Le calcul de la prédiction est très important pour la gestion des clusters. Cette information prédite est utilisée pour i) activer le cluster "candidat" (capteurs esclaves, et chef de cluster) pour participer au collecte d'informations, ii) activer le meilleur chemin de communication entre les capteurs esclaves et le chef de cluster, iii) détecter les capteurs malicieux pour résoudre le problème de sécurité dans le RCSF. La distribution prédictive $p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t-1})$ peuvent être efficacement mise à jour par l'inférence variationnelle. Tenant compte de la distribution séparable approximative $q(\boldsymbol{\alpha}_{t-1}) \propto p(\boldsymbol{\alpha}_{t-1} | \mathbf{z}_{1:t-1})$, la distribution prédictive est écrite comme,

$$\begin{aligned} p(\boldsymbol{\alpha}_t | \mathbf{z}_{1:t-1}) &\propto \int p(\boldsymbol{\alpha}_t | \boldsymbol{\alpha}_{t-1}) q(\boldsymbol{\alpha}_{t-1}) d\boldsymbol{\alpha}_{t-1} \\ &\propto p(\mathbf{x}_t, \boldsymbol{\lambda}_t | \boldsymbol{\mu}_t) q_p(\boldsymbol{\mu}_t). \end{aligned} \quad (\text{III.16})$$

La solution de forme exponentielle, qui minimise la divergence Kullback-Leibler entre la distribution prédictive $p(\boldsymbol{\alpha}_t | \mathbf{z}_{1:t-1})$ et la distribution séparable approximative $q_{t|t-1}(\boldsymbol{\alpha}_t)$, suit une distribution gaussienne pour l'état de la cible et sa moyenne, et une distribution de Wishart pour la matrice de précision :

III. APPROCHE VARIATIONNELLE POUR LE SUIVI D'UNE CIBLE DANS UN RÉSEAU DE CAPTEURS QUANTIFIÉS

$$\begin{aligned}
q_{t|t-1}(\mathbf{x}_t) &\propto \mathcal{N}(\langle \boldsymbol{\mu}_t \rangle_{q_{t|t-1}}, \langle \boldsymbol{\lambda}_t \rangle_{q_{t|t-1}}) \\
q_{t|t-1}(\boldsymbol{\mu}_t) &\propto \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}_{t|t-1}^*, \boldsymbol{\lambda}_{t|t-1}^*) \\
q_{t|t-1}(\boldsymbol{\lambda}_t) &\propto \mathcal{W}_{n_x}(\mathbf{V}_{t|t-1}^*, n_{t|t-1}^*)
\end{aligned} \tag{III.17}$$

où les hyper-paramètres sont mis à jour selon le schéma itératif suivant,

$$\begin{aligned}
\boldsymbol{\mu}_t^p &= \boldsymbol{\mu}_{t-1}^* \\
\boldsymbol{\lambda}_t^p &= (\boldsymbol{\lambda}_{t-1}^{*-1} + \bar{\boldsymbol{\lambda}}^{-1})^{-1} \\
\boldsymbol{\mu}_{t|t-1}^* &= \boldsymbol{\lambda}_{t|t-1}^{*-1} (\langle \boldsymbol{\lambda}_t \rangle_{q_{t|t-1}} \langle \mathbf{x}_t \rangle_{q_{t|t-1}} + \boldsymbol{\lambda}_t^p \boldsymbol{\mu}_t^p) \\
\boldsymbol{\lambda}_{t|t-1}^* &= \langle \boldsymbol{\lambda}_t \rangle_{q_{t|t-1}} + \boldsymbol{\lambda}_t^p \\
n_{t|t-1}^* &= \bar{n} + 1 \\
\mathbf{V}_{t|t-1}^* &= (\langle \mathbf{x}_t \mathbf{x}_t^T \rangle_{q_{t|t-1}} - \langle \mathbf{x}_t \rangle_{q_{t|t-1}} \langle \boldsymbol{\mu}_t \rangle_{q_{t|t-1}}^T - \langle \boldsymbol{\mu}_t \rangle_{q_{t|t-1}} \langle \mathbf{x}_t \rangle_{q_{t|t-1}}^T + \langle \boldsymbol{\mu}_t \boldsymbol{\mu}_t^T \rangle_{q_{t|t-1}} + \bar{\mathbf{V}}^{-1})^{-1}.
\end{aligned} \tag{III.18}$$

et les espérances prédictives de l'état de cible sont maintenant évaluées en utilisant les équations suivantes :

$$\begin{aligned}
\langle \mathbf{x}_t \rangle_{q_{t|t-1}} &= \langle \boldsymbol{\mu}_t \rangle_{q_{t|t-1}}, \\
\langle \mathbf{x}_t \mathbf{x}_t^T \rangle_{q_{t|t-1}} &= \langle \boldsymbol{\lambda}_t \rangle_{q_{t|t-1}}^{-1} + \langle \boldsymbol{\mu}_t \rangle_{q_{t|t-1}} \langle \boldsymbol{\mu}_t \rangle_{q_{t|t-1}}^T.
\end{aligned} \tag{III.19}$$

Par rapport à la méthode de filtrage particulaire, le coût de calcul et les exigences en mémoire sont considérablement réduits par l'approximation variationnelle dans la phase de prédiction. En fait, les espérances impliquées dans le calcul de la distribution prédictive ont des formes fermées (clos) évitant l'utilisation de l'intégration Monte-Carlo.

D'un point de vue méthodologique, l'approche variationnelle développée dans [Snoussi and Richard, 2006a], permet une prise en compte implicite de la propagation des erreurs d'approximation en mettant à jour les formes approximées des densités de probabilité dans un cadre non paramétrique.

Le principal avantage de l'approche variationnelle est la compression des statistiques requises pour la mise à jour de la distribution de filtrage entre deux instants successifs. Cette compression implicite rend l'algorithme du filtrage variationnel (FV) adapté pour être implémenté de manière distribuée à travers le réseau. En fait, l'algorithme FV peut être exécuté sur une base de cluster, qui sera présenté en détail dans les sections suivantes. Un aperçu du processus de FV au cours des instants consécutifs est présenté dans la figure III.4. Le rectangle en pointillé indique la procédure exécutée dans les capteurs esclaves du cluster actif, tandis que les autres procédures sont exécutées dans le CC. On peut remarquer que l'efficacité de l'algorithme FV dépend de la pertinence des clusters sélectionnés chargés du traitement des données et la mise à jour de la distribution de filtrage. Grâce au calcul variationnel, la communication entre les chefs de cluster CC_{t-1} et CC_t est limitée à envoyer seulement la moyenne et la covariance de

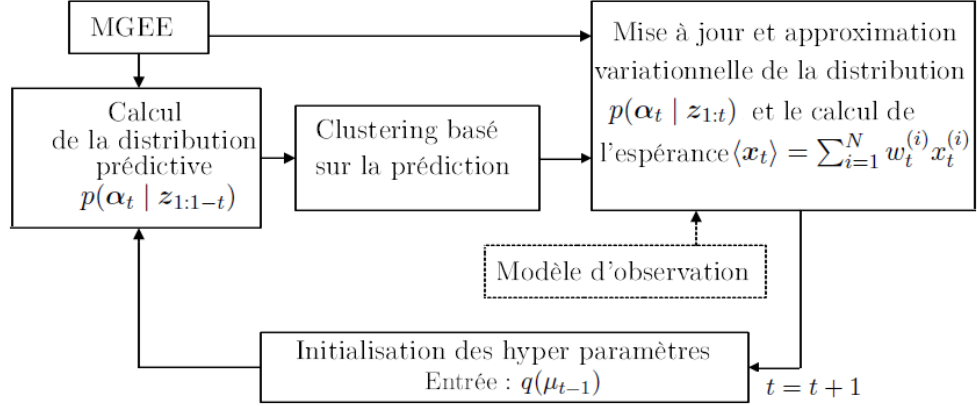


FIGURE III.4: Le processus de filtrage variationnel au cours des instants d'échantillonnage consécutifs

$q(\boldsymbol{\mu}_{t-1})$. Au contraire, l'algorithme du filtrage particulaire classique distribué maintient et propage un grand nombre de particules et leurs pondérations correspondantes. En outre, l'approximation de la distribution de filtrage est effectuée pendant l'incorporation de mesure, et donc la propagation d'erreur est considérablement réduite, contrairement à l'algorithme GMM dans [Sheng et al., 2005], GPF [Kotecha and Djuric, 2003a] et l'approximation greedy KD-tree dans [Ihler et al., 2005].

Le pseudo-code de l'algorithme FV pour le suivi de cible est résumé dans l'algorithme 1.

La section suivante est consacrée à la technique développée visant à la fois et de manière adaptative à estimer le canal et à optimiser le nombre de bits de quantification par observation.

III.4 Estimation du canal et optimisation de quantification

III.4.1 Estimation du canal

Dans cette section, nous nous concentrons sur l'estimation du canal avec observations quantifiées. Nous supposons que le canal entre les capteurs actifs et le CC à l'instant t est corrompue par un bruit blanc Gaussien additif n_t .

En plus, le vecteur signal quantifié transmis par les capteurs au CC est atténué par un canal d'évanouissements \mathbf{H}_t . L'écriture vectorielle du signal reçu par le chef de cluster à l'instant t est comme suit.

$$\mathbf{Z}_t = \mathbf{H}_t \mathbf{Y}_t + n_t, \quad (\text{III.20})$$

avec $\mathbf{H}_t = [\mathbf{h}_t^1, \mathbf{h}_t^2, \dots, \mathbf{h}_t^{N_a}]$ définit le vecteur d'atténuation, $\mathbf{Y}_t = [\mathbf{y}_t^1, \mathbf{y}_t^2, \dots, \mathbf{y}_t^{N_a}]$ est le vecteur signal quantifié et N_a est le nombre de capteurs actifs à l'instant t .

III. APPROCHE VARIATIONNELLE POUR LE SUIVI D'UNE CIBLE DANS UN RÉSEAU DE CAPTEURS QUANTIFIÉS

Algorithme 1: L'algorithme du filtrage variationnel

Input : $z_t, \bar{\lambda}, \bar{\mathbf{V}}, \bar{n}, \boldsymbol{\mu}_0^*, \boldsymbol{\lambda}_0^*$

Output : $\langle \mathbf{x}_t \rangle$

for $t = 1, 2, \dots$ **do**

$\boldsymbol{\mu}_t^p = \boldsymbol{\mu}_{t-1}^*, \boldsymbol{\lambda}_t^p = (\boldsymbol{\lambda}_{t-1}^{*-1} + \bar{\boldsymbol{\lambda}}^{-1})^{-1}, q_p(\boldsymbol{\mu}_t) = \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}_t^p, \boldsymbol{\lambda}_t^p);$

 Predite $p(\boldsymbol{\alpha}_t | \mathbf{z}_{1:t-1})$ selon l'équation ((III.16));

 L'espérance prédictive $\langle \mathbf{x} \rangle_{q_t | t-1}$ est calculée en utilisant l'équation ((III.19));

if *hand-off* **then**

 | Communiquer $q(\boldsymbol{\mu}_{t-1}) \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}_{t-1}^*, \boldsymbol{\lambda}_{t-1}^*)$ au nouveau CC_t;

else

 | Remplacer le stockage des particules dans le CC_t par $q(\boldsymbol{\mu}_{t-1})$;

end

 initialiser $\boldsymbol{\mu}_t^* = \boldsymbol{\mu}_t^p, \boldsymbol{\lambda}_t^* = 2\boldsymbol{\lambda}_t^p, n^* = \bar{n} + 1, \mathbf{V}^* = (2\boldsymbol{\lambda}_t^{p-1} + \bar{\mathbf{V}}^{-1})^{-1};$

 Calculer les espérances initiales $\langle \boldsymbol{\mu}_t \rangle$ et $\langle \boldsymbol{\lambda}_t \rangle$ en utilisant l'équation((III.12));

while *converge pas* **do**

 | Mise à jour des paramètres variationnels $\boldsymbol{\mu}_t^*, \boldsymbol{\lambda}_t^*, n^*, \mathbf{V}^*$ selon l'équation ((III.11));

 | Re-mise à jour les espérances $\langle \boldsymbol{\mu}_t \rangle$ et $\langle \boldsymbol{\lambda}_t \rangle$ selon l'équation((III.12));

end

 Générer N échantillons $\{\mathbf{x}_t^{(i)}, w_t^{(i)}\}_{i=1}^N$ de $q(\mathbf{x}_t)$, avec

$q(\mathbf{x}_t) \propto p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) \mathcal{N}(\langle \boldsymbol{\mu}_t \rangle, \langle \boldsymbol{\lambda}_t \rangle);$

 Calculer l'espérance $\langle \mathbf{x}_t \rangle$ et la matrice de précision correspondante en utilisant l'équation ((III.15)) ;

 Retourner l'estimation de la position de la cible $\langle \mathbf{x}_t \rangle$;

end

III.4 Estimation du canal et optimisation de quantification

Basé sur le modèle précédent (III.20) et en utilisant une distribution a priori simple, et en supposant que le bruit est connu, nous pouvons estimer le canal \mathbf{H}_t déduit de la position prédite de la cible fournie par l'algorithme FVQ, en utilisant des outils cités dans les principaux points suivants :

- Méthodes des moindres carrés (MC) [Gerchberg, 1974; H. Shekarforoush and Zerubia, 1996; Foroosh et al., 2002],
- Méthodes de régularisation [Nguyen et al., 2001; Elad and Hel-Or, 2001], et
- Méthodes d'estimation bayésienne [Molina et al., 2003a,b; Humblot et al., 2005; Humblot and Mohammad-Djafari, 2005; Vega et al., 2006].

Basé sur l'un de ces trois outils, nous pouvons estimer le canal \mathbf{H}_t en minimisant le critère $J(\mathbf{H}_t)$: où $J(\mathbf{H}_t)$ peut être exprimé :

- Méthodes MC :

$$J(\mathbf{H}_t) = \|\mathbf{Z}_t - \mathbf{H}_t \mathbf{Y}_t\|^\beta \quad (\text{III.21})$$

Avec $1 \leq \beta \leq 2$ pour la cas général et $\beta = 2$ pour le cas MC.

- Méthodes de régularisation :

$$J(\mathbf{H}_t) = \|\mathbf{Z}_t - \mathbf{H}_t \mathbf{Y}_t\|^{\beta_1} + \phi \|\mathbf{H}_t \mathbf{Y}_t\|^{\beta_2} \quad (\text{III.22})$$

Avec $1 \leq \beta_1, \beta_2 \leq 2$ et ϕ est le paramètre de régularisation.

- Méthodes d'estimation bayésienne.

$$J(\mathbf{H}_t) = -\ln p(\mathbf{H}_t | \mathbf{Z}_t) = -\ln p(\mathbf{Z}_t | \mathbf{H}_t) - \ln p(\mathbf{H}_t) + \text{const.} \quad (\text{III.23})$$

Si le bruit est supposé centré, indépendant et identiquement distribué (iid) et Gaussien avec une variance donnée σ_n^2 , la vraisemblance est exprimée comme,

$$p(\mathbf{Z}_t | \mathbf{H}_t) \propto \exp -\frac{1}{2\sigma_n^2} \|\mathbf{Z}_t - \mathbf{H}_t \mathbf{Y}_t\|^2 \quad (\text{III.24})$$

Nous supposons que la distribution a priori $p(\mathbf{H}_t)$ suit une loi gaussienne : sa moyenne (est zéro) et sa matrice de covariance $E[\mathbf{H}_t \mathbf{H}_t^t] = \sigma_h^2 \mathbf{P}$, si nous supposons que l'inverse de la matrice de covariance \mathbf{P}^{-1} existe et elle est écrite comme $\mathbf{D}^T \mathbf{D}$. Par conséquent, l'estimé du canal $\widehat{\mathbf{H}}_t$ est obtenue en minimisant le critère :

$$J(\mathbf{H}_t) = \|\mathbf{Z}_t - \mathbf{H}_t \mathbf{Y}_t\|^2 + \frac{1}{\sigma_h^2} \|\mathbf{D} \mathbf{H}_t\|^2. \quad (\text{III.25})$$

Donc, l'expression générale de ce critère est exprimée comme suit :

$$J(\mathbf{H}_t) = \|\mathbf{Z}_t - \mathbf{H}_t \mathbf{Y}_t\|^2 + \phi \|\mathbf{D} \mathbf{H}_t\|^2. \quad (\text{III.26})$$

La solution est obtenue en minimisant ce critère, et qui vérifie l'équation suivante :

$$\nabla J(\widehat{\mathbf{H}}_t) = 2\mathbf{Y}_t^T (\mathbf{Z}_t - \widehat{\mathbf{H}}_t \mathbf{Y}_t) - 2\phi \mathbf{D}^T \mathbf{D} \widehat{\mathbf{H}}_t = \mathbf{0} \quad (\text{III.27})$$

III. APPROCHE VARIATIONNELLE POUR LE SUIVI D'UNE CIBLE DANS UN RÉSEAU DE CAPTEURS QUANTIFIÉS

Et donc :

$$[\mathbf{Y}_t \mathbf{Y}_t^T + \phi \mathbf{D}^T \mathbf{D}] \widehat{\mathbf{H}}_t = \mathbf{Y}_t^T \mathbf{Z}_t \quad (\text{III.28})$$

Et enfin la solution est :

$$\widehat{\mathbf{H}}_t = [\mathbf{Y}_t \mathbf{Y}_t^T + \phi \mathbf{D}^T \mathbf{D}]^{-1} \mathbf{Y}_t^T \mathbf{Z}_t \quad (\text{III.29})$$

On peut remarquer, que nous pouvons calculer cette solution par un algorithme d'optimisation itératif, où à chaque itération (i) nous utilisons le résultat précédent avec un incrément qui a besoin du calcul du gradient :

$$\begin{cases} \mathbf{H}_t^{(i+1)} = \mathbf{H}_t^{(i)} - \varphi \nabla J(\mathbf{H}_t^{(i)}) & \text{avec} \\ \nabla J(\mathbf{H}_t) = \mathbf{Y}_t^T (\mathbf{Z}_t - \mathbf{H}_t \mathbf{Y}_t) - \phi \mathbf{D}^T \mathbf{D} \mathbf{H}_t \end{cases} \quad (\text{III.30})$$

Avec φ est appelé le taux d'apprentissage.

Comme le signal quantifié \mathbf{Y}_t et la position de la cible \mathbf{x}_t sont inconnus à l'instant t , pour calculer l'estimé du canal $\widehat{\mathbf{H}}_t$, nous utilisons le signal quantifié prédit $\mathbf{Y}_{t/t-1}$ déduit de la position prédite de la cible $\mathbf{x}_{t/t-1}$ fournie par l'algorithme FV.

On peut remarquer, en utilisant la forme quadratique ((III.23)), que le canal \mathbf{H}_t suit une loi gaussienne, avec une moyenne $\widehat{\mathbf{H}}_t$ et covariance $(\mathbf{Y}_t \mathbf{Y}_t^T + \phi \mathbf{P})$.

III.4.2 Optimisation de quantification pour le suivi d'une trajectoire

L'idée principale derrière l'optimisation de la quantification est que sous contraintes de puissance de transmission constante et variable, un niveau plus élevé de quantification pourrait affecter les performances d'estimation. En fait, une quantification est caractérisée par le niveau de quantification w_t^i , les seuils de décision τ_t et les valeurs de représentation correspondantes d_j . Par conséquent, si le niveau de quantification augmente, les valeurs quantifiées d_j sont très proches et la distance entre les symboles diminue. Un petit bruit pourrait alors diminuer la pertinence du contenu informationnel des données mesurées, ainsi l'erreur d'estimation augmente (voire la figure III.5).

A l'instant $t-1$, le chef de cluster sélectionné CC_{t-1} exécute l'algorithme FVQ et fournit la distribution gaussienne prédictive $\mathcal{N}(\mathbf{x}_{t/t-1}, \lambda_{t/t-1})$. La position prédite permet la sélection du cluster candidat pour être activé. En outre, cette position de la cible est utilisée par CC_{t-1} pour donner le niveau de quantification optimal \widehat{w}_t en minimisant la borne prédite de Cramér-Rao si la puissance de transmission est constante. Dans le cas où la puissance de transmission est variable, le niveau de quantification optimal est déterminé en optimisant la puissance d'ordonnancement. Ce niveau de quantification optimal est ensuite transmis au CC_t avant d'être diffusé aux capteurs activés afin qu'ils l'utilisent pour quantifier leurs observations. Ces observations quantifiées sont ensuite utilisées par le chef de cluster CC_t pour exécuter l'algorithme FVQ à l'instant t . Dans ce qui suit, nous décrivons les deux techniques en détail.

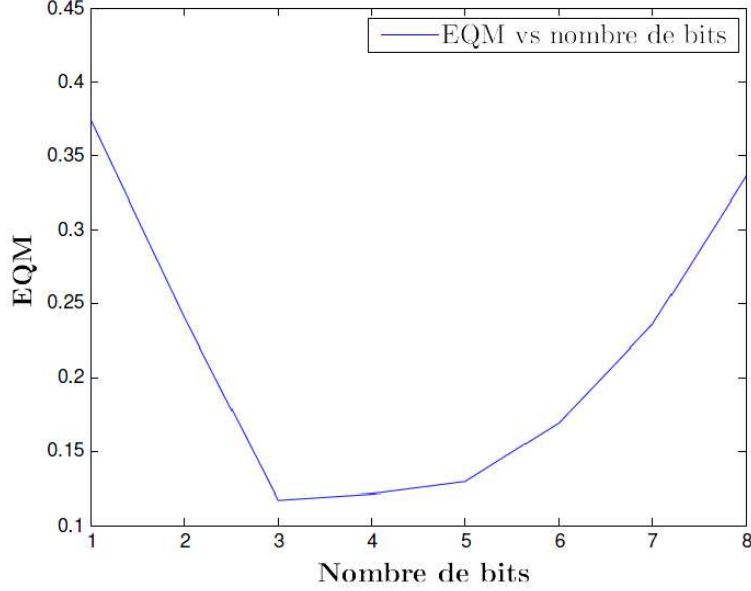


FIGURE III.5: EQM en fonction du nombre de bits de quantification (fixe dans le temps) variant dans l'ensemble $\{1, 2, \dots, 8\}$ pour $\text{SNR} = 3$.

III.4.2.1 Optimisation de quantification à puissance fixe

Si la puissance de transmission entre les capteurs est fixe, le niveau de quantification optimal pourrait être obtenu en minimisant la borne Cramér-Rao (BCR). Cette borne est souvent utilisée pour évaluer l'efficacité d'un estimateur donné. Dans sa forme la plus simple, la borne indique que la covariance de tout estimateur est inférieure à l'inverse de la matrice Information de Fisher (IF). La matrice IF est une quantité mesurant le contenu d'informations que la variable observée z_t^i porte sur les paramètres inconnus \mathbf{x}_t . Les éléments de la matrice IF à l'instant t sont donnés par :

$$[IF(\mathbf{x}_t, \mathbf{s}^i, \mathbf{w}_t^i)]_{l,k} = E_{z_t^i|\mathbf{x}_t} \left[\frac{\partial \log(p(z_t^i|\mathbf{x}_t))}{\partial \mathbf{x}_{(l,t)}} \frac{\partial \log(p(z_t^i|\mathbf{x}_t))}{\partial \mathbf{x}_{(k,t)}} \right] \quad (\text{III.31})$$

$$(l, k) \in \{1, 2\} \times \{1, 2\}$$

avec z_t^i désigne l'observation du capteur i à l'instant t , $\mathbf{x}_t = [x_1, x_2]^T$ est le vecteur à estimer de taille 2×1 , et $E_{z_t^i|\mathbf{x}_t}[\cdot]$ désigne l'espérance par rapport à la fonction de vraisemblance $p(z_t^i|\mathbf{x}_t)$, qui est donnée par

$$p(z_t^i|\mathbf{x}_t) = \sum_{j=0}^{w_t^i-1} p(\tau_j(t) < \gamma_t^i < \tau_{j+1}(t)) \mathcal{N}(d_j, \sigma_\epsilon^2) \quad (\text{III.32})$$

III. APPROCHE VARIATIONNELLE POUR LE SUIVI D'UNE CIBLE DANS UN RÉSEAU DE CAPTEURS QUANTIFIÉS

où

$$p\left(\tau_j(t) < \gamma_t^i < \tau_{j+1}(t)\right) = \int_{\tau_j(t)}^{\tau_{j+1}(t)} \mathcal{N}\left(\rho_{\gamma_t^i}(\mathbf{x}_t), \sigma_n^2\right) d\gamma_t^i \quad (\text{III.33})$$

est calculé selon la règle de quantification définie dans (III.2), dans laquelle

$$\rho_{\gamma_t^i}(\mathbf{x}_t) = K\|\mathbf{x}_t - \mathbf{s}_t^i\|^\eta, \quad (\text{III.34})$$

Ensuite, la dérivée de la fonction log-vraisemblance est exprimée comme suit,

$$\begin{aligned} \frac{\partial \log(p(z_t^i|\mathbf{x}_t))}{\partial \mathbf{x}_{l,t}} &= \frac{\eta K}{\sqrt{2\sigma_n^2}}(x_{l,t} - s_{l,i})\|x_{l,t} - s_{l,i}\|^{\eta-2} \times \sum_{k=1}^{w_t^i} \left[\exp\left(-\frac{1}{2} \frac{(\tau_k - \rho_{\gamma_t^i}(\mathbf{x}_t))^2}{\sigma_n^2}\right) - \right. \\ &\exp\left(-\frac{1}{2} \frac{(\tau_{k+1} - \rho_{\gamma_t^i}(\mathbf{x}_t))^2}{\sigma_n^2}\right) \left. \right] \times \exp\left(-\frac{1}{2} \frac{(z_t(k) - d_k)^2}{\sigma_\epsilon^2}\right) / \sum_{k=1}^{w_t^i} \left[\operatorname{erfc}\left(\frac{\tau_k - \rho_{\gamma_t^i}(\mathbf{x}_t)}{\sqrt{2\sigma_n^2}}\right) - \right. \\ &\left. \operatorname{erfc}\left(\frac{\tau_{k+1} - \rho_{\gamma_t^i}(\mathbf{x}_t)}{\sqrt{2\sigma_n^2}}\right) \right] \times \exp\left(-\frac{1}{2} \frac{(z_t(k) - d_k)^2}{\sigma_\epsilon^2}\right) \quad (\text{III.35}) \end{aligned}$$

En substituant l'expression ((III.35)) dans ((III.31)), la matrice IF est facilement calculée par une intégration par rapport à la fonction de vraisemblance $p(z_t^i|\mathbf{x}_t)$ à l'instant t .

Il est à noter que l'expression du IF donnée dans ((III.35)) dépend de la position de la cible \mathbf{x}_t à l'instant t et de niveau de quantification w_t^i . Cependant, comme la position de la cible est inconnue, IF est remplacée par son espérance par rapport à la distribution de la position prédite $p(\mathbf{x}_t|z_{1:t-1}^i)$:

$$\langle \text{IF}(\mathbf{x}_t, \mathbf{s}^i, w_t^i) \rangle = E_{p(\mathbf{x}_t|z_{1:t-1}^i)}[\text{IF}(\mathbf{x}_t, w_t^i)] \quad (\text{III.36})$$

Le calcul de l'espérance ci-dessus est analytiquement intraitable. Cependant, comme l'algorithme FV fournit une distribution gaussienne prédictive $\mathcal{N}(\mathbf{x}_t; \mathbf{x}_{t/t-1}, \boldsymbol{\lambda}_{t/t-1})$, l'espérance ((III.36)) peut être approximée par la méthode Monte Carlo :

$$\langle \text{IF}(\mathbf{x}_t, \mathbf{s}^i, w_t^i) \rangle \simeq \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J \text{IF}(\tilde{\mathbf{x}}_t, \mathbf{s}^i, w_t^i), \quad \tilde{\mathbf{x}}_t \sim \mathcal{N}(\mathbf{x}_p(t); \mathbf{x}_{t/t-1}, \boldsymbol{\lambda}_{t/t-1}) \quad (\text{III.37})$$

avec $\tilde{\mathbf{x}}_t$ est l'échantillon j établi à l'instant t , et J est le nombre total de vecteurs établis $\tilde{\mathbf{x}}_t$.

Ensuite, le CC peut calculer à l'instant t le niveau de quantification optimal utilisé par le capteur i en maximisant IF :

$$\hat{w}_t^i = \operatorname{argmax}(\langle \text{IF}(\mathbf{x}_t, \mathbf{s}^i, w_t^i) \rangle). \quad (\text{III.38})$$

III.4.2.2 Optimisation de quantification à puissance variable

Contrairement à la situation précédente, nous supposons ici que la puissance de transmission peut être contrôlée par les capteurs. L'objectif est donc l'optimisation de la

puissance de transmission tout en assurant un bon suivi de cible.

La quantité totale de la puissance de transmission requise utilisée par le capteur i dans le cluster [Cui et al., 2005] est proportionnelle à :

$$P^i(t) \propto r_i^\lambda (w_t^i - 1). \quad (\text{III.39})$$

Le problème d'allocation optimale des ressources est exprimé comme une optimisation du niveau de quantification w_t^i sur le champ \mathbf{Z}_+ sous une contrainte d'erreur d'estimation moyenne M_0 ,

$$\begin{aligned} \min_{w_t^i \in \mathbf{Z}_+} \quad & \sum_{i=1, \dots, N_a} P^i(t)^2 \\ \text{s.t} \quad & BCR(\mathbf{x}_t, w_t^i) < M_0 \end{aligned} \quad (\text{III.40})$$

où N_a est le nombre de capteurs activés à l'instant t . La formulation Larangienne de cette optimisation sous contrainte est exprimée en,

$$L = \sum_i r_i^{2\lambda} (w_t^i - 1)^2 + \mu (BCR(\mathbf{x}_t, w_t^i) - M_0) \quad (\text{III.41})$$

où μ est le multiplicateur de Lagrange constante.

Alors, la valeur optimale de \widehat{w}_t^i est la solution de l'équation suivante :

$$f(\widehat{w}_t^i) = \frac{\partial L}{\partial \widehat{w}_t^i} = (\widehat{w}_t^i - 1) - g(\widehat{w}_t^i) = 0 \quad (\text{III.42})$$

où $g(\widehat{w}_t^i)$ désigne $-\frac{\mu}{2r_i^{2\lambda}} \frac{\partial BCR(\mathbf{x}_t, \widehat{w}_t^i)}{\partial \widehat{w}_t^i}$.

En appliquant la procédure de Newton-Raphson, nous obtenons la séquence suivante qui converge vers la solution de ((III.42)) :

$$\widehat{w}_t^i(n+1) = \widehat{w}_t^i(n) - \frac{f(\widehat{w}_t^i(n))}{f'(\widehat{w}_t^i(n))} = \widehat{w}_t^i(n) - \frac{(\widehat{w}_t^i(n) - 1) - g(\widehat{w}_t^i(n))}{1 - g'(\widehat{w}_t^i(n))} \quad (\text{III.43})$$

Nous nous référons l'approche qui utilise l'algorithme FV basé sur l'estimation du canal et l'optimisation adaptative du quantification ; à l'algorithme de filtrage variationnel quantifié adaptative (FVQA). L'algorithme proposé est résumée dans **l'algorithme 1**.

III.5 Résultats et simulations numériques

Les performances de l'algorithme de suivi peuvent être évaluées par la précision de suivi (détaillée au paragraphe III.5.1), par l'erreur quadratique moyenne (EQM) (en anglais Root Mean Square Error (RMSE)) (détaillée au paragraphe III.5.2), et par le calcul de la consommation d'énergie durant le processus de suivi (détaillée au paragraphe III.5.3). Dans la suite, nous comparons la précision de suivi des méthodes suivantes : le filtrage variationnel quantifié adaptative, le filtrage variationnel quantifié sous contrainte de

III. APPROCHE VARIATIONNELLE POUR LE SUIVI D'UNE CIBLE DANS UN RÉSEAU DE CAPTEURS QUANTIFIÉS

Algorithme 2: Pseudo-code de l'algorithme proposé

— Initialisation :

1. Sélectionner les capteurs candidats
2. Quantifier en utilisant une puissance uniforme
3. Exécuter l'algorithme FV

— Itérations :

1. Sélectionner les capteurs candidats.
 2. Calculer la borne Cramér-Rao basée sur la position prédite de la cible.
 - (a) Calculer le niveau de quantification optimal en minimisant la BCR si la puissance de transmission est constante pour tous les capteurs en utilisant l'équation ((III.38)).
 - (b) Calculer le niveau de quantification optimal en optimisant la puissance d'ordonnancement si la puissance de transmission est variable pour tous les capteurs en utilisant l'équation ((III.43)).
 3. Quantifier en utilisant le niveau de quantification optimal.
 4. Exécuter l'algorithme FV.
-

puissance de transmission uniforme (FVQ-U), le filtrage variationnel binaire (FVB) [Teng et al., 2007a], le filtrage particulière gaussien quantifié (FPGQ) et le filtrage particulière classique quantifié (FPQ). Toutes les simulations présentées dans ce travail sont implémentées avec Matlab version 7.1.

Les paramètres du système pris en compte dans les simulations sont : $\eta = 2$ pour l'environnement d'espace libre, la constante caractérisant la plage du capteur est fixée à $K = 1$, la puissance de bruit de chef de cluster est $\sigma_n^2 = 0.05$, le nombre total de capteurs est $N_s = 100$, le nombre total d'échantillons est $N = 100$, la puissance de bruit du capteur est $\sigma_\epsilon^2 = 0.01$, la portée maximum de détection R_{max} (resp. la portée minimum de détection R_{min}) est fixée à 10 m (resp. 0 m) et 100 particules ont été utilisés pour les algorithmes FVQA, FVQ-U, FVB, FPGQ et FPQ.

Pour étudier l'impact du choix d'un niveau de quantification fixe (en temps) sur la performance de l'algorithme FV, nous exécutons l'algorithme FV pour des différents niveaux de quantification et nous calculons les erreurs quadratiques moyennes associées (EQM). La figure III.5 présente l'EQM en fonction du nombre de bits par observation variant dans $\{1, 2, \dots, 8\}$. Nous observons que l'EQM est minimum pour un nombre de bits de quantification $\hat{L} = 3$.

III.5.1 Analyse de la précision de suivi

Pour montrer l'efficacité de la méthode proposée, nous la comparons aux quatre méthodes précédemment mentionnées. Le modèle d'observation à données quantifiées, formulé dans l'équation (III.3), a été adopté pour tous les algorithmes, sauf pour l'algo-

rithme FVB qui est basé sur les capteurs de proximité binaires.

L'idée est d'étudier les performances de l'algorithme proposé en terme de précision de suivi. Nous avons opté pour un scénario dans lequel le suivi se fait sur une cible parcourant une surface surveillée, sa trajectoire étant supposée aléatoire. Cette technique de suivi, reposant sur le filtre variationnel quantifié adaptatif que nous avons présenté précédemment, est comparée au FVQ-U, FVB [Teng et al., 2007a], FPGQ et FPQ.

La figure III.6 montre les performances par rapport au suivi et à l'évaluation d'erreurs avec un RCSF de 100 nœuds. Nous noterons ainsi dans cette figure que la trajectoire calculée avec l'algorithme proposé, est très proche de la réelle trajectoire, comparée à celle estimée avec l'algorithme FVQ-U. Il est aussi remarquable que l'estimation de la trajectoire avec l'algorithme FVQA est pratiquement analogue à la trajectoire réelle. Nous notons que, sur cette même partie de la trajectoire, il y a des erreurs induites par la méthode FVQ-U qui sont relativement importantes. La figure III.6. b) compare leurs précisions de suivi en terme de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) :

$$\text{RMSE} = \sqrt{E((\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}})^2)}. \quad (\text{III.44})$$

Où \mathbf{x} (resp. $\hat{\mathbf{x}}$) est la trajectoire réelle (resp. la trajectoire estimée).

Cette figure dévoile de moindres erreurs d'estimation par FVQA par rapport à FVQ-U. FVQA estime la trajectoire avec une précision de 1.15 mètre par rapport à la trajectoire réelle. De plus, la trajectoire obtenue avec FVQ-U est moins précise avec un intervalle de confiance d'environ 2.3 mètres en moyenne. Cela confirme l'importance du choix du niveau de quantification utilisé par chaque capteur. Les figures III.6. a) et III.6. b) montrent la comparaison de performances pour les algorithmes FVQA et FVB. L'algorithme FVB est basé sur des capteurs binaires, c'est à dire, un seul bit est transmis pour un traitement ultérieur si une cible est détectée. Comme une seule partie de l'information est exploitée, le suivi utilisant des capteurs binaires n'induit pas à une meilleure estimation, et néglige la pertinence des informations apportées par les capteurs. Les résultats confirment l'impact négatif de la négligence de la consommation d'énergie dans le RCSF et la pertinence de l'information issue des données fournies par les différents capteurs. Contrairement à l'algorithme FPQ, la dépendance temporelle de l'algorithme FV est réduite à une statistique gaussienne unique au lieu d'un grand nombre de particules. D'autre part, la précision de l'algorithme FPQ dépend du choix de la distribution d'échantillonnage d'importance. L'algorithme FV donne un choix optimal de la distribution d'échantillonnage sur la position de la cible \mathbf{x}_t en minimisant la divergence KL. En fait, le calcul variationnel conduit à une distribution gaussienne d'échantillonnage simple dont les paramètres (itérativement estimés) dépendent des données observées. Comme on peut s'y attendre, avec un grand nombre de particules, FPQ démontre bien un suivi plus précis avec une grande complexité de calcul. En particulier, le temps de calcul croît proportionnellement avec l'augmentation du nombre de particules.

Les précisions de suivi de FPQ et FPGQ sont comparées à celle de FVQA dans les figures III.8 et III.9. Les figures montrent que l'erreur quadratique moyenne utilisant FVQA est plus petite que celles qui correspondent aux deux algorithmes FPQ et FPGQ. Cela confirme bien l'efficacité de l'algorithme FVQA en terme de précision de suivi.

III. APPROCHE VARIATIONNELLE POUR LE SUIVI D'UNE CIBLE DANS UN RÉSEAU DE CAPTEURS QUANTIFIÉS

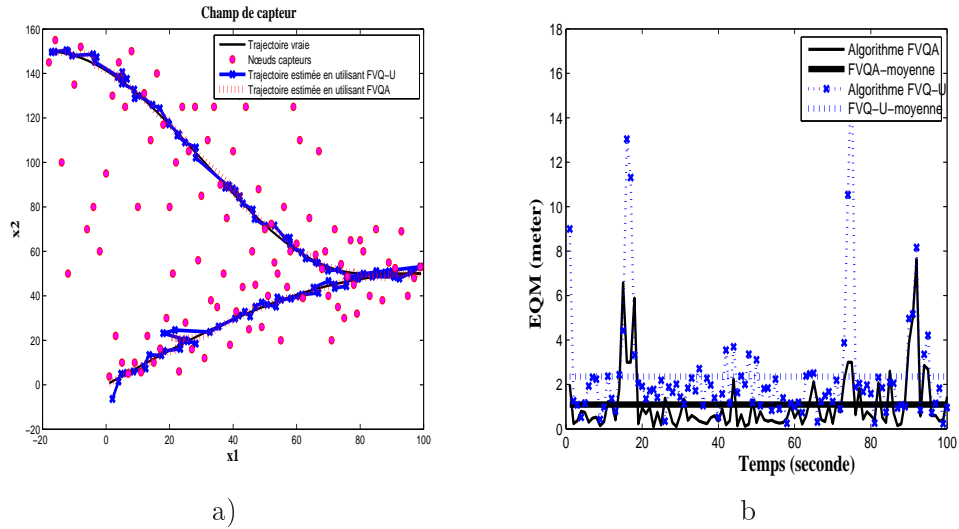


FIGURE III.6: a) Trajectoire vraie et trajectoires estimées utilisant les algorithmes FVQA et FVQ-U. b) Erreur quadratique moyenne utilisant les algorithmes FVQA et FVQ-U.

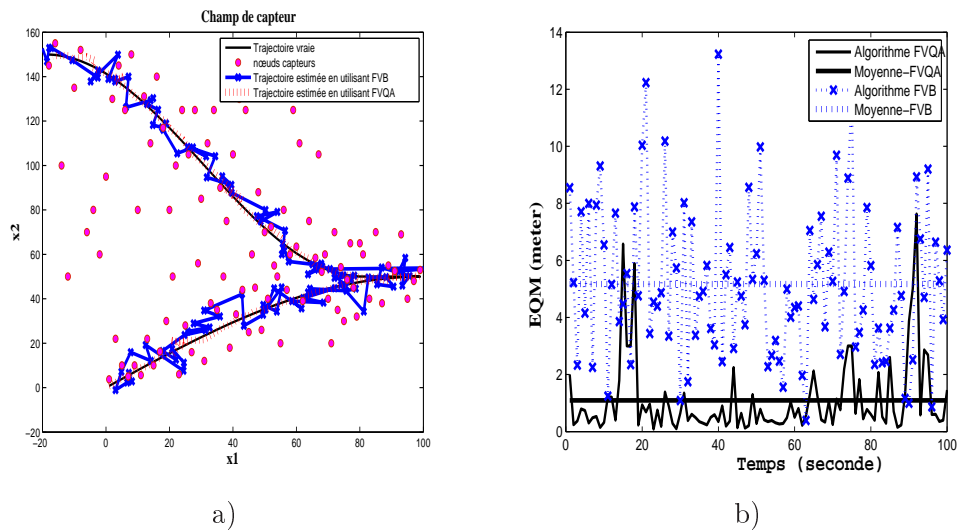


FIGURE III.7: Trajectoire vraie et trajectoires estimées utilisant les algorithmes FVQA et FVB. b) Erreur quadratique moyenne utilisant les algorithmes FVQA et FVB.

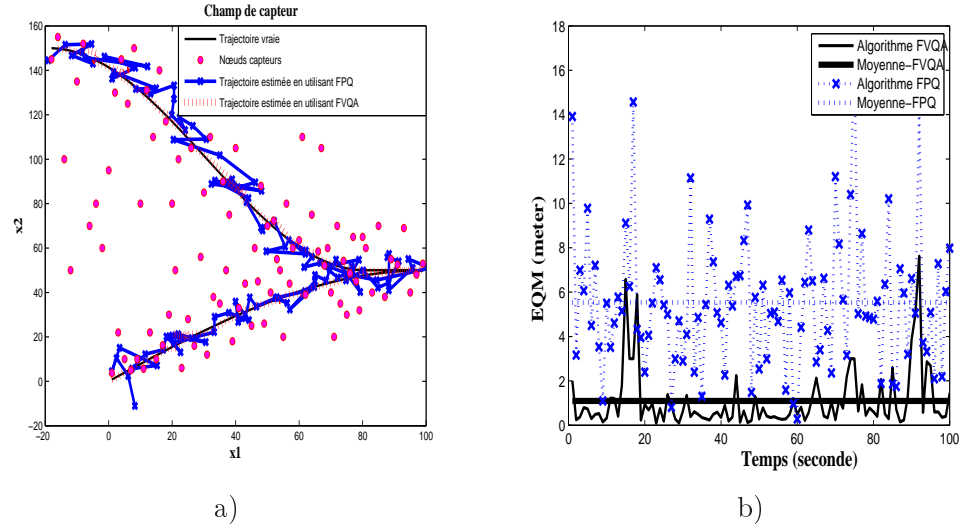


FIGURE III.8: a) Trajectoire vraie et trajectoires estimées utilisant les algorithmes FVQA et FPQ. b) Erreur quadratique moyenne utilisant les algorithmes FVQA et FPQ.

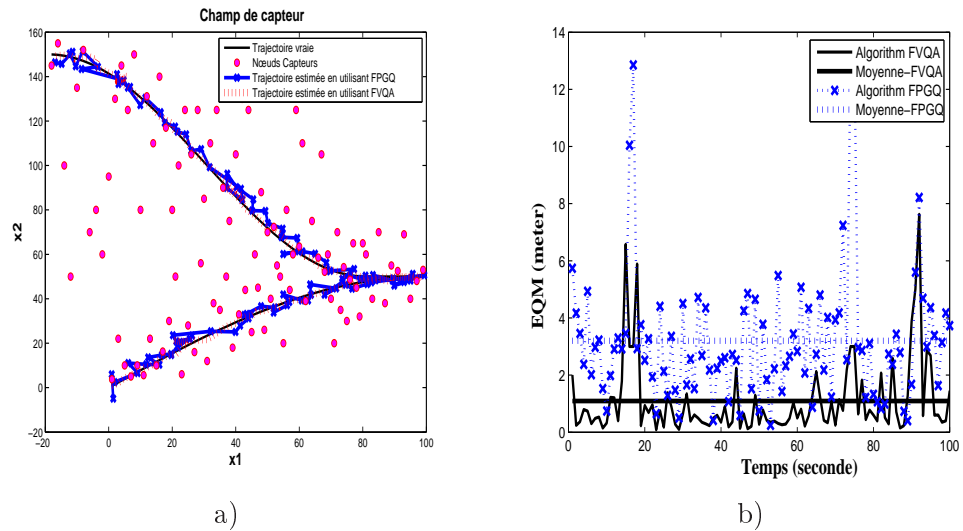


FIGURE III.9: a) Trajectoire vraie et trajectoires estimées utilisant les algorithmes FVQA et FPGQ. b) Erreur quadratique moyenne utilisant les algorithmes FVQA et FPGQ.

III. APPROCHE VARIATIONNELLE POUR LE SUIVI D'UNE CIBLE DANS UN RÉSEAU DE CAPTEURS QUANTIFIÉS

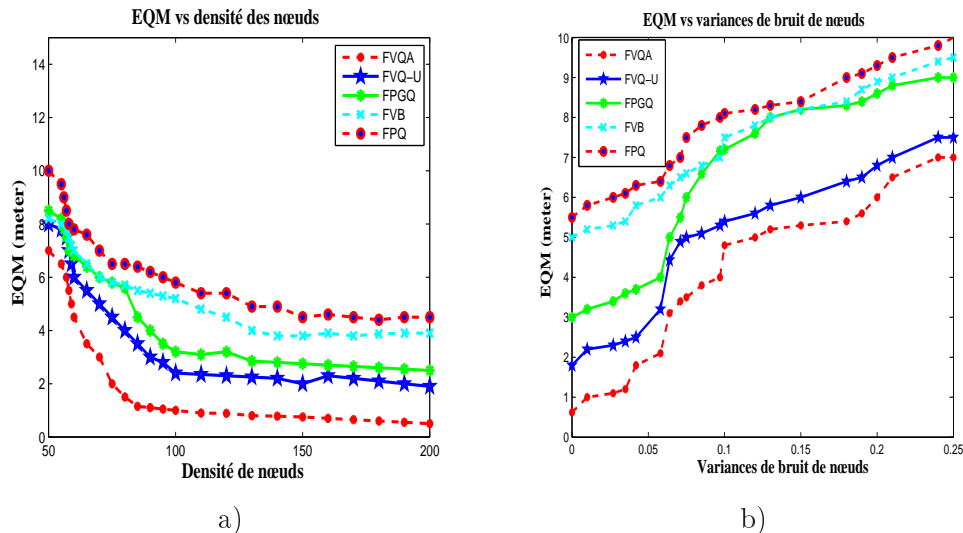


FIGURE III.10: a) EQM versus la densité de nœuds. b) EQM versus la variance de bruit des nœuds variant dans $\{0, \dots, 0.25\}$.

III.5.2 Analyse de l'erreur quadratique moyenne (EQM)

L'erreur quadratique moyenne des algorithmes cités précédemment peut dépendre de plusieurs facteurs tels que la puissance de transmission entre les capteurs candidats et le CC, la densité de nœuds, la portée de détection, les coefficients du canal ainsi que les variances de bruit du capteur. Le but de ce paragraphe est d'étudier l'impact de ces facteurs sur les performances des algorithmes de suivi mentionnés ci-dessus. La figure III.10.a) montre la variation de EQM par rapport à la densité de nœuds variant dans $\{50, \dots, 200\}$. Comme on peut s'y attendre, le EQM diminue pour tous les algorithmes lors de l'augmentation de la densité de nœuds. On peut également noter que l'algorithme proposé FVQA surpasse les autres algorithmes en variant la densité de nœuds. Il est également intéressant de noter que son EQM diminue plus fortement que les autres méthodes de filtrage. La figure III.10.b) représente le EQM contre les variances de bruit des nœuds variant dans $\{0, \dots, 0.25\}$, alors que la figure III.11.a) représente le EQM par rapport à la puissance de transmission des nœuds (variant dans $\{50, \dots, 200\}$). De la figure III.11.b), nous pouvons montrer que lorsque la portée de détection varie dans $\{5, \dots, 13\}$, l'erreur d'estimation diminue. Ces résultats confirment que la méthode proposée surpasse les méthodes classiques en variant les conditions de simulation.

III.5.3 Analyse d'énergie

L'évaluation de consommation d'énergie se fait suivant le modèle proposé dans [Heinzelman et al., 2000]; dans lequel nous supposons que : i) la communication entre les capteurs actifs se fait par un saut unique (en anglais single-hop), ii) l'énergie consommée

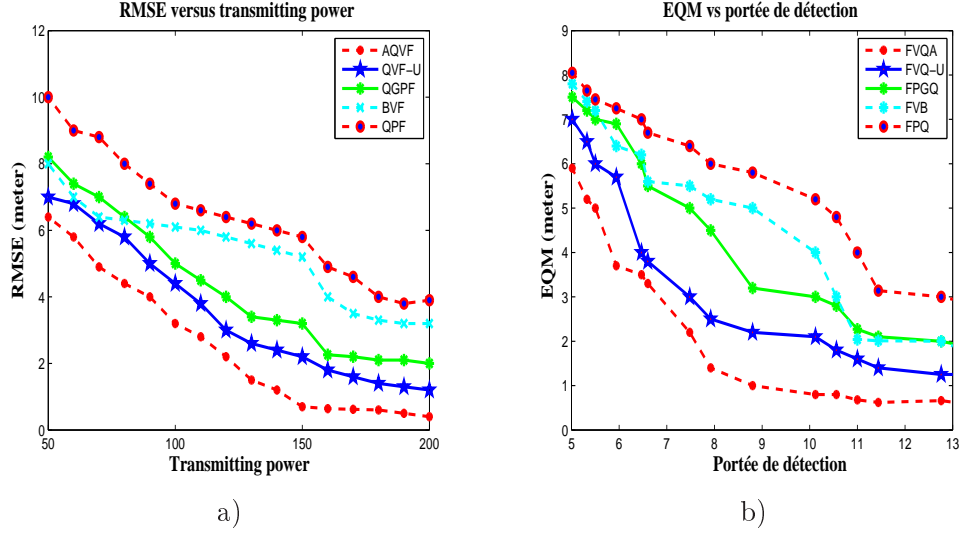


FIGURE III.11: a) EQM versus la puissance de transmission de capteurs variant dans $\{50, \dots, 200\}$. b) EQM versus la distance de détection variant dans $\{5, \dots, 13\}$.

de planification et du calcul peut être négligée par rapport à l'énergie consommée lors de communications.

L'énergie de communication comprend trois éléments : l'énergie de transmetteur électronique, l'énergie radio, et l'énergie du récepteur électronique. La puissance de transmission consommée au niveau du capteur (i), lors de la transmission des données au CC est donnée par :

$$E_T = \epsilon_e + L^i \epsilon_a r_i^\lambda \quad (\text{III.45})$$

avec ϵ_a est l'énergie dissipée en Joules par bit par m^2 , ϵ_e est l'énergie consommée par le circuit par bit.

La puissance consommée à la réception au niveau du capteur (i), lors de la réception des données du CC, est donnée par :

$$E_R = L^i \epsilon_r \quad (\text{III.46})$$

De même, la puissance consommée lors de la détection est définie par :

$$E_S = L^i \epsilon_s \quad (\text{III.47})$$

avec ϵ_s est le paramètre d'énergie dépensée lors de la détection de L^i bits de données. Considérant le modèle énergétique, nous choisissons $\epsilon_a = 100pJ/bit/m^2$, $\epsilon_e = 50nJ/bit$, $\epsilon_r = 135nJ/bit$, $\epsilon_s = 50nJ/bit$ [Teng et al., 2007c].

Soit N_p désigne le nombre de particules, N_w est le nombre de poids correspondant, L_{opt} est le nombre de bits optimal obtenu par FVQA, et L_f est le nombre fixe de bits. Les communications inter-nœuds ont été comparées quand une opération hand-off

III. APPROCHE VARIATIONNELLE POUR LE SUIVI D'UNE CIBLE DANS UN RÉSEAU DE CAPTEURS QUANTIFIÉS

Méthode	Communication inter-nœuds (en bits)
FVQA	$L_{opt}N_a + 32 + 64$
FVQ-U	$L_fN_a + 32 + 64$
FVB	$N_a + 32 + 64$
FPQ	$L_fN_a + 32N_p + 16N_w$
FPGQ	$L_fN_a + 32 + 64$

TABLE III.1: Communication inter-nœuds

s'est produite. On peut remarquer dans le tableau III.1 que les premières composantes L_fN_a sont égaux pour tout les algorithmes FVQ-U, FPQ et FPGQ, puisque chaque capteur actif qui détecte la cible transmet L_f bits d'informations au CC. Bien que pour l'algorithme FVQA, chaque capteur activé peut transmettre L_{opt} (le nombre optimal de bits) bits de données. Cependant, pour l'algorithme FVB, chaque capteur activé transmet un seul bit d'information au CC.

Par une approximation de la distribution de filtrage avec une seule gaussienne statistique, l'utilisation des algorithmes FV et FPG consiste juste à transmettre l'espérance et la matrice de précision. Cependant, la communication inter-nœuds utilisant l'algorithme FPQ consiste principalement à transmettre les particules et leurs pondérations correspondantes. Cette transmission est beaucoup plus énorme en termes de données transférées, que celle des algorithmes FV et FPG.

A partir des figures IV.12, III.13, III.14 et III.15, nous pouvons constater que notre algorithme proposé réalise avec succès le compromis entre la consommation d'énergie et la précision de suivi, même avec plusieurs changements brusques dans la trajectoire. Ces résultats confirment que la méthode proposée surpasse les algorithmes classiques en terme de dépense d'énergie durant le processus de suivi.

III.6 Conclusion

L'objectif principal de cette contribution est de montrer que les données collectées provenant de capteurs peuvent être optimisées par un contrôle conjoint et adaptatif du niveau de quantification et une estimation de l'atténuation du canal. Pour des raisons économiques, dans la couche matérielle, le déploiement de capteurs quantifiés permet d'économiser l'énergie d'une manière considérable. Pour des raisons logicielles, l'algorithme adaptatif FVQA diminue les informations échangées entre les chefs des clusters. La méthode proposée fournit non seulement l'estimation de la position de la cible en utilisant l'algorithme du filtrage variationnel, mais donne également le nombre optimal de bits de quantification par observation, et estime l'atténuation du canal entre les capteurs candidats et les chefs du cluster. Cette quantification adaptative est obtenue en minimisant la borne prédite de Cramér-Rao sous contrainte de puissance de transmission constante, et en optimisant la puissance d'ordonnancement sous contrainte de puissance de transmission variable. Tandis que l'estimation du canal entre les capteurs esclaves et le chef de cluster est basée sur le maximum a posteriori. Le calcul de ces critères est

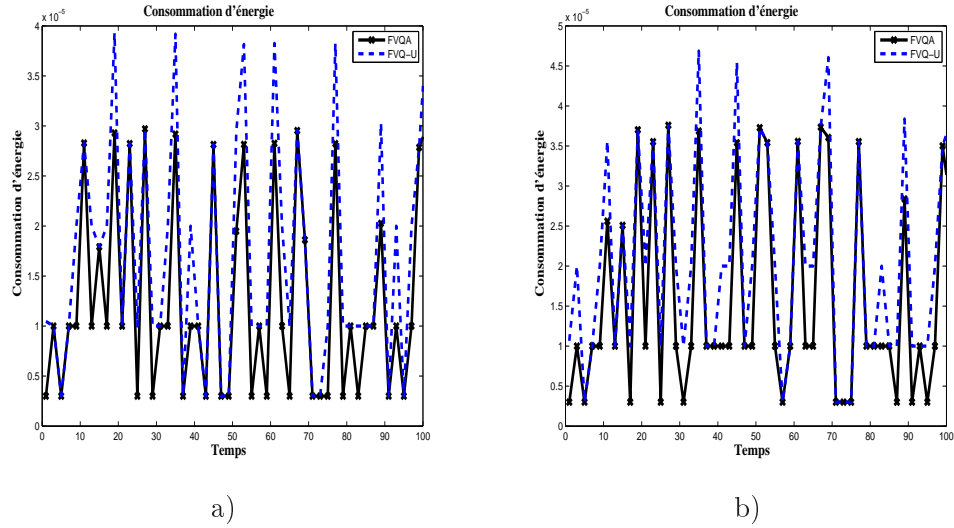


FIGURE III.12: Comparaison entre la consommation d'énergie pour l'algorithme FVQA et celle pour l'algorithme FVQ-U a) $L = 3$. b) $L = 4$.

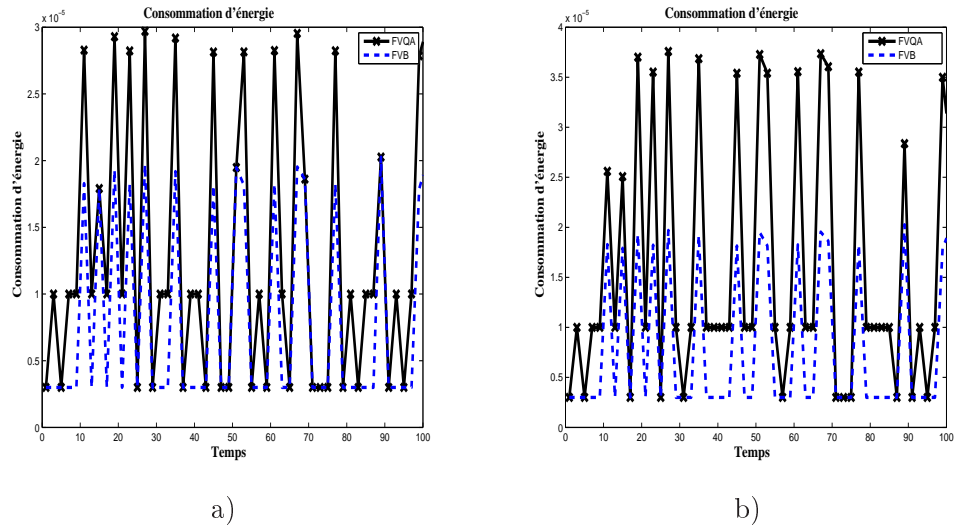


FIGURE III.13: Comparaison entre la consommation d'énergie pour l'algorithme FVQA et celle pour l'algorithme FVB a) $L = 3$. b) $L = 4$.

III. APPROCHE VARIATIONNELLE POUR LE SUIVI D'UNE CIBLE DANS UN RÉSEAU DE CAPTEURS QUANTIFIÉS

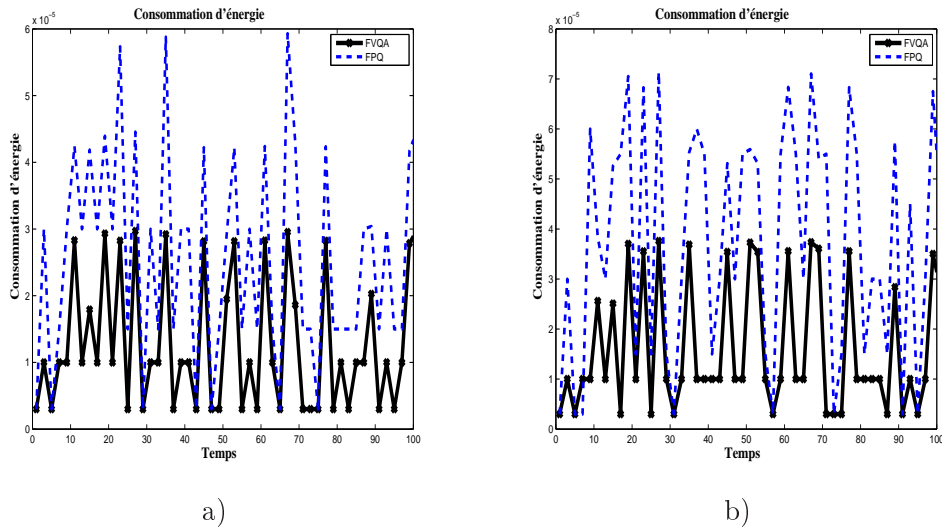


FIGURE III.14: Comparaison entre la consommation d'énergie pour l'algorithme FVQA et celle pour l'algorithme FPQ a) $L = 3$. b) $L = 4$.

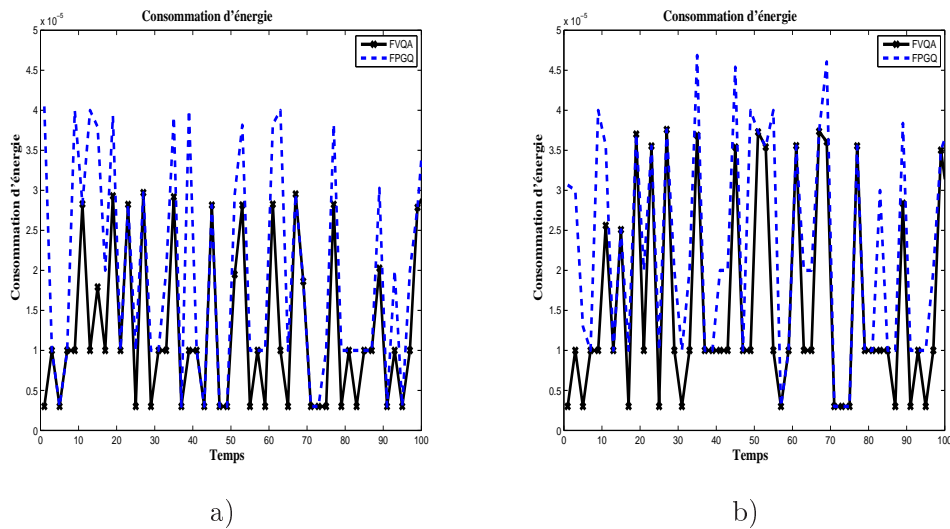


FIGURE III.15: Comparaison entre la consommation d'énergie pour l'algorithme FVQA et celle de l'algorithme FPGQ a) $L = 3$. b) $L = 4$.

basé sur la distribution prédictive de la position de la cible fournie par l'algorithme du filtrage variationnel.

Nous allons présenter dans le chapitre suivant le problème de clustering, le routage distribué et l'agrégation sécurisée de données pour le suivi de cibles dans les RCSFs.

Calcul variationnel : annexe B

En supposant que la distribution approximative de la moyenne $\boldsymbol{\mu}_{t-1}$ suit un modèle Gaussien ($q(\boldsymbol{\mu}_{t-1}) \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}_{t-1}^*, \boldsymbol{\lambda}_{t-1}^*)$) et en tenant compte de la transition gaussienne de la moyenne ($p(\boldsymbol{\mu}_t | \boldsymbol{\mu}_{t-1}) \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}_{t-1}, \bar{\boldsymbol{\lambda}})$), la distribution prédictive de $\boldsymbol{\mu}_t$ est donnée par :

$$\begin{aligned} q_p(\boldsymbol{\mu}_t) &= \int p(\boldsymbol{\mu}_t | \boldsymbol{\mu}_{t-1}) q(\boldsymbol{\mu}_{t-1}) d\boldsymbol{\mu}_{t-1} \\ &\sim \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}_{t-1}^*, (\boldsymbol{\lambda}_{t-1}^{*-1} + \bar{\boldsymbol{\lambda}}^{-1})^{-1}). \end{aligned} \quad (\text{III.48})$$

Notons $\boldsymbol{\mu}_t^p$ et $\boldsymbol{\lambda}_t^p$ sont respectivement la moyenne et la précision de la distribution gaussienne $q_p(\boldsymbol{\mu}_t) : q_p(\boldsymbol{\mu}_t) \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}_t^p, \boldsymbol{\lambda}_t^p)$. Utilisant l'équation ((III.7)), la distribution approximative $q(\boldsymbol{\mu}_t)$ est exprimé comme :

$$\begin{aligned} q(\boldsymbol{\mu}_t) &\propto \exp\langle \log p(\mathbf{z}_{1:t}, \boldsymbol{\alpha}_t) \rangle_{q(\mathbf{x}_t)q(\boldsymbol{\lambda}_t)} \\ &\propto \exp\langle \log p(\boldsymbol{\alpha}_t | \mathbf{z}_t) \rangle_{q(\mathbf{x}_t)q(\boldsymbol{\lambda}_t)} \\ &\propto \exp\langle \log p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) + \log p(\mathbf{x}_t | \boldsymbol{\mu}_t, \boldsymbol{\lambda}_t) + \log p(\boldsymbol{\lambda}_t) + \log q_p(\boldsymbol{\mu}_t) \rangle_{q(\mathbf{x}_t)q(\boldsymbol{\lambda}_t)}. \end{aligned} \quad (\text{III.49})$$

Donc,

$$\begin{aligned} q(\boldsymbol{\mu}_t) &\propto q_p(\boldsymbol{\mu}_t) \exp\langle \log p(\mathbf{x}_t | \boldsymbol{\mu}_t, \boldsymbol{\lambda}_t) \rangle_{q(\mathbf{x}_t)q(\boldsymbol{\lambda}_t)} \\ &\propto q_p(\boldsymbol{\mu}_t) \exp\langle -\frac{1}{2}(\mathbf{x}_t - \boldsymbol{\mu}_t)^T \boldsymbol{\lambda}_t (\mathbf{x}_t - \boldsymbol{\mu}_t) \rangle_{q(\mathbf{x}_t)q(\boldsymbol{\lambda}_t)} \\ &\propto q_p(\boldsymbol{\mu}_t) \exp\left\{ \frac{1}{2} \text{tr}[\langle \boldsymbol{\lambda}_t \rangle_{q(\boldsymbol{\lambda}_t)} \langle (\mathbf{x}_t - \boldsymbol{\mu}_t)^T (\mathbf{x}_t - \boldsymbol{\mu}_t) \rangle_{q(\mathbf{x}_t)}] \right\} \\ &\propto \exp\left\{ -\frac{1}{2} [(\boldsymbol{\mu}_t - \boldsymbol{\mu}_t^p)^T \boldsymbol{\lambda}_t (\boldsymbol{\mu}_t - \boldsymbol{\mu}_t^p) - 2\boldsymbol{\mu}_t^T \langle \boldsymbol{\lambda}_t \rangle \langle \mathbf{x}_t \rangle + \boldsymbol{\mu}_t^T \langle \boldsymbol{\lambda}_t \rangle \boldsymbol{\mu}_t], \right\} \end{aligned} \quad (\text{III.50})$$

donnant une distribution gaussienne $q(\boldsymbol{\mu}_t) = \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}_t^*, \boldsymbol{\lambda}_t^*)$. La première et la dérivée seconde du logarithme de $q(\boldsymbol{\mu}_t)$ sont exprimés comme suit :

$$\begin{aligned} \frac{\partial \log(q(\boldsymbol{\mu}_t))}{\partial \boldsymbol{\mu}_t} &= -\frac{1}{2} [2\boldsymbol{\lambda}_t^p (\boldsymbol{\mu}_t - \boldsymbol{\mu}_t^p) - 2\langle \boldsymbol{\lambda}_t \rangle \langle \mathbf{x}_t \rangle + 2\langle \boldsymbol{\lambda}_t \rangle \boldsymbol{\mu}_t], \\ \frac{\partial^2 \log(q(\boldsymbol{\mu}_t))}{\partial \boldsymbol{\mu}_t \partial \boldsymbol{\mu}_t^T} &= -\boldsymbol{\lambda}_t^p - \langle \boldsymbol{\lambda}_t \rangle, \end{aligned}$$

la précision $\boldsymbol{\lambda}_t^*$ et la moyenne $\boldsymbol{\mu}_t^*$ de $q(\boldsymbol{\mu}_t)$ sont obtenues comme suit :

$$\boldsymbol{\lambda}_t^* = \langle \boldsymbol{\lambda}_t \rangle + \boldsymbol{\lambda}_t^p, \quad \text{et} \quad \boldsymbol{\mu}_t^* = \boldsymbol{\lambda}_t^{*-1} (\langle \boldsymbol{\lambda}_t \rangle \langle \mathbf{x}_t \rangle + \boldsymbol{\lambda}_t^p \boldsymbol{\mu}_t^p). \quad (\text{III.51})$$

III. APPROCHE VARIATIONNELLE POUR LE SUIVI D'UNE CIBLE DANS UN RÉSEAU DE CAPTEURS QUANTIFIÉS

La distribution approximative séparable correspondant à $\boldsymbol{\lambda}_t$ peut être calculée d'une manière similaire comme suit :

$$\begin{aligned}
q(\boldsymbol{\lambda}_t) &\propto \exp\langle \log p(\boldsymbol{\alpha}_t | \mathbf{z}_t) \rangle_{q(\mathbf{x}_t)q(\boldsymbol{\mu}_t)} \\
&\propto \exp\langle \log p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) + \log p(\mathbf{x}_t | \boldsymbol{\mu}_t, \boldsymbol{\lambda}_t) + \log p(\boldsymbol{\lambda}_t) + \log q_p(\boldsymbol{\mu}_t) \rangle_{q(\mathbf{x}_t)q(\boldsymbol{\mu}_t)} \\
&\propto p(\boldsymbol{\lambda}_t) \exp\langle \log p(\mathbf{x}_t | \boldsymbol{\mu}_t, \boldsymbol{\lambda}_t) \rangle_{q(\mathbf{x}_t)q(\boldsymbol{\mu}_t)} \\
&\propto \mathcal{W}_2(\bar{\mathbf{V}}, \bar{n}) |\boldsymbol{\lambda}_t|^{\frac{1}{2}} \exp -\frac{1}{2} \{ \text{tr}[\boldsymbol{\lambda}_t \langle (\mathbf{x}_t - \boldsymbol{\mu}_t)^T (\mathbf{x}_t - \boldsymbol{\mu}_t) \rangle_{q(\mathbf{x}_t)q(\boldsymbol{\mu}_t)}] \} \\
&\propto |\boldsymbol{\lambda}_t|^{\frac{\bar{n}+1-(2+1)}{2}} \exp -\frac{1}{2} \{ \text{tr}[\boldsymbol{\lambda}_t (\langle \mathbf{x}_t \mathbf{x}_t^T \rangle - \langle \mathbf{x}_t \rangle \langle \boldsymbol{\mu}_t \rangle^T - \langle \boldsymbol{\mu}_t \rangle \langle \mathbf{x}_t \rangle^T + \langle \boldsymbol{\mu}_t \boldsymbol{\mu}_t^T \rangle + \bar{\mathbf{V}}^{-1})] \},
\end{aligned} \tag{III.52}$$

ce qui donne une distribution de Wishart $\mathcal{W}_2(\mathbf{V}^*, n^*)$ pour la matrice de précision $\boldsymbol{\lambda}_t$ avec les paramètres suivants :

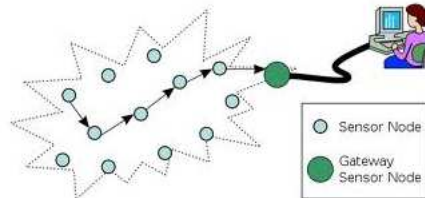
$$\begin{cases} n^* &= \bar{n} + 1, \\ \mathbf{V}^* &= (\langle \mathbf{x}_t \mathbf{x}_t^T \rangle - \langle \mathbf{x}_t \rangle \langle \boldsymbol{\mu}_t \rangle^T - \langle \boldsymbol{\mu}_t \rangle \langle \mathbf{x}_t \rangle^T + \langle \boldsymbol{\mu}_t \boldsymbol{\mu}_t^T \rangle + \bar{\mathbf{V}}^{-1})^{-1}. \end{cases} \tag{III.53}$$

Enfin, la distribution approximative $q(\mathbf{x}_t)$ a l'expression suivante :

$$\begin{aligned}
q(\mathbf{x}_t) &\propto \exp\langle \log p(\boldsymbol{\alpha}_t | \mathbf{z}_t) \rangle_{q(\boldsymbol{\mu}_t)q(\boldsymbol{\lambda}_t)} \\
&\propto \exp\langle \log p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) + \log p(\mathbf{x}_t | \boldsymbol{\mu}_t, \boldsymbol{\lambda}_t) + \log p(\boldsymbol{\lambda}_t) + \log q_p(\boldsymbol{\mu}_t) \rangle_{q(\boldsymbol{\mu}_t)q(\boldsymbol{\lambda}_t)} \\
&\propto p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) \exp\langle \log p(\mathbf{x}_t | \boldsymbol{\mu}_t, \boldsymbol{\lambda}_t) \rangle_{q(\boldsymbol{\mu}_t)q(\boldsymbol{\lambda}_t)} \\
&\propto p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) \exp -\frac{1}{2} \{ \text{tr}[\langle \boldsymbol{\lambda}_t \rangle_{q(\boldsymbol{\lambda}_t)} \langle (\mathbf{x}_t - \boldsymbol{\mu}_t)^T (\mathbf{x}_t - \boldsymbol{\mu}_t) \rangle_{q(\boldsymbol{\mu}_t)}] \} \\
&\propto p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) \mathcal{N}(\langle \boldsymbol{\mu}_t \rangle, \langle \boldsymbol{\lambda}_t \rangle),
\end{aligned} \tag{III.54}$$

qui n'a pas une forme fermée. Par conséquent, contrairement aux cas de la moyenne $\boldsymbol{\mu}_t$ et la précision $\boldsymbol{\lambda}_t$, afin de calculer les espérances au regard de la distribution $q(\mathbf{x}_t)$, on a recours à la méthode d'échantillonnage où l'importance d'échantillons sont générés en fonction de la gaussienne $\mathcal{N}(\langle \boldsymbol{\mu}_t \rangle, \langle \boldsymbol{\lambda}_t \rangle)$ puis pondérés en fonction de la probabilité $p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t)$.

Le clustering, le routage et l'agrégation sécurisée des données dans les RCSFs



Sommaire

- IV.1 Introduction
- IV.2 Quelques protocoles existants
- IV.3 Sélection de meilleurs capteurs dans le RCSF
- IV.4 Identification des capteurs malicieux
- IV.5 Optimisation de routage distribué
- IV.6 Résultats de simulations numériques
- IV.7 Conclusion

Ce chapitre traite le problème de clustering, le routage distribué des données localement traitées et l'agrégation sécurisée de données pour le suivi de cibles dans les réseaux de capteurs sans fil (RCSFs). Ainsi, nous proposons d'améliorer l'utilisation de la méthode du filtrage variationnel quantifié (FVQ) par la détection des capteurs vulnérables et la sélection conjointe des meilleurs capteurs candidats et du chemin de communication optimal entre les esclaves et le chef de cluster. Dans la première étape, nous sélectionnons les meilleurs capteurs qui participent à la collecte de données afin de fournir les données requises pour la localisation de la cible et d'équilibrer la dissipation d'énergie dans le RCSF. Dans la deuxième étape, nous détectons les nœuds capteurs malicieux en se basant sur le contenu informationnel de leurs mesures. Ensuite, nous choisissons le chemin de communication optimal entre le capteur candidat et le chef de cluster en se basant sur les paramètres nécessaires de prendre en considération pour la gestion optimale de la batterie, la quantité d'information du nœud et le délai de communication. Enfin, nous estimons la position de la cible en utilisant l'algorithme du filtrage variationnel quantifié, décrit dans le chapitre précédent. Les résultats numériques montrent que la quantification associée à la sélection conjointe optimale des capteurs candidats et du chemin de communication améliore les performances d'estimation.

IV.1 Introduction

Les réseaux de capteurs sans fil sont basés sur des systèmes embarqués à fortes contraintes de ressources telles que l'énergie, la puissance de calcul et la mémoire. Un réseau de capteurs sans fil peut contenir un grand nombre de nœuds capteurs, qui peuvent être déployés dans des environnements hostiles à haute température, des niveaux de pollution élevés, ou des niveaux élevés de radiations nucléaires. Une approche pour prolonger la vie de la batterie est d'utiliser un critère efficace pour la sélection conjointe des meilleurs capteurs et le chemin de communication optimal entre les capteurs candidats et le chef de cluster, et aussi par la détection des capteurs vulnérables. Dans un réseau de capteurs sans fil, les capteurs sont déployés afin de réaliser une tâche spécifique, e.g. le suivi d'objets. Ces nœuds sont fortement limités en terme d'énergie, et dans la plupart des cas, ils ne peuvent pas être rechargés. La minimisation du coût de communication entre les capteurs et le choix du chemin de communication sécurisé sont donc essentiels pour prolonger la durée de vie de réseau de capteurs sans fil. Un autre facteur important des réseaux de capteurs est la précision du résultat de détection de la cible. En fait, les nœuds capteurs dans le même groupe peuvent fournir des données redondantes. Et puisque les caractéristiques physiques des capteurs telles que la distance, la modalité, ou le modèle de bruit des capteurs individuels, les données provenant de différents capteurs peuvent agir sur la qualité du service dans les RCSFs. Par conséquent, la précision dépend de quel capteur et quelle liaison de communication le chef de cluster choisi.

Dans ce chapitre, nous nous intéressons à l'activation de cluster qui participe à l'agrégation de données pour estimer la position de la cible, en supposant que les positions des nœuds capteurs sont connues.

La contribution de ce chapitre est triple : (i) nous étudions l'impact de la sélection des capteurs candidats sur les performances de l'algorithme du filtrage variationnel en proposant un schéma adaptatif pour son implémentation ; (ii) nous choisissons les chemins de communication optimaux entre les capteurs candidats et le chef de cluster ; et (iii) nous détectons les nœuds malicieux dans le réseau de capteurs.

Le reste de ce chapitre est organisé de la façon suivante. Tout d'abord, nous présentons les travaux existants dans la section IV.2. Par la suite, nous proposons, dans la section IV.3, notre technique qui permet à la fois la sélection des capteurs pertinents, la sélection des chemins de communication optimaux et la détection des nœuds malicieux. Nous montrons dans la section IV.4 les résultats de simulation, avant de conclure le chapitre dans la section IV.5.

IV.2 Quelques protocoles existants

Plusieurs travaux ont été proposés pour étudier le problème de la sélection des capteurs dans les RCSFs. Le travail dans [Zhao et al., 2002] a étudié des mécanismes de sélection des capteurs pour le suivi des cibles. La sélection est basée sur l'entropie conditionnelle

de la distribution a posteriori de la position de la cible. Dans [Li and AlRegib, 2007; Rubin and Huang, 2006], la sélection des capteurs et l'allocation optimale de bits sont développées. Les auteurs dans [Quan and Sayed, 2007] ont proposé un algorithme centralisé qui utilise des mesures corrélées pour sélectionner le capteur le plus informatif. L'idée d'utiliser la théorie de l'information dans la gestion des capteurs a d'abord été proposée dans [Hintz, 1991]. La sélection du capteur basée sur le gain d'information a été introduite pour les systèmes de détection décentralisée [Manyika and Durrant-Whyte, 1995]. L'information mutuelle entre la distribution actuelle de position de la cible et l'observation prédite du capteur a été proposée pour évaluer le gain d'information prévu pour le suivi de cible [Liu et al., 2003a; Ertin et al., 2003]. D'autre part, sans utiliser la théorie de l'information, les auteurs dans [Yao et al., 1998] ont constaté que la précision de suivi dépend non seulement de la précision des capteurs mais aussi de leur emplacement par rapport à la position de la cible lors de l'exécution des algorithmes de suivi.

Les techniques développées dans [Chu et al., 2002] et [Wang et al., 2004] pour activer le nœud capteur le plus informatif sont basées sur l'utilité d'entropie et de l'information. Le problème, c'est que si le chemin optimal est toujours choisi, les sources d'énergie des nœuds le long de ce chemin seront épuisées plus rapidement que d'autres, ce qui affecte fortement la durée de vie du réseau [Dong, 2005]. Bien que le travail en [Shah and Rabaey, 2002] a proposé que les chemins qui sont parfois sous-optimaux doivent être choisis en fonction des probabilités pour prolonger la durée de vie du réseau. Qun Li et al [Li et al., 2001] ont proposé de partager le réseau en régions et de calculer le niveau d'énergie pour chaque région, ce qui peut conduire à la dégradation des performances du suivi de cibles.

En ce qui concerne le domaine de suivi sécurisé dans les RCSFs, les auteurs dans [Chen et al., 2004] ont traité principalement deux mécanismes de sécurité pour les RCSFs : la vérification du positionnement et la gestion des clés. Ces mécanismes sont des modules potentiels qui peuvent être utilisés pour la construction d'un large éventail d'applications sécurisées. Le travail dans [Agah et al., 2004] a proposé un cadre de détection d'intrusion dans les réseaux de capteurs en utilisant la théorie des jeux. Ils ont appliqué trois régimes différents pour assurer la sécurité. Ces régimes essaient de détecter le nœud capteur vulnérable dans le RCSF et de le protéger. Les auteurs dans [Brooks et al., 2007] ont proposé un schéma de gestion de clés basé sur la probabilité de partager une clé entre les nœuds d'un graphe aléatoire. Ce schéma fournit des techniques pour la pré-distribution de clé, la découverte de la clé partagée, l'établissement de chemin de clé, et la révocation de clé. L'idée maîtresse de ce schéma est de distribuer aléatoirement un certain nombre de clés issues d'un ensemble fini à chaque nœud du réseau avant son déploiement. Deux nœuds quelconques seront en mesure d'échanger des messages sécurisés s'ils possèdent une clé commune. D'autres travaux sur l'agrégation des données comme SEF [Choi et al., 2008], ont proposé des techniques d'agrégation sécurisée en présence de nœuds malicieux. Cependant, ces techniques souffrent d'une consommation excessive d'énergie. Concernant le domaine de routage, les auteurs [Chang and Tassiulas, 2004] ont proposé

IV. LE CLUSTERING, LE ROUTAGE ET L'AGRÉGATION SÉCURISÉE DES DONNÉES DANS LES RCSFS

un algorithme de routage qui consiste à maximiser la durée de vie du réseau. Le travail dans [Liu et al., 2003b] a présenté une méthode de routage qui vise à maximiser le gain d'information pour acheminer les données. Dans [Patil et al., 2005], une technique de routage basée sur une courbe de remplissage d'espace est proposée. Sung et al. [Sung et al., 2007] ont considéré le problème du routage pour la détection d'un champ de signaux aléatoires corrélés. Pour cela, ils ont proposé une technique de routage basée sur l'information de Chernoff. Dans [Sung et al., 2005], les auteurs ont proposé une métrique pour le routage multi-sauts dans les réseaux de capteurs sans fil.

Un protocole d'adaptation nommé SPIN, est proposé dans [Kulik et al., 2002] pour diffuser l'information à chaque nœud dans le RCSF en supposant que tous les nœuds capteurs peuvent être des stations de base (SB). SPIN exploite l'une des propriétés de RCSF qui est la redondance des données. En fait, les nœuds voisins ont des données similaires, et par conséquent il n'est pas nécessaire de distribuer toutes les informations, mais uniquement les données que les autres nœuds ne possèdent pas.

Dans [Intanagonwivat et al., 2000], les auteurs ont proposé un protocole de diffusion directe pour combiner les données provenant de différentes sources en éliminant la redondance et minimisant le nombre de transmissions. Dans ce protocole, le nœud capteur mesure les événements et crée des gradients de l'information dans leurs voisinages. La station de base demande des données en diffusant des messages spéciaux (transmis en mode saut à saut et diffusés par chaque nœud à ses voisins) qui décrivent une tâche à accomplir par les nœuds. Cependant, ce protocole peut générer une surcharge supplémentaire aux nœuds capteurs. Ce qui ne le rend pas pratique pour certaines applications (surveillance de l'environnement, par exemple). Afin d'éviter ce problème, un protocole similaire est proposé dans [Braginsky and Estrin, 2002] pour le routage des requêtes vers les nœuds qui ont observé un événement particulier au lieu d'envoyer la requête à tous les nœuds et d'inonder tout le réseau.

Les auteurs dans [Lou, 2005] ont proposé un protocole hiérarchique de clustering, nommé TEEN, qui permet de regrouper les capteurs dans des clusters où chacun est dirigé par un CC. Les nœuds capteurs au sein d'un cluster envoient leurs informations captées à leur chef de cluster. Le CC envoie les données agrégées au CC de niveau supérieur jusqu'à ce que les données atteignent le sink. Un avantage de ce protocole est sa convenance aux applications de télédétection caractérisées par leur contrainte du délai critique de transmission.

Certaines des méthodes présentées ci-dessus ont négligé quelques caractéristiques et problématiques des RCSFs, notamment celles liées aux difficultés énergétiques. Ces méthodes, particulièrement celles basées sur le principe de clustering ne prennent pas en compte le compromis entre la qualité des données captées, la puissance de transmission et l'énergie stockée dans les nœuds pour sélectionner le meilleur capteur candidat et choisir le chemin de communication optimal entre les capteurs esclaves et le chef de cluster. En outre, ces méthodes ont simplifié ou ignoré le problème de sécurité dans le cadre de suivi bayésien.

IV.3 Sélection de meilleurs capteurs dans le RCSF

Comme la position prédite de la cible $\mathbf{x}_p(t) = \langle \mathbf{x}_t \rangle_{q_{t+1}t}$ à l'instant t est disponible, elle peut être utilisée pour sélectionner les capteurs candidats. Les capteurs à l'intérieur du cercle de centre $\mathbf{x}_p(t)$ et de rayon R_{max} sont pré-sélectionnés. Après la pré-sélection des capteurs qui existent dans le cercle de rayon R_{max} , le CC divise les capteurs pré-sélectionnés en $M = \sum_{j=4}^{N_s} C_{N_s}^j$ groupes \mathcal{G}_t (au moins quatre capteurs sont nécessaires pour détecter la cible dans leurs portées [Chen et al., 2004]). Ensuite, il calcule pour chaque groupe de capteurs la fonction multi-critères (FMC) (détaillée dans IV.3.1) et active le groupe approprié qui a la FMC la plus élevée pour participer à l'agrégation de données pour suivre la cible.

Dans le paragraphe suivant, nous détaillons ce critère et les paramètres qu'il prend en compte pour choisir le groupe de capteurs le plus approprié qui participe à la collecte de données pour suivre la cible.

IV.3.1 Fonction multi-critères (FMC)

L'idée principale de critère ((IV.1)) pour la sélection du capteur est de définir les principaux paramètres qui peuvent influencer sur la pertinence de la coopération de capteurs, qui sont : (1) les informations qui peuvent être transférées de capteur candidat i au chef du cluster ; $IM(\mathbf{x}_t, z_t^i)$ (détaillée dans le paragraphe IV.3.1.1) ; (2) son énergie (\mathbf{E} (i)) (détaillée dans le paragraphe IV.3.1.2) ; et (3) sa puissance de transmission $\mathbf{P}(i)$ (détaillée dans le paragraphe IV.3.1.3). Le problème est comment formuler ce critère pour le chef de cluster afin de sélectionner les meilleurs capteurs qui fournissent des données pertinentes de la cible et équilibrent le niveau d'énergie entre tous les capteurs dans un cluster local.

Nous définissons des mesures combinatoires pour le groupe \mathcal{G}_t , notée \mathbf{F} , donnée par :

$$\mathbf{F}(\mathcal{G}_t) = n_1 IM(\mathbf{x}_t, z^{\mathcal{G}_t}) - n_2 \sum_{i=1}^M \mathbf{R}_t^2(i). \quad (\text{IV.1})$$

Avec $\mathbf{R}(i) = \frac{\mathbf{E}(i)}{\mathbf{P}(i)}$, n_1 et n_2 sont respectivement les facteurs d'importance de l'information mutuelle (IM) et le rapport entre l'énergie stockée dans le capteur (\mathbf{E}) et la puissance de transmission (\mathbf{P}). Afin de sélectionner le meilleur groupe de capteurs candidats basé sur l'équation (IV.1), nous choisissons le groupe approprié $\hat{\mathcal{G}}_t$ de sorte que,

$$\hat{\mathcal{G}}_t = \operatorname{argmax}_{\mathcal{G}_t \in \mathcal{C}} \mathbf{F}(\mathcal{G}_t) \quad (\text{IV.2})$$

où, \mathcal{C} est l'ensemble de capteurs.

IV.3.1.1 Calcul de la fonction mutuelle

La fonction d'information mutuelle (IM) est souvent utilisée pour mesurer l'efficacité d'une information donnée. L'information mutuelle de deux variables aléatoires \mathbf{z}_t et \mathbf{x}_t

IV. LE CLUSTERING, LE ROUTAGE ET L'AGRÉGATION SÉCURISÉE DES DONNÉES DANS LES RCSFS

est une quantité mesurant la dépendance statistique de ces variables. La fonction IM entre le vecteur des observations $z^{\mathcal{G}_t}$ et la source \mathbf{x}_t est proportionnelle à :

$$\text{IM}(\mathbf{x}_t, z^{\mathcal{G}_t}) \propto p(z^{\mathcal{G}_t} | \mathbf{x}_t) \log(p(z^{\mathcal{G}_t} | \mathbf{x}_t)) \quad (\text{IV.3})$$

La fonction de vraisemblance (V) est exprimée en,

$$V(\mathbf{s}^{\mathcal{G}_t}) = p(z^{\mathcal{G}_t} | \mathbf{x}_t) = \prod_{i=1}^M \sum_{j=0}^{w_i^i - 1} p(\tau_j(t) < \gamma^i < \tau_{j+1}(t)) \mathcal{N}(d_j, \sigma_\epsilon^2) \quad (\text{IV.4})$$

où,

$$\begin{aligned} p(\tau_j(t) < \gamma^i < \tau_{j+1}(t)) &= \int_{\tau_j(t)}^{\tau_{j+1}(t)} \mathcal{N}(\rho_{\gamma_t^i}(\mathbf{s}^i), \sigma_n^2) d\gamma_t \\ &= \frac{1}{\sqrt{\pi}} \left[\text{erfc} \left(\frac{\tau_j(t) - \rho_{\gamma_t^i}(\mathbf{x}_t)}{\sqrt{2\sigma_n^2}} \right) - \text{erfc} \left(\frac{\tau_{j+1}(t) - \rho_{\gamma_t^i}(\mathbf{x}_t)}{\sqrt{2\sigma_n^2}} \right) \right] \end{aligned} \quad (\text{IV.5})$$

est calculé selon la règle de quantification définie dans l'équation (III.2), dans laquelle

$$\rho_{\gamma_t^i}(\mathbf{s}^i) = K \|\mathbf{x}_t - \mathbf{s}^i\|^\eta, \quad (\text{IV.6})$$

Il est à noter que l'expression de IM donnée dans l'équation ((IV.3)) dépend de la position de la cible à l'instant t ; \mathbf{x}_t et l'emplacement du capteur activé i . Cependant, comme la position de la cible est inconnue, IM est remplacée par son espérance en fonction de la distribution prédictive $p(\mathbf{x}_t | z_{1:t-1}^i)$ de la position de la cible :

$$\langle \text{IM}(\mathbf{s}^i) \rangle = E_{p(\mathbf{x}_t | z_{1:t-1}^i)} [\text{IM}(\mathbf{s}^i)] \quad (\text{IV.7})$$

Le calcul de l'espérance ci-dessus est analytiquement intraitable. Cependant, comme l'algorithme FVQ fournit une distribution gaussienne prédictive $\mathcal{N}(\mathbf{x}_t; \mathbf{x}_{t/t-1}, \lambda_{t/t-1})$, l'espérance ((IV.7)) peut être approximée par un régime de Monte Carlo :

$$\begin{aligned} \langle \text{IM}(\mathbf{s}^i) \rangle &\simeq \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J \text{IM}(\tilde{\mathbf{x}}_t^j, \mathbf{s}^i), \\ \tilde{\mathbf{x}}_t^j &\sim \mathcal{N}(\mathbf{x}_p(t); \mathbf{x}_{t/t-1}, \lambda_{t/t-1}) \end{aligned} \quad (\text{IV.8})$$

où $\tilde{\mathbf{x}}_t^j$ est le j -ème échantillon établi à l'instant t , et J est le nombre total d'échantillons établis $\tilde{\mathbf{x}}_t$.

IV.3.1.2 Calcul de l'énergie résiduelle

L'énergie est un paramètre important dans un réseau à ressources limitées tel que les RCSFs. En effet, le niveau de batterie disponible semble être le paramètre le plus important mais il n'est pas le seul. Afin d'améliorer l'utilisation de l'énergie au sein d'un

nœud, nous ajoutons un paramètre pour définir une stratégie de consommation qu'on appelle "administrator power startegy" (APS), qui permet à l'administrateur du réseau de prolonger la durée de vie du RCSF. En multipliant le niveau disponible de batterie par un pourcentage (APS) défini par l'administrateur suivant ses préférences, le CC peut rejeter quelques demandes de coopération parce qu'il considère qu'il n'y a pas assez d'énergie. Le rejet de certaines demandes permet aux nœuds d'économiser plus d'énergie, et ainsi la durée de vie du réseau.

Par ailleurs, l'importance de l'APS pourrait être soulignée également dans le cas du RCSF utilisé pour plusieurs applications [Sardouk et al., 2009] en même temps où l'administrateur pourra définir l'importance de chaque application. Par conséquent, pour différencier les applications, nous pourrions ajouter à ce paramètre un indice (i) qui définit le numéro de l'application. Afin de calculer la valeur de E, nous proposons l'équation ((IV.9)) :

$$E = \frac{(R \times APS_i)}{\text{batterie plein}} \quad (\text{IV.9})$$

E étant le paramètre d'énergie dans l'équation ((IV.9)), R le niveau de batterie résiduelle et APS_i définit la stratégie de consommation définie par l'administrateur pour l'application numéro (i). Comme présentée dans l'équation ((IV.9)), l'énergie E peut être égale au niveau de batterie disponible si aucune stratégie de consommation n'est définie par l'administrateur ($APS_i=1$). Afin d'exprimer E en pourcentage, la valeur obtenue ($R \times APS_i$) est divisée par la puissance totale d'une batterie plein.

IV.3.1.3 Calcul de la puissance de transmission

La quantité totale de la puissance de transmission requise utilisée par le i ème capteur au sein d'un cluster [Cui et al., 2005] est proportionnelle à :

$$\begin{aligned} P^i(t) &\propto d_i^\lambda (N_t^i - 1) \\ &\equiv \| \mathbf{s}^i - L_{CC_t} \|^{\lambda} (N_t^i - 1) \end{aligned} \quad (\text{IV.10})$$

avec, d_i la distance de transmission (en mètres) entre le CC et le i -ème capteur, L_{CC_t} est la position du CC à l'instant t et λ est le coefficient d'atténuation du canal.

La section suivante présente les deux techniques proposées pour la détection des capteurs malicieux basée sur la distance de Kullback-Leibler (DKL) entre la distribution actuelle de la position de la cible et l'observation prédite du capteur.

IV.4 Identification des capteurs malicieux

IV.4.1 Définition de problème

Voici les hypothèses retenues pour résoudre le problème de détection des capteurs malicieux : 1) Nous supposons que les nœuds malicieux peuvent réussir à s'authentifier

IV. LE CLUSTERING, LE ROUTAGE ET L'AGRÉGATION SÉCURISÉE DES DONNÉES DANS LES RCSFS

après du réseau de capteurs, et leurs données peuvent être collectées avec d'autres nœuds dans le réseau. Autrement, les chefs de clusters sont supposés avoir un bon comportement "well-behave" et ne sont pas malicieux. 2) Nous supposons un scénario centralisé, dans lequel une unité de traitement dans le chef de cluster collecte les rapports de suivi à partir des nœuds capteurs, détermine lesquels d'entre ces capteurs sont malicieux et les supprime de réseau de capteurs. 3) Le but de la voie fictive est de permettre à l'ennemi d'éviter la surveillance. Cependant, la voie fictive ne sort pas au-delà de la portée de réseaux. 4) Il est à noter que pendant le temps de suivi, un nombre inconnu des nœuds sont malicieux et ils injectent des rapports de suivi faux dans le réseau. Le problème est de savoir comment détecter les nœuds malicieux, et de fournir une trajectoire de la cible correcte.

IV.4.2 Calcul de la distance Kullback Leibler (DKL)

La mesure de la distance entre deux modèles statistiques est nécessaire pour résoudre certains problèmes. Par exemple, cette distance peut être utilisée dans l'évaluation d'un algorithme d'apprentissage ou le classement des modèles estimés [Juang and Rabiner, 1985]. La distance de Kullback-Leibler ou l'entropie relative se pose dans de nombreux contextes comme une mesure appropriée de la distance entre deux distributions. La distance DKL entre deux fonctions de densité de probabilité p et \hat{p} est définie comme [Cover and Thomas, 2006] :

$$DKL(p||\hat{p}) = \int p \log \frac{p}{\hat{p}} \quad (IV.11)$$

Le calcul de la fonction de distribution est très complexe pour les modèles de Markov cachés, et pratiquement elle ne peut pas être calculée que via une procédure récursive ; les algorithmes "forward/backward" où "upward/downward" [Ronen et al., 1995]. Ainsi, il n'y a pas une expression simple et explicite pour la distance DKL pour ces modèles. Généralement, la méthode de Monte-Carlo est utilisée pour obtenir une approximation de l'intégrale dans l'équation ((IV.11)),

$$DKL(p||\hat{p}) = \mathbf{E}_p(\log(p) - \log(\hat{p})) \quad (IV.12)$$

Ci-après, nous détaillons les deux schémas proposés pour la détection des capteurs malicieux.

IV.4.3 Formation réactive de cluster

A chaque instant, le cluster (CC et capteurs esclaves) est formé de façon dynamique. Les capteurs candidats sont activés de la manière expliquée dans la section IV.3, ils sont considérés réactifs et possèdent des unités de traitement de données. Le chef de cluster CC_t est choisi d'être le plus proche capteur à $\langle \mathbf{x}_t \rangle_{q_{t|t-1}}$ i.e :

$$CC_t = \operatorname{argmin}_{i=1, \dots, |\mathcal{B}_t|} \{ \|\langle \mathbf{x}_t \rangle_{q_{t|t-1}} - \mathbf{s}^m\| \quad m \in \mathcal{B}_t \} \quad (IV.13)$$

IV.4 Identification des capteurs malicieux

avec $|\cdot|$ désigne la cardinalité, et \mathcal{B}_t est l'ensemble des capteurs activés.

Supposons que les capteurs i , j et k sont activés et les capteurs j et k peuvent entendre la transmission du i . À l'instant t , les capteurs j et k calculent leurs distributions prédictives des cibles $p(\mathbf{x}_t|z_{t+1|t}^j)$ et $p(\mathbf{x}_t|z_{t+1|t}^k)$ en exécutant l'algorithme FVQ. À l'instant $(t+1)$, ils entendent la valeur transmise de i , et comparent la distribution prédictive de i -ème capteur $p(\mathbf{x}_t|z_{t+1|t}^i)$ aux deux distributions prédictives $p(\mathbf{x}_t|z_{t+1|t}^j)$ et $p(\mathbf{x}_t|z_{t+1|t}^k)$ en calculant les distances de Kullback Leiber $K_{i,j}$ et $K_{i,k}$. Si les deux distances $K_{i,j}$ et $K_{i,k}$ sont plus grandes que K_0 (un seuil prédéfini comme représenté dans la figure IV.1), alors, les capteurs j et k estiment que le capteur i est malicieux et envoient une notification au chef du cluster. Ce dernier compare les deux distributions $p(\mathbf{x}_t|z_{t+1|t}^i)$ et $p(\mathbf{x}_t|z_{t+1|t}^i)$ en calculant la distance $K_{i,i}$, si cette distance est aussi supérieure à K_0 , donc, le chef du cluster supprime le i -ème chemin fictif du réseau de capteurs.

Les principaux avantages de cet algorithme peuvent se résumer comme suit : i) La précision du suivi est garantie par le choix des capteurs les plus susceptibles et potentiels pour former un cluster dynamique. ii) Ce régime est beaucoup plus robuste aux attaques externes. iii) Comme la durée de vie de RCSF est définie comme le temps écoulé jusqu'à ce que le premier capteur épuise son énergie [Misra et al., 2005], il est essentiel de bien répartir la consommation d'énergie sur l'ensemble du RCSF. En formant dynamiquement des clusters, les fonctions à forte intensité énergétique changent fréquemment afin d'équilibrer les dépenses d'énergie. Cependant, puisque la tâche de traitement du signal est affectée à tous les capteurs esclaves, tous ces avantages cités ci-dessus sont à la charge de haute configuration matérielle.

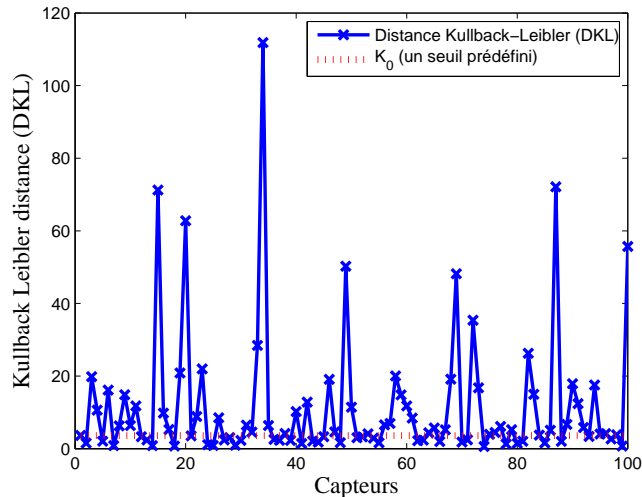


FIGURE IV.1: Un exemple simple pour le calcul de DKL

Le régime décrit précédemment sera appelé Re-FVQ, sa procédure est décrite dans

IV. LE CLUSTERING, LE ROUTAGE ET L'AGRÉGATION SÉCURISÉE DES DONNÉES DANS LES RCSFS

l'algorithme 3.

Algorithme 3:

- Initialisation :
 1. Déterminer le CC en utilisant l'équation ((IV.13)).
 2. Sélectionner le groupe de capteurs approprié conformément à la section IV.3
 3. Quantifier les mesures des capteurs selon la section III.4.2.
 4. Exécuter l'algorithme FVQ.
 - Itérations :
 1. Calculer la fonction multi-critères en utilisant l'équation ((IV.3.1)).
 2. Sélectionner le groupe approprié de capteurs selon la section IV.3
 3. Déterminer le CC en utilisant l'équation ((IV.13)).
 4. Détecter les capteurs malicieux conformément à la section IV.4.3.
 5. Supprimer le chemin fictif conformément à la section IV.4.3.
 6. Quantifier les mesures des capteurs conformément à la section III.4.2.
 7. Exécuter l'algorithme FVQ.
-

IV.4.4 Formation statique de cluster

Pour ce second cas, nous supposons que les chefs de clusters sont sélectionnés de manière statique au moment du déploiement de capteurs. À l'instant t , le FVQ fournit la position prédite de la cible $\mathbf{x}_{t/t-1} = \langle \mathbf{x}_t \rangle_{q_t|t-1}$. Comme représentée dans la figure IV.2, en se basant sur cette information prédite, le chef de cluster CC_{t-1} à l'instant $t-1$ sélectionne le chef de cluster suivant CC_t . Si la position prédite de la cible $\langle \mathbf{x}_t \rangle_{q_t|t-1}$ reste dans le voisinage de CC_{t-1} , ce qui signifie qu'au moins quatre de ses capteurs esclaves peuvent détecter la cible, alors $CC_t = CC_{t-1}$. Sinon, si $\langle \mathbf{x}_t \rangle_{q_t|t-1}$ va au-delà de la portée de détection du cluster en cours, donc un nouveau chef CC_t est activé basé sur la position prédite de la cible $\langle \mathbf{x}_t \rangle_{q_t|t-1}$ et sa tendance future.

$$CC_t = \operatorname{argmax}_{k=1, \dots, K} \left\{ \frac{\cos \theta_t^k}{d_t^k} \right\} \quad (\text{IV.14})$$

$$\text{where } d_t^k = \|\langle \mathbf{x}_t \rangle_{q_t|t-1} - L_{CC_t^k}\|$$

$$\text{and } \theta_t^k = \operatorname{angle}(\overrightarrow{\langle \mathbf{x}_{t-1} \rangle \langle \mathbf{x}_t \rangle_{q_t|t-1}}, \overrightarrow{\langle \mathbf{x}_{t-1} \rangle L_{CC_t^k}})$$

où K est le nombre de chefs de clusters dans le voisinage de CC_{t-1} et $L_{CC_t^k}$ est la position de k -ème chef voisin CC_t .

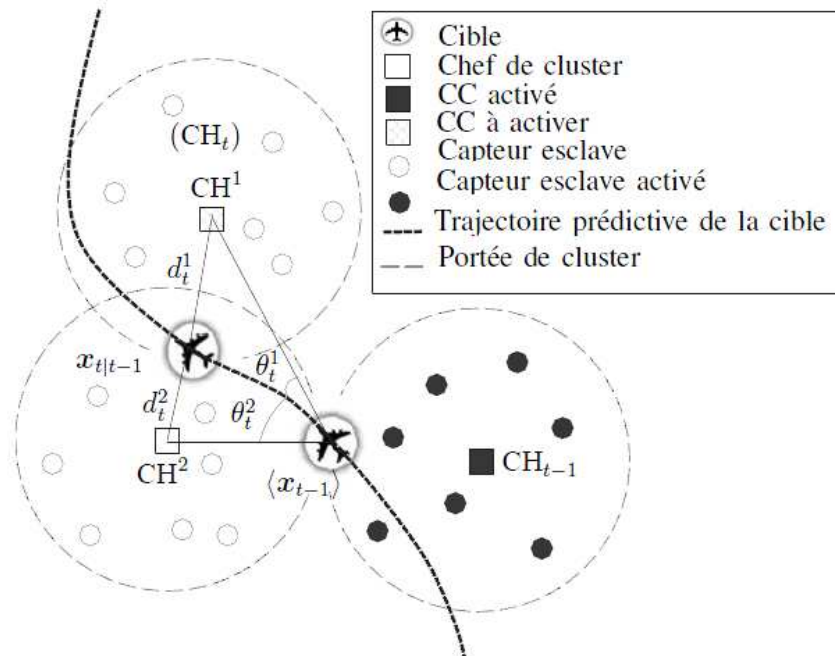


FIGURE IV.2: Activation de CC_t basée sur la prédiction.

IV. LE CLUSTERING, LE ROUTAGE ET L'AGRÉGATION SÉCURISÉE DES DONNÉES DANS LES RCSFS

La distribution initiale de la position de la cible $p(\mathbf{x}_0)$, à l'instant $t = 0$, est supposée connue et stockée dans l'unité du CC. Puis, à l'instant t , le capteur activé i envoie son observation quantifiée y_t^i au CC_t . Lorsque le CC_t reçoit z_t^i , il exécute l'algorithme FVQ, qui prévoit, en plus de la distribution de la cible estimée $\hat{p}(z_t^i|\mathbf{x}_t)$, la distribution prédictive de la cible pour le i -ème capteur $p(\mathbf{x}_t|z_{t+1}^i|t)$. Le CC_t envoie cette information prédite au $CC_{(t+1)}$, qui reçoit également une mesure de i -ème capteur. Basé sur cette information, le $CC_{(t+1)}$ calcule pour le i -ème capteur, la distance de Kullback Leiber $K_{i,i}$ entre la distribution prédictive $p(\mathbf{x}_t|z_{t+1}^i|t)$ reçue de CC_t et la distribution $p(\mathbf{x}_t|z_{t+1}^i)$. De la même manière, le $CC_{(t+1)}$ calcule $K_{i,j}$ et $K_{i,k}$, et les compare avec le seuil K_0 . Si les différences sont plus grandes que 0, il estime que le i -ème capteur est malicieux. Enfin, le CC supprime le chemin fictif correspondant au capteur malicieux dans le réseau de capteurs.

En résumé, notre méthode proposée comprend de nombreux avantages. Tout d'abord, l'énergie consommée et la bande passante nécessaire à la communication sont considérablement réduites. Le processus de suivi est effectué uniquement par le CC activé, tandis que les capteurs esclaves sont incapables de prendre en charge cette tâche. Les capteurs esclaves candidats sont tenus de collecter et de transmettre leurs mesures à travers le chemin optimal (la sélection du chemin optimal est décrite dans la section suivante) au CC. Deuxièmement, le coût de la configuration matérielle diminue fortement en raison de faible coût des capteurs esclaves.

En outre, l'algorithme FVQ réduit la dépendance de l'information temporelle des paramètres à une seule distribution statistique gaussienne. Nous nous référons à l'approche décrite dans cette section par Pro-FVQ, sa procédure est décrite dans l'algorithme 4.

Algorithme 4:

- Initialisation :
 1. Déterminer le chef cluster en utilisant l'équation ((IV.14)).
 2. Sélectionner le groupe des capteurs approprié conformément à la section IV.3
 3. Quantifier les mesures des capteurs selon la section III.4.2.
 4. Exécuter l'algorithme FVQ.
 - Itérations :
 1. Calculer la fonction multi-critères en utilisant l'équation ((IV.3.1)).
 2. Sélectionner le groupe approprié de capteurs selon la section IV.3
 3. Déterminer le CC en utilisant l'équation ((IV.14)).
 4. Détecter les capteurs malicieux conformément à la section IV.4.4.
 5. Supprimer le chemin fictif conformément à la section IV.4.4.
 6. Quantifier les mesures des capteurs conformément à la section III.4.2.
 7. Exécuter l'algorithme FVQ.
-

Après avoir montré la procédure de la sélection des capteurs sécurisés, la section suivante est consacrée à la méthode développée pour la sélection adaptative du chemin de communication optimal entre le capteur candidat sécurisé/fiable et le chef de cluster.

IV.5 Optimisation de routage distribué

Un nœud capteur peut communiquer avec le chef de cluster à travers le chemin sélectionné (les liens directs et indirects). La sélection du meilleur chemin permet au chef de cluster d'obtenir la meilleure copie du signal source transmise par le capteur source. Le chef de cluster calcule, pour chaque liaison de communication entre le chef de cluster et le capteur esclave, le critère (décrit dans l'équation ((IV.16))) en utilisant une fonction coût (détaillée dans IV.5.1) et choisit la voie de communication optimale, en optimisant cette fonction.

Dans le paragraphe suivant, nous détaillons ce critère et les paramètres qu'il prend en compte afin de sélectionner la meilleure route de communication entre le capteur candidat et le chef de cluster.

IV.5.1 Fonction multi-critères sous la contrainte de borne prédite de Cramér-Rao

L'idée principale de la fonction multi-critères pour la sélection de la route optimale est de définir les principaux paramètres qui peuvent influencer sur la qualité du service dans les RCSFs, qui sont : (1) la borne Cramer Rao qui caractérise l'efficacité de l'information qui peut être transférée du capteur candidat ($CRB(\mathbf{x}_t, z_t^i)$), (2) la puissance de transmission entre le capteur i et le CC ($P(i)$), (3) le délai de communication ($D(i)$) (détaillée au paragraphe IV.5.1.1) et (4) l'énergie stockée dans le capteur candidat ($E(i)$). Le problème est de savoir comment formuler ces critères pour le CC afin de sélectionner la voie de communication optimale qui fournit des données pertinentes, équilibre le niveau d'énergie entre tous les capteurs et minimise le délai de transmission. Nous définissons une fonction de coût qui caractérise le lien de communication R_t entre le capteur candidat et le chef de cluster, notée G , qui est donnée par :

$$G(R_t) = n_1 P(i) + n_2 E(i) + n_3 D(i). \quad (\text{IV.15})$$

Où n_1 , n_2 et n_3 sont respectivement le facteur de pondération de puissance de la transmission du capteur candidat P , l'énergie stockée E et le délai de transmission D . Dans la suite, nous noterons $r = (n_1, n_2, n_3)$.

Afin de sélectionner le lien de communication optimal basé sur la fonction multi-critères ((IV.15)) sous une contrainte d'erreur d'estimation moyenne M_0 , l'objectif est de choisir le chemin de communication optimal \widehat{R}_t^i et donc,

$$\begin{aligned} \widehat{R}_t^i &= \operatorname{argmin}_{R_t \in \mathcal{C}} G(R_t^i) \\ \text{s.t. } & BCR(\mathbf{x}_t, z_t^i) < M_0 \end{aligned} \quad (\text{IV.16})$$

où, \mathcal{C} est le nombre total de chemins.

IV. LE CLUSTERING, LE ROUTAGE ET L'AGRÉGATION SÉCURISÉE DES DONNÉES DANS LES RCSFS

IV.5.1.1 Calcul du délai

Le délai de communication D est le délai de bout en bout nécessaire pour qu'un nœud communique une information détectée à un autre nœud. Il dépend du nombre de sauts qui séparent le nœud source du celui destination. Le délai total D est la somme des délais au niveau des nœuds intermédiaires, d_k (où $k = 1, 2, \dots, h$), et est donnée par,

$$D = \sum_{k=1}^h d_k, \quad (\text{IV.17})$$

où, h désigne le nombre de sauts

Basé sur le modèle présenté dans [Heinzelman et al., 2000], d_k peut être calculé comme,

$$d_k = d_q + d_t + d_m, \quad (\text{IV.18})$$

où d_q est le délai d'attente d'un paquet, d_t est le délai de transmission et d_m est le délai d'accès au médium.

L'algorithme proposé ressemble à celui de Dijkstra. Cependant, notre algorithme prend en compte plusieurs paramètres : la puissance de transmission entre le capteur et le chef de cluster, l'énergie stockée dans le capteur candidat et le délai de transmission. Notre algorithme tient compte aussi de la pertinence des informations apportées par les capteurs. L'idée de cet algorithme est de marquer chaque nœud capteur visité et d'empêcher ainsi le processus de revenir en arrière.

IV.6 Résultats de simulations numériques

La performance des algorithmes proposés est évaluée par quatre critères :

1. la précision de suivi,
2. le temps d'exécution,
3. la dépense énergétique pendant le processus de suivi,
4. la courbe caractéristique d'opération du récepteur (en anglais, receiver operating characteristic : (ROC)).

Nous nous référons l'approche qui utilise l'algorithme FVQ basé sur l'activation des capteurs qui se trouvent dans le cercle de rayon R_{max} pour le suivi de cibles ; à l'algorithme FVQ-R.

IV.6.1 Analyse de la précision de suivi

La figure IV.3.a) montre la comparaison des performances de suivi entre les algorithmes Pro-FVQ et Re-FVQ. Les erreurs quadratiques moyennes correspondantes sont représentées dans la figure IV.3.b). Pour montrer l'efficacité des techniques proposées, nous les comparons avec l'algorithme FVQ-R. On peut remarquer de la figure IV.4.a) que

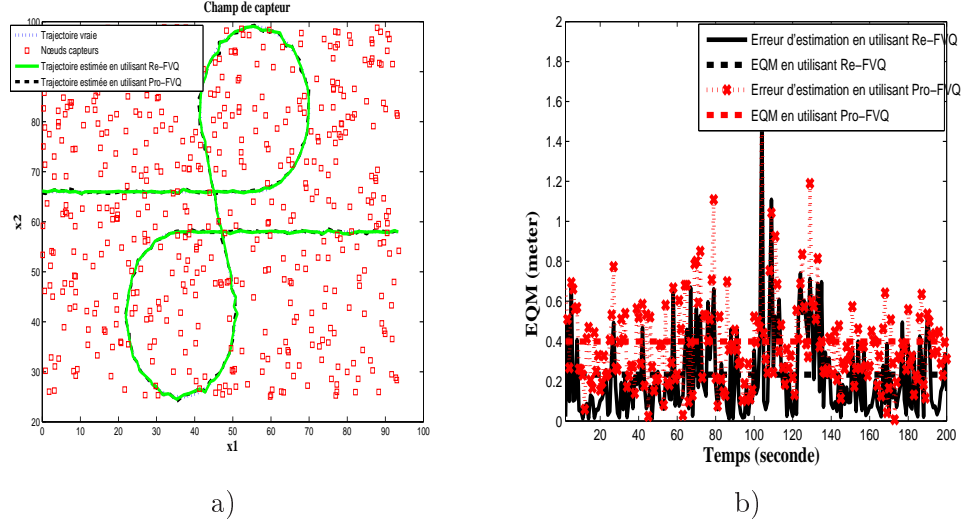


FIGURE IV.3: a) La précision de suivi pour les algorithmes Pro-FVQ et Re-FVQ. b) l'erreur quadratique moyenne pour les algorithmes Pro-FVQ et Re-FVQ.

même avec des changements brusques dans la trajectoire de la cible, la qualité désirée atteinte par l'algorithme Re-FVQ est plus performante que l'algorithme FVQ-R. La figure IV.4.b) compare leurs précisions de suivi en terme de RMSE. La performance de la méthode proposée confirme l'importance du bon choix des capteurs candidats.

Dans la suite, nous comparons l'algorithme Re-FVQ avec les algorithmes FVB et FPQ. On peut constater de figure IV.5. a) et figure IV.6. a) que, la qualité souhaitée est obtenue par l'algorithme Re-FVQ et surpasse les algorithmes FVB et FPQ. Figure IV.5. b) figure IV.6. b) comparent leurs précisions de suivi en terme de RMSE. Les performances de l'algorithme Re-FVQ démontrent l'efficacité de l'approche proposée qui permet à la fois la sélection des meilleurs capteurs candidats et l'identification des capteurs malicieux.

Les performances des méthodes proposées sont également évaluées aussi suivant le temps d'exécution (voir tableau VI.1).

Comparaison	RMSE(m)	temps d'exécution (s)
Re – FVQ	0.2211	0.1421
Pro – FVQ	0.4002	0.1456
FVQ – R	1.4812	0.1742
FVB	2.3149	0.1664
FPQ	2.5332	0.0735

TABLE IV.1: Comparaison entre les différents algorithmes

IV. LE CLUSTERING, LE ROUTAGE ET L'AGRÉGATION SÉCURISÉE DES DONNÉES DANS LES RCSFS

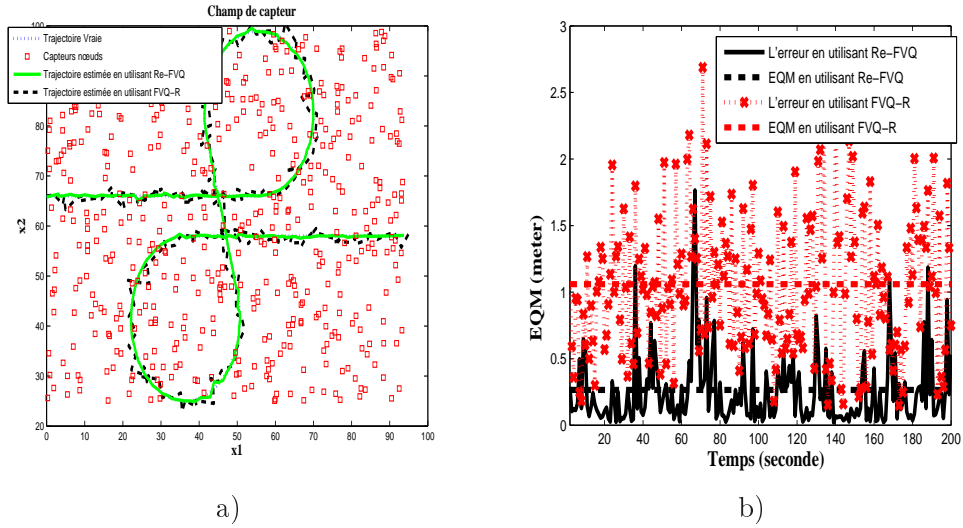


FIGURE IV.4: a) La précision de suivi pour les algorithmes FVQ-R et Re-FVQ. b) l'erreur quadratique moyenne pour les algorithmes FVQ-R et Re-FVQ.

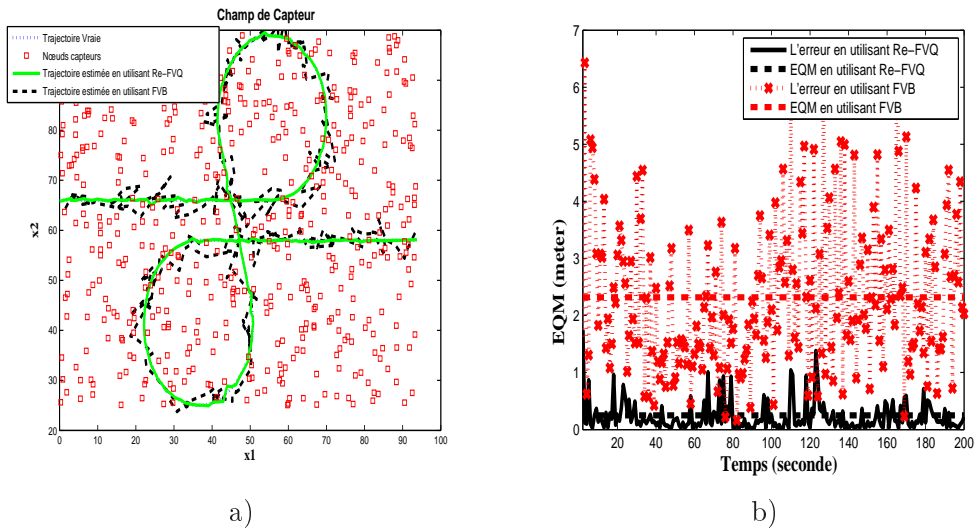


FIGURE IV.5: a) La précision de suivi pour les algorithmes FVB et Re-FVQ. b) l'erreur quadratique moyenne pour les algorithmes FVB et Re-FVQ.

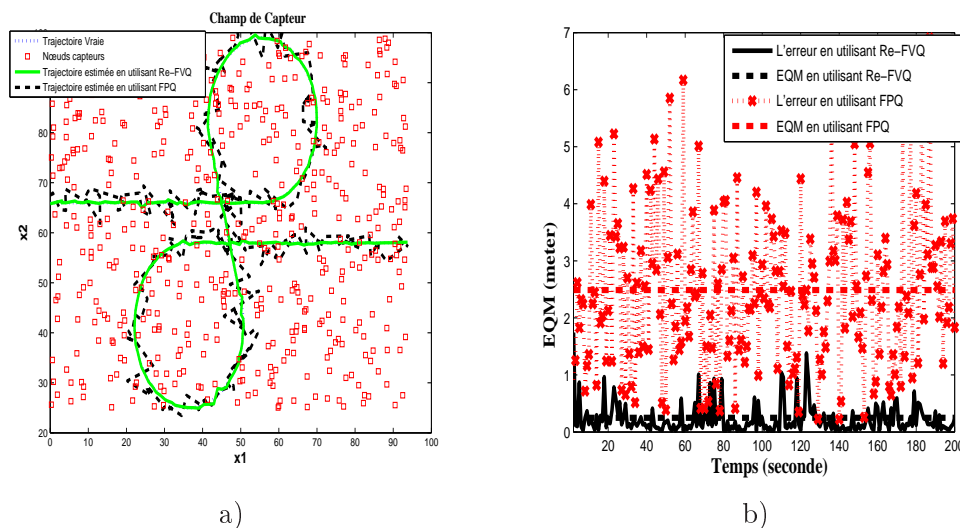


FIGURE IV.6: a) La précision de suivi pour les algorithmes FPQ et Re-FVQ. b) l'erreur quadratique moyenne pour les algorithmes FPQ et Re-FVQ.

IV.6.2 Analyse de l'erreur quadratique moyenne

Les EQMs des algorithmes ci-dessus peuvent dépendre de plusieurs facteurs tels que le nombre de capteurs malicieux et le nombre de capteurs candidats. Le but de ce paragraphe est d'étudier l'impact de ces facteurs lorsque nous comparons les performances des algorithmes de suivi mentionnés ci-dessus. La figure IV.7.a) montre la variation de RMSE par rapport au nombre de capteurs malicieux variant dans $\{0, \dots, 50\}$. Comme on peut s'y attendre, le RMSE diminue pour tous les algorithmes quand le nombre de nœuds malicieux diminue. On peut également noter que les méthodes proposées surpassent les autres méthodes en variant le nombre de capteurs malicieux. La figure IV.7.b) représente le RMSE contre le nombre de capteurs candidats variant dans $\{50, \dots, 200\}$, alors que la figure IV.8 représente le RMSE par rapport à la portée de détection (variant dans $\{5, \dots, 13\}$). Nous pouvons montrer que lorsque la portée de détection augmente, l'erreur d'estimation diminue. Ces résultats confirment que les méthodes proposées surpassent les méthodes classiques en variant les conditions de simulation.

IV.6.3 Analyse de routage

Ici, nous évaluons la performance de routage en utilisant la fonction de coût sous une contrainte d'erreur d'estimation moyenne. Nous considérons les capteurs actifs conformément à la section IV.3, leurs emplacements sont alors indépendamment et uniformément générés et le chef de cluster est toujours élu en utilisant l'équation ((IV.14)) ou ((IV.13)).

Nous montrons plusieurs stratégies pour le routage dans les figures IV.9 et IV.10. Nous

IV. LE CLUSTERING, LE ROUTAGE ET L'AGRÉGATION SÉCURISÉE DES DONNÉES DANS LES RCSFS

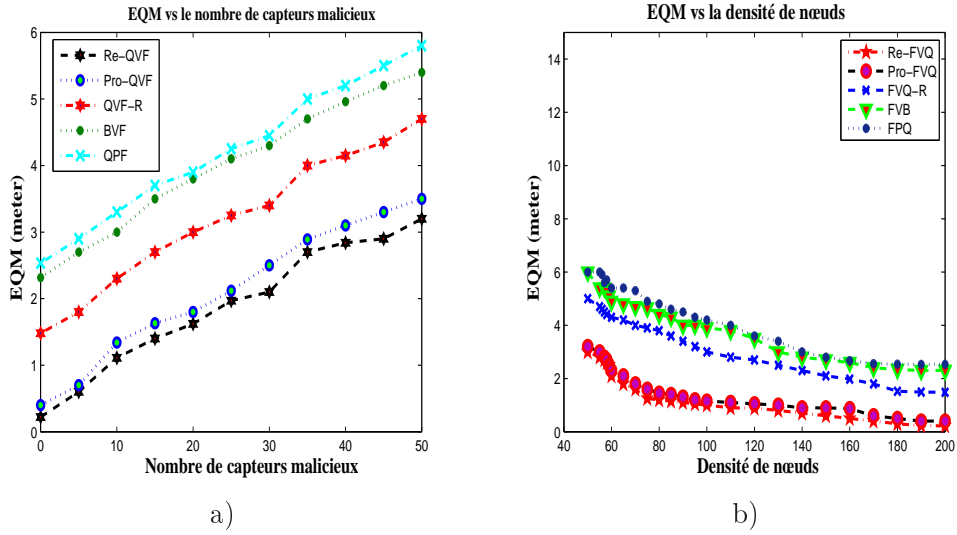


FIGURE IV.7: a) EQM versus le nombre de nœuds malicieux. b) EQM versus la densité de nœuds.

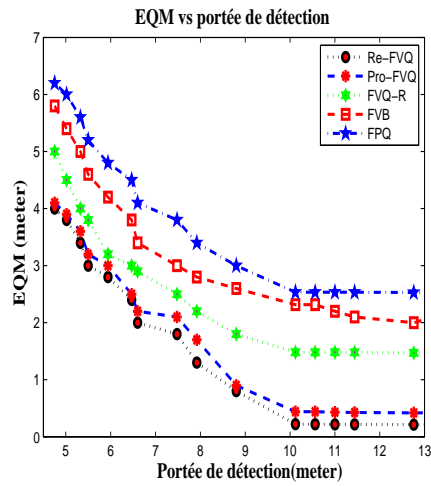


FIGURE IV.8: EQM versus la portée de détection.

remarquons que le routage en utilisant la puissance de transmission minimale prend un peu des liens longs pour atteindre le chef de cluster. Par contre, les routes admettant une énergie minimale ou délai minimal, les chemins de communications sont courts et de nombre de chemins supérieur à celui basé sur une puissance de transmission minimale. Par contre, le routage basé sur le critère ((IV.16)) traverse une région importante du réseau avant d'arriver au chef de cluster puisque l'algorithme proposé tient compte plusieurs paramètres pour choisir le chemin de communication optimal.

Avec cette méthode, nous devons réitérer l'algorithme pour chaque nœud, ce qui le rend gourmand en temps de calcul. Nous pensons que si le nombre de nœuds est important et le réseau à traiter est relativement petit, alors nous pouvons faire fonctionner l'algorithme sur tout le réseau et obtenir ainsi l'ensemble des chemins optimaux entre deux capteurs quelconques. Ensuite, il nous reste plus qu'à reconstituer le chemin optimal pour chaque capteur candidat. Dans un certain nombre de cas où les chemins à traiter ont un même niveau de trafic, l'algorithme n'est pas très performant car il parcourt toutes les voies. C'est pareil si nous prenons un autre critère de tri comme la distance entre la case à traiter et le chemin d'arrivée. Puisque chaque nœud traité est marqué, nous ne pouvons pas revenir en arrière. De ce fait, l'algorithme de Dijkstra est inadapté quand nous avons des arcs de poids négatifs. Dans ce genre de situation, l'algorithme doit pouvoir revenir en arrière pour modifier les étiquettes. C'est le cas de l'algorithme Dijkstra. Par contre, avec notre algorithme, nous pouvons nous arrêter dès que le point d'arrivée devient le chemin à traiter puisque le chemin que nous avons construit jusque là est un chemin optimal. Le système empêche l'algorithme de revenir en arrière, puisque le choix de chemin dépend de la distribution prédite de la cible, ce qui améliore ainsi sa performance.

IV.6.4 Analyse énergétique

Nous nous intéressons maintenant à la consommation d'énergie nécessaire au fonctionnement de notre algorithme, comparée avec l'algorithme FVQ-R. Afin de comparer équitablement ces approches, nous avons utilisé le modèle d'énergie proposé dans [Heinzelman et al., 2000].

Comme illustré dans la figure IV.11.a) la somme des valeurs pour la consommation d'énergie utilisant Re-FVQ est inférieure à celle qui utilise l'algorithme Pro-FVQ. Cette observation reflète le fait que la probabilité d'épuisement de la batterie dans les capteurs employant Re-FVQ est relativement réduite, prolongeant ainsi la durée de vie de RCSF. A partir de la figure IV.11, nous pouvons constater que nos techniques proposées réalisent avec succès le compromis entre la consommation d'énergie et la précision de suivi, même avec plusieurs changements brusques dans la trajectoire.

IV.6.5 Caractéristique de fonctionnement du récepteur (ROC)

Le but de ce paragraphe est d'évaluer la performance des techniques proposées pour l'identification des capteurs malicieux en termes de courbes caractéristique de fonctionnement du récepteur. L'évaluation d'une technique de détection du capteur malicieux

IV. LE CLUSTERING, LE ROUTAGE ET L'AGRÉGATION SÉCURISÉE DES DONNÉES DANS LES RCSFS

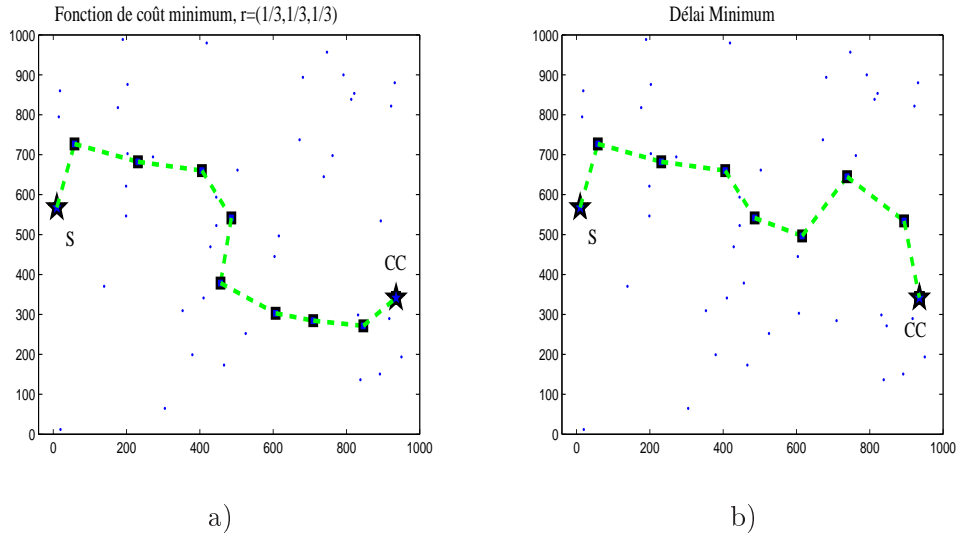


FIGURE IV.9: Le chemin optimal du capteur nœud S au chef de cluster (CC) : a) sous la contrainte fonction coût minimale $r = (1/3, 1/3, 1/3)$, b) sous la contrainte délai minimal.

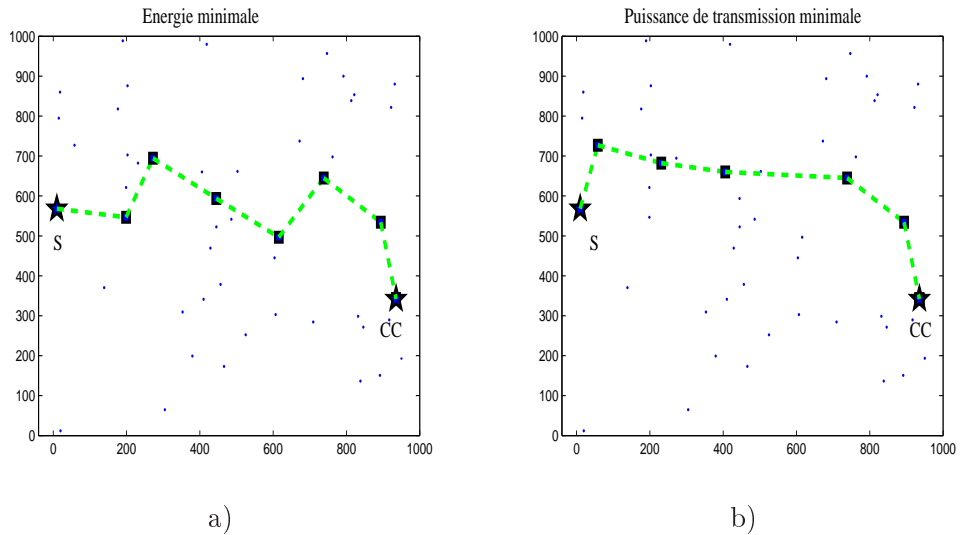


FIGURE IV.10: Le chemin optimal du capteur nœud S au chef de cluster (CC) : a) sous la contrainte énergie minimale, b) sous la contrainte puissance de transmission minimale.

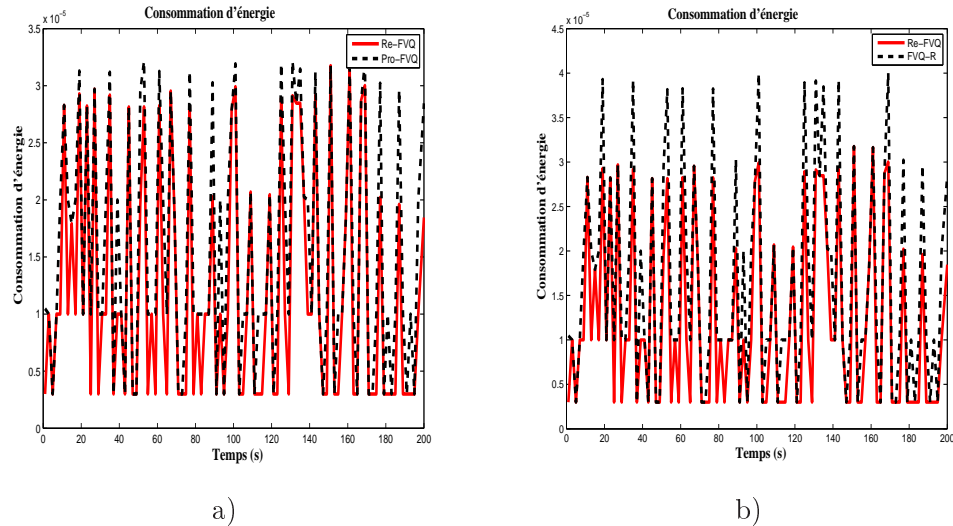


FIGURE IV.11: a) La consommation d'énergie pour les algorithmes Pro-FVQ et Re-FVQ. b) la consommation d'énergie pour les algorithmes Re-FVQ et FVQ-R.

dans les RCSFs dépend de savoir si elle peut satisfaire aux exigences de précision des tout en minimisant la consommation de ressources de RCSFs [Gama and Gaber, 2007]. Les techniques de détection des capteurs malicieux sont nécessaires pour maintenir un taux élevé de détection tout en conservant un faible taux de fausses alarmes. Le taux de détection représente le pourcentage des capteurs vulnérables qui sont correctement considérés comme malicieux, et le taux de faux positifs représente le pourcentage des capteurs normaux qui sont mal considérés comme malicieux. La courbe ROC [Lazarevic et al., 2003] est généralement utilisée pour représenter le compromis entre le taux de détection et le taux de faux positifs. Plus la zone sous la courbe ROC est large, plus les techniques correspondantes sont plus performantes. La figure IV.12 illustre les courbes ROC pour les deux techniques proposées.

IV.7 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons considéré les problèmes de clustering, routage distribué et agrégation sécurisée de données pour le suivi de cibles dans les RCSFs. La méthode proposée permet de sélectionner le groupe approprié de capteurs qui participent à la collecte de données en utilisant une fonction multi-critères sous une contrainte d'erreur d'estimation moyenne. Cette sélection prend en compte un compromis entre la qualité des données détectées, la puissance de transmission et l'énergie stockée dans les nœuds capteurs candidats. Cette méthode permet aussi d'identifier les nœuds capteurs malicieux en se basant sur la distance de Kullback-Leibler entre la distribution actuelle de la position de la cible et l'observation prédite du capteur candidat. La méthode prévoit

IV. LE CLUSTERING, LE ROUTAGE ET L'AGRÉGATION SÉCURISÉE DES DONNÉES DANS LES RCSFS

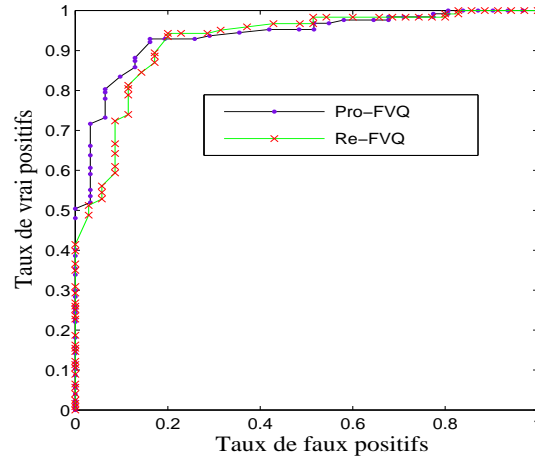
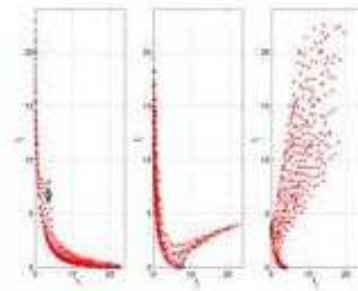
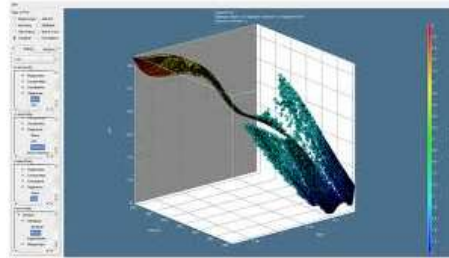


FIGURE IV.12: Les courbes ROC pour les deux techniques de détection proposées.

également le chemin de communication optimal entre le capteur candidat et le chef de cluster. Ce choix prend en compte le délai de transmission, la borne Cramer Rao et les puissances d'émission et de réception. Le calcul de ces critères est basé sur la distribution prédictive de la position de la cible fournie par l'algorithme FVQ. Nous avons comparé nos algorithmes proposés avec l'algorithme du filtrage variationnel quantifié sous une contrainte de rayon de détection, l'algorithme du filtrage variationnel binaire et l'algorithme du filtrage particulaire quantifié. Les résultats de simulation démontrent l'amélioration significative des performances utilisant les techniques proposées.

Nous allons présenter dans le chapitre suivant une méthode d'optimisation basée sur des recherches exactes multi-objectifs afin de résoudre le problème de suivi de cibles dans les RCSFs.

Optimisation multi-objectifs pour le suivi de cibles dans les RCSFs



Sommaire

- V.1 Optimisation multi-objectifs
 - V.2 Suivi simultané de plusieurs cibles basé sur l'optimisation multi-objectifs
 - V.3 Résultats de simulations
 - V.4 Conclusions
-

Les problèmes d'optimisation dans les réseaux de capteurs sans fils sont de nature à impliquer simultanément plusieurs critères. Etant données les contraintes énergétiques et les exigences de performances de plus en plus accrues, plusieurs critères sont à considérer comme la consommation d'énergie, la puissance de transmission, la quantité d'information, le délai de transmission, la densité des nœuds, etc. L'optimisation multi-objectifs est un domaine émergent en recherche opérationnelle qui est parfaitement adaptée au contexte des réseaux de capteurs pour résoudre des problèmes multi-critères. Après un rappel des notions essentielles en optimisation multi-objectifs, nous illustrons l'apport de cette approche sur des exemples pratiques en réseaux de capteurs.

V.1 Optimisation multi-objectifs

V.1.1 L'optimisation combinatoire

Un problème d'optimisation combinatoire pourrait être défini par un ensemble fini de solutions dites réalisables formant un espace de décision (noté Ω) et une fonction objective (f) associant à chaque solution de l'espace de recherche un coût. Cet ensemble forme ce qu'on appelle "espace objectif" (noté Y), et donc, nous avons $f : \Omega \rightarrow Y$. Ainsi une solution notée x pourrait être formulée par un vecteur de décision (x_1, x_2, \dots, x_n) à laquelle une solution objective est associée à la fonction $f(x)$. La résolution d'un problème d'optimisation combinatoire consiste donc à trouver la ou les solution(s) qui minimise(nt) (ou maximise (nt)) le coût de Ω .

Définition 1 : x^* ($x^* \in \Omega$) est une solution optimale si et seulement si :

$$\forall x \in \Omega \quad f(x) \leq f(x^*) \quad (\text{V.1})$$

Notons que $\max(f(x)) = -\min(-f(x))$.

La difficulté majeure dans l'optimisation combinatoire réside dans le phénomène d'explosion combinatoire (l'augmentation de la taille des données engendre l'augmentation exponentielle de Ω). En fait, c'est l'augmentation de la taille de l'espace de recherche qui évite la convergence en un temps raisonnable. On peut diviser les méthodes utilisées en optimisation combinatoire en deux grandes classes :

- Les méthodes exactes qui permettent de trouver la (ou les) solution(s) optimale(s).
- Les méthodes approchées qui permettent de trouver une solution de bonne qualité mais pourrait être non optimale.

Du fait que l'implémentation des méthodes exactes présente un temps d'exécution qui croit d'une façon exponentielle avec la taille du problème, elles parcourent (coupent) des parties non intéressantes de l'espace de recherche. Ces méthodes permettent de trouver une solution optimale mais sont limitées quant à la taille des problèmes qu'elles résolvent. Par contre, les méthodes approchées accomplissent des recherches bien guidées dans l'espace de recherche afin de bien caractériser rapidement une solution presque optimale (de bonne qualité). En utilisant les méthodes approchées, la solution trouvée pourrait être optimale. En plus, ces méthodes ne sont pas limitées en temps de recherche (taille des problèmes). Actuellement, les problèmes d'optimisation dans les réseaux de capteurs sans fils sont souvent de nature multi-objectifs du fait de l'existence de plusieurs objectifs pour une solution souhaitée. C'est pour cette raison on propose d'étudier et d'utiliser l'optimisation combinatoire multi-objectifs, en se basant sur des recherches exactes (avec dominance de Pareto) afin de résoudre le problème de suivi de cibles dans les RCSFs.

V.1.2 L'optimisation combinatoire multi-objectifs

Dans ce paragraphe, Nous montrons tout d'abord quelques caractéristiques de l'optimisation combinatoire multi-objectifs, ensuite, nous présentons brièvement les principales méthodes de résolution.

V.1.2.1 Caractéristiques

Un vecteur de fonction coût, est un vecteur dont chacune des composantes est un objectif. Alors, un problème d'optimisation combinatoire multi-objectifs consiste à optimiser ces composantes. Il pourrait être défini de la façon suivante :

$$\max f(x) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_K(x)) \text{ avec } x \in \Omega \quad (\text{V.2})$$

Avec f une fonction qui associe pour chaque variable $x \in \Omega$ un vecteur coût, et K le nombre d'objectifs associés. La figure V.1 représente un exemple avec deux objectifs (f_1 et f_2) et deux variables de décision (x_1 et x_2) .

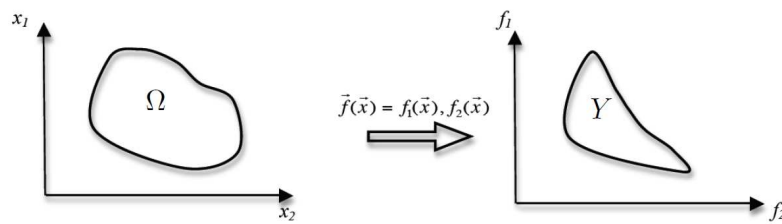


FIGURE V.1: Exemple de problème d'optimisation combinatoire multi-objectifs.

V.1.2.2 Les solutions d'une optimisation multi-objectifs

Solutions optimales Une optimisation multi-objectifs ne fournit pas une solution optimale unique mais un ensemble de solutions optimales (avec le meilleur compromis). En fait, les solutions obtenues n'admettent pas une relation d'ordre total car on peut trouver une solution qui pourrait être meilleure qu'une autre sur certains objectifs mais moins bonne sur d'autres. Par exemple dans les RCSFs, on peut trouver une bonne solution sur la consommation d'énergie mais elle n'est pas la meilleure par rapport à la précision de suivi. Et donc il faut définir une solution d'optimalité pour permettre de créer un ensemble de solutions optimales. Les auteurs dans [Pop and Kumar, 2004] ont introduit une notion très utilisée dans l'optimisation multi-objectifs : la solution Pareto optimale [Hartenstein, 2001]. La définition suivante montre la notion de dominance entre deux solutions dans un problème de maximisation.

V. OPTIMISATION MULTI-OBJECTIFS POUR LE SUIVI DE CIBLES DANS LES RCSFS

Définition 1 : Dans un problème de maximisation avec K fonctions objectifs, on dit une solution p domine une solution p' si et seulement si :

$$\begin{cases} \forall k \in [1..K], f_k(p) \geq f_k(p') \\ \exists k \in [1..K], f_k(p) > f_k(p') \end{cases} \quad (\text{V.3})$$

Définition 2 : Une solution p est dite non-dominée ou Pareto optimale si et seulement si elle n'est dominée par aucune autre solution.

Définition 3 : Pour un problème d'optimisation donnée, l'ensemble des solutions non-dominées (Pareto optimales) noté (P^*) est défini par :

$$P^* = \{p \in \Omega \mid \nexists p' \in \Omega, p' \leq p\} \quad (\text{V.4})$$

La figure V.2 montre une solution p_3 dominée par p_1 , l'espace dominé par cette solution, l'espace qui domine cette solution, et la solution qui n'a pas une relation d'ordre avec p_1 au sens de Pareto c'est le point p_2 , pour un problème d'optimisation bi-objectif.

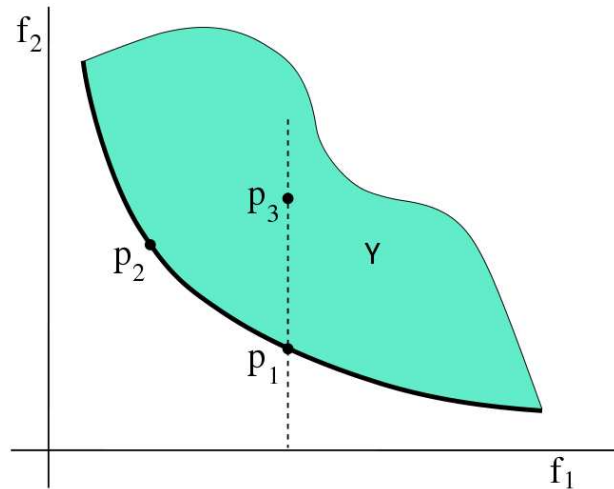


FIGURE V.2: Notion de dominance.

La figure V.3 affiche un ensemble représentant l'image des solutions de l'ensemble Pareto pour un problème d'optimisation bi-objectif, cette projection est appelée front Pareto.

Points particuliers L'espace des objectifs admet des points particuliers qui permettent de discuter de l'efficacité des solutions non-dominées trouvées. Ces points peuvent être réalisables ou non.

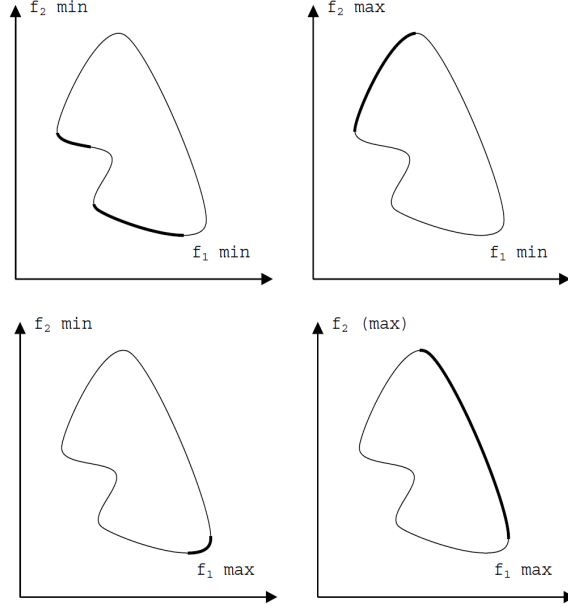


FIGURE V.3: Exemple de front Pareto optimale

- Le point Nadir, Z^N , est défini par $Z^N = (f_1(Z^N), \dots, f_k(Z^N))$ avec

$$f_q(Z^N) = \max_{x \in P^*} f_q(x) \quad \forall q \in [1..K].$$

Ce point donne pour chaque objectif la valeur la plus mauvaise sur cet objectif. Elle nous fournit donc une borne supérieure du front Pareto.

- Le point Idéal, Z^I , est défini par :

$$Z^I = (f_1(Z^I), \dots, f_k(Z^I)), \quad (\text{V.5})$$

avec $f_q(Z^I) = \min_{x \in \Omega} f_q(x) \quad \forall q \in [1..K]$. Cette solution a pour chaque objectif une solution appartenant à l'ensemble Pareto ayant la valeur optimale sur cet objectif. Il nous donne donc une borne inférieure du front Pareto.

- Le point utopique, Z^U , est défini par $Z^U = Z^I + \epsilon U$ avec $\epsilon > 0$ et U le vecteur unitaire ($U = (1, 1, \dots, 1) \in \mathbf{R}^K$). Cette solution est un point qui domine le point Idéal, il est donc non réalisable.

Pour un problème d'optimisation bi-objectif une solution est définie par :

$$Z^N = (f_1(Z^N), f_2(Z^N)), \quad (\text{V.6})$$

avec

$$\forall i \in [1..2] \quad f_i(Z^N) = f_i(Z^I),$$

V. OPTIMISATION MULTI-OBJECTIFS POUR LE SUIVI DE CIBLES DANS LES RCSFS

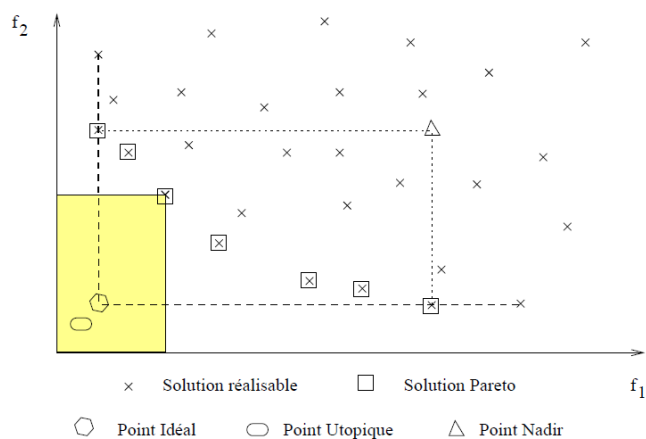


FIGURE V.4: Points particuliers de front de Pareto.

où $j \neq i$. Et donc, si le point Idéal est connu, la recherche de la solution Nadir en bi-objectif ne demande pas de calcul supplémentaire. En effet, l'espace de recherche pertinent pourrait être borné par la solution Nadir et la solution Idéal. Pour les méthodes d'optimisation exactes, l'objectif est d'utiliser que ces parties pertinentes pour faire la recherche. Les points Idéal et Nadir seront alors très importants et primordiaux dans plusieurs méthodes exactes. La figure V.4 affiche les points particuliers de front de Pareto.

V.1.2.3 Caractéristique du front Pareto

Solution supportées/non supportées Le front Pareto est un espace de solutions qui comporte plusieurs solutions, de meilleurs compromis (solutions Pareto optimales). Nous allons montrer les différents types de solutions qui existent dans cet espace. Il existe deux types de solutions : solutions supportées et solutions non-supportées.

- Les solutions supportées : ce sont les solutions dont leurs images dans Y se trouvent sur l'enveloppe convexe Y . Chacune de ces solutions pourrait optimiser une agrégation linéaire des objectifs (voir la théorie de Geoffrion [Risset, 2000]).
- Les solutions non supportées : leurs images dans Y ne se trouvent pas sur l'enveloppe convexe de Y . Elles sont Pareto optimales, mais, aucune de ces solutions n'optimise une agrégation linéaire des objectifs (corollaire du théorème de Geoffrion).

On pourrait avoir donc des cas extrêmes dans lesquels la frontière Pareto est totalement concave ou convexe (figure V.6). Généralement, le front Pareto est composé de solutions supportées et non supportées (comme illustré dans la figure V.5). Les solutions non supportées ne se situent pas sur l'enveloppe convexe et ne sont la solution optimale d'aucune agrégation d'objective. Pour avoir un compromis entre les objectifs, il faut donc choisir une solution non-supportée.

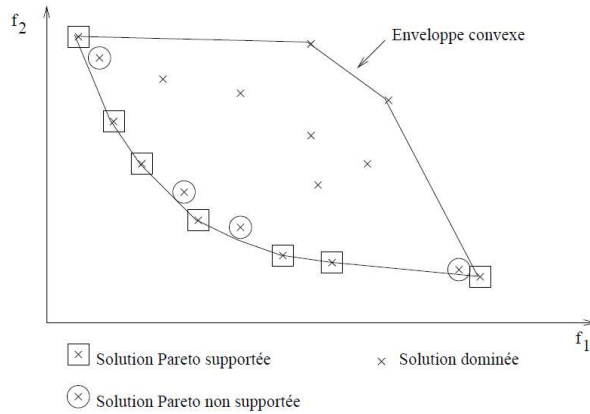


FIGURE V.5: Différent types de solutions.

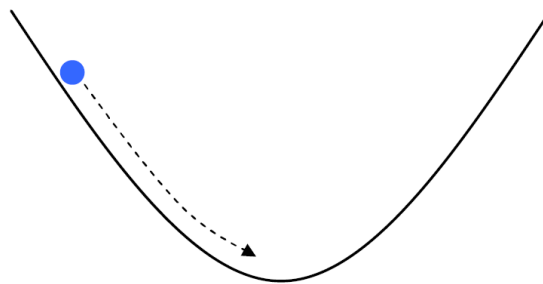


FIGURE V.6: Fonction convexe.

Ensemble Pareto minimal complet/Ensemble Pareto maximal complet Si tous les points Pareto pouvant être obtenus sont représentés parmi les solutions de l'ensemble, alors il est appelé ensemble Pareto complet. Par contre, si parmi les valeurs Pareto obtenues ne sont pas représentées alors il s'agit d'un ensemble Pareto incomplet (exemple : la méthode par agrégation). En plus, on peut remarquer que le nombre de solutions non-dominées dépend de l'espace considéré (espace objectif/espace décisionnel). L'ensemble Pareto de l'espace objectif est appelé ensemble Pareto minimal et celui de l'espace décisionnel est appelé ensemble Pareto maximal. Il est donc important de bien définir l'ensemble recherché car cela fera changer le nombre de solutions non-dominées.

V.1.2.4 Choix de la méthode d'aide de la décision

D'après les sections précédentes, on peut conclure qu'un problème multi-objectifs n'admet pas une seule solution optimale mais un ensemble de solutions Pareto optimales, cela fait que l'étape de décision (intervention du décideur) est très importante pour le choix de la solution finale à utiliser, ceci dépend de l'application implémentée. Il existe trois types de techniques distinctes pour la résolution d'un problème d'optimisation multi-objectifs :

V. OPTIMISATION MULTI-OBJECTIFS POUR LE SUIVI DE CIBLES DANS LES RCSFS

1. A priori : Dans cette méthode, le décideur donne dès le début des préférences pour la recherche à chacun des objectifs ; par exemple la méthode agrégations. Utilisant cette méthode, une solution unique est atteinte qui est non nécessairement optimale et souhaitable ; par exemple, les solutions non supportées ne peuvent être obtenues par la méthode agrégation. Par contre, le temps de recherche est assez rapide.
2. Interactive : Le décideur est toujours en interaction avec le programme. Ce programme fournit régulièrement une solution au décideur qui réoriente sa recherche en fonction de la solution obtenue et ses objectifs. L'inconvénient de cette technique est le temps d'attente de décideur.
3. A posteriori : Les solutions Pareto optimales sont obtenues par le décideur afin qu'il choisisse après la solution la plus adaptée au problème implémenté. Le temps de recherche peut s'avérer très long et le nombre des points obtenus peut être très grand, ce qui entraîne un problème de décision de la solution à choisir.

Chacune de ces méthodes présente des avantages et des inconvénients. Dans ce travail, nous nous plaçons dans une méthode a posteriori qui permet au décideur de choisir la solution la plus adaptée et appropriée. Ce type de méthode peut se décomposer en deux phases : une étape de recherche de l'intégralité des solutions Pareto optimales (étape d'optimisation) et une étape de décision.

V.1.3 Problèmes d'optimisation multi-objectifs

Dans les trente dernières années, de nombreux travaux ont traité le problème multi-objectifs linéaire en variables continues. La raison principale de cet intérêt est le développement de problème linéaire mono-objectif en recherche opérationnelle, et la facilité de le traiter. Ainsi, un certain nombre de logiciels sont existés le jour depuis le développement de la méthode du simplexe multi-objectifs [Steuer and Steuer, 1986; Szymanek, 2001]. Cependant, ce qui nous intéresse dans ce travail ce sont les problèmes d'optimisation multi-objectifs dans lesquels il y a plusieurs intérêts (objectifs). On cite quelques exemples aussi bien académiques qu'industriels.

A-Applications académiques Les problèmes académiques les plus étudiés sont :

- Optimisation de fonctions continues : dans la famille "Algorithmes Génétiques", les fonctions de Schaffer sont souvent utilisées pour comparer et évaluer les performances des algorithmes. La fonction la plus utilisée est bi-critère.

$$\begin{cases} f_{21}(x) = x^2 \\ f_{22}(x) = (x - 1)^2 \\ \text{s.t. } x \in [-10, 10] \end{cases} \quad (\text{V.7})$$

- Pour cet exemple, la frontière Pareto est continue et se trouve dans l'intervalle [0..2].
- Optimisation combinatoire : plusieurs problèmes classiques d'optimisation combinatoire ont été traités dans une notion multi-objectifs [Szymanek and Kuchcinski, 1999] :

routage de véhicule [Bjerregaard and Mahadevan, 2006], Sac à dos [Bandyopadhyay et al., 2008], plus court chemin dans un graphe [Kumar et al., 2002], arbre recouvrant (minimum spanning tree) [Soula, 2001], ordonnancement [Amar et al., 2005; Nagar et al., 1995], affectation [Chen et al., 2005], voyageur de commerce [Stewart and White III, 1991], etc.

Prenons l'exemple du problème sac à dos multi-objectifs qui peut être modélisé de la façon suivante [Bandyopadhyay et al., 2008] :

$$\begin{cases} \max(f_i(x)) = \sum_{j=1}^m C_i^j \times x_j (i = 1, \dots, n); x \in \Omega \\ \Omega = \{x | \mu_j \ x_j < \mu; j = 1 \dots n\} \\ x_j \in \{0, 1\}; \forall j =, \dots, m. \end{cases} \quad (\text{V.8})$$

Où

$$\begin{cases} x_j = 1 & \text{si l'élément } j \text{ est dans le sac} \\ 0 & \text{si non} \end{cases} \quad (\text{V.9})$$

μ_j le poids (volume) de l'élément j , et C_i^j l'utilité de l'élément j par rapport au critère i . Une liste plus complète d'exemples d'application est présentée dans [Lei and Kumar, 2003].

V.1.4 Classification des méthodes

Dans la littérature, nombreux travaux ont traité les problèmes à deux critères en utilisant les méthodes exactes tels que le "branch and bound" [Srinivasan et al., 2006; Ulungu and Teghem, 1995], l'algorithme A* et la programmation dynamique [Warburton, 1987]. Ces méthodes sont efficaces pour résoudre des problèmes de petites tailles. Pour des problèmes de grandes tailles et plus de deux critères, il n'existe pas de techniques exactes efficaces, étant donné les difficultés simultanées de système multicritère des problèmes, et de la complexité NP-difficile. Et donc, des approches heuristiques sont nécessaires pour résoudre les problèmes de grandes tailles et/ou les problèmes multicritères. Ces méthodes ne garantissent pas d'obtenir de manière exacte l'ensemble PO (Pareto optimale), mais une approximation de cet ensemble (noté PO*). Les approches heuristiques peuvent être divisées en deux catégories : i) les algorithmes spécifiques à un problème particulier qui se base sur des connaissances du domaine, ii) les algorithmes généraux applicables à une grande variété de PO, c'est-à-dire les metaheuristiques qui feront l'objet de notre intérêt dans la suite de ce chapitre. Plusieurs adaptations de metaheuristiques ont été proposées dans la littérature pour la résolution de PMO et la recherche des solutions Pareto : la recherche tabou, le recuit simulé, et les algorithmes évolutionnaires (stratégies évolutionnaire, algorithmes génétiques). Les méthodes utilisées pour la résolution de PMO peuvent être divisées en trois classes.

- Méthodes basées sur la transformation du problème multi-objectifs en un problème uni-objectif : Ce genre de méthodes comprend les méthodes basées sur l'agrégation qui combinent les différentes fonctions objectives : coût $f(x)$ du problème en un

V. OPTIMISATION MULTI-OBJECTIFS POUR LE SUIVI DE CIBLES DANS LES RCSFS

seul objectif F . Pour ces méthodes, nécessitent pour le décideur de bien connaître et étudier son problème d'optimisation.

- Méthode non-Pareto : les méthodes non-Pareto ne transforment pas le problème d'optimisation multi-critère en un problème uni-critère. Elles se basent sur des opérateurs de recherche qui traitent d'une manière séparée les différents objectifs.
- Méthode Pareto : les méthodes Pareto utilisent directement la notion d'optimalité Pareto dans leur opération de recherche. L'étape de choix des solutions générées est basée sur la notion de non-dominance.

Parmi ces trois méthodes c'est la dernière qui sera retenue lors de la résolution de notre problème d'optimisation. Les détails de son utilisation seront vus dans la section suivante.

Dans la section suivante, nous présentons comment appliquer l'algorithme du filtrage variationnel quantifié basé sur l'optimisation multi-objectifs pour résoudre le problème de suivi simultané de plusieurs cibles.

V.2 Suivi simultané de plusieurs cibles basé sur l'optimisation multi-objectifs

V.2.1 Présentation de quelques travaux

Le suivi de plusieurs cibles (SPC) simultanées dans les réseaux de capteurs sans fil n'est pas une extension triviale de suivi d'une cible unique, mais plutôt un sujet de recherche difficile. La principale difficulté du SPC provient de l'affectation d'une mesure donnée à un objet spécifique, qu'on appelle "association de données", qui exige toujours des tests exhaustifs de toutes les possibilités conduisant à la consommation de ressources. Par conséquent, une grande partie de la théorie du SPC a été développée pour le traitement centralisé [Liu et al., 2007]. Notons que les réseaux de capteurs exigent une approche axée sur des performances évolutives et sur la gestion des ressources limitées. Dans les RCSFS, le principal défi, qui mène à la mise en œuvre d'un algorithme du SPC, est la gestion de la complexité algorithmique du problème tout en offrant un suivi avec un rendement raisonnable. Ce problème a attiré une attention considérable dans la littérature [Hue et al., 2002; Liu et al., 2007]. L'association de données a été l'objectif principal de la littérature pour le problème de SPC. Traditionnellement, l'approche du voisin le plus proche (VPP), qui utilise la mesure la plus proche à la position prédite de la cible, est l'approche la plus simple pour le SPC [Hue et al., 2002]. Par contre, dans de nombreuses situations, les mesures VPP peuvent être à l'origine d'un désordre, conduisant à la divergence de l'algorithme. Les performances du filtrage VPP ont été analysées dans [Li and Bar-Shalom, 1996]. Tant que l'association des données est considérée déterministe, toutes les associations possibles doivent être énumérées de façon exhaustive [Hue et al., 2002]. Le JPDAF (joint probabilistic data association filter), proposé par dans [Bar-Shalom, 1987], consiste à mettre à jour chaque état individuel de la trajectoire par des combinaisons pondérées de toutes les mesures. Cette approche est basée sur le

V.2 Suivi simultané de plusieurs cibles basé sur l'optimisation multi-objectifs

calcul de la probabilité dont les mesures peuvent être associées à des trajectoires tout en respectant la contrainte d'exclusion mutuelle. L'inconvénient de cette approche est que le nombre d'objets doit être connu *a priori*.

Les filtres particulaires, aussi connus comme méthodes de Monte-Carlo séquentielles (SMC), sont des techniques sophistiquées d'estimation de modèles basées sur la simulation.

Les filtres particulaires sont généralement utilisés pour estimer des modèles bayésiens et constituent les méthodes en-ligne analogues aux méthodes de Monte-Carlo par Chaînes de Markov (MCMC) qui sont des méthodes hors-ligne (donc *a posteriori*) et souvent similaires aux méthodes d'échantillonnage d'importance.

S'ils sont conçus correctement, les filtres particulaires peuvent être plus rapides que les MCMC. Ils constituent souvent une alternative aux filtres de Kalman étendus (EKF) avec l'avantage qu'avec suffisamment d'échantillons, ils s'approchent de l'estimé Bayésien optimal. Ils peuvent donc être plus précis que les EKFs. L'application de l'approche association de données basée sur SMC (SMCDA) a été proposée dans [Hue et al., 2002] [Oh et al., 2004], où les échantillons sont prélevés selon les probabilités d'association. L'échantillon avec la probabilité la plus élevée est considérée comme la meilleure hypothèse associée. Comme les hypothèses ne sont pas explicitement mentionnées dans l'algorithme SMCDA, le grand espace de stockage n'est plus nécessaire comme dans le cas du MHT (Multiple Hypothesis Tracking) [Reid, 1979]. MHT énumère de manière réursive l'ensemble de toute association possible, appelé hypothèses, des mesures de cibles existants, des nouveaux cibles et des fausses alarmes. En outre, l'approche SMCDA est très facile à mettre en œuvre et peut être appliquée dans des conditions très générales.

V.2.2 Modélisation analytique du problème de suivi

Dans cette section, nous présentons le modèle analytique développé pour réaliser l'algorithme de suivi simultané de plusieurs cibles.

V.2.2.1 Modélisation pour le filtrage variationnel

L'algorithme de filtrage variationnel pour le suivi de cible hérite de nombreuses propriétés souhaitables dans le cadre d'inférence bayésienne. Une étape importante dans le suivi de plusieurs cibles est l'estimation réursive de la distribution prédictive, définie comme suit,

$$p(\mathbf{X}_t | \mathbf{Z}_{1:t-1}) = \int p(\mathbf{X}_t | \mathbf{X}_{t-1}) p(\mathbf{X}_{t-1} | \mathbf{Z}_{1:t-1}) d\mathbf{X}_{t-1}, \quad (\text{V.10})$$

où, $\mathbf{X}_t = \{\mathbf{x}_t^j\}_{j=1}^M$ ($t = 1, \dots, \{N_j\}_{j=1}^M$) est le vecteur de la position temporelle des cibles, N_j est le nombre d'observations pour la cible j , M est le nombre total des cibles à l'instant t et \mathbf{Z}_t est le vecteur d'observations.

La distribution conditionnelle $p(\mathbf{X}_t | \mathbf{X}_{t-1})$ est employée pour modéliser l'évolution temporelle *a priori* de la cible. En intégrant le modèle d'observation $p(\mathbf{Z}_t | \mathbf{X}_t)$, la nouvelle

V. OPTIMISATION MULTI-OBJECTIFS POUR LE SUIVI DE CIBLES DANS LES RCSFS

estimation de l'état des cibles \mathbf{X}_t est mise à jour en se basant sur la distribution prédictive $p(\mathbf{X}_t|\mathbf{Z}_{1:t-1})$:

$$p(\mathbf{X}_t|\mathbf{Z}_{1:t}) = \frac{p(\mathbf{Z}_t|\mathbf{X}_t)p(\mathbf{X}_t|\mathbf{Z}_{1:t-1})}{p(\mathbf{Z}_t|\mathbf{Z}_{1:t-1})}, \quad (\text{V.11})$$

where $p(\mathbf{Z}_t|\mathbf{Z}_{1:t-1}) = \int p(\mathbf{Z}_t|\mathbf{X}_t)p(\mathbf{X}_t|\mathbf{Z}_{1:t-1})d\mathbf{X}_t$.

Le modèle d'observation $p(\mathbf{Z}_t|\mathbf{X}_t)$ dépend du mode de détection utilisé par les capteurs, tandis que le modèle d'évolution de l'état $p(\mathbf{X}_t|\mathbf{X}_{t-1})$ est décrit par un modèle de paramètres. Ces paramètres sont décrits dans la section suivante.

V.2.2.2 modèle général d'évolution d'état

La dynamique de l'état de la cible \mathbf{x}_t^j est décrite par un modèle de mélange continu de gaussiennes (mean-scale mixture). Selon ce modèle, introduit dans [Mansouri et al., 2009; Snoussi and Richard, 2006b; Vermaak et al., 2003b] pour le suivi de cible, l'état suit une distribution gaussienne de moyenne aléatoire $\boldsymbol{\mu}_t^j$ et de matrice de précision aléatoire $\boldsymbol{\lambda}_t^j$. La moyenne suit une distribution gaussienne, traduisant la corrélation temporelle de la trajectoire de la cible, et la matrice de précision suit une loi de Wishart :

$$\begin{cases} \mathbf{x}_t^j & \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}_t^j, \boldsymbol{\lambda}_t^j) \\ \boldsymbol{\mu}_t^j & \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}_{t-1}^j, \bar{\boldsymbol{\lambda}}^j) \\ \boldsymbol{\lambda}_t^j & \sim \mathcal{W}_{n_x}(\bar{\mathbf{V}}^j, \bar{n}^j) \end{cases}, \quad \forall j = 1, \dots, M, \quad (\text{V.12})$$

où les hyperparamètres $\bar{\boldsymbol{\lambda}}^j$, \bar{n}^j et $\bar{\mathbf{V}}^j$ sont respectivement la matrice de précision de la marche aléatoire, le degré de liberté et la matrice de précision de la distribution de Wishart. Il convient de noter que l'aspect aléatoire de la moyenne et de la précision induit une distribution *a priori* marginale dont le comportement des queues¹ peut être ajusté d'une manière simple selon les valeurs des hyperparamètres. De plus, une distribution à queues lourdes permet un suivi efficace de la trajectoire présentant des sauts brusques.

V.2.2.3 Modèle d'observation

Nous étudions le problème de suivi de plusieurs cibles, en supposant que les positions des capteurs sont connues. Considérant le capteur i , sa mesure concernant le suivi de la cible j est donnée par :

$$\gamma_t^{i,j} = K \|\mathbf{x}_t^j - \mathbf{s}^i\|^\eta + \epsilon_t \quad (\text{V.13})$$

Le capteur transmet son observation au chef de cluster uniquement si la cible est détectée, ce qui est équivalent à la condition $R_{min} \leq \|\mathbf{x}_t^j - \mathbf{s}^i\| \leq R_{max}$ avec R_{max} (resp. R_{min}) désigne la distance maximale (resp. minimale) à laquelle le capteur peut détecter

1. Les états précédents de la cible

V.2 Suivi simultané de plusieurs cibles basé sur l'optimisation multi-objectifs

la cible. Avant d'être transmis, l'observation est quantifiée en divisant l'espace d'observation en $w_t^{i,j}$ intervalles $\mathcal{R}_k^j = [\tau_k^j(t), \tau_{k+1}^j(t)]$, avec $k \in \{1, \dots, w_t^{i,j}\}$. $w_t^{i,j}$ désigne le niveau de quantification utilisé par le capteur i ($w_t^{i,j} = 2^{L_t^{i,j}}$ où $L_t^{i,j}$ représente le nombre de bits de quantification par observation) qui pourrait être optimisé en utilisant la section III.4.2. Le signal quantifié est défini comme suit :

$$y_t^{i,j} = Q(\gamma_t^{i,j}) = d_k^j \quad \text{if} \quad \gamma_t^{i,j} \in [\tau_k^j(t), \tau_{k+1}^j(t)], \quad (\text{V.14})$$

avec, d_k^j définit la valeur normalisée telle que $d_k^j = \frac{\tau_k^j(t) + \frac{\Delta}{2}}{\tau_{w_t^{i,j}}^j(t) - \tau_1^j(t)}$, et $Q()$ désigne la fonction de quantification.

Ensuite, le signal reçu par le CC à l'instant t est écrit comme

$$z_t^{i,j} = \mathbf{h}_t^j y_t^{i,j} + n_t, \quad (\text{V.15})$$

L'atténuation du canal \mathbf{h}_t^j est estimée en utilisant la section III.4.1.

V.2.3 Le filtrage variationnel quantifié pour le suivi de plusieurs cibles

Selon le modèle de transition (V.12), l'état caché augmenté devient $\boldsymbol{\alpha}_t^j = (\mathbf{x}_t^j, \boldsymbol{\mu}_t^j, \boldsymbol{\lambda}_t^j)$. Au lieu d'approcher la distribution de filtrage $p(\boldsymbol{\alpha}_t^j | \mathbf{Z}_{1:t})$ par un ensemble de particules pondérés, le principe de l'approche variationnelle en ligne consiste à approcher cette distribution par une autre fonction plus simple $q(\boldsymbol{\alpha}_t^j)$ en minimisant la divergence de Kullback-Leibler par rapport à la vraie distribution de filtrage

$$D_{\text{KL}}(q||p) = \int q(\boldsymbol{\alpha}_t^j) \log \frac{q(\boldsymbol{\alpha}_t^j)}{p(\boldsymbol{\alpha}_t^j | \mathbf{Z}_{1:t})} d\boldsymbol{\alpha}_t^j,$$

where $q(\boldsymbol{\alpha}_t^j) = q(\mathbf{x}_t^j)q(\boldsymbol{\mu}_t^j)q(\boldsymbol{\lambda}_t^j)$.

En imposant une forme séparable D_{KL} sous contrainte $\int q(\boldsymbol{\alpha}_t^j) d\boldsymbol{\alpha}_t^j = 1$, et en minimisant la divergence de Kullback-Leibler ((V.16)) avec les outils du calcul variationnel, on obtient la procédure itérative suivante [Teng et al., 2007a] :

$$\begin{cases} q(\mathbf{x}_t^j) & \propto \exp\langle \log p(\mathbf{Z}_{1:t}, \boldsymbol{\alpha}_t) \rangle_{\prod q(\boldsymbol{\mu}_t^j)q(\boldsymbol{\lambda}_t^j)} \\ q(\boldsymbol{\mu}_t^j) & \propto \exp\langle \log p(\mathbf{Z}_{1:t}, \boldsymbol{\alpha}_t) \rangle_{\prod q(\mathbf{x}_t^j)q(\boldsymbol{\lambda}_t^j)} \\ q(\boldsymbol{\lambda}_t^j) & \propto \exp\langle \log p(\mathbf{Z}_{1:t}, \boldsymbol{\alpha}_t) \rangle_{\prod q(\boldsymbol{\mu}_t^j)q(\mathbf{x}_t^j)} \end{cases}, \quad (\text{V.16})$$

avec $\langle \cdot \rangle_q$ indique l'opérateur d'espérance par rapport à la distribution q . En tenant compte de la séparabilité de la distribution $q(\boldsymbol{\alpha}_{t-1}^j)$ à l'instant $t-1$, la distribution predictive $p(\boldsymbol{\alpha}_t^j | \mathbf{Z}_{1:t-1})$ et la distribution filtrée $p(\boldsymbol{\alpha}_t^j | \mathbf{Z}_{1:t})$ à l'instant t sont séquentiel-

V. OPTIMISATION MULTI-OBJECTIFS POUR LE SUIVI DE CIBLES DANS LES RCSFS

lement approximées selon le schéma suivant :

$$\begin{aligned}
p(\boldsymbol{\alpha}_t^j | \mathbf{Z}_{1:t-1}) &\propto \int p(\boldsymbol{\alpha}_t^j | \boldsymbol{\alpha}_{t-1}^j) q(\boldsymbol{\alpha}_{t-1}^j) d\boldsymbol{\alpha}_{t-1}^j \propto p(\mathbf{x}_t^j, \boldsymbol{\lambda}_t^j | \boldsymbol{\mu}_t^j) q_p(\boldsymbol{\mu}_t^j) \\
p(\boldsymbol{\alpha}_t^j | \mathbf{Z}_{1:t}) &\propto p(\mathbf{Z}_t | \mathbf{x}_t^j) p(\boldsymbol{\alpha}_t^j | \mathbf{Z}_{1:t-1}) \propto p(\mathbf{Z}_t | \mathbf{x}_t^j) p(\mathbf{x}_t^j, \boldsymbol{\lambda}_t^j | \boldsymbol{\mu}_t^j) q_p(\boldsymbol{\mu}_t^j), \\
\text{où } q_p(\boldsymbol{\mu}_t^j) &= \int p(\boldsymbol{\mu}_t^j | \boldsymbol{\mu}_{t-1}^j) q(\boldsymbol{\mu}_{t-1}^j) d\boldsymbol{\mu}_{t-1}^j \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}_t^{p,j}, \boldsymbol{\lambda}_t^{p,j}), \\
\text{et } p(\boldsymbol{\mu}_t^j | \boldsymbol{\mu}_{t-1}^j) &\sim \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}_t^j, \bar{\boldsymbol{\lambda}}^j), \quad q(\boldsymbol{\mu}_{t-1}^j) \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}_{t-1}^{j,*}, \boldsymbol{\lambda}_{t-1}^{j,*}).
\end{aligned}$$

L'importance de cette méthode est le fait que la mise à jour de la fonction approximante $q(\boldsymbol{\alpha}_t^j)$ est implémentée d'une manière séquentielle en prenant en compte uniquement la distribution précédente $q(\boldsymbol{\mu}_{t-1}^j)$ de la moyenne aléatoire.

Ainsi, la dépendance temporelle est limitée à la fonction d'une seule composante. Dans un contexte décentralisé, la communication entre deux clusters successifs en charge de la mise à jour de la distribution de filtrage se trouve limitée à l'envoi de $q(\boldsymbol{\mu}_{t-1}^j)$ qui représente ainsi la statistique suffisante. De plus, un simple calcul permet de montrer que cette fonction est une gaussienne et donc que la communication entre deux clusters successifs se résume à l'envoi d'une moyenne et d'une covariance. Ainsi, l'approche classique consistant à mettre à jour dans une première étape les densités de probabilité et donc les approximer dans une deuxième étape n'est plus nécessaire, les espérances impliquées dans la distribution prédictive $p(\boldsymbol{\alpha}_t^j | \mathbf{Z}_{1:t-1})$ sont donc données comme suit :

$$\begin{cases} q_{t|t-1}(\mathbf{x}_t^j) \propto \mathcal{N}(\langle \boldsymbol{\mu}_t^j \rangle_{q_{t|t-1}}, \langle \boldsymbol{\lambda}_t^j \rangle_{q_{t|t-1}}) \\ q_{t|t-1}(\boldsymbol{\mu}_t^j) \propto \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}_{t|t-1}^{j,*}, \boldsymbol{\lambda}_{t|t-1}^{j,*}) \\ q_{t|t-1}(\boldsymbol{\lambda}_t^j) \propto \mathcal{W}_{n_x}(\mathbf{V}_{t|t-1}^{j,*}, n_{t|t-1}^{j,*}) \end{cases} \quad (\text{V.17})$$

D'autre part, la mise à jour de la distribution filtrée $p(\boldsymbol{\alpha}_t^j | \mathbf{Z}_{1:t})$ est effectuée par le filtrage variationnel. En combinant les Eq. (V.16) et (V.17), on trouve la forme suivante,

$$p(\boldsymbol{\alpha}_t^j | \mathbf{Z}_{1:t}) \approx q(\boldsymbol{\alpha}_t^j) = q(\mathbf{x}_t^j) q(\boldsymbol{\mu}_t^j) q(\boldsymbol{\lambda}_t^j), \quad (\text{V.18})$$

$$\begin{cases} q(\mathbf{x}_t^j) \propto p(\mathbf{Z}_t | \mathbf{x}_t^j) \mathcal{N}(\langle \boldsymbol{\mu}_t^j \rangle, \langle \boldsymbol{\lambda}_t^j \rangle) \\ q(\boldsymbol{\mu}_t^j) \propto \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}_t^{j,*}, \boldsymbol{\lambda}_t^{j,*}) \\ q(\boldsymbol{\lambda}_t^j) \propto \mathcal{W}_{n_x}(\mathbf{V}^{j,*}, n^{j,*}) \end{cases}, \quad (\text{V.19})$$

sachant que les paramètres sont mis à jour en respectant la même procédure itérative que (V.19) et que les espérances sont calculées comme suit :

$$\begin{cases} \langle \mathbf{x}_t^j \rangle_{q_{t|t-1}} &= \langle \boldsymbol{\mu}_t \rangle_{q_{t|t-1}}, \\ \langle \mathbf{x}_t^j \mathbf{x}_t^{jT} \rangle_{q_{t|t-1}} &= \langle \boldsymbol{\mu}_t \rangle_{q_{t|t-1}} + \langle \boldsymbol{\mu}_t \rangle_{q_{t|t-1}} \langle \boldsymbol{\mu}_t \rangle_{q_{t|t-1}}^T. \end{cases}$$

La section suivante est consacrée à la technique développée qui vise à la fois à optimiser le niveau de quantification et sélectionner le groupe de capteurs candidats qui participent à la collecte de données basée sur une approche d'optimisation multi-objectifs.

V.2.4 Optimisation conjointe de la quantification et de clustering

Dans cette section, nous supposons que le chef de cluster est déjà déterminé. Le but de cette section est d'optimiser conjointement le niveau de quantification et choisir le meilleur groupe de capteurs basé sur une fonction multi-critères (détaillée au paragraphe V.2.4.1).

Après la pré-sélection des capteurs qui existent dans le cercle de rayon R_{max} , le chef du cluster divise les capteurs pré-sélectionnés en $M = \sum_{j=4}^{N_s} C_{N_s}^j w_t^{i_j}$ groupes \mathcal{G}_t . Ensuite, il optimise la fonction multi-critères pour sélectionner le groupe approprié de capteurs et choisir le niveau de quantification optimal. C est l'opérateur de combinaison. Notons $\mathcal{D}_t = (\mathcal{G}_t, w_t^i)$ le vecteur des variables d'optimisation ou de décision.

V.2.4.1 Fonction multi-objectifs

Les critères que nous avons utilisé pour notre optimisation multi-objectifs sont : (i) la pertinence de l'information caractérisée par l'information mutuelle ($\mathbf{MI}(\mathbf{x}_t, z^{\mathcal{D}_t})$), (ii) la puissance de transmission du capteur i (\mathbf{P}^i) et (iii) l'énergie stockée (\mathbf{E}^i) dans le capteur candidat i . Ainsi, l'objectif est de choisir le vecteur optimal $\widehat{\mathcal{D}}_t$ qui maximise l'information mutuelle \mathbf{MI} et minimise la puissance de transmission \mathbf{P} sous la contrainte de l'énergie du capteur de telle sorte que,

$$\begin{cases} \max \mathbf{MI}(\mathbf{x}_t, z^{\mathcal{D}_t}) \\ \min \sum_{i=1}^M \mathbf{P}^i(t)^2 \\ \text{s.t. } \mathbf{E}^i(t) > E_0 \end{cases} \quad (\text{V.20})$$

V.2.4.2 Optimisation multi-objectifs

Afin de trouver le compromis entre la qualité des données détectées, la transmission de puissance entre un capteur et le chef de cluster, et l'énergie stockée dans le nœud capteur pour la sélection des bons capteurs candidats et l'optimisation de la quantification, nous avons proposé une méthode d'optimisation multi-objectifs. Le but du cadre multi-objectifs présenté dans ce travail est de déterminer, quel est le groupe de capteurs candidats approprié et quel est le niveau de quantification optimal.

Notre implémentation produit un ensemble de solutions candidates S et extrait l'ensemble des solutions Pareto optimales (non-dominées) P de S . Chaque membre de S est un vecteur descripteur associé de la forme :

$$S \left\{ \begin{array}{c} \mathcal{G}_t \\ w_t^i \end{array} \right\}.$$

Chaque candidat représente un couple constitué d'un groupe de capteurs et d'un niveau de quantification.

P est alors construit, en recherchant l'ensemble S des solutions non dominées. Une fois que P est obtenu, le décideur doit ensuite choisir le groupe de capteurs approprié qui

V. OPTIMISATION MULTI-OBJECTIFS POUR LE SUIVI DE CIBLES DANS LES RCSFS

participent à la collecte de données et le niveau de quantification optimal utilisé par le capteur candidat pour quantifier sa mesure.

À l'instant $t-1$, le chef de cluster sélectionné CC_{t-1} exécute l'algorithme FVQ qui prévoit la distribution prédictive gaussienne $\mathcal{N}(\mathbf{x}_{t/t-1}, \lambda_{t/t-1})$. La position prédite est utilisée pour l'activation du chef de cluster. En outre, cette position de la cible est utilisée par le CC_{t-1} pour activer le meilleur groupe de capteurs candidats qui participent à la collecte de données $\hat{\mathcal{G}}_t$, et de donner les niveaux de quantification optimal $\hat{w}_t^{\hat{\mathcal{G}}_t}$ associées. Ces observations quantifiées sont ensuite utilisées par le CC_t pour exécuter l'algorithme FVQ à l'instant t pour effectuer le processus de suivi.

V.3 Résultats de simulations

Cette section évalue l'algorithme proposé en termes de suivi de précision, l'erreur quadratique moyenne (RMSE), le temps d'exécution et la dépense d'énergie durant le processus de suivi. La figure V.7 montre les courbes pour les solutions non-dominées de $t = 1$ à 8 secondes.

Pour étudier l'impact du choix d'une solution non-dominée (dans le temps) sur les performances de l'algorithme proposé, nous exécutons l'algorithme FVQ pour des différentes solutions non dominées et nous calculons les RMSEs sur la trajectoire de la cible. La figure V.8 représente le RMSE versus les solutions non dominées à l'instant $t = 1$. Nous nous référons l'approche qui utilise l'algorithme FVQ avec l'activation des capteurs qui se trouvent dans le cercle de rayon R_{max} et un niveau de quantification fixe ; à l'algorithme FVQ-R. Nous nous référons la méthode adaptative utilisant la solution non-dominée qui minimise le RMSE ; à l'algorithme FVQ-optimisé. Dans la suite, nous comparons l'algorithme FVQ-optimisé avec les algorithmes FVQ-R et FVB.

On peut constater de la figure V.9. a) que, même avec des changements brusques dans la trajectoire de la cible, la qualité souhaitée est obtenue par l'algorithme FVQ-optimisé et surpasse l'algorithme FVQ-R. La figure V.9. b) compare leurs précisions de suivi en terme de RMSE. Les performances de la méthode proposée démontrent l'efficacité de l'approche proposée qui permet à la fois la sélection des meilleurs capteurs candidats et l'optimisation de quantification.

Les performances des algorithmes FVB et FVQ-optimisé sont comparées dans la figure V.10. Les résultats confirment l'impact de la négligence de pertinence des informations requises par les mesures des capteurs, lors l'utilisation des capteurs binaires.

D'après la figure V.11, nous pouvons voir que notre protocole réalise avec succès le compromis entre la consommation d'énergie et la précision de suivi, même avec plusieurs changements brusques dans la trajectoire pour tous les algorithmes pour un niveau de quantification = 3.

Ces résultats confirment que l'algorithme FVQ-optimisé surpasse les algorithmes classiques en terme de dépense d'énergie durant le processus de suivi.

Le tableau V.1 montre que l'algorithme proposé surpasse les algorithmes classiques en optimisant conjointement la quantification, la sélection des meilleurs capteurs et l'esti-

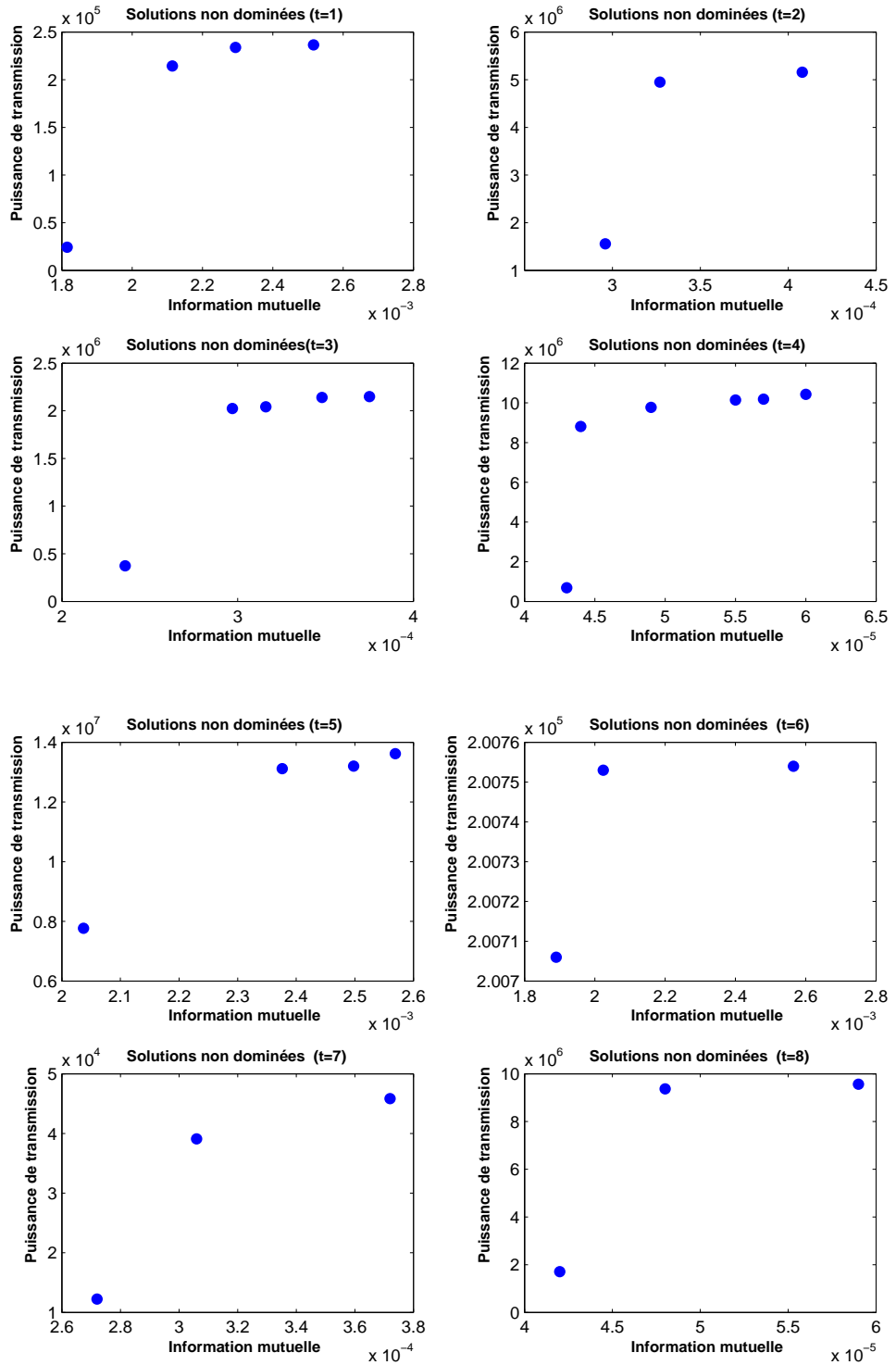


FIGURE V.7: Un exemple de solutions non dominées à l'instant t

V. OPTIMISATION MULTI-OBJECTIFS POUR LE SUIVI DE CIBLES DANS LES RCSFS

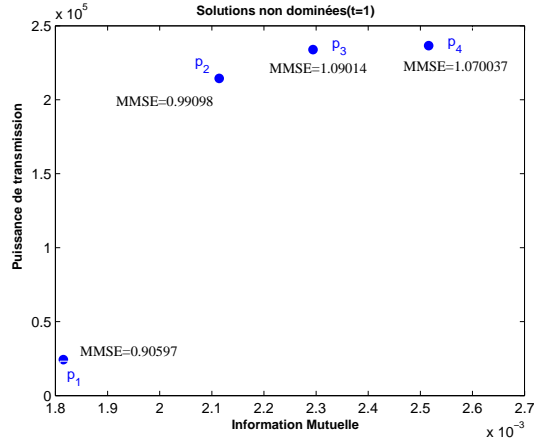


FIGURE V.8: RMSE versus les solutions non dominées à l’instant $t = 1$.

Comparaison	RMSE	Temps d’execution
FVQ-optimisé	0.976712 m	4 mn and 1.05938 s
FVQ-R	2.37011 m	1.3438 s
FVB	7.49 m	1.657563 s

TABLE V.1: Comparaison entre les différents algorithmes

mation de la position de la cible. La précision de suivi est évaluée par leurs RMSEs. En ce qui concerne le temps d’exécution, les algorithmes FVQ-R et FVB surpassent l’algorithme proposé, car ce dernier optimise conjointement la quantification et le clustering au cours de la phase de suivi de cibles et considère l’énumération complète de l’espace des solutions.

Pour montrer l’efficacité de l’algorithme proposé pour suivre des cibles multiples, on le compare avec trois méthodes précédemment proposées. Le modèle de proximité d’observations quantifiées, formulé dans l’équation (III.2), a été adopté pour tous les algorithmes, sauf pour l’algorithme FVB, qui est basé sur les capteurs de proximité binaires. On peut remarquer de la figure V.12 que, même avec des changements brusques dans les trajectoires des cibles, la qualité souhaitée est obtenue par l’algorithme adaptatif QVF-optimisé et surpasse l’algorithme QVF-R. Le tableau V.2 compare leurs exactitudes de suivi en terme de RMSE. La performance de la méthode proposée démontre l’efficacité du choix d’un niveau de quantification et les meilleurs capteurs candidats qui participent à la collecte de données pour suivre les cibles mobiles. Les performances de l’algorithme adaptatif QVF-optimisé et l’algorithme FVB sont comparées dans la figure V.13.

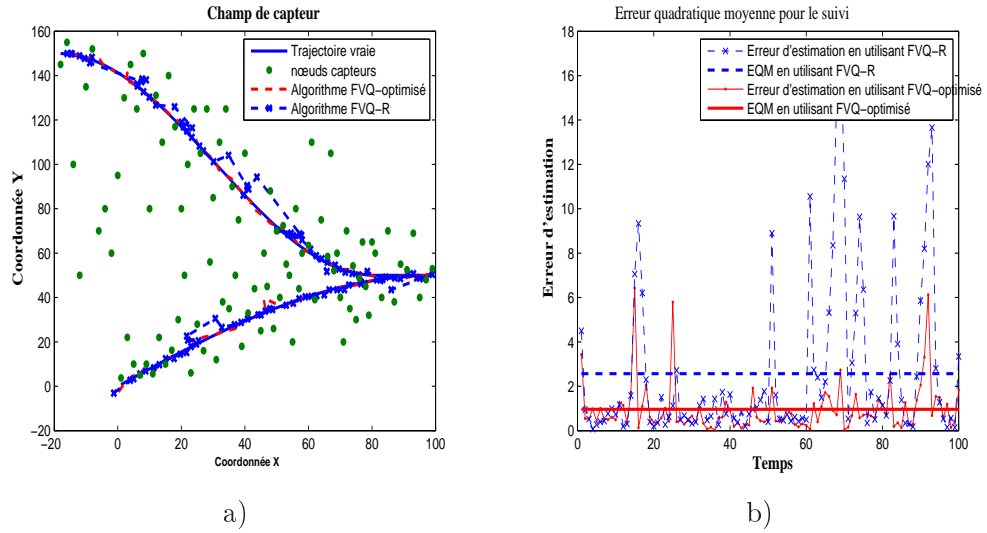


FIGURE V.9: a) La précision de suivi pour les algorithmes FVQ-R et FVQ-optimisé. b) l'erreur quadratique moyenne pour les algorithmes FVQ-R et FVQ-optimisé.

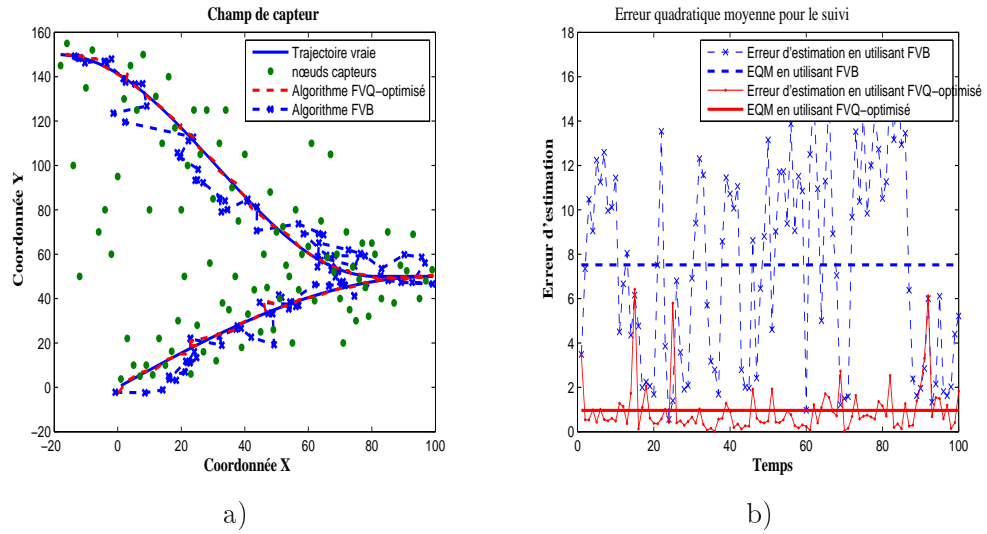


FIGURE V.10: a) La précision de suivi pour les algorithmes FVB et FVQ-optimisé. b) l'erreur quadratique moyenne pour les algorithmes FVB et FVQ-optimisé.

Méthodes	RMSE : Cible 1	RMSE : Cible 2	RMSE : Cible 3	Temps d'execution
QVF-optimisé	0.38 m	0.35 m	0.44 m	1.5938 s
QVF-R	0.91 m	0.871 m	0.904 m	2.3438 s
FVB	4.15 m	4.11 m	4.25 m	1.1273 s

TABLE V.2: Comparaison entre les différents algorithmes

V. OPTIMISATION MULTI-OBJECTIFS POUR LE SUIVI DE CIBLES DANS LES RCSFS

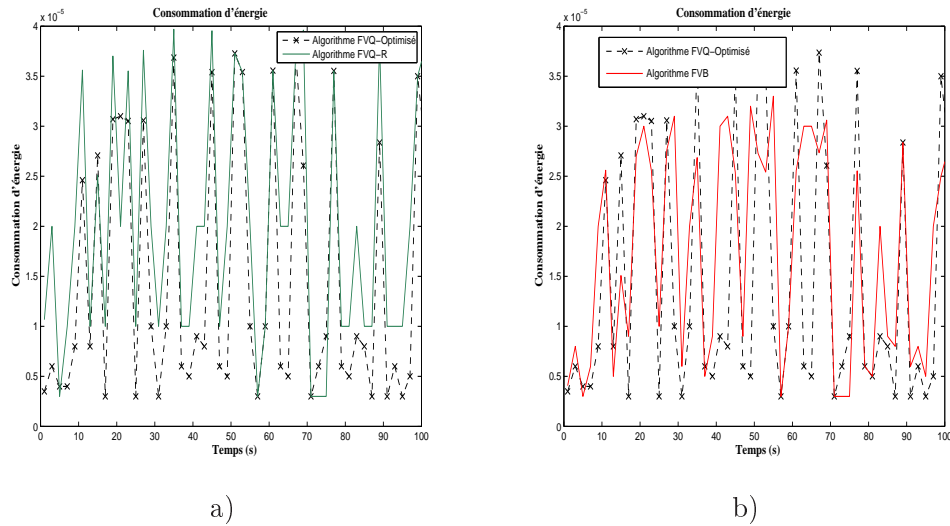


FIGURE V.11: a) La consommation d'énergie pour les algorithmes FVQ-R et FVQ-optimisé. b) la consommation d'énergie pour les algorithmes FVB et FVQ-optimisé.

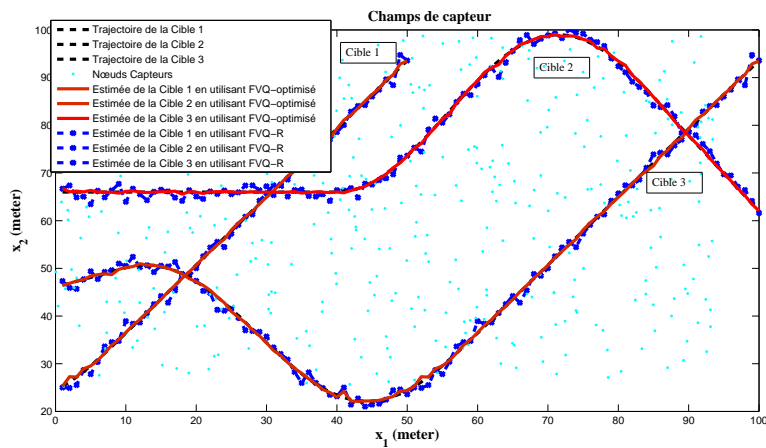


FIGURE V.12: La précision de suivi pour les algorithmes QVF-R et FVQ-optimisé.

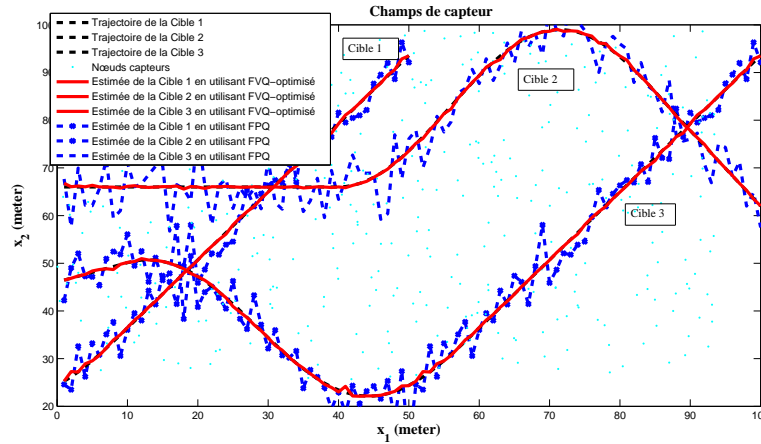


FIGURE V.13: La précision de suivi pour les algorithmes FVB et FVQ-optimisé.

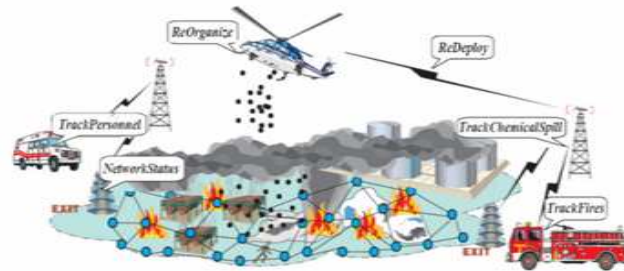
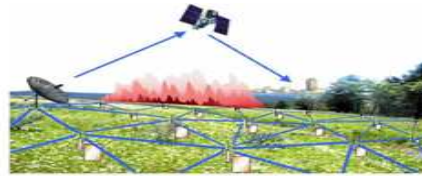
V.4 Conclusions

Ce chapitre nous a permis de décrire en brève les problèmes d'optimisation multi-objectifs. Bien sûr, faire une étude plus approfondie de ces concepts nécessite plus qu'un chapitre, dans la mesure où des thèses ont été consacrées entièrement aux problèmes d'optimisation multi-objectifs. Ensuite, nous avons proposé une approche d'optimisation multi-objectifs, qui permet à la fois d'optimiser la quantification et sélectionner les meilleurs capteurs candidats qui participent à la collecte de données pour le suivi de cible dans les RCSFs. Nous avons également appliqué notre méthode pour le suivi multi-cibles.

Dans le chapitre suivant, nous présentons l'utilisation de notre modèle d'agrégation de données (McDa) basé sur le système multi-agents, qui a été développé en collaboration avec des chercheurs de l'équipe Environnement de Réseaux Autonomes (ERA) de l'Institut Charles DELAUNAY (ICD) à l'UTT [Sardouk et al., 2010], dans le contexte de gestion de crise.

V. OPTIMISATION MULTI-OBJECTIFS POUR LE SUIVI DE CIBLES DANS LES RCSFS

Utilisation de l'agrégation multi-critères des données (McDa) pour la gestion de crise



Sommaire

VI.1 Introduction

VI.2 Travaux existant sur la gestion de crise

VI.3 Modèle d'agrégation McDa proposé

VI.4 Gestion de crise avec un RCSF basé sur le modèle McDa

VI.5 Evaluation de modèle McDa

VI.6 Analyse des résultats

VI.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous allons illustrer l'utilisation du modèle d'agrégation multi-critères des données (McDa) pour la gestion de crise. Ce contexte inclut plusieurs types d'applications comme l'agrégation sécurisée des données et le suivi des cibles. Ensuite, et toujours dans le contexte de gestion de crise, nous proposons d'utiliser un système multi-agents. Notre modèle est basé sur une coopération entre les agents implémentés dans les nœuds pour réduire la quantité de données à communiquer tout en maximisant la pertinence des informations communiquées et en minimisant le coût de communication. Finalement, nous allons évaluer notre modèle en termes de délai de communication de bout en bout et de taux de perte des paquets.

VI. UTILISATION DE L'AGRÉGATION MULTI-CRITÈRES DES DONNÉES (MCDA) POUR LA GESTION DE CRISE

VI.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous allons utiliser l'approche (McDa) d'agrégation des données multi-critères fondée sur la coopération entre des agents implémentés dans les nœuds capteurs du RCSF pour la gestion de crise. Cette méthode requiert, entre autres, la gestion locale du nœud sans négliger sa position dans le réseau, la densité réseau dans sa portée radio, son énergie résiduelle et l'importance de ses informations perçues.

Ce chapitre, nous montre d'abord l'efficacité de la méthode proposée en cas de crise. La gestion d'un contexte si particulier nous permettra de voir différents types d'applications tels que le suivi des objets ou encore l'agrégation sécurisée de données.

Ensuite, nous proposons dans ce même contexte de crise, d'utiliser le système multi-agents. C'est ainsi que nous considérons ce système comme un complément de notre approche précédemment présentée qui permet à la fois le suivi des objets, la gestion de cluster et l'agrégation sécurisée de données.

Dans le reste de ce chapitre, nous présentons d'abord un état de l'art sur quelques travaux développés pour la gestion de crise et nous introduisons notre modèle. Ensuite, nous étudions les conditions qui nous permettent d'avoir un déploiement aléatoire mais optimal des nœuds. Avant de conclure, nous allons évaluer notre modèle McDa.

VI.2 Travaux existant sur la gestion de crise

Les désastres naturels et actes terroristes à grande échelle ont motivé le développement de solutions de gestion de crise. En effet, les réseaux cellulaires traditionnels ont été utilisés pour communiquer des données de manière sécurisée et compacte sur la crise et pour la communication entre les civils et les secouristes. Cependant, l'expérience a montré que les stations de base des réseaux cellulaires peuvent tomber en panne ou devenir injoignables durant les crises.

Les auteurs dans [Saha and Matsumoto, 2007; Suman and Matsumoto, 2007] ont considéré les lacunes des réseaux cellulaires dans ce contexte et ont proposé des solutions hybrides basées sur les RCSFs, les réseaux ad-hoc et les réseaux cellulaires. Le but est de proposer un support de collecte de données durant le désastre. Ils ont proposé de répartir le réseau en des cellules dans lesquelles est installée une station de base au centre de chaque cellule et des relais statiques sur les côtés. Dans chaque cellule, il y aura un nombre aléatoire de nœuds capteurs qui participent à la collecte d'informations et les envoient au centre de contrôle.

Cependant, la supposition qu'un RCSF peut être réparti en des cellules avec des stations de base au centre de ces cellules et des relais statiques sur les côtés, n'est pas toujours réalisable lors d'un désastre. De plus, le déploiement des relais statiques dans des zones précises n'est pas toujours faisable dans le cas de désastres où l'intervention humaine est dangereuse et/ou les routes que doivent emprunter les robots d'intervention peuvent être coupées.

Le travail réalisé par Timo et al. [Koskiahde et al., 2008] a proposé un RCSF pour la gestion des crises militaires. Les auteurs ont traité les problèmes de synchronisation dans le cas de communication audio/vidéo sur les RCSFs. Etant donnée, l'importance de la sécurité dans une application militaire, ils n'ont pas assez traité les problèmes d'agrégation sécurisée de données et de communications avec le centre de contrôle. Les auteurs dans [Bosch et al., 2009] ont proposé une solution pour la coordination entre un groupe de robots d'intervention lors d'une crise. Le rôle de ces robots est de pénétrer les zones dangereuses, pour collecter des données sur le désastre et envoyer les informations au centre de contrôle. En considérant les lacunes des réseaux cellulaires, le placement des relais statiques dans les solutions hybrides (cellulaire, ad-hoc et RCSF) ainsi que l'agrégation sécurisée en temps réel des informations, nous proposons McDa comme une solution pour la gestion de crise. McDa peut effectuer simultanément plusieurs applications importantes durant un désastre ou une crise, nous citons par exemple : l'agrégation sécurisée des données sur l'incident (détection de diffusion de gaz, évolution du feu, découverte des zones en sécurité, etc.), et le suivi des secouristes et des robots d'intervention. Dans les sections suivantes, nous allons présenter le problème de gestion de crise avec un RCSF, et montrer comment McDa basé sur le système multi-agents pourrait être utilisé dans ce genre de situation.

VI.3 Modèle d'agrégation McDa proposé

Pour résoudre le problème de forte consommation énergétique nécessaire, lié à la communication des grandes quantités de données dans les RCSFs, nous proposons de réduire le taux de communications (nombre et quantité de données transmises), ce qui nous permet, par conséquent, de prolonger la durée de vie du réseau. Cet objectif pourra être réalisé en rendant les capteurs intelligents et coopératifs, permettant aussi aux capteurs de traiter l'information en local (dans le capteur) et donc d'éliminer toute information inutile ou redondante. Il est également important de noter que la coopération entre les nœuds est basée sur des critères liés à l'état actuel du nœud et à l'information qu'il obtient de son environnement.

L'approche que nous adoptons pour réaliser cet objectif est basée sur les systèmes multi-agents. Nous proposons d'implémenter dans chaque nœud un agent responsable de la gestion intelligente, du traitement des informations en local et de l'estimation de leur importance pour ensuite décider de coopérer ou non avec les nœuds voisins. Les différents agents implémentés coopèrent ensemble pour éliminer les informations redondantes et inutiles et pour créer un message par session d'agrégation résumant toutes les informations importantes d'une partie du réseau.

En effet, en implémentant un agent par nœud, nous créons un système distribué qui permet le passage à l'échelle de notre approche d'agrégation de données. Notre agent a aussi une stratégie multicritères qui lui permet d'optimiser la consommation énergétique de chaque nœud ainsi que de gérer le nombre des nœuds qui doivent participer à une session. Le nombre de nœuds qui participent à chaque session de coopération prend en considération le niveau de précision de données exigé par l'administrateur du réseau et

VI. UTILISATION DE L'AGRÉGATION MULTI-CRITÈRES DES DONNÉES (MCDA) POUR LA GESTION DE CRISE

aussi l'importance de l'événement en cours.

VI.4 Gestion de crise avec un RCSF basé sur le modèle McDa

Afin d'illustrer le problème de gestion de crise, nous allons supposer que la crise en question est un incendie à grande échelle. Dans ce genre d'incident, nous pourrions avoir besoin de plusieurs types d'applications :

1. La supervision de l'évolution de l'état du feu, sa vitesse et sa direction de propagation. Dans cette application, les nœuds capteurs envoient au commandant de l'incident¹ des informations sur la source de feu, les nouvelles zones atteintes par le feu, les zones estimées être en danger et une estimation sur la vitesse de propagation de feu. Les nœuds peuvent aussi donner des informations sur les zones en sécurité, ce qui est important pour le commandant d'incident afin de mieux placer les secouristes. Ils peuvent aussi détecter des diffusions de gaz et informer le commandant dans les meilleurs délais, pour prendre les décisions appropriées.
2. Orientation des secouristes et des robots qui sont supposés détecter et décoder les communications des nœuds capteurs. Ces communications contiennent des informations sur les zones en sécurité et la propagation du feu. En conséquence, ces données peuvent guider efficacement les secouristes et les robots à mieux se positionner pour contrôler l'incident.
3. Suivi des secouristes et des robots : le commandant d'incident a souvent besoin d'avoir des informations en temps réel sur les positions et mouvements des secouristes et des robots.
4. Supervision de l'état de santé des secouristes : grâce aux vêtements intelligents, il est maintenant possible d'intégrer des capteurs biomédicaux dans les uniformes des secouristes. Ces capteurs communiquent des informations sur la santé du secouriste (température, rythme cardiaque, etc.) aux nœuds capteurs du RCSF. Les nœuds sont supposés recevoir ces informations et les communiquer au station de base.

Dans cette section, nous présentons le rôle de l'agent dans la gestion de plusieurs applications sur un simple nœud capteur. En effet, pour éviter toute ambiguïté, nous sélectionnons les bons capteurs non malicieux qui participent dans la coopération.

La gestion de plusieurs applications qu'on propose, peut être résumée par les points suivants :

- L'agent agit selon l'application. Il crée un comportement qui représente l'ensemble des étapes nécessaires pour une application. Par exemple, le traitement du signal. En effet, l'agent a des comportements de base qui représentent les règles des comportements nécessaires. Ensuite, des comportements seront instanciés dynamiquement à partir des comportements généraux pour répondre aux besoins humains.

1. La personne qui gère l'incident de l'extérieur, comme par exemple le commandant des pompiers

- L’agent définit un ordre de priorité pour ses applications. Cette priorité peut, par exemple, favoriser la coopération agent pour des applications jugées critiques (détection de diffusion de gaz) par rapport à des applications moins importantes (mesure de la luminosité dans la zone surveillée).
- L’ajout, la suppression et la mise à jour des applications se fait tout au long de la durée de vie du réseau. En fait, lors de la conception de l’agent, nous nous sommes inspirés de l’approche d’agent observateur [Ferber, 1999]. L’agent observateur peut être vu comme un contrôleur de plusieurs autres agents, il peut créer des nouveaux agents, arrêter des agents existants, ou exiger une mise à jour de leurs comportements. L’agent assume ce rôle d’observateur envers ses comportements. Un agent peut donc remplacer un comportement par un autre, le supprimer ou ajouter un nouveau comportement.
- L’agent gère aussi le partage de ressources (mémoire, CPU, etc.) de nœuds entre les différentes applications.

McDa pour la gestion de crise

A travers les types d’applications présentées ci-dessus, nous identifions quatre points principaux permettant à McDa de gérer une crise :

1. Il est clair qu’une approche de gestion de crise avec un RCSF doit gérer l’exécution de plusieurs applications en parallèle. Cette gestion multi-applications sur le même RCSF est prise en compte par McDa.
2. Nous allons considérer les applications 1 et 4 (voir paragraphe précédent) pour une agrégation sécurisée de données.
3. L’application 2 est une application d’orientation des secouristes et robots d’intervention qui sont supposés avoir des décodeurs leur permettant de recevoir et comprendre les communications entre les nœuds capteurs. Avec McDa, nous proposons d’implémenter dans chaque décodeur un agent. Cet agent peut échanger des informations avec ses agents voisins (agents implémentés au sein des nœuds capteurs qui se trouvent à un saut de lui). En conséquence, les agents se coopèrent avec des agents des nœuds voisins et communiquent des informations qui permettent aux robots et aux secouristes de mieux se positionner et se déplacer. Cet échange entre agents décodeurs/nœuds est pris en considération dans McDa.
4. L’application de suivi présentée en point 3 est une application de suivi multi-objets.

Dans la section suivante, nous présentons les simulations que nous avons faites et nous analysons les résultats obtenus afin de montrer la pertinence de McDa.

VI.5 Evaluation de modèle McDa

VI.5.1 Introduction

Cette section présente les simulations que nous avons effectuées pour évaluer les performances de McDa. L’objectif principal des simulations était de voir à quel point on

VI. UTILISATION DE L'AGRÉGATION MULTI-CRITÈRES DES DONNÉES (MCDA) POUR LA GESTION DE CRISE

pouvait prolonger la durée de vie du RCSF sans dégrader la qualité de service du réseau représentée par le délai de communication de bout en bout et le taux de perte des paquets. Pour cela, nous avons simulé McDa avec des scénarios variés qui représentent les défis des réseaux de capteurs comme le passage à l'échelle, la densité du réseau et la distribution des nœuds. Nous présentons tout d'abord les paramètres de simulations, ensuite, nous définissons les critères de performance que nous avons choisis pour évaluer les performances de McDa. A la fin, nous analysons les résultats obtenus.

VI.5.2 Paramètres de la simulation

Pour se rapprocher le plus possible d'un scénario de crise réaliste, nous avons choisis des paramètres de simulations crédibles. Tout d'abord, nous avons mis la durée de simulation à 48h et nous avons varié le nombre des nœuds entre 100 et 900 avec un intervalle de 200 pour évaluer notre approche. Afin d'assurer une couverture équitable sur toutes les parties de la zone surveillée, nous avons utilisé la méthode de distribution en grille aléatoire. Cette méthode de distribution assure aussi un taux de couverture de plus de 85% de la région d'intérêt. Les caractéristiques des nœuds capteurs sont celles de SunSPOT [Sun, 2008], sachant que la batterie est présumée être la batterie standard des nœuds capteurs dont la capacité est de 2.664 joules. Au final, les simulations ont été reproduites environ 100 fois.

La durée de traitement local est inspirée du travail réalisé en [Chen et al., 2006], où le sink transmet le code de traitement dans un message pour chaque session d'agrégation de données. En effet, nous estimons que le transfert de code vers le nœud prendra environ 10ms. Nous avons donc estimé le temps de traitement local en McDa à 40ms en se basant sur les estimations données en [Chen et al., 2006]. Ces estimations ont fixé le temps nécessaire pour l'installation de code et le traitement local à 50ms.

Nous avons limité la portée radio et le débit de chaque nœud à 87 mètres et 1Mbps respectivement comme suggéré en [Ferber, 1999]. Les puissances de transmission et de réception qui influencent directement la portée radio des nœuds ont été choisies selon les recommandations du document technique de sunSPOT [Sun, 2008].

Afin de comparer leurs performances, nous avons implémenté les approches McDa, CS (client/serveur) et DF (*data fusion*) sur GlomoSim [U.P.C. et al., 2005], qui est un environnement de simulation à grande échelle pour les réseaux sans fil et filaires.

VI.5.3 Critères d'évaluation de performances

Après avoir défini les différents paramètres de simulation, nous allons évaluer les performances de notre solution en la comparant avec d'autres approches comme le client/serveur (CS) et la fusion de données (DF). Pour cela, nous définissons dans cette section, les différents critères de performances qui évaluent le bon fonctionnement du réseau pour savoir les apports et les limites de chacune des trois approches par rapport à ces critères. Nous regroupons ces critères sous deux principaux thèmes. Le premier, qui est la maximisation de la durée de vie, regroupe les critères qui peuvent influencer la durée de vie

du RCSF. Le deuxième regroupe les critères qui sont liés à l’optimisation de la qualité de service dans le RCSF.

VI.5.3.1 Maximisation de la durée de vie du RCSF

Dans cette section, nous présentons les critères de performances qui sont importants pour maximiser la durée de vie du réseau. Ces critères sont principalement la consommation moyenne de la batterie par nœud qui définit la durée de vie des nœuds et donc du RCSF. Le deuxième critère est la consommation moyenne des nœuds qui se trouvent dans des positions critiques. Maximiser la durée de vie de ces nœuds est important pour assurer une bonne connectivité entre les nœuds du réseau tout au long de la vie du RCSF. Le dernier critère est lié au temps minimal nécessaire d’activation de la radio. L’importance de ce critère vient du fait que l’entité radio du nœud capteur est la première source de consommation d’énergie. Plus on désactive la radio, moins on consomme de l’énergie, permettant ainsi de prolonger davantage la durée de vie du RCSF.

VI.5.3.2 Consommation moyenne de la batterie par nœud

Le but de beaucoup d’applications, telles que la surveillance de l’environnement et le suivi, est d’avoir des nœuds placés à l’extérieur dans des zones non accessibles, sans surveillance, pendant des mois ou des années. Le facteur de limitation de la vie d’un RCSF est l’alimentation électrique. Chaque nœud doit être conçu pour gérer localement sa batterie afin de maximiser la vie du réseau. Par conséquent, une nouvelle proposition dans un RCSF devrait prendre en considération la consommation de chaque nœud du réseau.

Nous étudions à travers ces critères la consommation moyenne de chaque nœud qui est répartie généralement sur trois unités principales : la radio, le processeur et le captage.

La consommation radio

Comme déjà présenté, l’entité de communication du nœud est la première source de consommation. Afin de calculer la quantité d’énergie consommée par cette entité, nous nous basons sur l’équation (VI.1) définie en [Sohraby et al., 2007]. E_{TX} est la puissance consommée pendant la transmission et E_{RX} est la puissance consommée pendant la réception. Ces deux valeurs sont calculées par rapport à la longueur du message en bits (l) et de la distance de communication (d) en mètres (portée radio du nœud) ;

$$\begin{aligned} E_{TX}(l, d) &= l * E_c + l * e * d^s & \text{où } e &= \begin{cases} e_1, & s = 2, \quad d < d_{cr} \\ e_2, & s = 4, \quad d > d_{cr} \end{cases} \end{aligned} \quad (\text{VI.1})$$

Avec E_c l’énergie de base nécessaire pour l’activation des circuits électroniques de l’unité d’émission/réception du nœud, les valeurs typiques de E_c sont de l’ordre de 50nJ/bit pour un débit de 1Mbps. En plus de cette consommation, l’entité consomme une valeur supplémentaire liée à la distance de transmission et à la longueur du message transmis.

VI. UTILISATION DE L'AGRÉGATION MULTI-CRITÈRES DES DONNÉES (MCDA) POUR LA GESTION DE CRISE

Pour cela nous définissons e_1 ($=10\text{pJ/bit.m}^2$) et e_2 ($=0.0013\text{pJ/bit.m}^4$) qui sont des unités de consommations définies par rapport à la transmission d'un bit sur une unité de distance selon un seuil de distance d_{cr} . Si d_{cr} est inférieur à 86.2m, on utilise e_1 sinon on utilise e_2 .

Consommation du processeur

Ce paramètre définit la consommation du nœud pour effectuer des traitements en local. Pour estimer cette consommation, on se base sur les règles définies en [Sohraby et al., 2007]. Les auteurs définissent un modèle d'estimation de la consommation du processeur basé sur le nombre d'instructions à exécuter par rapport à la vitesse du processeur. Pour cela, et pour rester au plus proche de la réalité, nous avons choisi les règles respectant les caractéristiques du processeur de sunSPOT.

Consommation de l'unité de captage

C'est la consommation des capteurs pour percevoir leur environnement. Cette consommation est la plus faible en comparaison aux deux précédentes. En plus, elle a la même valeur pour les trois approches qu'on a implémentées McDa, CS et DF. Cette consommation sera donc négligée lors de la comparaison des performances de trois approches évaluées.

VI.5.3.3 Consommation moyenne d'un nœud par rapport à sa position

Dans beaucoup de déploiements, ce n'est pas la durée moyenne de la vie du nœud qui est importante, mais plutôt sa durée de vie minimum. Dans le cas des systèmes de sécurité sans fil, chaque nœud doit vivre le plus longtemps possible. Un simple échec de nœud créerait une vulnérabilité dans le système de sécurité.

VI.6 Analyse des résultats

Dans cette section, nous présentons les résultats des simulations qui ont été réalisées pour montrer la performance de McDa en la comparant avec les modèles client/serveur et fusion de données. Cette comparaison sera basée sur les critères de performances définis en section VI.5.3. Les scénarios et les paramètres de simulations ont été choisis de telle sorte à répondre aux défis des RCSFs comme la consommation d'énergie, la densité, la distribution des nœuds et le passage à l'échelle.

VI.6.1 Consommation énergétique moyenne par nœud

La figure VI.1 présente le taux de consommation moyenne d'énergie pour un nœud et le coût énergétique dû à la coopération entre agents. Nous pouvons remarquer que chaque nœud consomme en moyenne environ 35 % de sa batterie et que le nombre de nœuds, sur une longue durée (simulation de 48 H), n'a pas d'influence directe sur la consommation.

Nous pouvons ainsi remarquer une consommation des nœuds légèrement plus grande avec une faible densité de RCSF. Cette légère hausse est due au caractère élevé de la quantité des événements et la nécessité des nœuds de participer aux sessions d'agrégation de données, au suivi des objets par les robots et les secouristes, et à l'orientation des secouristes, dans l'idée du maintien du contrôle de la crise. Lorsque le RCSF est plus dense, tel que pour 900 nœuds, les opérations d'orientation, de suivi et d'agrégation sont mieux réparties entre les nœuds ; une telle densité conduit à un meilleur contrôle de consommation d'énergie des nœuds grâce à la stratégie agent. Il est utile de rappeler que cette stratégie inclut la densité du réseau autour de chaque nœud, cela impliquant une absence de coopération entre les nœuds pour certaines actions dans le cas où ils constatent un faible niveau de batterie ou qu'ils s'estiment en position critique ou encore s'ils ne détiennent pas une information importante.

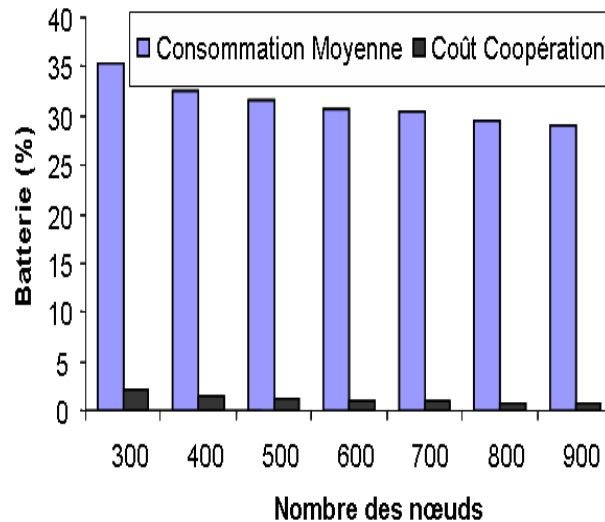


FIGURE VI.1: Consommation énergétique moyenne par nœud dans un contexte de gestion de crise

De même, nous remarquerons que le coût énergétique induit par la coopération entre agents qui est la base de McDa, n'aura jamais surpassé 2,4 % de la valeur de la batterie, la moyenne étant inférieure à 1,5 %. Aussi, dans les réseaux faiblement denses (300 nœuds par exemple), la coopération entre nœuds est plus forte (impliquant plus de communications) dans de réseaux plus denses (900 nœuds par exemple), vu une plus grande influence de la stratégie agent sur le contrôle de la consommation.

VI.6.2 Ponctualité en communication d'information

Nous pouvons remarquer de la figure VI.2 que le temps de communication avec McDa se situe entre 0,05 et 1,2 secondes, la moyenne étant de 0,88 seconde. Le délai minimum est très peu significatif puisqu'il s'agit d'une communication des sources pour lesquelles le sink est trop proche. Par conséquent, c'est dans un réseau faiblement dense que se

VI. UTILISATION DE L'AGRÉGATION MULTI-CRITÈRES DES DONNÉES (MCDA) POUR LA GESTION DE CRISE

situera le pic maximal de délai, celui-ci étant généralement quasi constant lorsque les réseaux sont moyennement ou hautement denses.

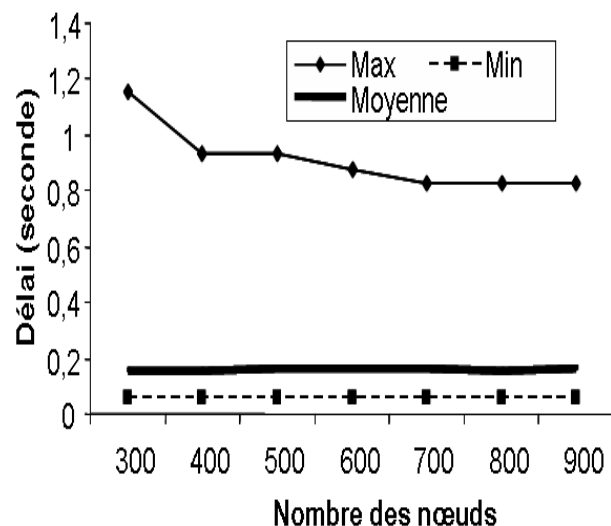


FIGURE VI.2: Gestion de crise : délai moyen de communication de bout en bout

La borne de délai maximal est souvent en fonction de l'application. Par ailleurs, nous jugeons qu'un délai de communication pourra aller parfois jusqu'à 1 seconde voir plus pour une raison quelconque (comme la congestion à un moment donné ou la perte de paquets). Egalement, du délai moyen de communication prouve qu'avec McDa, les délais de communication sont globalement d'environ 0,15 seconde, les délais montant à 0,8 seconde étant peu habituels.

VI.6.3 Taux de pertes de paquets

Afin de tester la quantité d'information, nous calculons le pourcentage des paquets reçus par le sink par rapport au nombre de paquets total générés par les nœuds. La figure VI.3 représente les résultats obtenus. Nous remarquons que la densité du réseau influence le pourcentage de paquets reçus par le sink. Ceci est attribué au fait que la source principale de perte de paquets est la collision. Ainsi, quand on augmente le nombre de nœuds dans le réseau, on augmente aussi le nombre de messages envoyés ce qui entraînent donc des collisions. La figure VI.3 montre que le taux de livraison de paquets est toujours à 100% avec McDa et ceci revient au fait que McDa n'utilise que des communications à un seul saut, ce qui réduit donc la possibilité de collision. Le modèle de communication de McDa étant assez proche de celui de DF, on voit que le taux de livraison de paquets est aussi de 100% avec DF. D'ailleurs, chaque nœud transmet le message au prochain saut vers le sink qui fusionne ses données avec celles des nœuds précédents dont il dispose pour ensuite transmettre le message au nœud suivant. De ce fait, DF admet plusieurs communications d'un saut avant d'arriver au sink, d'où l'absence de collisions provoquant la perte de paquets.

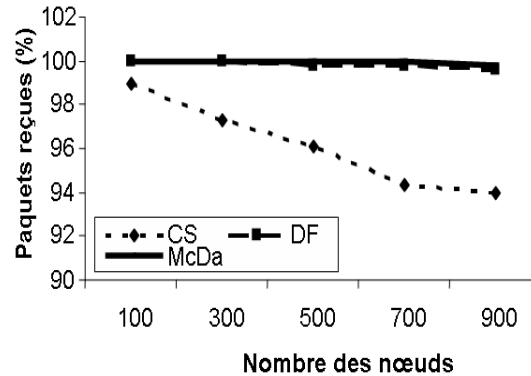


FIGURE VI.3: Pourcentage des paquets reçus par le sink par rapport au nombre total de paquets générés par les nœuds sources

L'analyse de ces résultats montre que les approches DF et McDa sont bien adaptées à un réseau de forte densité (900 nœuds) car elles permettent un taux de livraisons des paquets de 100%, contrairement à l'approche CS pour laquelle le taux de perte des paquets devient plus critique.

VI.6.4 Réduction de surcharge

Lorsqu'on concatène (McDa) ou on fusionne (DF) les informations de plusieurs nœuds capteurs dans un seul message, nous économisons l'énergie et le coût de communication des entêtes des messages qui devraient transporter ces informations. En effet, il s'agit des entêtes des protocoles nécessaires pour la communication du message. Ce paramètre que nous appelons saved overhead (SO) facilite l'explication des résultats obtenus en termes de consommation d'énergie et de délai de communication de bout-en-bout.

Dans un réseau non dense (100 nœuds), McDa a agrégé en moyenne les données de 14 nœuds dans un seul message (figure VI.4). En effet, en la comparant avec CS (1 message pour l'information de chaque nœud), McDa a économisé le coût de communication de 13 entêtes protocolaires qui correspondent aux 13 messages. Les courbes montrent également que DF donne des gains seulement par rapport à CS. Par conséquent, dans une seule session d'agrégation de données, McDa économise 10 entêtes de plus par rapport à DF qui, en plus, a besoin de plusieurs sessions d'agrégation pour agréger la même quantité d'informations que McDa a agrégé en une seule session. Ces résultats expliquent l'importance de la conservation d'énergie présentée en (figure VI.1).

L'optimisation de SO explique aussi pourquoi McDa a besoin d'un délai de 220 ms pour acheminer les informations des nœuds sources vers le sink. Ce délai est le résultat du traitement en local des informations et des coopérations nécessaires pour l'agrégation des données de 14 nœuds. Par ailleurs, CS exige seulement 9ms comme elle ne communique que l'information d'un seul nœud sans même la traiter.

Sur la figure VI.4, les courbes montrent aussi que dans un réseau beaucoup plus dense (900 nœuds), McDa économise un nombre plus important d'entêtes (30) alors que DF

VI. UTILISATION DE L'AGRÉGATION MULTI-CRITÈRES DES DONNÉES (MCDA) POUR LA GESTION DE CRISE

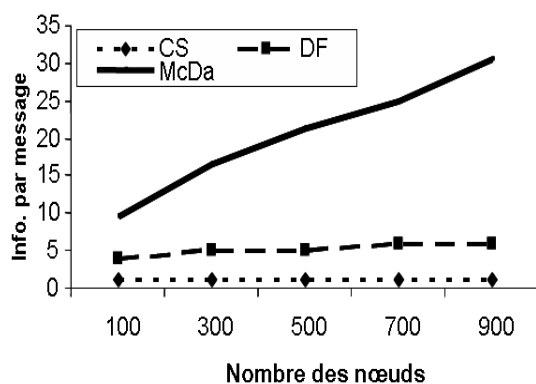


FIGURE VI.4: Taux d'optimisation de la surcharge des entêtes protocolaires des messages

ne passe pas à l'échelle (seulement 6 entêtes).

Dans la prochaine section, nous étudierons les performances issues du suivi simultané de plusieurs cibles.

VI.6.5 Suivi simultané de plusieurs cibles

L'idée est d'étudier les performances de notre approche. Nous avons opté pour un scénario dans lequel le suivi se fait sur 2 cibles parcourant une surface surveillée, leur trajectoire étant supposée aléatoire. Cette technique de suivi, reposant sur le filtre variationnel quantifié optimisé (FVQ-optimisé) que nous avons présenté dans le chapitre V, est comparée au filtre variationnel quantifié standard (FVQ-R). De plus, afin de mesurer la densité du réseau, nous avons effectué des simulations identiques pour un réseau de 400 et de 1000 nœuds. La figure VI.5 montre les performances par rapport au suivi et à l'évaluation d'erreurs avec un RCSF de 400 nœuds. Nous noterons ainsi dans cette figure que la trajectoire calculée avec la méthode proposée (FVQ-optimisé), concernant les 2 cibles, est très proche de la réelle trajectoire, comparée à celle estimée avec la méthode FVQ-R. Il est aussi remarquable que l'estimation de la trajectoire avec la méthode FVQ-optimisé est pratiquement analogue à la trajectoire réelle pour ce qui est de la fin de trajectoire de la deuxième cible où son parcours devient bien aligné. Nous notons que, sur cette même partie de la trajectoire, il y a des erreurs induites par la méthode FVQ-R qui sont relativement importantes.

La figure VI.5. b) montre les erreurs d'estimation de FVQ-optimisé et de FVQ-R concernant les 2 cibles.

La figure VI.6 montre les performances du suivi des 2 cibles pour un RCSF de 1000 nœuds. Nous pouvons y voir l'effet de la densité d'un RCSF sur la précision du suivi. Cette figure fait remarquer aussi une plus grande précision des trajectoires estimées par FVQ-optimisé et FVQ-R lors d'une très forte densité, par rapport à la figure VI.5. a) exposée auparavant. En outre, l'estimation par FVQ-optimisé des trajectoires est presque similaire pour les trajectoires réelles des 2 cibles.

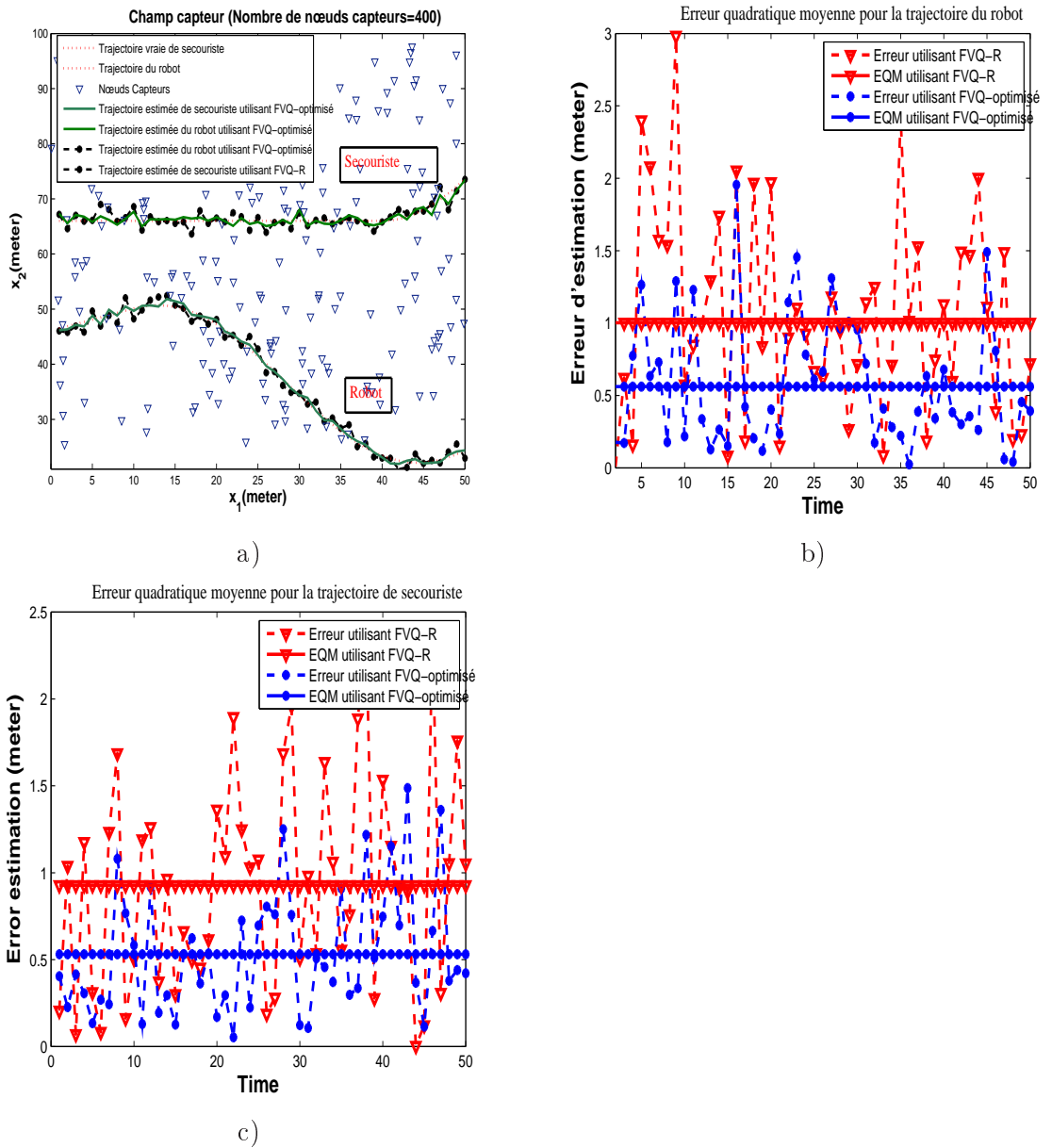


FIGURE VI.5: Suivi simultané de deux cibles dans un RCSF de 400 nœuds : a) Suivi de deux cibles. b) Erreur d'estimation pour la première cible. c) Erreur d'estimation pour la deuxième cible.

VI. UTILISATION DE L'AGRÉGATION MULTI-CRITÈRES DES DONNÉES (MCDA) POUR LA GESTION DE CRISE

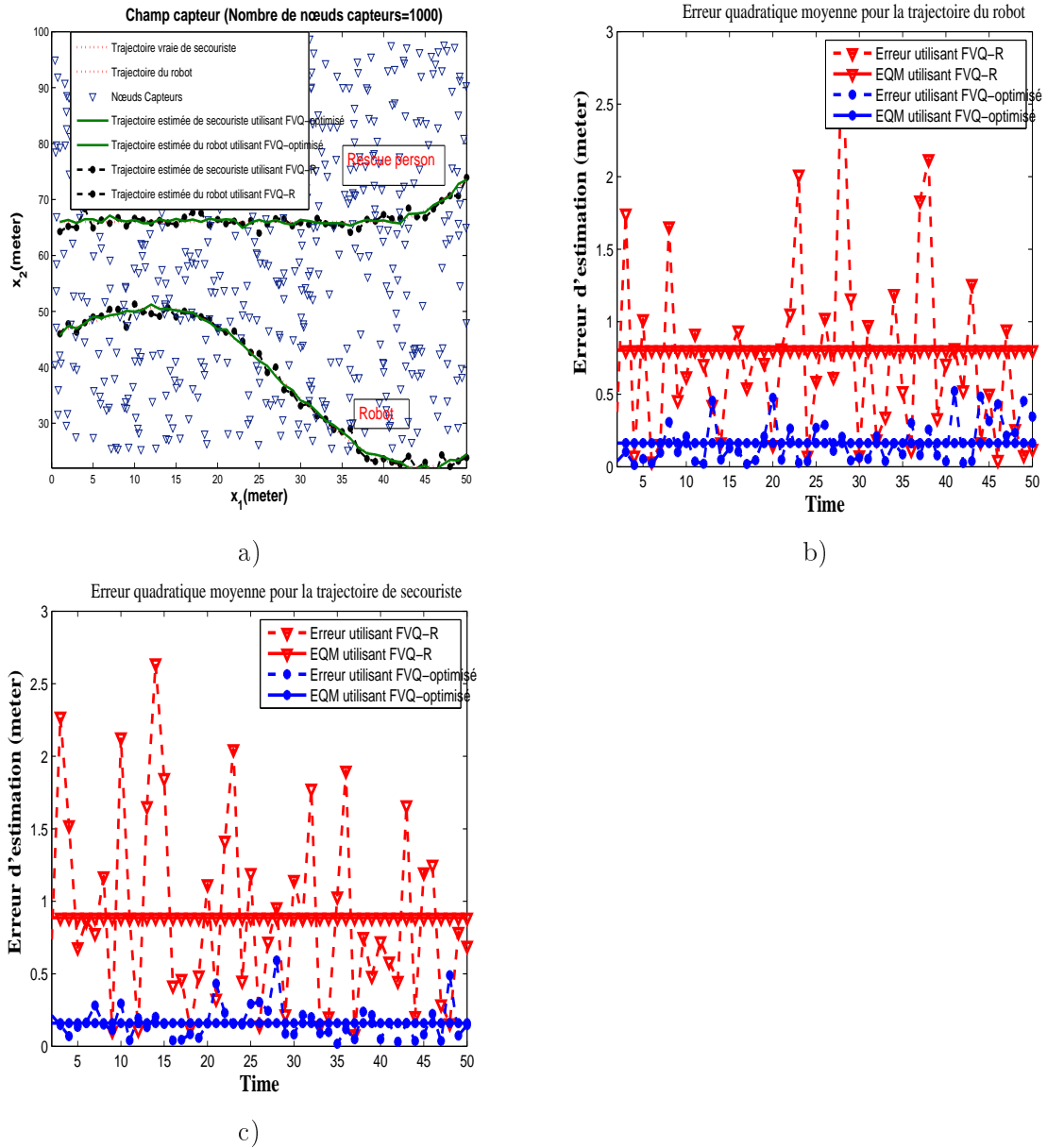


FIGURE VI.6: Suivi simultané de deux cibles dans un RCSF de 1000 nœuds : a) Suivi de deux cibles. b) Erreur d'estimation pour la première cible. c) Erreur d'estimation pour la deuxième cible.

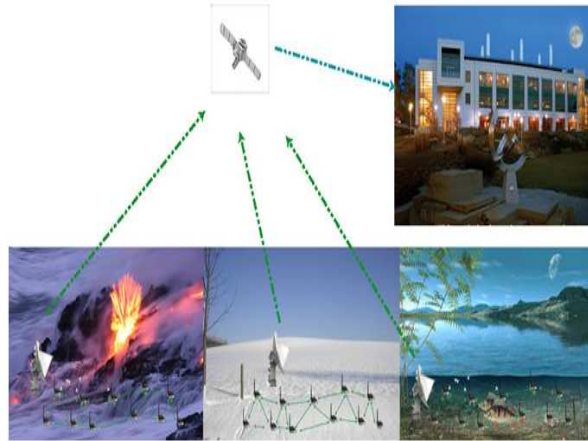
VI.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté comment l'approche McDa basée sur un système multi-agents pourrait offrir une solution pour la gestion de crise dans un RCSF. Tout d'abord, nous avons positionné McDa par rapport à quelques approches de gestion de crise existantes. Particulièrement, les approches hybrides qui se basent sur les réseaux cellulaires traditionnels, les réseaux ad hoc et les RCSFs. Ensuite, nous avons tiré profit de la capacité de McDa à gérer plusieurs applications en parallèle sur le même RCSF, pour traiter les différentes applications possibles lors d'une crise. On s'est intéressé aux différentes applications d'agrégation de données sur la gestion de crise en plus de l'orientation et du suivi des secouristes et des robots d'intervention. Nous avons aussi proposé un modèle de suivi simultané de plusieurs cibles basées sur le filtrage variationnel. Finalement, nous avons évalué la performance de McDa en la comparant à CS (client/serveur) et à DF (*data fusion*).

Dans ce qui suit, nous présentons la conclusion générale à cette thèse ainsi que nos perspectives qui visent à améliorer ce travail.

VI. UTILISATION DE L'AGRÉGATION MULTI-CRITÈRES DES DONNÉES (MCDA) POUR LA GESTION DE CRISE

VII Conclusion et perspectives



Sommaire

VII.1 Résumé et contributions

VII.2 Recherches futures et suggestions

Sans cette thèse, nous avons montré comment des problèmes d'inférence bayésienne intraitables dans les réseaux de capteurs sans fil peuvent être efficacement résolus en utilisant des approximations variationnelles. Comme la précision de l'estimation et la consommation d'énergie sont les principaux objectifs dans un réseau de capteurs à ressources limitées, notre intérêt se trouve dans la création d'un algorithme qui peut garantir l'inférence précise et réduire les coûts des ressources. Nous avons décrit un cadre général pour l'inférence bayésienne variationnelle et montré comment elle peut être appliquée pour plusieurs applications. En particulier, nous nous sommes intéressés à exploiter une version distribuée du filtre variationnel pour le suivi de cibles dans les RCSFs en utilisant des capteurs quantifiés. Également, nous avons traité les problèmes de clustering, d'agrégation sécurisée de données et de routage distribué. Nous avons démontré que l'approximation variationnelle est une approximation efficace et fiable par rapport aux autres approches traditionnelles. Cependant, il reste plusieurs questions ouvertes qui ont été sans réponse ou en cours d'étude dans notre travail. En conséquence, nous allons discuter de certaines directions d'évolution pour de futures recherches.

VII.1 Résumé et contributions

L'objectif principal de la thèse est de mettre en œuvre les techniques d'inférence bayésienne dans les réseaux de capteurs sans fil distribués par la méthode de filtrage variationnel quantifié. Le compromis entre la précision de l'estimation et la bonne gestion de l'énergie est l'objectif principal de la thèse. Pour considérer les coûts inhérents dans le traitement du signal distribué, nous avons examiné deux problèmes importants : la taille minimale du message, en bits, d'une représentation des données observées, et l'approximation des estimations produites par l'algorithme d'inférence. Ainsi, la gestion des clusters, l'optimisation de routage et l'agrégation sécurisée de données ont été étudiées. Les contributions de la thèse peuvent être résumées en six thèmes principaux :

- Par l'adoption de l'algorithme de filtrage variationnel quantifié, la mise à jour et l'approximation de la distribution de filtrage ont été conjointement effectuées, permettant une compression sans perte à travers le réseau de capteurs. En termes de consommation des ressources, la dépendance temporelle a été réduite à une seule gaussienne statistique et unique par le filtrage variationnel, favorisant le traitement du signal distribué dans les RCSFs.
- Un modèle général d'évolution de l'état a été proposé pour décrire l'état de la cible, qui introduit des variables cachées pour bien paramétrer la distribution du filtrage. Contrairement aux modèles traditionnels cinématique, aucune hypothèse n'a été faite sur la vitesse de la cible ou de l'accélération. Selon ce modèle pour le suivi visuel de cible, l'état $\mathbf{x}_t \in R^{n_x}$ suit une distribution gaussienne de moyenne aléatoire $\boldsymbol{\mu}_t$ et de matrice de précision aléatoire $\boldsymbol{\lambda}_t$, permettant des sauts discrets dans la trajectoire de la cible.
- L'utilisation du modèle d'observation de proximité quantifié, permet non seulement de réduire la consommation d'énergie des capteurs et le coût de communication dans l'ensemble du réseau mais aussi de prendre en compte la pertinence d'informations perçues par les capteurs. Le filtrage variationnel quantifié est exécuté sur un régime de cluster entièrement distribué, où à chaque instant, un seul cluster est déclenché pour effectuer le suivi de cible. Pour assurer un suivi de cible efficace, nous avons proposé une méthode qui permet à la fois d'optimiser la quantification et d'estimer le canal entre les capteurs candidats et le chef de cluster.
- Les problèmes de clustering, de routage et d'agrégation sécurisée de données ont été étudiés en se basant sur des modèles multi-critères. Nous avons présenté tout d'abord notre approche pour la sélection des meilleurs capteurs candidats qui participent à la collecte de données pour le suivi de cible, afin d'équilibrer la dissipation d'énergie et de prendre en compte la pertinence de l'information de mesures de capteurs. Cette sélection est basée aussi sur la puissance de transmission entre un capteur et le chef de cluster. Ensuite, nous avons présenté notre technique pour l'agrégation sécurisée de données en se basant sur la distance Kullback-Leibler entre la distribution de la position de cible actuelle et l'observation prédite du capteur. Enfin, nous avons présenté notre stratégie pour la sélection de chemin de communication optimal dans un cluster local en se basant sur les paramètres nécessaires à prendre en considération

- pour la gestion optimale de la batterie, la quantité d'information du nœud et le délai de communication.
- Une méthode d'optimisation multi-objectifs a été proposée pour le suivi de cible dans les RCSFs qui permet à la fois d'optimiser la quantification et de sélectionner les meilleurs capteurs qui participent à la collecte de données.
 - La technique d'agrégation multi-critères des données est proposée comme une solution basée sur les RCSFs pour la gestion des crises. Dans ce contexte, la McDa est proposée pour l'agrégation sécurisée de données sur les événements en cours, l'orientation des secouristes et le suivi simultané des objets multiples. Cette méthode de suivi permet au gérant de la crise de surveiller en temps réel les déplacements des secouristes et des robots d'intervention qui sont supposés remplacer le secouriste humain lors de pénétrations de zones dangereuses.

Ces problèmes, démontrés dans cette thèse dans le cadre de réseaux de capteurs, sont des problèmes fondamentaux de l'inférence bayésienne pour le traitement des signaux distribués. Plus précisément, nous explorons les applications de l'algorithme de filtrage variationnel quantifié distribué dans des environnements non-linéaire et non-gaussien. En plus de l'approximation sans perte et de l'efficacité énergétique, FVQ illustre une propriété agréable d'être indépendant du modèle, qui nous l'espérons, à utiliser dans le futur pour d'autres types de réseaux. Par exemple, l'algorithme FVQ pourraient être appliquées dans le cadre du réseau mobile ad hoc (MANET), réseau mesh, réseau de capteurs corporels, réseau véhiculaire avec des modifications mineures.

VII.2 Recherches futures et suggestions

À part les contributions décrites au dessus, cette thèse pose également un certain nombre de questions ouvertes qui ont besoin d'investigations. Nous présentons certains de ces problèmes ouverts dans les sections suivantes, et donnons quelques suggestions qui pourraient être abordées.

L'utilisation de FVQ dans les réseaux des capteurs corps pour les systèmes de santé

Le domaine de la santé est l'un des domaines stratégiques pour les industries et pour les états. Un certain nombre de tendances, comme une population vieillissante, un nombre croissant de personnes atteintes de maladies chroniques (CD) (860 millions dit World Health Organization), l'augmentation des coûts, le pourcentage de décès causés par les CD, sont la création d'une impulsion majeure pour le développement des soins de santé et les systèmes de gestion évolutive de maladies. Dans ce cadre, l'objectif est de développer un cadre énergétique efficace pour les réseaux des capteurs corps sans fils (RCCSF) avec une capacité de traitement du signal évolutive. Le cadre sera en particulier, mais pas exclusivement, conçu pour des applications de soins de santé et de recherche biomédicale, et traite des signaux tels que l'électrocardiogramme (ECG), électroencéphalogramme

VII. CONCLUSION ET PERSPECTIVES

(EEG), etc. Comme le traitement intensif de ces signaux pose des défis importants à l'efficacité de puissance et au délai de communication, les techniques traditionnelles de traitement du signal peuvent ne pas être adaptées. Ainsi, pour atteindre cet objectif, nous envisageons de poursuivre les tâches de recherche suivantes : 1) Développer des techniques de traitement du signal robustes et assez génériques telles que les méthodes d'inférence bayésienne qui peuvent fournir une gestion optimale de l'énergie évolutive pour une communication efficace. 2) Développer un cadre RCSF pour une communication à haute rendement énergétique et évolutive utilisant des inter-couches (cross layer) et des protocoles d'optimisation. 3) Mettre en œuvre de deux applications : la classification désordre de respiration et la détection des mouvements volontaires du patient via une interface informatique du cerveau.

L'application de FVQ pour les réseaux ad hoc (Mobile Ad hoc NETWORKS (MANET))

Dans cette thèse, nous nous sommes concentrés sur le problème de l'inférence bayésienne pour les réseaux de capteurs sans fil distribués. Ce problème a été examiné avec des nœuds statiques. Les RCSFs sont souvent considérés comme étant les successeurs des réseaux ad hoc. En effet, les RCSFs partagent avec les MANET (Mobile Ad hoc NETWORKS) plusieurs propriétés communes, telles que l'absence d'infrastructure et les communications sans fil. En ce qui concerne le suivi de cibles mobiles, un obstacle majeur dans MANETs est de garantir une connectivité de réseau malgré la topologie dynamique [Olfati-Saber, 2007]. En fait, l'algorithme FVQ proposé dans le chapitre III pourraient être appliqué dans le contexte de MANET en apportant des modifications mineures, en prolongeant l'état de la variable cachée à un état augmenté $\alpha_t = (\mathbf{x}_t, \boldsymbol{\mu}_t, \boldsymbol{\lambda}_t, \mathbf{s}_t)$, en raison de la mobilité des capteurs. Au lieu de stocker les observations initiales entre les capteurs voisins, l'observation en temps opportun $z_t^{i,j} = \beta^i \|\mathbf{s}_t^i - \mathbf{s}_t^j\| + \epsilon^i$ doit être mis à jour à chaque instant. En plus, la dynamique $p(\mathbf{s}_t^i | \mathbf{s}_{t-1}^i)$ des capteurs mobiles devraient également être modélisés pour le problème de l'auto-localisation. Nous pouvons aussi appliquer nos méthodes pour résoudre des problèmes dans un réseau mesh, puisque ce dernier est semblable au réseau ad hoc sans contrainte d'énergie.

L'application de FVQ pour la localisation sûre dans les systèmes de transport intelligents

Le réseau véhiculaire est comme le réseau ad hoc, mais les capteurs nœuds ont une très forte mobilité. L'application des méthodes proposées dans cette thèse va permettre d'améliorer la localisation dans le réseau véhiculaire, ce qui permet d'améliorer la sécurité routière et aboutir globalement à la conception de nouveaux modèles d'estimation des positions des véhicules pour réaliser leur suivi à des fins de surveillance. Nous nous intéressons aussi au développement de nouveaux mécanismes de routage d'information avec qualité de service des communications sans fil dans l'infrastructure routière via les techniques des réseaux autonomes. Par ailleurs, la méthode de routage développée dans cette thèse va permettre l'acheminement, avec une meilleure qualité, des informations

issues des interactions V2V et V2I (par exemple des informations sur l'état de la route, vitesse et position des autres véhicules, etc.) et qui sont fournies au conducteur.

Le maintien de multi-modalité pour le suivi de multi-cibles

Comme été mentionné dans la section V.2, la méthode Monte Carlo séquentielle a été employée pour l'association de données grâce à sa simplicité, sa généralité et sa bonne modélisation sur une large gamme d'applications exigeantes, qui prévoient une stratégie d'approximation numérique pour des modèles complexes. Cependant, une lacune importante de filtres à particules, c'est qu'ils sont pauvres en maintenant constamment la multi-modalité des distributions des cibles [Vermaak et al., 2003a]. De manière générale, la multi-modalité résulte s'il existe une ambiguïté de mesures insuffisantes ou encombrément, ou si les mesures proviennent de plusieurs objets. Dans le premier cas, il est souhaitable de suivre tous les modes jusqu'à ce que l'ambiguïté peut être résolue naturellement, et dans le second, il est souvent nécessaire de suivre toutes les cibles présentes dans la scène. Cependant, dans une mise en œuvre pratique de particules filtre, il arrive souvent que toutes les particules migrent rapidement vers l'un des modes, par la suite rejettent tous les autres modes. Les auteurs dans [Vermaak et al., 2003a] ont introduit une stratégie afin de maintenir la multi-modalité, en supposant que les modèles de mélange sont intrinsèquement plus efficaces pour capturer plusieurs modes. La distribution de la cible est formulée comme un mélange non-paramétrique des distributions du filtrage. Un cadre général est ainsi dérivé dans lequel le mélange de filtrage de distribution peut être calculé par récurrence, par inférence bayésienne au donnée observée incorporée en ligne. Une mise en œuvre de Monte Carlo dans le cadre général conduit essentiellement à un mélange de filtres à particules qui interagissent uniquement dans le calcul du poids mélange. En outre, cette approche pourrait être intégrée dans notre algorithme pour le suivi multi-cibles afin d'obtenir et de mettre à jour la représentation de mélange.

Utilisation de NSGA-II (A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm) pour l'optimisation mutli-objectifs dans les RCSFs

Les méthodes exactes que nous avons utilisées pour résoudre le problème d'optimisation multi-objectifs, sont critiques en temps de recherche qui croit d'une façon exponentielle avec la taille du problème. Ces méthodes permettent de trouver une solution optimale mais sont limitées dans la taille des problèmes qu'elles résolvent. Par contre, les méthodes approchées accomplissent des recherches bien guidées dans l'espace de recherche afin de bien caractériser rapidement une solution presque optimale (de bonne qualité). En utilisant les méthodes approchées, la solution trouvée pourrait être optimale. En plus, ces méthodes ne sont pas limitées en temps de recherche (taille des problèmes). Actuellement, les problèmes d'optimisation dans les réseaux de capteurs sans fils sont souvent de nature multi-objectif du fait de l'existence de plusieurs objectifs pour une solution souhaitée. C'est pour cette raison on propose d'étudier et d'utiliser l'optimisation combinatoire multi-objectif, et pour résoudre le problème de temps de recherche, nous allons utiliser NSGA-II; la méthode pour l'optimisation multi-objectifs utilisant

VII. CONCLUSION ET PERSPECTIVES

les algorithmes évolutionnaires. NSGA - II est un algorithme génétique très populaire basé sur des recherches avec dominance de Pareto pour l'optimisation multi-objectif.

Pour conclure, cette thèse a fourni un aperçu cohérent des applications d'approximation bayésienne variationnelle dans les RCSFs, en particulier en vue de l'efficacité énergétique, la gestion du cluster et la précision de suivi. Comme mentionné ci-dessus, de nombreux domaines stratégiques cités auparavant pourraient également bénéficier d'une étude plus détaillée en utilisant les résultats de la thèse. L'espoir est que les idées documentées dans la thèse pourraient stimuler et guider nos recherches futures sur l'application de la méthode variationnelle bayésienne.

References

- A. Agah, S. Das, K. Basu, and M. Asadi. Intrusion detection in sensor networks : A non-cooperative game approach. 2004. [61](#)
- I. Akyildiz, W. Su, Y. Sankarasubramaniam, and E. Cayirci. A survey on sensor networks. *Communications Magazine, IEEE*, 40(8) :102–114, 2002a. ISSN 0163-6804. [10](#)
- I. Akyildiz, W. Su, Y. Sankarasubramaniam, and E. Cayirci. Wireless sensor networks : a survey. *Computer networks*, 38(4) :393–422, 2002b. [6](#)
- I. F. Akyildiz, W. Su, Y. Sankarasubramaniam, and E. Cayirci. Wireless sensor networks : a survey. *The International Journal of Computer and Telecommunications Networking*, 38(4) : 393–422, March 2002c. [10](#), [13](#)
- K. Al Agha, M.-H. Bertin, T. Dang, P. Guitton, Alexandre Minet, T. Val, and J.-B. Violette. Which wireless technology for industrial wireless sensor networks? the development of ocar technology. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 56(10) :4266 – 4278, Octobre 2009. [14](#)
- A. Amar, P. Boulet, and P. Dumont. Projection of the Array-OL specification language onto the Kahn process network computation model. In *Parallel Architectures, Algorithms and Networks, 2005. ISPAN 2005. Proceedings. 8th International Symposium on*, pages 6–pp. IEEE, 2005. ISBN 0769525091. [89](#)
- G. Anastasi, M. Conti, M. Francesco, and A. Passarella. Energy conservation in wireless sensor networks : A survey. *Ad Hoc Networks*, 7(3) :537–568, May 2009. ISSN 15708705. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.adhoc.2008.06.003>. [10](#)
- S. Arulampalam, S. Maskell, N. Gordon, and T. Clapp. A tutorial on particle filters for on-line non-linear/non-Gaussian Bayesian tracking. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 50 : 174–188, 2002. [17](#)
- S. Bandyopadhyay, S. Saha, U. Maulik, and K. Deb. A simulated annealing-based multiobjective optimization algorithm : AMOSA. *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on*, 12(3) : 269–283, 2008. ISSN 1089-778X. [89](#)
- Y. Bar-Shalom. *Tracking and data association*. Academic Press Professional, Inc. San Diego, CA, USA, 1987. [90](#)

-
- O. Barndorff-Nielsen. Exponentially decreasing distributions for the logarithm of particle size. In *Proc. Roy. Soc.*, volume 353, pages 401–419, London, 1977. [36](#)
- M. Beal and Z. Ghahramani. The variational Bayesian EM algorithm for incomplete data : with application to scoring graphical model structures. In *Bayesian Statistics 7, Proceedings of the Seventh Valencia International Meeting*, 2003. [17](#), [18](#)
- M. J. Beal. *Variational Algorithms for Approximate Bayesian Inference*. PhD thesis, University of Cambridge, 2003. [17](#)
- F. Benhamida and Y. Challal. FaT2D : Fault Tolerant Directed Diffusion for Wireless Sensor Networks. In *2010 International Conference on Availability, Reliability and Security*, pages 112–118. IEEE, 2010. [9](#)
- A. Bharathidasan and V. Ponduru. Sensor networks : An overview. *IEEE Potentials*, 22(2) : 20–23, 2003. [6](#)
- T. Bjerregaard and S. Mahadevan. A survey of research and practices of network-on-chip. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 38(1) :1–es, 2006. ISSN 0360-0300. [89](#)
- Y. Boers, H. Driessen, and L. Schipper. Particle filter based sensor selection in binary sensor networks. In *Information Fusion, 2008 11th International Conference on*, pages 1–7. IEEE, 2008. [16](#)
- P. Bonnet, J. Gehrke, and P. Seshadri. Towards sensor database systems. In *Mobile Data Management*, pages 3–14. Springer, 2001. [12](#)
- S. Bosch, M. Marin-Perianu, R. Marin-Perianu, H. Scholten, and P. Havinga. Follow me! mobile team coordination in wireless sensor and actuator networks. In *PERCOM '09 : Proceedings of the 2009 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications*, pages 1–11, Washington, DC, USA, 2009. IEEE Computer Society. ISBN temp-isbn. [105](#)
- D. Braginsky and D. Estrin. Rumor routing algorithm for sensor networks. In *Proceedings of the 1st ACM international workshop on Wireless sensor networks and applications*, pages 22–31. ACM, 2002. ISBN 1581135890. [62](#)
- R. Brooks, P. Govindaraju, M. Pirretti, N. Vijaykrishnan, and M. Kandemir. On the detection of clones in sensor networks using random key predistribution. *Systems, Man, and Cybernetics, Part C : Applications and Reviews, IEEE Transactions on*, 37(6) :1246–1258, 2007. ISSN 1094-6977. [61](#)
- R. Brooks, P. Ramanathan, and A. Sayeed. Distributed target classification and tracking in sensor networks. *Proceedings of the IEEE*, 91(8) :1163–1171, 2003. ISSN 0018-9219. [32](#)
- J. Chang and L. Tassiulas. Maximum lifetime routing in wireless sensor networks. *IEEE/ACM Transactions on Networking (TON)*, 12(4) :609–619, 2004. ISSN 1063-6692. [61](#)
- M. Chen, T. Kwon, Y. Yuan, and V. C. M. Leung. Mobile Agent Based Wireless Sensor Networks. *Journal of Computers*, pages 14–21, 2006. [2](#), [108](#)
- P. Chen, C. Wu, and W. Lee. A bi-criteria two-machine flowshop scheduling problem with a learning effect. *Journal of the Operational Research Society*, 57(9) :1113–1125, 2005. ISSN 0160-5682. [89](#)

-
- W. Chen, J. Hou, and L. Sha. Dynamic clustering for acoustic target tracking in wireless sensor networks. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, pages 258–271, 2004. [13](#), [61](#), [63](#)
- A. Chhetri, D. Morrell, and A. Papandreou-Suppappola. Energy efficient target tracking in a sensor network using non-myopic sensor scheduling. In *Information Fusion, 2005 8th International Conference on*, volume 1, 2005. [35](#)
- H. Choi, S. Zhu, and T. La Porta. SET : Detecting node clones in Sensor Networks. In *Security and Privacy in Communications Networks and the Workshops, 2007. SecureComm 2007. Third International Conference on*, pages 341–350. IEEE, 2008. [61](#)
- C. Chong and S. Kumar. Sensor networks : Evolution, opportunities, and challenges. *Proceedings of the IEEE*, 91(8) :1247–1256, 2003. ISSN 0018-9219. [6](#)
- M. Chu, H. Haussecker, and F. Zhao. Scalable information-driven sensor querying and routing for ad hoc heterogeneous sensor networks. *International Journal of High Performance Computing Applications*, 16(3) :293–313, 2002. ISSN 1094-3420. [61](#)
- T. Cover and J. Thomas. *Elements of information theory*. Wiley-Interscience, 2006. [66](#)
- D. CRULLER, D. Estrin, and M. Srivastava. Overview of sensor networks. *Computer*, 37(8) : 41–49, 2004. ISSN 0018-9162. [6](#), [8](#)
- S. Cui, A. Goldsmith, and A. Bahai. Energy-constrained modulation optimization. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 4(5) :2349–2360, 2005. [47](#), [65](#)
- P. Djuric, J. Z. J. Kotecha, Y. Huang, T. Ghirmai, M. Bugallo, and J. Miguez. Particle filtering. *IEEE Signal Processing Magazine*, 20 :19–38, Sept. 2003. [32](#)
- P. Djurić, M. Vemula, and M. Bugallo. Tracking with particle filtering in tertiary wireless sensor networks. In *ICASSP, Philadelphia, PA, USA, March 18-23 2005*. [35](#)
- Q. Dong. Maximizing system lifetime in wireless sensor networks. In *Information Processing in Sensor Networks, 2005. IPSN 2005. Fourth International Symposium on*, pages 13–19, 2005. [61](#)
- A. Doucet, S. Godsill, and C. Andrieu. On sequential Monte Carlo sampling methods for Bayesian filtering. *Statistics and Computing*, 10(3) :197–208, 2000. [27](#)
- M. Elad and Y. Hel-Or. A fast super-resolution reconstruction algorithm for pure translational motion and common space-invariant blur. *IEEE Trans. Image Processing*, 10(8) :1187–1193, Aug. 2001. [43](#)
- E. Ertin, J. Fisher, and L. Potter. Maximum mutual information principle for dynamic sensor query problems. In *Information Processing in Sensor Networks*, pages 558–558. Springer, 2003. [61](#)
- J. Fang and H. Li. Distributed adaptive quantization for wireless sensor networks : From delta modulation to maximum likelihood. *Signal Processing, IEEE Transactions on*, 56(10) : 5246–5257, 2008. ISSN 1053-587X. [32](#)
- J. Ferber. *Multi-Agent Systems : An Introduction to Distributed Artificial Intelligence*. Addison-Wesley Professional, February 1999. ISBN 0201360489. [107](#), [108](#)

-
- H. Foroosh, J. Zerubia, and M. Berthod. Extension of Phase Correlation to Subpixel Registration. *IEEE Trans. on Image Processing*, 11(3) :188–200, 2002. 43
- J. Gama and M. Gaber. *Learning from data streams : processing techniques in sensor networks*. Springer-Verlag New York Inc, 2007. 79
- R. W. Gerchberg. Superresolution through error energy reduction. 21(9) :709–720, 1974. 43
- R. M. Gray. Quantization in task-driven sensing and distributed processing. In *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, volume 5, pages 1049–1052, May 2006. 32
- M. B. H. Shekarforoush and J. Zerubia. Subpixel image registration by estimating the polyphase decomposition of cross power spectrum. In *Proceedings of the 1996 Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 96)*, volume ISBN :0-8186-7258-7, page 532, 1996. 43
- R. Hartenstein. Coarse grain reconfigurable architecture (embedded tutorial). In *Proceedings of the 2001 Asia and South Pacific Design Automation Conference*, pages 564–570. ACM, 2001. ISBN 0780366344. 83
- W. Heinzelman, A. Chandrakasan, and H. Balakrishnan. Energy-efficient communication protocol for wireless microsensor networks. In *Proceedings of the 33rd Annual Hawaii International Conference on System Sciences, 2000*, page 10, 2000. 52, 72, 77
- K. Hintz. A measure of the information gain attributable to cueing. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 21(2) :434–442, 1991. 61
- C. Hue, J. Le Cadre, and P. Pérez. Tracking multiple objects with particle filtering. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 38(3) :791–812, 2002. 90, 91
- F. Humblot, B. Collin, and A. Mohammad-Djafari. Evaluation and Practical Issues of Subpixel Image Registration Using Phase Correlation Methods. In *Inter. Conf. on Physics in Signal and Image Processing (PSIP '05)*, pages 115–120, Toulouse, France, 31 jan. 2005. 43
- F. Humblot and A. Mohammad-Djafari. Super-resolution and joint segmentation in bayesian framework. In *25th Inter. Workshop on Bayesian Inference and Maximum Entropy Methods (MaxEnt05). AIP Conference Proceedings*, volume 803, pages 207–214, San Jose, CA, US, aug 2005. URL <http://link.aip.org/link/?APC/803/207/1>. 43
- A. Ihler, J. Fisher III, and A. Willsky. Particle filtering under communications constraints. In *Proc. Statistical Signal Processing (SSP) 2005*, 2005. 32, 41
- C. Intanagonwiwat, R. Govindan, and D. Estrin. Directed diffusion : A scalable and robust communication paradigm for sensor networks. In *Proceedings of the 6th annual international conference on Mobile computing and networking*, pages 56–67. ACM, 2000. ISBN 1581131976. 62
- B. Juang and L. Rabiner. A probabilistic distance measure for hidden Markov models. *AT&T Bell Laboratories technical journal*, 64(2) :391–408, 1985. 66
- S. Julier and J. Uhlmann. Unscented filtering and non-linear estimation. In *Proceedings of the IEEE*, volume 92, pages 401–422, Mar. 2004. 32

-
- S. Julier and J. K. Uhlmann. A general method for approximating nonlinear transformations of probability distributions. Technical report, Robotics Research Group, Department of Engineering Science, University of Oxford, 1996. [19](#)
- S. J. Julier and J. K. Unlmann. A new extension of the Kalman filter to nonlinear systems. In *Proceedings of AeroSense : The 11th International Symposium on Aerospace/Defense Sensing, Simulation and Controls, Multi Sensor Fusion, Tracking and Resource Management II*, 1997. [19](#)
- R. E. Kalman. A new approach to linear filtering and prediction problems. *J. Basic Engng.*, 82-D :35–45, 1960. [19](#)
- H. Karl and A. Willig. *Protocols and architectures for wireless sensor networks*. Wiley-Interscience, 2007. ISBN 0470519231. [6](#), [7](#)
- T. Koskiahde, J. Kujala, T. Norolampi, and F. Oy. A sensor network architecture for military and crisis management. In *IPCS International IEEE Symposium on precision clock synchronisation for measurement, control and communication*, pages 110–114, Michigan, September 2008. IEEE, IEEE Xplorer. [105](#)
- J. Kotecha and P. Djuric. Gaussian particle filtering. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 51(10) :2592–2601, 2003a. [27](#), [41](#)
- J. Kotecha and P. Djuric. Gaussian particle filtering. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 51(10) :2592–2601, 2003b. [32](#)
- J. Kotecha and P. Djuric. Gaussian sum particle filtering. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 51(10) :2602–2612, 2003c. [32](#)
- B. Krishnamachari. *Networking wireless sensors*. Cambridge Univ Pr, 2005. ISBN 0521838479. [6](#)
- J. Kulik, W. Heinzelman, and H. Balakrishnan. Negotiation-based protocols for disseminating information in wireless sensor networks. *Wireless Networks*, 8(2/3) :169–185, 2002. ISSN 1022-0038. [62](#)
- S. Kumar, A. Jantsch, M. Millberg, J. "Oberg, J. Soinenen, M. Forsell, K. Tiensyrj "a, and A. Hemani. A network on chip architecture and design methodology. In *isvlsi*, page 0117. Published by the IEEE Computer Society, 2002. [89](#)
- A. Lazarevic, L. Ertoz, V. Kumar, A. Ozgur, and J. Srivastava. A comparative study of anomaly detection schemes in network intrusion detection. In *Proceedings of the Third SIAM International Conference on Data Mining*, pages 25–36, 2003. [79](#)
- T. Lei and S. Kumar. A two-step genetic algorithm for mapping task graphs to a network on chip architecture. 2003. [89](#)
- J. Li and G. AlRegib. Rate-constrained distributed estimation in wireless sensor networks. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 55(5 Part 1) :1634–1643, 2007. [61](#)
- Q. Li, J. Aslam, and D. Rus. Online power-aware routing in wireless ad-hoc networks. In *Proceedings of the 7th annual international conference on Mobile computing and networking*, page 107. ACM, 2001. [61](#)

-
- X. Li and Y. Bar-Shalom. Tracking in clutter with nearest neighbor filters : analysis and performance. *IEEE transactions on aerospace and electronic systems*, 32(3) :995–1010, 1996. [90](#)
- J. Liu, M. Chu, and J. Reich. Resource-Aware Multi-Target Tracking in Distributed Sensor Networks. *IEEE Signal Processing Magazine Special Issue on Resource-Constrained Signal Processing, Communications, and Networking*, 2007. [90](#)
- J. Liu, J. Reich, and F. Zhao. Collaborative in-network processing for target tracking. *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, pages 378–391, 2003a. [61](#)
- J. Liu, F. Zhao, and D. Petrovic. Information-directed routing in ad hoc sensor networks. In *Proceedings of the 2nd ACM international conference on Wireless sensor networks and applications*, pages 88–97. ACM, 2003b. ISBN 1581137648. [62](#)
- W. Lou. An efficient N-to-1 multipath routing protocol in wireless sensor networks. In *Mobile Adhoc and Sensor Systems Conference, 2005. IEEE International Conference on*, pages 8–672. IEEE, 2005. ISBN 0780394658. [62](#)
- X. Luo and G. Giannakis. Energy-constrained optimal quantization for wireless sensor networks. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2008 :1–12, 2008. ISSN 1110-8657. [32](#)
- D. J. MacKay. *Information Theory, Inference, and Learning Algorithms*. Cambridge University Press, 2003. [19](#), [20](#)
- P. Makila. Kalman Filtering and Linear Quadratic Gaussian Control. *Lecture Notes for course*, 7604120. [26](#)
- M. Mansouri, I. Ouchani, H. Snoussi, and C. Richard. Cramer-Rao Bound-based adaptive quantization for target tracking in wireless sensor networks. In *IEEE Workshop on Statistical Signal Processing (SSP)*, 2009. [92](#)
- J. Manyika and H. Durrant-Whyte. *Data fusion and sensor management : a decentralized information-theoretic approach*. Prentice Hall PTR Upper Saddle River, NJ, USA, 1995. [61](#)
- J. W. Miskin. *Ensemble Learning for Independent Component Analysis*. PhD thesis, University of Cambridge, 2000. [20](#)
- I. Misra, S. Dolui, and A. Das. Enhanced-Efficient Adaptive Clustering Protocol for distributed sensor networks. *ICON*, 2005. [67](#)
- N. Mitton, B. Sericola, S. Tixeuil, E. Fleury, G. Lassous, et al. Self-stabilization in self-organized wireless multihop networks. *Ad Hoc and Sensor Wireless Networks*, 100 :6, 2009. [9](#)
- R. Molina, J. Mateos, A. K. Katsaggelos, and M. Vega. Bayesian Multichannel Image Restoration Using Compound Gauss-Markov Random Fields. *IEEE Trans. on Image Processing*, 12(12) :1642–1654, Dec. 2003a. [43](#)
- R. Molina, M. Vega, J. Abad, and A. K. Katsaggelos. Parameter Estimation in Bayesian High-Resolution Image Reconstruction With Multisensors. *IEEE Trans. on Image Processing*, 12(12) :1655–1667, Dec. 2003b. [43](#)
- A. Nagar, J. Haddock, and S. Heragu. Multiple and bicriteria scheduling : A literature survey. *European journal of operational research*, 81(1) :88–104, 1995. ISSN 0377-2217. [89](#)

-
- N. Nguyen, P. Milanfar, and G. Golub. A computationally efficient superresolution image reconstruction algorithm. *IEEE Trans. Image Processing*, 10(4) :573–583, Apr. 2001. [43](#)
- S. Oh, S. Russell, and S. Sastry. Markov chain Monte Carlo data association for general multiple-target tracking problems. In *Proc. of the 43rd IEEE Conference on Decision and Control*. Citeseer, 2004. [91](#)
- R. Olfati-Saber. Distributed tracking for mobile sensor networks with information-driven mobility. In *American Control Conference*, 2007. [122](#)
- T. Onel, C. Ersoy, and H. Delic. Information content-based sensor selection for collaborative target tracking. In *The 14th European Signal Processing Conference*, 2006. [31](#)
- O. Ozdemir, R. Niu, and P. Varshney. Tracking in wireless sensor networks using particle filtering : physical layer considerations. *Signal Processing, IEEE Transactions on*, 57(5) : 1987–1999, 2009. ISSN 1053-587X. [15](#)
- S. Patil, S. Das, and A. Nasipuri. Serial data fusion using space-filling curves in wireless sensor networks. In *Sensor and Ad Hoc Communications and Networks, 2004. IEEE SECON 2004. 2004 First Annual IEEE Communications Society Conference on*, pages 182–190. IEEE, 2005. ISBN 0780387961. [62](#)
- S. Patten, S. Poduri, and B. Krishnamachari. Energy-quality tradeoffs for target tracking in wireless sensor networks. In *Information Processing in Sensor Networks*, pages 553–553. Springer, 2003. [32](#)
- R. Pop and S. Kumar. A survey of techniques for mapping and scheduling applications to network on chip systems. *School of Engineering, Jonkoping University, Research Report*, 4 : 4, 2004. [83](#)
- Z. Quan and A. Sayed. Innovations-based sampling over spatially-correlated sensors. In *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, 2007. ICASSP 2007*, volume 3, 2007. [61](#)
- D. Reid. An algorithm for tracking multiple targets. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 24(6) :843–854, 1979. [91](#)
- A. Ribeiro, G. B. Giannakis, and S. I. Roumeliotis. SOI-KF : Distributed Kalman filtering with low-cost communications using the sign of innovation. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 54(12) :4782–4795, Dec. 2006. [32](#)
- T. Risset. Contribution à la compilation de nids de boucles sur silicium, 2000. [86](#)
- K. Römer, P. Blum, and L. Meier. Time synchronization and calibration in wireless sensor networks. In I. Stojmenovic, editor, *Handbook of Sensor Networks : Algorithms and Architectures*, pages 199–237. John Wiley & Sons, Sept. 2005. ISBN 0-471-68472-4. [13](#)
- K. R
ömer, P. Blum, and L. Meier. Time synchronization and calibration in wireless sensor networks. *Handbook of Sensor Networks : Algorithms and Architectures*, pages 199–237, 2005. [13](#)

-
- O. Ronen, J. Rohlicek, and M. Ostendorf. Parameter estimation of dependence tree models using the EM algorithm. *IEEE Signal Processing Letters*, 2(8) :157–159, 1995. [66](#)
- I. Rubin and X. Huang. Capacity aware optimal activation of sensor nodes under reproduction distortion measures. In *Military Communications Conference, 2006. MILCOM 2006*, pages 1–8, 2006. [61](#)
- S. Saha and M. Matsumoto. A framework for disaster management system and wsn protocol for rescue operation. In *TENCON*, pages 1–4, Taipei, October 2007. IEEE, IEEE Xplorer. ISBN 978-1-4244-1272-3. [104](#)
- A. Sardouk, M. Mansouri, L. Merghem-Boulahia, D. Gaiti, and R. Rahim-Amoud. Multi-agent system based wireless sensor network for crisis management. In *GlobeCom2010*, Miami, USA, December 2010. IEEE, IEEE xplorer. A paraître. [101](#)
- A. Sardouk, R. Rahim-Amoud, L. Merghem-Boulahia, and D. Gaïti. Multi-Agent system for Multi-Application WSN. In *ManWeek/MMNS*, pages 183–188, Venice,Italy, 2009. IEEE. [65](#)
- R. Shah and J. Rabaey. Energy aware routing for low energy ad hoc sensor networks. In *IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC)*, volume 1, pages 350–355. Citeseer, 2002. [61](#)
- X. Sheng, Y. Hu, and P. Ramanathan. Distributed particle filter with GMM approximation for multiple targets localization and tracking in wireless sensor network. In *Proceedings of the 4th international symposium on Information processing in sensor networks*, page 24, Piscataway, NJ, USA, 2005. IEEE Press. ISBN 0-7803-9202-7. [41](#)
- V. Smidl and A. Quinn. *The Variational Bayes Method in Signal Processing*. Springer, 2005. [16](#), [18](#)
- H. Snoussi and C. Richard. Ensemble learning online filtering in wireless sensor networks. In *IEEE ICCS International Conference on Communications Systems*, 2006a. [32](#), [35](#), [38](#), [40](#)
- H. Snoussi and C. Richard. Ensemble learning online filtering in wireless sensor networks. In *10th IEEE Singapore International Conference on Communication systems, 2006. ICCS 2006*, pages 1–5, 2006b. [92](#)
- K. Sohraby, D. Minoli, and T. Znati. *Wireless Sensor Networks, Technology, Protocols, and Applications*. WILEY, 2007. [xiii](#), [10](#), [11](#), [14](#), [109](#), [110](#)
- J. Soula. Principe de Compilation dSun Langage de Traitement de Signal. *These de doctorat, Laboratoire dInformatique fondamentale de Lille, Université des sciences et technologies de Lille*, 2001. [89](#)
- K. Srinivasan, K. Chatha, and G. Konjevod. Linear-programming-based techniques for synthesis of network-on-chip architectures. *Very Large Scale Integration (VLSI) Systems, IEEE Transactions on*, 14(4) :407–420, 2006. ISSN 1063-8210. [89](#)
- S. SRITHARAN and M. XU. Convergence of particle filtering method for nonlinear estimation of vortex dynamics. [26](#)
- R. Steuer and R. Steuer. *Multiple criteria optimization : Theory, computation, and application*, volume 233. Wiley, 1986. [88](#)

-
- B. Stewart and C. White III. Multiobjective a*. *Journal of the ACM (JACM)*, 38(4) :775–814, 1991. ISSN 0004-5411. [89](#)
- S. Suman and M. Matsumoto. A wireless sensor network protocol for disaster management. In *Information, Decision and Control*, pages 209–213, Australia, Juin 2007. IEEE Xplorer. ISBN 1-4244-0902-0. [104](#)
- Sun. SunTM Small Programmable Object Technology (Sun SPOT) Theory of Operation. Technical report, Sun Microsystem, Sun Labs, 2008. [108](#)
- Y. Sung, S. Misra, L. Tong, and A. Ephremides. Cooperative routing for distributed detection in large sensor networks. *Selected Areas in Communications, IEEE Journal on*, 25(2) :471–483, 2007. ISSN 0733-8716. [62](#)
- Y. Sung, L. Tong, and A. Ephremides. Route selection for detection of correlated random fields in large sensor networks. In *Proceedings of CISS*. Citeseer, 2005. [62](#)
- R. Szymanek. Memory Aware Task Assignment and Scheduling for Multiprocessor Embedded Systems. 2001. [88](#)
- R. Szymanek and K. Kuchcinski. Design space exploration in system level synthesis under memory constraints. In *euromicro*, page 1029. Published by the IEEE Computer Society, 1999. [88](#)
- J. Teng, H. Snoussi, and C. Richard. Binary variational filtering for target tracking in sensor networks. In *IEEE/SP 14th Workshop on Statistical Signal Processing, 2007. SSP'07*, pages 685–689, 2007a. [15](#), [48](#), [49](#), [93](#)
- J. Teng, H. Snoussi, and C. Richard. Binary Variational Filtering for target tracking in wireless sensor networks. In *IEEE Workshop on Statistical Signal Processing*, pages 685–689, Aug. 2007b. [33](#), [37](#)
- J. Teng, H. Snoussi, and C. Richard. Prediction-Based Proactive Cluster Target Tracking Protocol for Binary Sensor Networks. In *2007 IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology*, pages 234–239, 2007c. [53](#)
- D. G. Tzikas, A. C. Likas, and N. P. Galatsanos. The variational approximation for Bayesian inference. *IEEE Signal Processing Magazine*, 25 :131–146, 2008. [17](#)
- E. Ulungu and J. Teghem. The two phases method : An efficient procedure to solve bi-objective combinatorial optimization problems. *Foundations of Computing and Decision Sciences*, 20 (2) :149–165, 1995. [89](#)
- U.P.C., W.A.M., and Laboratory. Glomosim : A scalable simulation environment for wireless and wired network systems. In *The 3rd International Working Conference on Performance Modeling and Evaluation of Heterogeneous Networks*, 2005. [108](#)
- M. Vega, R. Molina, and A. Katsaggelos. A bayesian super-resolution approach to demosaicing of blurred images. *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, Article ID 25072(DOI 10.1155/ASP/2006/25072) :1–12, 2006. [43](#)
- J. Vermaak, A. Doucet, and P. Pérez. Maintaining multi-modality through mixture tracking. In *Proceedings of the 9th IEEE International Conference on Computer Vision*, 2003a. [123](#)

-
- J. Vermaak, N. Lawrence, and P. Perez. Variational inference for visual tracking. In *2003 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2003. Proceedings*, volume 1, 2003b. [35](#), [92](#)
- H. Wang, K. Yao, G. Pottie, and D. Estrin. Entropy-based sensor selection heuristic for target localization. In *Proceedings of the 3rd international symposium on Information processing in sensor networks*, page 45. ACM, 2004. [61](#)
- A. Warburton. Approximation of Pareto optima in multiple-objective, shortest-path problems. *Operations Research*, 35(1) :70–79, 1987. ISSN 0030-364X. [89](#)
- J. Wong and M. Potkonjak. Search in sensor networks : challenges, techniques, and applications. In *Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2002. Proceedings.(ICASSP'02). IEEE International Conference on*, volume 4. IEEE, 2002. ISBN 0780374029. [10](#)
- H. Yang and B. Sikdar. A protocol for tracking mobile targets using sensor networks. In *Sensor Network Protocols and Applications, 2003. Proceedings of the First IEEE. 2003 IEEE International Workshop on*, pages 71–81. IEEE, 2003a. ISBN 0780378792. [32](#)
- H. Yang and B. Sikdar. A protocol for tracking mobile targets using sensor networks. In *The 1st IEEE International Workshop on Sensor Network Protocols and Applications*, 2003b. [31](#)
- K. Yao, R. Hudson, C. Reed, D. Chen, and F. Lorenzelli. Blind beamforming on a randomly distributed sensor array system. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 16(8) : 1555–1567, 1998. [61](#)
- Y. Yao and J. Gehrke. The cougar approach to in-network query processing in sensor networks. *SIGMOD record*, 31(3) :9–18, 2002. [12](#)
- J. Yick, B. Mukherjee, and D. Ghosal. Analysis of a prediction-based mobility adaptive tracking algorithm. In *Proceedings of the IEEE Second International Conference on Broadband Networks (BROADNETS), Boston*, 2005. [35](#)
- J. Yick, B. Mukherjee, and D. Ghosal. Wireless sensor network survey. *Computer Networks*, 52(12) :2292–2330, 2008. ISSN 1389-1286. [10](#)
- C. Zang, Y. Haibin, L. Wei, J. Bai, and G. Li. Target tracking based on the dynamic cluster method in the acoustic sensor network. In *the 5th International Conference on Computer and Information Technology*, pages 362–367, Washington, DC, USA, 2005. IEEE Computer Society. ISBN 0-7695-2432-X. [31](#)
- F. Zhao, J. Shin, and J. Reich. Information-driven dynamic sensor collaboration for tracking applications. *IEEE Signal Processing Magazine*, 19(2) :61–72, 2002. [60](#)
- L. Zuo, K. Mehrotra, P. Varshney, and C. Mohan. Bandwidth-efficient target tracking in distributed sensor networks using particle filters. In *Information Fusion, 2006 9th International Conference on*, pages 1–4. IEEE, 2007. ISBN 1424409535. [15](#), [39](#)