

STRATÉGIES DE PLACEMENT DE CAPTEURS POUR LE FILTRAGE ÉTAT-PARAMÈTRES D'UN SYSTÈME SPATIO-TEMPOREL

Laurent Bourgois, Gilles Roussel

Laboratoire d'Informatique, Signal et Image de la Côte d'Opale

Université du Littoral - Côte d'Opale - Calais - France

Stic & Environnement 2011,
11-13 mai 2011



SOMMAIRE

- 1 INTRODUCTION
- 2 MODÈLE
- 3 DUAL ENSEMBLE KALMAN FILTER
- 4 CONSTRUCTION DE L'OBSERVATOIRE
- 5 RÉSULTATS
- 6 CONCLUSION

SOMMAIRE

- 1 INTRODUCTION
- 2 MODÈLE
- 3 DUAL ENSEMBLE KALMAN FILTER
- 4 CONSTRUCTION DE L'OBSERVATOIRE
- 5 RÉSULTATS
- 6 CONCLUSION

INTRODUCTION

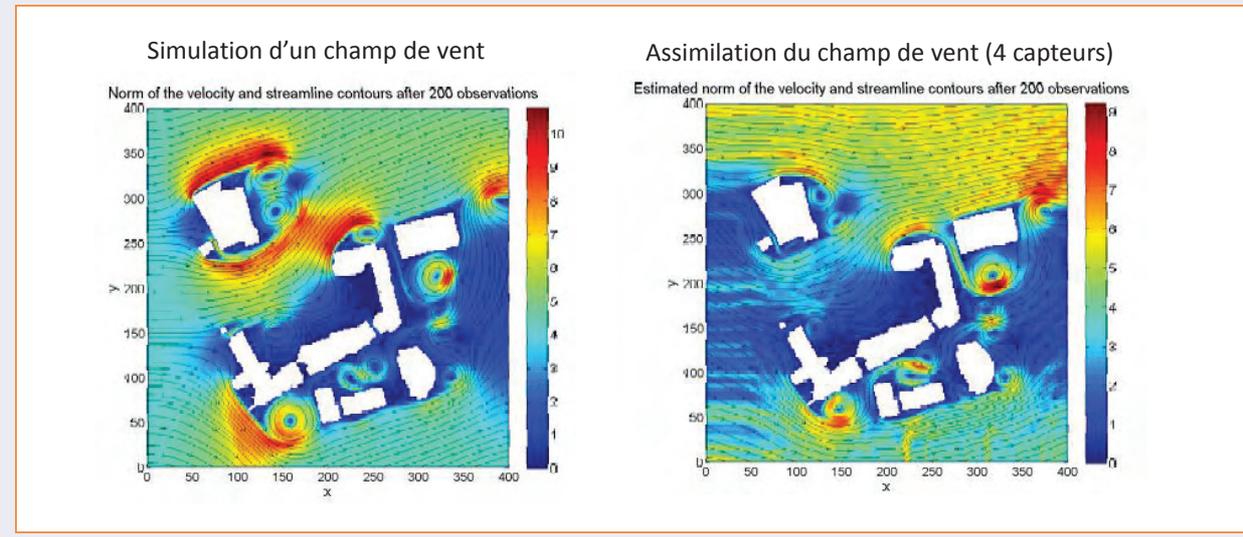
CONTEXTE

- Assimilation de données pour l'estimation de champs de concentration ou de vent
- Le modèle d'écoulement est « évidemment » incertain
- Navier-Stokes simulé par l'approche LBM (Lattice Boltzman Model).
- Le modèle de prédiction fortement relaxé (hyperparamétrisation)
- Les états et les paramètres estimés par filtrage séquentiel
- Deux phases : « l'ajustement » du modèle et l'exploitation en ligne.
- Stratégie de mesures et de placement de capteurs.

INTRODUCTION

APPLICATIONS

Surveillance de l'évolution des champs ou de vent



INTRODUCTION

CONTRAINTES DU PB D'ESTIMATION

- Grande dimension de l'espace
- Non linéarité du modèle
- Double problème d'estimation :
 - Incertitudes sur les variables non observées : les vitesses $\vec{c}(x, y)$
 - Incertitudes sur le modèle (paramètres) ou l'entrée (flux tangent)
- Un observatoire limité en nombre d'instruments
- Contraintes temps réel, calcul en ligne

SOMMAIRE

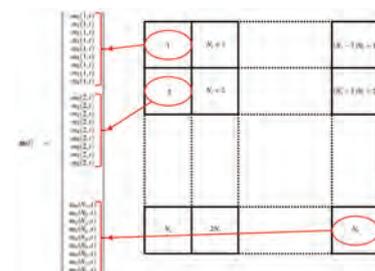
- 1 INTRODUCTION
- 2 MODÈLE
- 3 DUAL ENSEMBLE KALMAN FILTER
- 4 CONSTRUCTION DE L'OBSERVATOIRE
- 5 RÉSULTATS
- 6 CONCLUSION

EN PASSANT PAR LES LBM

DÉMARCHE

- Lattice Boltzman Model / écoulement des fluides
- Simulation échelle microscopique des particules dans l'espace des vitesses (gaz de Boltzman)
- Projection dans l'espace des moments
- Représentation MRT (multiple relaxation time)
- Calcul des écoulements par des règles locales
 - stabilité,
 - ajout de degrés de liberté [Humières 92], [Lallemand 00]
- Description de l'espace en réseau cellulaire

CONCATÉNATION



LBM DANS L'ESPACE DES MOMENTS

MODÉLISATION D'ÉTAT NON LINÉAIRE

- Dans l'espace des moments :
 - $m(t)$ = moments,
 - θ = paramètres de relaxation
 - $\gamma(\cdot)$ = fonction d'équilibre (non linéaire)
 - $c(t)$ = vitesse du fluide
 - $h(\cdot)$ = fonction de sortie non linéaire

$$\begin{cases} \mathbf{m}(t + \Delta t) &= \mathbf{A} \cdot \mathbf{m}(t) - \Theta \cdot [\mathbf{A} \cdot \mathbf{m}(t) - \gamma(\mathbf{A} \cdot \mathbf{m}(t))] \\ &= g(\mathbf{m}(t), \theta) \\ \mathbf{c}(t + \Delta t) &= h(\mathbf{m}(t + \Delta t)) \end{cases}$$

MODÈLE D'ÉTAT

NOTATIONS

Les états récurrents du système markovien non linéaire sont reliés par l'équation :

$$x_{t+1} = g(x_t, \theta, \mathcal{U}) + w_t, w_t \text{ bruit d'état}$$

On dispose d'un ensemble d'observations $\{Y_1, Y_2, \dots, Y_N\}$ reliées à l'état par l'équation d'observation :

$$y_{t+1} = h(x_{t+1}) + v_t, \text{ où } v_t \text{ bruit d'observation}$$

Les incertitudes peuvent porter sur :

- les états : x_t , les paramètres : θ , le terme de forçage : \mathcal{U}

FILTRAGE DANS L'ESPACE D'ÉTAT

ÉTATS + PARAMÈTRES : QUELLES DIFFICULTÉS ?

- Non linéarité intrinsèque de l'évolution des états
- Les observations éventuellement non linéaires par rapport aux états et aux paramètres
- Augmentation de la dimension du vecteur à estimer

QUELLE STRATÉGIE POUR L'ESTIMATION ?

- filtrage séquentiel non linéaire
- Estimation état - paramètres
- Filtrage séquentiel de Monte Carlo : Kalman d'ensemble [Evensen 94] [Burger 98],[Evensen 03]
- Filtre dual (2 filtres activés consécutivement) [Moradkhani 05]

SOMMAIRE

1 INTRODUCTION

2 MODÈLE

3 DUAL ENSEMBLE KALMAN FILTER

4 CONSTRUCTION DE L'OBSERVATOIRE

5 RÉSULTATS

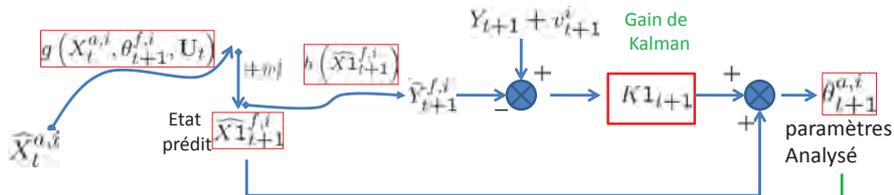
6 CONCLUSION

DUAL KALMAN D'ENSEMBLE (ENKF)

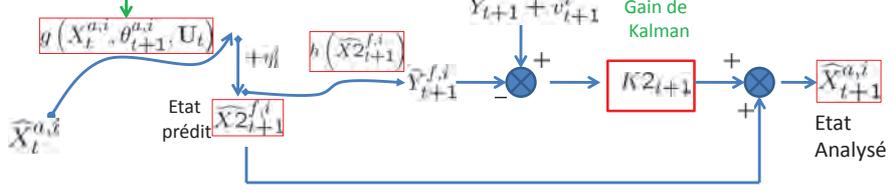
PRINCIPE : MÉTHODE DE MONTE CARLO SÉQUENTIELLE ÉTATS-PARAMÈTRES

1) Marche aléatoire paramètres $\theta_{t+1}^{f,i} = \theta_t^{a,i} + \eta_t^i$

2) Correction paramètres



3) Correction états

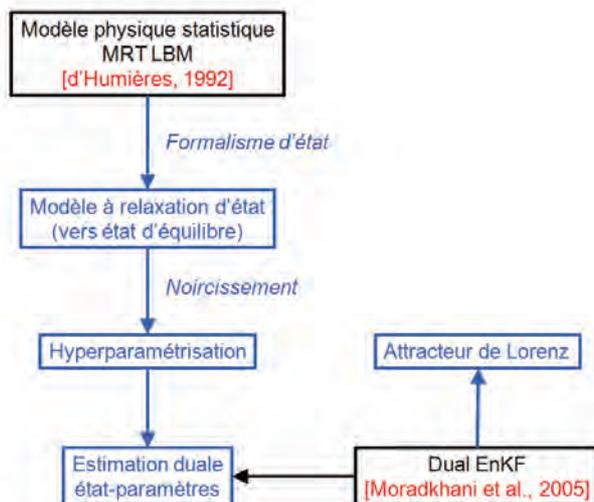


Gains de Kalman (d'ensemble)

$$K_{1,t+1} = \hat{P}_{\theta y,t+1}^f (\hat{P}_{yy,t+1}^f + \hat{R}_{t+1})^{-1}$$

$$K_{2,t+1} = \hat{P}_{xy,t+1}^f (\hat{P}_{yy,t+1}^f + \hat{R}_{t+1})^{-1}$$

SYNTHÈSE DE LA DÉMARCHE



SOMMAIRE

- 1 INTRODUCTION
- 2 MODÈLE
- 3 DUAL ENSEMBLE KALMAN FILTER
- 4 CONSTRUCTION DE L'OBSERVATOIRE**
- 5 RÉSULTATS
- 6 CONCLUSION

ANALYSE

CONTEXTE

- Etendue géographique assez vaste
- Faible nombre de capteurs
- Pas de restriction sur le placement des capteurs
- Zone à observée parsemée d'obstacles

OBJECTIFS

- Définition d'un critère de positionnement
- Adjonction possible d'un capteur mobile

STRATÉGIE

- Minimiser les incertitudes (variance de l'erreur de sortie)
- Ajuster l'observatoire

ANALYSE

QUELQUES PROPRIÉTÉS

- En surveillance, la réduction du nombre de capteurs altère la qualité de l'estimation [Sircoulomb08]
- Le rang de la matrice d'observabilité diminue lorsque le nombre de capteur diminue (dépend de la + grande valeur propre du grammien d'observabilité) [Staroswieki 02]
- Systèmes spatio-temporels, l'identifiabilité diminue avec l'éloignement source-capteur mobile [Ternisien 01]
- Nous proposons l'ajustement de l'observatoire en fonction de l'erreur d'estimation des sorties analysées des cellules :

$$\hat{P}_{yy,t+1}^a = \frac{1}{N_t-1} \sum (Y_{t+1}^{a,i} - \bar{Y}_{t+1}^a)(Y_{t+1}^{a,i} - \bar{Y}_{t+1}^a)^T$$

avec

$$Y_{t+1}^{a,i} = h(X_{t+1}^{a,i}), i = 1, \dots, N_t$$

STRATÉGIE

STRATÉGIE

- Cartographier les incertitudes instantanées (variance de l'erreur des sorties analysées des cellules)
- Orienter le capteur mobile vers le site d'incertitude la plus élevée
- Déplacement « Saut de puce » ou routage par évitement d'obstacle
- Pour la validation de la méthode, on adopte le saut vers l'incertitude persistante
- Stratégie peu réaliste pour des grandes étendues et une grande variabilité de l'état du système

STRATÉGIE

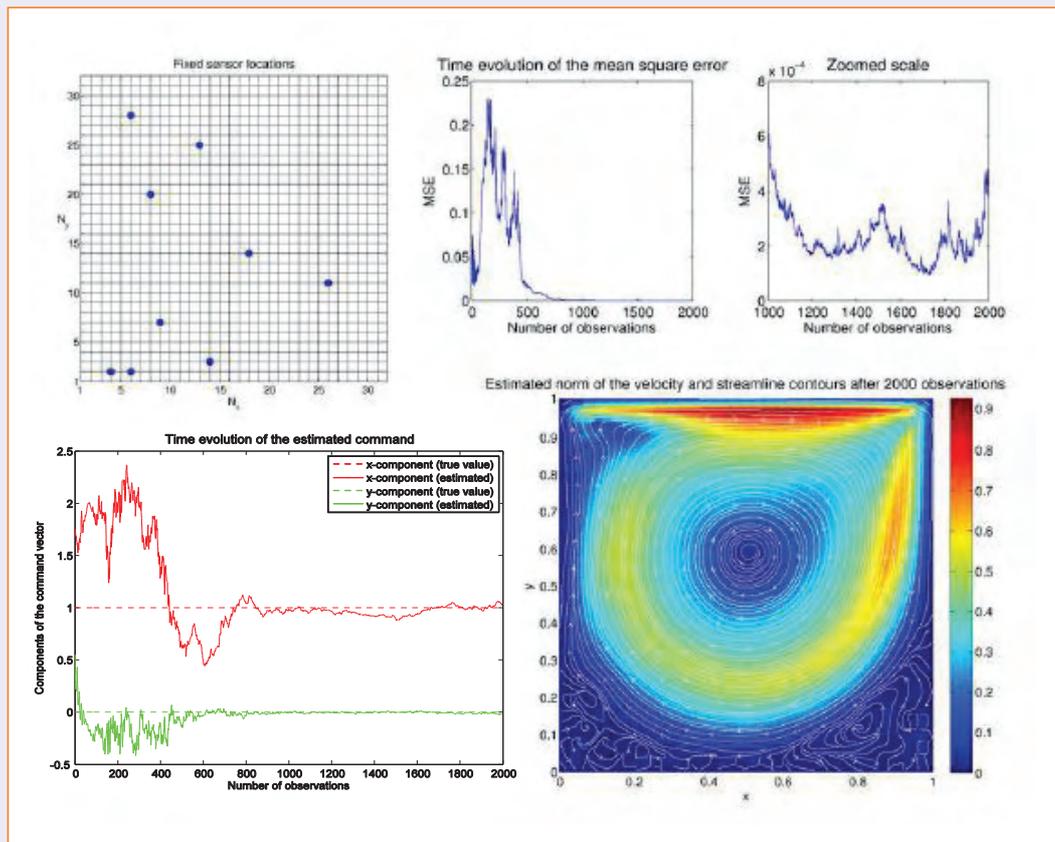
FILTRAGE

- On cherche à estimer les états et le terme d'excitation (vitesse de vent u_x et u_y)
- Nb de tirages de Monte Carlo $N_t = 50$
- Marche aléatoire sur u_x et u_y , $Z = 1.10^{-8} I_2$
- Vecteur d'état initial aléatoire $Q_0 = 1.10^{-4} I_{9 \times 1024}$
- Commande initiale aléatoire $Z_0 = 1.10^{-3} I$
- Covariance de l'erreur d'observation $R = 1.10^{-7} I_{2 \times 1024}$
- Covariance des états $Q = 1.10^{-7} I_2$
- Rapport signal/bruit moyen = 20dB

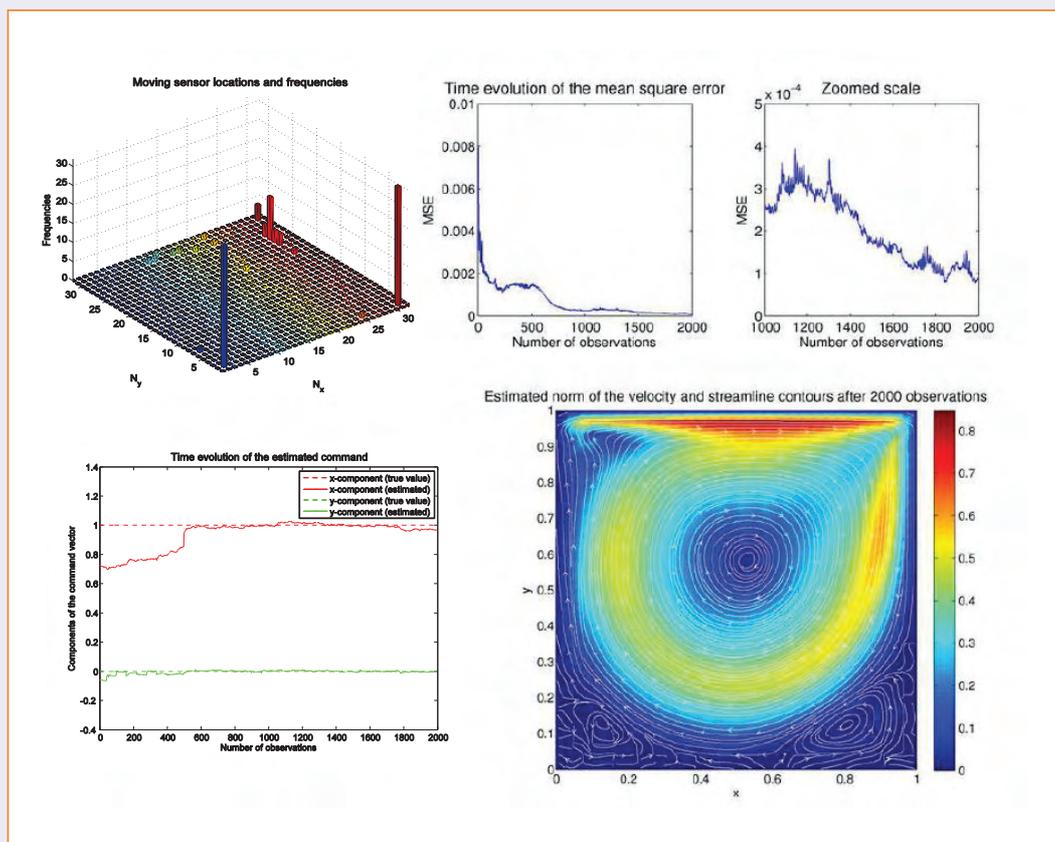
SOMMAIRE

- 1 INTRODUCTION
- 2 MODÈLE
- 3 DUAL ENSEMBLE KALMAN FILTER
- 4 CONSTRUCTION DE L'OBSERVATOIRE
- 5 RÉSULTATS**
- 6 CONCLUSION

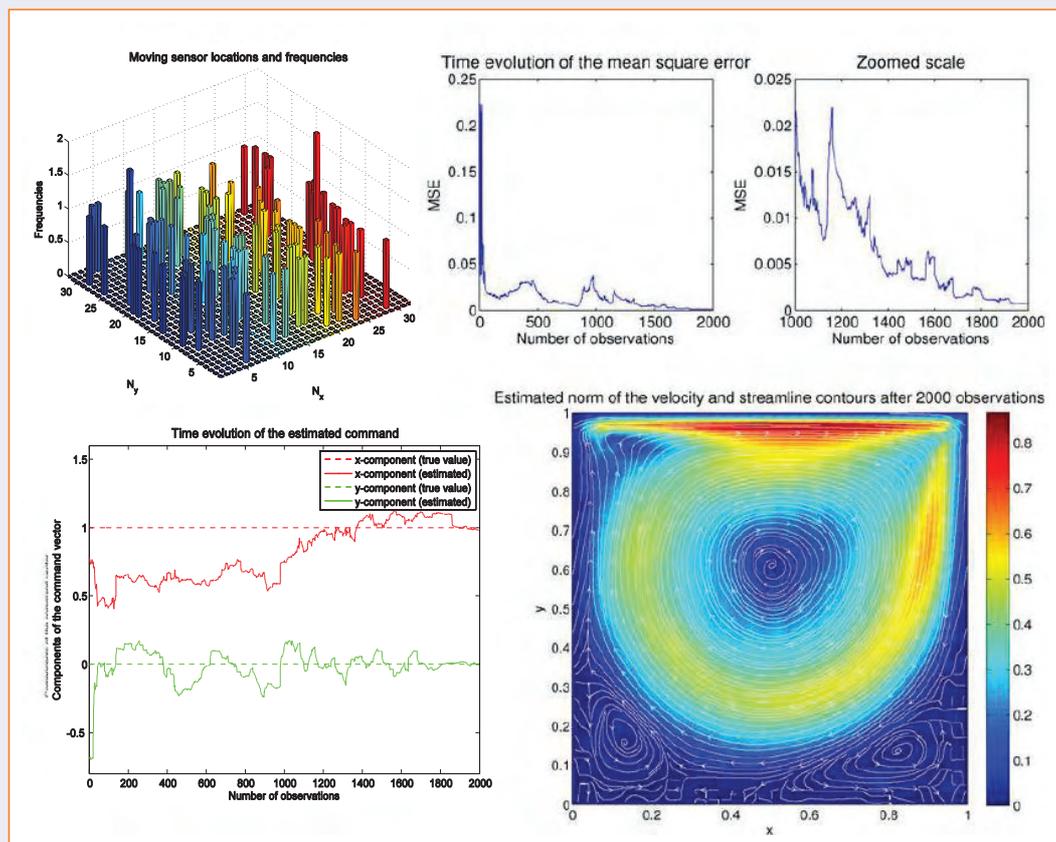
9 CAPTEURS FIXES (POSITIONNEMENT ALÉATOIRE)



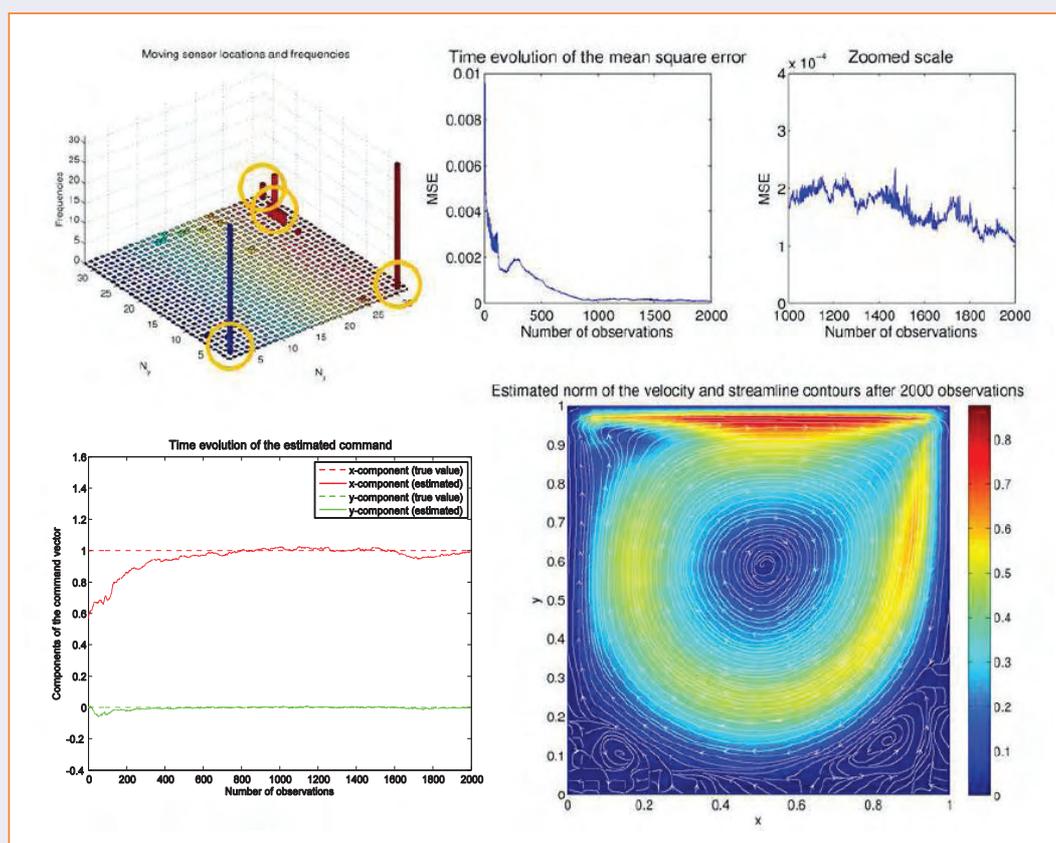
1 CAPTEUR MOBILE (DÉPLACEMENT STRATÉGIQUE)



1 CAPTEUR MOBILE (DÉPLACEMENT ALÉATOIRE)



4 CAPTEURS FIXES (POSITIONNEMENT STRATÉGIQUE)



SOMMAIRE

- 1 INTRODUCTION
- 2 MODÈLE
- 3 DUAL ENSEMBLE KALMAN FILTER
- 4 CONSTRUCTION DE L'OBSERVATOIRE
- 5 RÉSULTATS
- 6 CONCLUSION

CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES

CONCLUSIONS

- Problématique de l'assimilation en ligne d'un système d'écoulement assez complexe
- Objectif de l'adaptation du modèle à la configuration locale
- Nécessité de véhiculer le capteur pour favoriser l'apprentissage du modèle
- Profiter de la phase d'apprentissage pour configurer le réseau final

CONCLUSIONS

- La stratégie doit prendre en compte les distributions de directions privilégiées
- Etude prospective - Validation dans le cadre des champs de vent réels
- Applications envisagées pour la surveillance de la pollution, des ilots de chaleurs, l'étude du comportement aérodynamique des sites urbains ou industriels.