

Estimation locale d'un champ de diffusion par modèles à noyaux

N. Ghadban^{1,2}, P. Honeine², C. Francis¹, F. Mourad-Chehade², J. Farah³, M. Kallas²

¹ Université Libanaise, Liban

nesrine.ghadban@gmail.com, cfrancis@ul.edu.lb

² Institut Charles Delaunay (UMR CNRS 6279), LM2S, Université de technologie de Troyes, France

paul.honeine@utt.fr, farah.mourad@utt.fr, maya.kallas@utt.fr

³ Département de télécommunications, Faculté d'ingénierie, Université Saint-Esprit de Kaslik, Liban

joumanafarah@usek.edu.lb

1 Introduction

Les Réseaux de Capteurs sans Fil (RCF) sont introduits comme une solution économique et facilement déployable pour la surveillance à distance de phénomènes physiques [1]. Initialement développés pour des applications militaires, leur domaine d'application ne cesse de s'élargir pour inclure la surveillance dans les domaines civil, industriel et environnemental [5]. Les RCF sont constitués de nœuds déployés en grand nombre en vue de collecter et de transmettre les données environnementales, d'une manière autonome. Cette autonomie impose des contraintes d'énergie et de débit de communication, ce qui exige une optimisation des algorithmes correspondants : les capteurs communiquent de proche en proche, entre voisins. Dans ce papier, nous traitons le problème de la modélisation de la diffusion d'un champ de gaz, ainsi que le suivi de son évolution au cours du temps. Notre but revient ainsi à estimer la distribution de gaz aux endroits dépourvus de capteurs. Vu l'application considérée, nous devons recourir à des méthodes de modélisation adéquates. Pour cela, nous considérons un cadre similaire à celui donné dans [3], tout en proposant une approche locale pour l'estimation.

2 Description de la méthode

Supposons que le réseau est composé d'un grand nombre de capteurs déployés dans une région χ , où $\chi \subset \mathbb{R}^2$ pour un espace de dimension 2, ou bien $\chi \subset \mathbb{R}^3$ comme dans le cas des drones navigant dans un espace de dimension 3. Les capteurs communiquent entre eux de proche en proche. Considérons un capteur i de position $\mathbf{x}_i \in \chi$, et soit ϑ_i l'ensemble des indices des k plus proches capteurs voisins au capteur i . Dans notre approche, nous considérons que \mathbf{x}_i est voisin à lui-même, c'est à dire $i \in \vartheta_i$. A chaque instant, chaque capteur i reçoit de ses voisins $j \in \vartheta_i$, $j \neq i$, des informations comportant leurs positions \mathbf{x}_j , et les valeurs de la quantité physique mesurée y_j . L'objectif est alors de trouver, pour chaque capteur, un modèle local $\psi_i(\cdot)$ pour représenter le champ mesuré de façon à avoir $\psi_i(\mathbf{x}_j) = y_j$ pour tout $j \in \vartheta_i$. Nous proposons d'utiliser le formalisme des méthodes à noyaux [2] pour trouver ces modèles.

Le problème de minimisation de l'erreur quadratique entre les sorties du modèle $\psi_i(\mathbf{x}_j)$ et les réponses mesurées y_j nous amène au problème d'optimisation suivant :

$$\psi_i^* = \arg \min_{\psi \in \mathcal{H}} \sum_{j \in \vartheta_i} (y_j - \psi(\mathbf{x}_j))^2 + \eta \|\psi\|_{\mathcal{H}}^2,$$

où \mathcal{H} est un espace de Hilbert à noyau reproduisant $\kappa(\cdot, \cdot)$ constitué de fonctions de χ dans \mathbb{R} , η est un paramètre de régularisation qui contrôle le compromis entre le raccord aux données

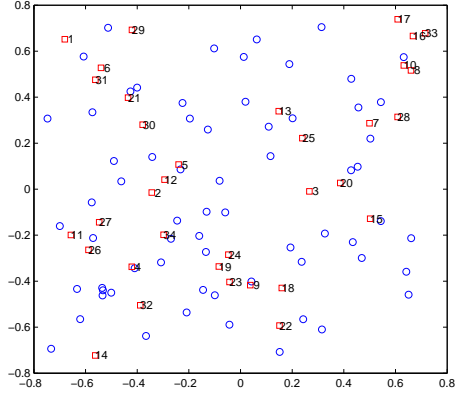


FIG. 1 – Répartition des capteurs (apprentissage \circ et validation \square).

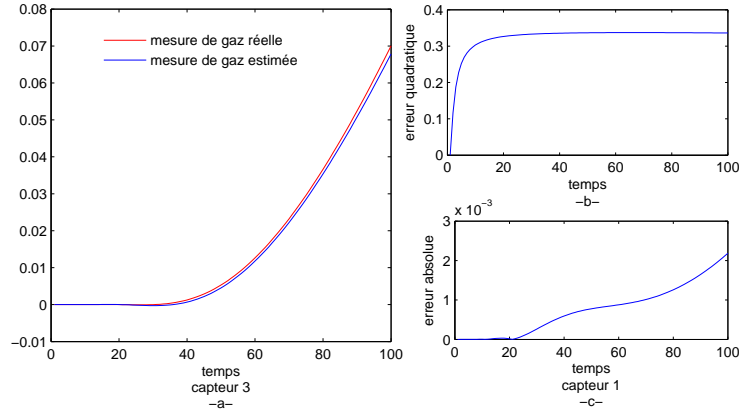


FIG. 2 – a- Estimation au capteur 3 ; b- Erreur quadratique mesurée sur l'ensemble Ω_{val} ; c- Erreur absolue au capteur 1.

disponibles et la douceur de la solution. D'après le théorème de représentation [4], la solution de ce problème est donnée sous la forme d'une combinaison linéaire de noyaux $\kappa(\mathbf{x}_j, \cdot)$, selon

$$\psi_i^*(\cdot) = \sum_{j \in \vartheta_i} \alpha_{i,j} \kappa(\mathbf{x}_j, \cdot),$$

où les coefficients $\alpha_{i,j}$, pour $j \in \vartheta_i$, sont à déterminer. Soient $\boldsymbol{\alpha}_i$ le vecteur contenant ces coefficients et \mathbf{y}_i le vecteur des mesures effectuées y_j , pour $j \in \vartheta_i$. Nous démontrons que :

$$\boldsymbol{\alpha}_i = (\mathbf{K}_i + \eta \mathbf{I})^{-1} \mathbf{y}_i,$$

où \mathbf{K}_i est la matrice d'éléments $\kappa(\mathbf{x}_m, \mathbf{x}_n)$, pour $m, n \in \vartheta_i$, et \mathbf{I} la matrice identité de même taille.

3 Simulations

Afin d'illustrer les résultats de ce travail, nous considérons la diffusion d'un gaz dans un espace carré $\chi = [-0.8; 0.8] \times [-0.8; 0.8]$. Une source de gaz placée au point $S(0.47; 0.42)$ est ainsi activée de $t = 1$ jusqu'à $t = 100$. Les capteurs déployés aléatoirement fournissent des mesures relevées en tout instant t . Sur 100 capteurs, 66 sont utilisés pour l'apprentissage et 34 pour la validation du modèle calculé. Soit Ω_{val} l'ensemble de validation. La FIGURE 1 représente la répartition des capteurs dans χ . Les cercles bleus désignent les capteurs d'apprentissage, et les carrés rouges, numérotés de 1 à 34, désignent les capteurs de validation. Nous utilisons dans ce papier le noyau Gaussien donné par $\kappa(\mathbf{x}_m, \mathbf{x}_n) = \exp(-\frac{1}{2\sigma^2} \|\mathbf{x}_m - \mathbf{x}_n\|^2)$, σ étant la largeur de bande du noyau. La FIGURE 2 illustre les résultats obtenus. On remarque un bon accord entre les mesures du champ de gaz réel et celles estimées à partir du modèle.

Références

- [1] I. F. Akyildiz, W. Su, Y. Sankarasubramaniam, and E. Cayirci. A survey on sensor networks. *IEEE Communications Magazine*, 40(8) :102–114, August 2002.
- [2] N. Aronszajn. Theory of reproducing kernels. *Transactions of the American Mathematical Society*, 68, 1950.
- [3] P. Honeine, C. Richard, H. Snoussi, J. C. M. Bermudez, and J. Chen. A decentralized approach for non-linear prediction of time series data in sensor networks. *Journal on Wireless Communications and Networking*, 2010.
- [4] B. Schölkopf, R. Herbrich, and A. J. Smola. A Generalized Representer Theorem. In *COLT '01/EuroCOLT '01 : Proceedings of the 14th Annual Conference on Computational Learning Theory and 5th European Conference on Computational Learning Theory*, pages 416–426, London, UK, 2001. Springer-Verlag.
- [5] D. C. Steere, A. Baptista, D. McNamee, C. Pu, and J. Walpole. Research challenges in environmental observation and forecasting systems. In *Proceedings of the 6th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking (MobiCom'00)*, pages 292–299, 2000.