

Gestion de la mobilité et positionnement dans les réseaux sans-fil en environnement clos

F. Lassabe, P. Canalda, P. Chatonnay, F. Spies

LIFC, 1 cours Louis Leprince Ringuet - 25200 Montbéliard

{frederic.lassabe,philippe.canalda,pascal.chatonnay,francois.spies}@pu-pm.univ-fcomte.fr

La démocratisation des réseaux sans-fil a engendré la multiplication des terminaux mobiles, de plus en plus puissants et dont les capacités de communication croissantes permettent les services en mobilité. Dans ce contexte, de nouveaux besoins voient le jour, révélant de nouveaux enjeux. Assurer la continuité de flux multimédia en milieu clos nécessite la géolocalisation des terminaux mobiles et la prédiction de leurs mouvements. Avec les modèles FRBHM et *K-to-1 past**, nous présentons des réponses tant à la demande croissante d'applications dépendantes du contexte qu'à la continuité de service. Les résultats observés en environnement clos, d'une précision de l'ordre du mètre pour le FRBHM et de 50 à 95 % de prédictions justes pour la prédiction de la mobilité, montre la pertinence de gérer la continuité et de déployer des services multimédia en mobilité dans des environnements mixtes.

Mot-clés : Mobilité, géolocalisation en environnement clos, multimédia mobile, réseaux sans-fil, modèles de Markov prédictifs.

1 Introduction

La démocratisation des réseaux sans-fil rend possible de nouvelles applications qui entraînent des problématiques nouvelles liées à la mobilité des terminaux. Nos travaux dans le cadre de la diffusion de contenus multimédia [CLC⁺06] requièrent de pallier plusieurs de ces problèmes. Nous nous intéressons en particulier à des applications sensibles au contexte géographique et nécessitant la continuité des services fournis. Le support de nos travaux sont les réseaux de type WiFi [CWKS97] en environnement clos.

Pour résoudre ces deux problèmes, nous nous sommes orientés vers la géolocalisation et la prédiction de la mobilité. La géolocalisation permet de fournir les services adaptés à la localisation des terminaux mobiles. Nous utilisons un modèle basé sur la formule de Friis [Bla86]. La prédiction de la mobilité permet d'anticiper les déconnexions du réseau et les congestions. Elle permet la gestion pro-active du "handoff".

La suite de cet article se décompose en quatre parties. Premièrement, les travaux relatifs à nos problématiques dans les domaines de la géolocalisation et de la prédiction de la mobilité sont présentés. Deuxièmement, nos contributions dans les domaines de la géolocalisation en milieu clos ainsi que de la prédiction de la mobilité sont décrites. Troisièmement, nous décrivons l'expérimentation et les résultats du modèle de géolocalisation hybride ainsi que les tests et résultats sur le modèle de prédiction *K-to-1 past**. Quatrièmement, nous examinons les perspectives que nos résultats permettent d'envisager.

2 Travaux connexes

Deux grandes familles de techniques de géolocalisation se démarquent. La première famille s'appuie sur la collecte de données de puissance du signal reçu en des points dont les coordonnées sont connues. La comparaison avec les mesures prises en temps réel détermine une position approchée d'un mobile dont on veut connaître la localisation. La comparaison avec la base de données est soit déterministe (projet RADAR [BPB00]), soit probabiliste [YASN02]. Cette famille de techniques permet d'obtenir une grande précision de géolocalisation, de l'ordre de 3 mètres, mais sa mise en œuvre est coûteuse en terme d'initialisation. La seconde famille de techniques s'appuie sur le calcul des distances entre le terminal mobile à localiser et des points dont les coordonnées sont connues. La trilatération permet alors de déterminer la position du terminal

mobile. La distance se calcule analytiquement [WJL03] ou en se basant sur les propriétés physiques des ondes [Int02]. Cette famille de techniques est rapide à mettre en œuvre mais sa précision est sujette à des cas particuliers défavorables, liés à l'hétérogénéité des bâtiments, pouvant mener à une précision excédant les 8 mètres.

La géolocalisation permet de fournir les services conscients du contexte spatial. Il est de plus nécessaire de préparer les "handoffs" pour assurer la continuité des services devant la mobilité des clients. Pour cela, nous nous orientons vers la prédiction de la mobilité. Plusieurs horizons temporels de prédiction de la mobilité existent. Le premier est le court terme, permettant de prédire une position dans un futur à quelques secondes. Pour cela, les équations de la trajectoire du terminal mobile [LSG00] sont utilisées. Ces méthodes requièrent cependant une géolocalisation très fine et ne sont donc pas adaptées au WiFi.

Dans le cadre de nos travaux, nous nous intéressons plus particulièrement au second horizon de prédiction : le moyen terme. Il permet la gestion prédictive du "handoff" car il détermine la prochaine cellule où sera un mobile. Cet horizon de prédiction est généralement atteint par des systèmes d'apprentissage. Beaucoup sont basés sur les modèles de Markov (MM), enrichis par des traitements avant [PP99] ou après [DK04] leur construction. Un MM M est noté $M = (E, T)$ où E est l'ensemble des états, correspondant à une séquence de positions géographiques dans le cas de la mobilité, et T est une distribution des probabilités de transition d'un état à un autre état. D'autres travaux pallient le manque de précision de la plupart des systèmes de géolocalisation WiFi par un traitement statistique des observations, rendu possible par l'utilisation du MM à états cachés (*Hidden Markov Model*, HMM) [FLM04]. Le HMM est un processus doublement stochastique qui associe, suivant une distribution de probabilités, un ensemble de symboles d'observation aux positions géographiques du modèle. Ces modèles permettent d'observer au moins 50% de bonnes prédictions, mais nécessitent d'être améliorés pour leurs utilisations dans le cadre des réseaux mobiles.

3 Contributions

Concernant la géolocalisation, nous présentons dans [LCC⁺06] le *Friis-based Calibrated Model* (FBCM), utilisant la formule de Friis : $P_R = (\frac{B}{d})^2$, où P_R est la puissance reçue, d est la distance entre l'émetteur et le récepteur et B une variable dépendant de la puissance d'émission, des antennes du récepteur et de l'émetteur, et de la fréquence d'émission. Bien que sa précision soit meilleure de 30 à 45 % que celle des travaux relatifs, elle reste insuffisante avec une erreur moyenne de 15,86 mètres dans un bâtiment de 10×40 mètres. Nous proposons un modèle hybride du FBCM, le *Friis and RADAR-Based Hybrid Model* (FRBHM), avec une technique de collecte des données semblable à RADAR [BPP00] et son utilisation de l'algorithme de Viterbi. La géolocalisation est alors menée en deux étapes principales. La première consiste à comparer un ensemble de mesures de puissances avec les données collectées. On en déduit un point proche de la position réelle, mais différent car les données collectées sont discrètes. En utilisant le FBCM dans une zone restreinte centrée sur le point sélectionné, on utilise un indice de Friis plus adapté permettant d'accroître la précision. De plus, le calcul par trilatération permet d'obtenir une position dans un espace continu.

La géolocalisation résolue, nous proposons un modèle original de prédiction de la mobilité, que nous nommons *K-to-1 past**, basé sur le MM. Nous considérons un espace que nous décomposons en N positions géographiques distinctes. Le modèle *K-to-1 past** agrège les résultats de plusieurs MM, chacun nommé *k-past*, au nombre de K . Chacun de ces modèles représente un degré d'historique différent qui permet de considérer des profils de pérégrination de complexité variable. Le k^{eme} degré d'historique est représenté par le MM suivant :

- E est l'ensemble des états du modèle. Le label d'un état est composé de k positions géographiques antérieures. Il y a donc au plus $N \times (N - 1)^{k-1}$ états du MM ;
- T est l'ensemble des transitions d'un état du modèle à un autre état du modèle. Les transitions sont étiquetées par la probabilité d'être empruntées par un terminal mobile dans l'état source de la transition. La probabilité d'aller d'un état s vers un état d est $P(d/s) = \frac{\sum_{j=1}^N T_{E_j s}}{T_{sd}}$, avec $T_{E_j s}$ étant le nombre de transitions de l'état E_j vers l'état s et T_{sd} étant le nombre de transitions de l'état s vers l'état d .

L'ensemble des solutions est alors $R_{K-to-1-past*} = \bigcup_{i=1}^K R_i$ où R_i est l'ensemble de prédiction obtenu par le MM de degré d'historique i . L'ensemble de prédiction est obtenu par un seuil de probabilité σ qui détermine l'ajout d'un état successeur à la prédiction. La prédiction déclenche une politique de "handoff"

(un préchargement de cache [CCCS05], par exemple). L'utilisation du seuil conserve les informations des transitions et permet leur mise à jour, tout en n'exploitant que les transitions suffisamment probables dans la gestion de la mobilité. σ est la probabilité minimale pour qu'un état successeur soit ajouté à la prédiction. Ainsi, seuls les états successeurs probables sont inclus pour l'application d'une politique de "handoff". Un modèle intermédiaire, *K-to-1 past*, n'utilise que le premier degré pour lequel il est possible de faire une prédiction.

4 Expérimentation et résultats

Les tests de la géolocalisation ont été menés au premier étage du Laboratoire d'Informatique de l'Université de Franche-Comté (LIFC) dans le centre de développement multimédia à Montbéliard. Ce bâtiment a une structure très hétérogène dans la répartition et les épaisseurs de ses murs. Nous y avons implémenté et testé plusieurs techniques de la littérature [Int02] [WJL03] ainsi que le FBCM et le modèle hybride (FRBHM). Les résultats du test sont donnés dans le tableau 1.

	Interlink Net. [Int02]	SNAP-WPS [WJL03]	FBCM seul	FRBHM
Erreur moyenne (m)	29,38	22,78	15,86	1,07
Écart-type	12,17	14,07	9,34	0,32

TAB. 1: Précision des modèles de géolocalisation.

Nous observons une amélioration indiscutable de la précision avec FRBHM. Une précision de l'ordre du mètre est suffisante pour envisager la plupart des applications dépendantes du contexte géographique.

Les tests de notre modèle *K-to-1 past** ont porté sur des données issues du **Institut fur Pervasive Computing**[†]. Nous en avons exploité les fichiers de journalisation de Nokia : les *Nokia Context Data*, qui résultent de la journalisation d'informations de positionnement enregistrées sur des terminaux mobiles. Nos résultats sont énumérés dans le tableau 2.

Modèle \ Seuil (σ)	0	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9	1
1-past	0,958	0,908	0,795	0,740	0,646	0,519	0,337	0,290	0,288	0,163	0,069
2-past	0,843	0,821	0,756	0,720	0,667	0,662	0,568	0,546	0,459	0,355	0,273
2-to-1 past	0,920	0,882	0,809	0,768	0,715	0,703	0,589	0,573	0,486	0,374	0,292
2-to-1 past*	0,958	0,929	0,863	0,830	0,754	0,707	0,644	0,566	0,524	0,366	0,248
3-past	0,626	0,614	0,594	0,575	0,556	0,551	0,498	0,483	0,432	0,343	0,271
3-to-1 past	0,792	0,778	0,730	0,701	0,672	0,667	0,580	0,565	0,510	0,408	0,336
3-to-1 past*	0,958	0,929	0,880	0,849	0,783	0,727	0,663	0,604	0,550	0,408	0,314
12-to-1 past*	0,958	0,936	0,891	0,872	0,823	0,788	0,722	0,688	0,655	0,559	0,502

TAB. 2: Précision de la prédiction de la mobilité, Nokia Context Data.

On y constate que l'augmentation de la profondeur d'historique implique l'amélioration de la précision, en particulier lorsque le seuil σ est élevé. En effet, les transitions sont plus réparties dans un modèle d'historique faible. Donc les probabilités pour les transitions individuelles sont plus faibles à des seuils hauts. À l'opposé, la précision pour un seuil de 0, c'est-à-dire un déclenchement sur tous les états successeurs, reste la même quelque soit la profondeur de l'historique. En effet le modèle, dont l'historique est une position géographique, contient toutes les transitions avec des probabilités faibles. On constate également que la précision de *K-to-1 past* n'augmente pas avec le degré et reste inférieure à la précision de *K-to-1 past**. Pour *3-to-1 past**, l'amélioration moyenne de la précision par rapport à *3-to-1 past* est de 12%. *K-to-1 past** pallie les défauts de *K-to-1 past* et *K-past* mais souffre d'un inconvénient : la quantité d'états sélectionnés accroît l'encombrement global du réseau lors de la négociation du "handoff" ou lors du préchargement de cache.

5 Conclusions et perspectives

Nous nous sommes intéressés aux applications multimédia mobiles. Notre modèle de géolocalisation s'appuie sur l'hybridation des deux approches majeures : la collecte de données et le calcul de la position

[†] http://www.pervasive.jku.at/Research/Context_Database/index.php

par trilatération. Les erreurs obtenues sont de l'ordre du mètre et permettent d'envisager un grand nombre d'applications dépendantes de la localisation en milieu hétérogène dans un contexte de communications multimédia.

*K-to-1 past**, notre modèle de prédiction de la mobilité, est basé sur l'emploi de plusieurs MM représentant des profondeurs différentes d'historique. Si la précision obtenue, atteignant les 50 % avec les contraintes maximales, permet d'envisager l'intégration de la prédiction de la mobilité aux applications nécessitant de la continuité de service et de la mobilité, il reste nécessaire d'étudier la mobilité avec des projections temporelle et spatiale plus lointaines. Nos contributions s'adaptent bien aux applications multimédia mobiles avec géolocalisation WiFi et continuité de service multimédia [CLC⁺06]. Nos prochaines études concernent donc les patrons de mobilité cycliques afin de rendre possible la prédiction de la mobilité à long terme. Enfin, nous étudierons aussi le regroupement de profils semblables pour augmenter la précision de la prédiction en associant les utilisateurs à des profils potentiellement semblables à l'aide de l'adaptation des HMM.

Références

- [Bla86] L.V. Blake. *Radar Range-Performance Analysis*. Artech House Radar Library, December 1986.
- [BPB00] P. Bahl, V. N. Padmanabhan, and A. Balachandran. A software system for locating mobile users : Design, evaluation, and lessons. Technical Report MSR-TR-2000-12, Microsoft Research, February 2000.
- [CCCS05] D. Charlet, P. Canalda, P. Chatonnay, and F. Spies. Mobilité dans les caches vidéo : une stratégie adaptative. *TSI (Technique et Science Informatiques)*, 24(7) :837–864, 2005.
- [CLC⁺06] D. Charlet, F. Lassabe, P. Canalda, P. Chatonnay, and F. Spies. Mobility prediction for multimedia services. In I. K. Ibrahim and Johannes Kepler University Linz, editors, *Handbook of Research in Mobile Multimedia*, chapter 33, pages 491–506. Idea Group Inc., 2006. ISBN : 1591408660.
- [CWKS97] B.P. Crow, I. Widjaja, J.G. Kim, and P. Sakai. IEEE 802.11 Wireless Local Area Networks. *IEEE Communications Magazine*, 35(9) :116–126, September 1997.
- [DK04] M. Deshpande and G. Karypis. Selective markov models for predicting web page accesses. *ACM Transactions on Internet Technology (TOIT)*, 4(2) :163–184, May 2004.
- [FLM04] J.M. Francois, G. Leduc, and S. Martin. Learning movement patterns in mobile networks : a generic method. In *European Wireless 2004*, pages 128–134, February 2004.
- [Int02] Interlink Networks, Inc. A practical approach to identifying and tracking unauthorized 802.11 cards and access points. Technical report, 2002.
- [LCC⁺06] F. Lassabe, D. Charlet, P. Canalda, P. Chatonnay, and F. Spies. Friis and Iterative Trilateration Based WiFi Devices Tracking. In *Proceedings of the 14th Euromicro Conf. on Parallel, Distributed and Network-based Processing (PDP 2006)*, pages 362–365, February 2006. to be published.
- [LSG00] S.J. Lee, W. Su, and M. Gerla. Mobility prediction in wireless networks. In *Proceedings of IEEE ICCCN*, pages 22–25, October 2000.
- [PP99] J. Pitkow and P. Pirolli. Mining longest repeating subsequences to predict world wide web surfing. In *Proceedings of USITS'99 : The 2nd USENIX Symposium on Internet Technologies and Systems*. USENIX, USENIX, October 1999.
- [WJL03] Y. Wang, X. Jia, and H.K Lee. An indoors wireless positioning system based on wireless local area network infrastructure. In *6th Int. Symp. on Satellite Navigation Technology Including Mobile Positioning & Location Services*, number paper 54, Melbourne, July 2003. CD-ROM proc.
- [YASN02] M.A. Youssef, A. Agrawala, A.U. Shankar, and S.H. Noh. A probabilistic clustering-based indoor location determination system. Technical report, Maryland Information and Network Dynamics Laboratory, March 2002.