HAL
open science

Mécanisme de prédiction dans un système d'information pervasif et intentionnel

Salma Najar, Manuele Kirsch Pinheiro, Carine Souveyet

To cite this version:

Salma Najar, Manuele Kirsch Pinheiro, Carine Souveyet. Mécanisme de prédiction dans un système d'information pervasif et intentionnel. 8èmes Journées Francophones Mobilité et Ubiquité (Ubimob 2012), Jun 2012, Anglet, France. pp.146-157. hal-00740069

HAL Id: hal-00740069

https://paris1.hal.science/hal-00740069

Submitted on 9 Oct 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.

Mécanisme de prédiction dans un système d'information pervasif et intentionnel

Salma Najar, Université Panthéon Sorbonne –Paris 1
Manuele Kirsch-Pinheiro, Université Panthéon Sorbonne –Paris 1
Carine Souveyet, Université Panthéon Sorbonne –Paris 1

Résumé : *L'évolution des technologies mobiles et pervasives a permis une forte croissance des services offerts à l'utilisateur par les Systèmes d'Information, qui deviennent pervasifs. Ceux-ci restent cependant assez complexes pour les utilisateurs, leur demandant encore beaucoup d'effort pour comprendre ce qui se passe autour et pour choisir le service qui répond au mieux à leurs besoins. Ainsi, un important défi à relever dans le domaine des Systèmes d'Information Pervasifs (PIS, en anglais) est de se positionner au niveau de l'utilisateur, afin de réduire l'effort de compréhension demandé à l'utilisateur. Dans cet article, nous proposons d'améliorer la transparence et la productivité des PIS à travers une vision centrée utilisateur. Celle-ci se base d'abord sur une approche intentionnelle, qui voit les PIS notamment à travers les intentions qu'il permet à l'utilisateur de satisfaire. Ensuite, nous proposons une approche de prédiction des intentions de l'utilisateur. Cette approche permet d'anticiper le besoin futur de l'utilisateur, en fonction de son historique dans un contexte d'utilisation donné, et de lui proposer un service qui peut répondre à ce besoin d'une façon assez compréhensible et moins intrusive. Ce mécanisme de prédiction intentionnelle guidée par le contexte se base sur la gestion de traces représentant les situations de l'utilisateur afin d'apprendre son comportement dans un environnement dynamique, et donc déduire son besoin immédiat.*

Mots-clés : *Prédiction, Système d'Information Pervasif, intention, Informatique sensible au contexte, apprentissage*

1 Introduction

De nos jours, l'évolution des technologies mobiles et pervasives a ouvert de nouvelles perspectives en Système d'Information (IS, en anglais). Au lieu d'avoir les technologies d'information (IT, en anglais) au premier plan, déclenchées et manipulées par l'utilisateur, nous assistons aujourd'hui au passage progressif de l'IT en arrière plan, contrôlant les activités des utilisateurs, traitant ces informations et intervenant en cas de nécessité [17].

En d'autres termes, nous assistons à l'apparition de Systèmes d'Information Pervasifs (PIS, en anglais) dont la perspective est d'accroitre la productivité des utilisateurs n'importe où, n'importe quand. En effet, les PIS découlent de l'ambition de fournir un accès pervasif aux IS, tout en s'adaptant au contexte de l'utilisateur. Dans ce cadre, la notion de contexte, correspondant à toute information sur une entité (personne, place, objet, etc.) considérée comme pertinente pour l'interactions entre l'utilisateur et l'application [8], est employée dans le but de rendre ces systèmes plus intelligents et plus adaptatifs.

Cependant, nous remarquons que les systèmes qui en découlent, destinés à être invisibles et non intrusifs, restent assez complexes pour les utilisateurs. Ceux-ci se retrouvent face à un environnement technologiquement saturé. De plus, ces systèmes d'information pervasifs doivent faire face à la forte croissance des services disponibles et les multiples implémentations de chaque service. Cette complexité demande beaucoup d'effort de la part de l'utilisateur afin de comprendre ce qui se passe autour de lui et de choisir le service qui répond au mieux à ses besoins.

Aujourd'hui, un important défi à relever dans le domaine des Systèmes d'Informations Pervasifs est ainsi de se positionner au niveau de l'utilisateur. Actuellement, les recherches dans ce domaine demeurent au niveau technique. Elles se focalisent plus sur la prédiction du contexte suivant ou sur la découverte des implémentations du service le plus approprié, sans tenir compte des exigences derrière l'expérience de l'utilisateur. Par conséquent, plusieurs possibilités peuvent être offertes à l'utilisateur, qui n'est pas toujours capable de comprendre ce qui lui a été proposé.

Afin d'atteindre la transparence prônée par Weiser [31], nous pensons qu'il faut réduire l'effort de compréhension de l'utilisateur, en lui cachant au maximum la complexité des PIS. Nous proposons, dans cet article, une nouvelle vision des PIS qui se base sur la prédiction du besoin futur de l'utilisateur dans un contexte donné, assurant un accès transparent à un espace de services et garantissant un comportement plus proactif. Nous croyons que, afin d'atteindre cette transparence attendue des PIS, une telle prédiction doit adopter une vision centrée utilisateur se focalisant sur l'intention de l'utilisateur. Cette approche considère les PIS à travers les intentions qu'ils permettent à l'utilisateur de satisfaire dans un contexte d'utilisation donné. La notion d'intention formalise, en général, les besoins de l'utilisateur et a différentes définitions selon le domaine de recherche. Elle a été définie par Jackson et al. [13] comme étant une déclaration 'optative' qui exprime ce que l'on veut, un état ou un résultat que l'on cherche à atteindre. Ensuite, Kaabi et al. [15] présente l'intention comme un but qu'on veut atteindre sans indiquer comment le faire. Enfin, Bonino et al [4] l'a définit comme étant un but à atteindre en effectuant un processus présenté comme une séquence de sous-buts et de stratégies vers le but cible. En d'autres termes, une intention représente un besoin que l'utilisateur souhaite satisfaire, sans se soucier vraiment de quelle implémentation permet de le satisfaire ou de la façon de l'exécuter.

En adoptant cette vision centrée utilisateur, nous voudrons améliorer la transparence des PIS en considérant, d'une part, l'intention que le service permet de satisfaire, et d'autre part, le contexte d'utilisation dans lequel cette intention émerge. A partir de ces informations, nous proposons une approche de prédiction d'intention qui tente d'anticiper l'intention future de l'utilisateur dans un contexte donné. L'objectif principal est de fournir à l'utilisateur le service le plus approprié qui peut satisfaire son besoin d'une façon proactive et assez compréhensible, réduisant ainsi son effort de compréhension.

Dans cet article, nous présentons un middleware orientée service pervasif et intentionnel (IPSOM, en anglais). Le middleware IPSOM intègre notre mécanisme de prédiction d'intention guidé par le contexte. Ce mécanisme de prédiction se base sur la gestion de traces sous la forme <intention, contexte, service> afin d'apprendre le comportement de l'utilisateur dans un environnement dynamique, et déduire ainsi son besoin immédiat.

Cet article est organisé comme suit: la section 2 présente les travaux voisins dans le domaine de la prédiction dans un environnement pervasif. Ensuite, la section 3 illustre la vision globale de notre approche en présentant le middleware IPSOM. Par la suite, la section 4 présente en détails notre mécanisme de prédiction d'intention basé sur un processus d'apprentissage. Puis, la section 5 offre une rapide vision sur l'implémentation de notre proposition. Nous concluons dans la section 6.

2 Travaux voisins

De nos jours, les environnements pervasifs sont simplement réactifs, prenant les décisions en se basant seulement sur le contexte courant. Effectivement, les recherches dans le domaine des systèmes d'information pervasifs anticipatoires et proactifs, notamment par la prédiction de la situation future de l'utilisateur, en sont encore à leurs débuts. Par conséquent, en évitant de se concentrer sur la prédiction de la situation future de l'utilisateur, les systèmes courants manquent un élément important dans la recherche de la transparence et de l'homogénéité.

Dans la perspective d'aider l'utilisateur à obtenir les services qu'il désire, certaines recherches dans le domaine de l'informatique pervasive proposent différents mécanismes pour prédire ou recommander automatiquement des services en se basant sur le contexte de l'utilisateur [1][14][19][24][29][32][33]. Ces recherches se sont concentrées spécialement sur la prédiction du contexte d'utilisation et sur la recommandation de service guidée par le contexte.

D'une part, les approches de Mayrhofer [19][20], Sigg [28][29] et Petzold [25][26] représentent les contributions majeures dans le domaine de la prédiction générique du contexte. Selon [30], Mayrhofer et al. [19][20] proposent une architecture et un framework de prédiction de contexte de haut-niveau, basé sur une classification non supervisée, qui essaye de trouver les classes non connues précédemment à partir des données d'entrée. Sigg et al. [28][29], pour leur part, estiment que, jusqu'à présent, la notion de prédiction de contexte est assez floue. Par conséquent, ils proposent une définition formelle de la tâche de prédiction de contexte. Par la suite, Sigg et al. [28][29] proposent une architecture de prédiction de contexte de haut et bas niveau basée sur sa méthode d'alignement de contexte. Cette méthode repose sur des patterns typiques et sur une technique d'alignement. Elle permet de prédire la continuité de la sous-séquence des patterns typiques la plus similaire au suffixe de la séquence observé. Enfin, Petzold et al. [25][26] proposent une approche de prédiction de contexte, malheureusement restreinte à la prédiction des contextes primaires (temps, localisation, activité), ce qui rend cette approche pas entièrement générique. Dans [26], Petzold et al. proposent de prédire la localisation suivante d'un utilisateur dans un 'smart office' en se basant sur les localisations précédemment visitées.

De l'autre côté, plusieurs systèmes de recommandation proposent des services basés sur le contexte de l'utilisateur. Par exemple, Adomavicius et al. [3] proposent d'intégrer les informations contextuelles dans le processus de recommandation afin d'améliorer les capacités de recommandation. Dans [2], ces auteurs présentent une approche multidimensionnelle basée sur des classements qui sont sensibles aux informations contextuelles telles que le temps, l'emplacement et les accompagnants. De manière similaire, Yang et al. [33] ont conçu un système à base de règles dirigé par les évènements dans le but de faire des recommandations selon le changement du contexte des utilisateurs. Abbar et al. [1] présentent, quant à eux, une approche de recommandation de service basée sur des fichiers de logs de l'utilisateur et de son contexte courant. Sans se baser sur un log, Xiao et al. [32] proposent une approche qui dérive dynamiquement le modèle de contexte à partir d'ontologie et recommande par conséquent des services en se basant sur le contexte. Ils proposent d'étendre automatiquement la sémantique des valeurs associées au contexte en utilisant les ontologies disponibles, et utilisent cette sémantique afin de recommander des services.

Toutes ces recherches se basent uniquement sur le contexte courant et futur de l'utilisateur sans prendre en considération son besoin réel. D'une part, les approches de prédiction de contexte, tels que [14][19][24][29], tentent de prédire le contexte futur de l'utilisateur en se basant sur son contexte courant et son historique. Cependant, aucunes de ces approches ne considèrent le service que l'utilisateur invoque dans un contexte donné. D'autre part, la plupart des systèmes de recommandation [1][3][33] proposent à l'utilisateur un service en se basant seulement sur ses informations contextuelles, sans considérer les besoins de l'utilisateur à travers le service, c.à.d. son but. Ils proposent une implémentation à l'utilisateur, ignorant pourquoi ce service est nécessaire.

Aujourd'hui, un challenge important pour les Systèmes d'Informations Pervasifs, est de comprendre les besoins de l'utilisateur avant de se focaliser sur les aspects techniques. Ces systèmes doivent réduire l'effort de compréhension de l'utilisateur en lui cachant toute complexité. Ceci ne peut être possible qu'à travers une vision centrée utilisateur, basée sur la prédiction de l'intention future de l'utilisateur dans un contexte donné.

3 Vision Globale

Dans ce papier, nous présentons une nouvelle vision centrée utilisateur pour les Systèmes d'Information Pervasif. Cette vision émerge de notre ambition d'atteindre plus de transparence pour les PIS, tout en s'attaquant aux limitations des approches existantes. Ces approches se focalisent surtout sur l'adaptation au contexte, et notamment à la localisation et aux dispositifs, en négligeant ainsi les besoins intentionnels de l'utilisateur. Par conséquent, nous proposons une nouvelle

approche, dont l'objectif est de faire face à la surcharge de l'utilisateur due aux multiples implémentations possibles pour chaque service et à l'effort nécessaire pour les comprendre. Cette nouvelle approche permettrait de cacher la complexité de l'environnement pervasif à travers une approche intentionnelle guidée par le contexte d'utilisation.

Cette approche, illustrée par la *FIG.1*, se base sur un middleware orienté service pervasif et intentionnel, appelé IPSOM. Celui-ci représente une plate-forme de découverte et de prédiction de service basée sur l'intention et le contexte de l'utilisateur.

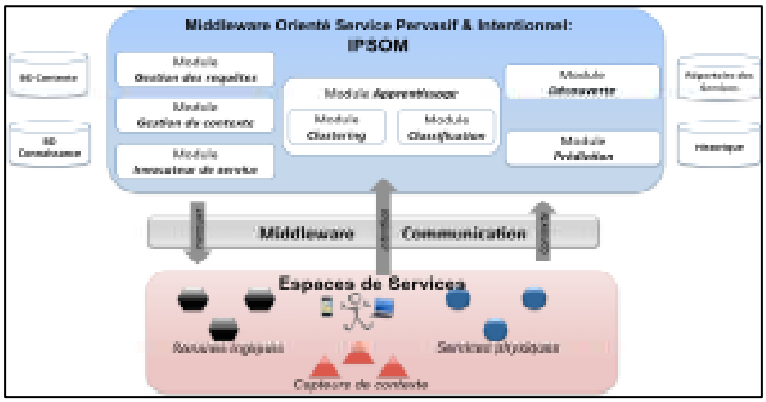

FIG. 1. Vision Intentionnelle des PIS : Middleware Orienté Service Pervasif & Intentionnel

Premièrement, le module de découverte de service permet de satisfaire l'intention immédiate de l'utilisateur en découvrant et en sélectionnant pour lui le service le plus approprié qui répond au mieux à son intention immédiate dans un contexte donné. Le mécanisme de découverte de service se base sur une description sémantique de service et sur un algorithme de correspondance. La description sémantique se présente comme une extension de OWL-S, appelée OWL-SIC. Cette description prend en considération l'intention que le service permet d'atteindre et le contexte dans lequel ce service est valide et exécutable. Cette description est détaillée dans [21] [22] et ne sera pas approfondie dans cet article.

Le processus de découverte de service est lancé quand l'utilisateur envoie sa requête sous forme d'intention. Par la suite, le contexte de l'utilisateur est capturé et envoyé avec son intention au module de découverte. En se basant sur ces informations, le module de découverte de service se charge de lancer un algorithme de correspondance sémantique afin de déterminer le service correspondant à l'intention et le contexte de l'utilisateur. Suite à ce processus, le service proposant le score le plus élevé dans l'algorithme de correspondance est sélectionné.

Le module de prédiction intentionnel guidé par le contexte (*FIG.2*) se base sur les résultats de la découverte (historique) afin d'anticiper le besoin futur de l'utilisateur et de lui proposer, d'une manière proactive, un service qui pourra l'intéresser. Dès qu'un service est sélectionné par le module de découverte, le triplet <intention, contexte, service> est envoyé au module de prédiction.

Celui-ci va, à partir du modèle de comportement de l'utilisateur proposé par le module d'apprentissage, déterminer l'intention future de l'utilisateur et sélectionner le service qui peut répondre à son besoin futur (*FIG.2*). Ainsi, ce processus de prédiction se charge de découvrir, dans le modèle de comportement de l'utilisateur, la situation qui représente au mieux la situation actuelle de l'utilisateur. Par la suite, si une telle situation est détectée, l'étape suivante est l'identification de la situation suivante, en se basant sur la probabilité de transition la plus élevée et supérieure à un certain seuil.

Comme mentionné précédemment, le middleware IPSOM intègre ce mécanisme de prédiction intentionnelle guidée par le contexte, se basant sur les résultats de la découverte. La prochaine section détaille ce mécanisme de prédiction.

4 Mécanisme de Prédiction d'Intention

Dans cet article, nous proposons une approche de prédiction de l'intention future de l'utilisateur afin de lui proposer, de manière proactive, un service qui peut répondre à son besoin futur. Cette approche se base sur l'hypothèse que, même dans un Système d'Information Pervasif dynamique et qui change fréquemment, des situations communes peuvent être détectées.

Basé sur cette hypothèse, ce mécanisme de prédiction considère un ensemble de séries temporelles représentant la situation observée de l'utilisateur. On définit la *situation* de l'utilisateur comme étant l'*intention de l'utilisateur, dans un contexte donné, satisfaite par un service spécifique*. Ces observations sont horodatées et stockées dans une base de données après chaque phase de découverte de service (historique). Ainsi, en analysant l'historique représenté par le triplet <intention, contexte, service>, le mécanisme de prédiction peut apprendre les comportements de l'utilisateur, dans un environnement dynamique, et ainsi déduire son intention à venir immédiatement.

Cette approche repose ainsi sur deux processus principaux, à savoir le processus d'apprentissage et le processus de prédiction, illustrés par la *FIG.2*.

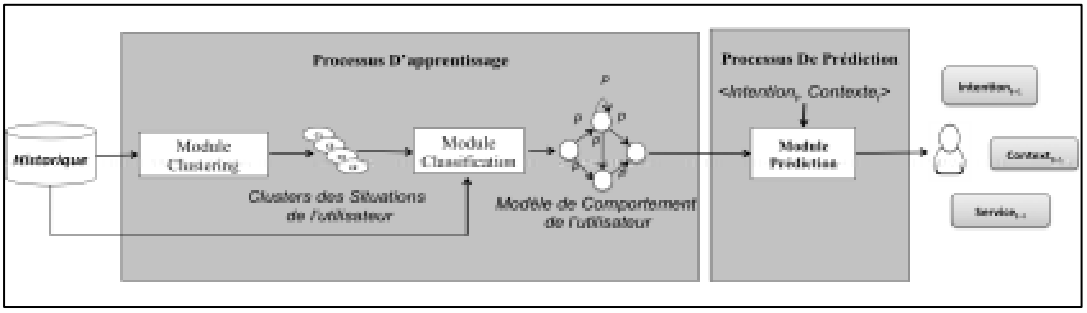

FIG. 2. Mécanisme de Prédiction de l'Intention de l'Utilisateur

Dans le processus d'apprentissage, les situations similaires, qui sont enregistrées dans l'historique, sont groupées dans des clusters. Ce processus représente le processus de clustering qui vise à diminuer la taille de l'historique en cherchant des situations récurrentes. Par la suite, ces clusters sont interprétés comme étant des états d'une machine à état, et les probabilités de transition d'un état vers un autre sont calculées en se basant sur l'historique. Cette étape, nommée la classification, a comme objectif de représenter, à partir des clusters déduits et de l'historique, le modèle de comportement de l'utilisateur en fonction de ses situations. L'interprétation du changement de situation comme une trajectoire d'états permet d'anticiper son besoin futur. Dans notre approche, ce processus consiste à estimer les probabilités de passer d'une situation vers d'autres situations futures possibles.

Le processus de prédiction d'intention se base sur le modèle de comportement de l'utilisateur et sur l'intention et le contexte courants de cet utilisateur. Basé sur ces informations, ce processus de prédiction permet de prédire le besoin futur de l'utilisateur et lui proposer ainsi un service qui peut répondre à son besoin d'une façon assez compréhensible.

Avant de détailler ces processus, nous devons décrire la structure de l'historique utilisé par ces processus. Il s'agit de la gestion de traces, décrites dans ce qui suit.

4.1 Gestion de Trace

Le module de découverte de service (cf. section 3) se base sur l'intention et le contexte courant de l'utilisateur afin de découvrir le service le plus approprié. Le service, qui répond au mieux à l'intention immédiate de l'utilisateur dans son contexte courant, est sélectionné. Nous définissons la notion de situation comme suit :

Situation = <intention, contexte, service>

Le mécanisme de prédiction d'intention repose non seulement sur la situation présente de l'utilisateur, mais également sur ses situations observées précédemment. Ces observations doivent être sauvegardées pour des besoins futurs. Par conséquent, nous faisons référence aux séries temporelles des situations observées comme étant l'historique des situations de l'utilisateur. Chaque série temporelle représente une situation de l'utilisateur <intention, contexte, service> à laquelle nous attachons le temps et la date de son observation.

Ainsi, à chaque fois qu'un service est sélectionné, la situation de l'utilisateur est enregistrée à la fin de l'historique. D'une part, l'intention fait référence à un schéma XML contenant deux éléments essentiels, à savoir le verbe et la cible. D'autre part, le contexte est représenté par une URL pointant vers un fichier de description du contexte aussi en XML (voir détails sur ces représentations dans [21]). Enfin, le service représente le nom du service sélectionné pour satisfaire cette intention dans ce contexte donné.

La section qui suit présente le processus d'apprentissage. Ce processus repose sur l'analyse de cet historique dans le but de réduire la taille des données existantes en les regroupant dans des groupes de situations similaires et d'apprendre, par conséquent, le modèle de comportement de l'utilisateur.

4.2 Processus d'apprentissage

Le processus d'apprentissage est déclenché d'une façon indépendante de l'étape de prédiction. Ce processus se charge de déterminer dynamiquement le modèle de comportement (classification) de l'utilisateur à partir des clusters représentant ses situations similaires (clustering). Il s'agit d'une tâche en arrière plan qui doit être réalisée de manière récurrente.

Clustering

L'historique contient des situations observées de l'utilisateur qui peuvent être similaires. Vu que la taille de cet historique, dans un environnement dynamique, peut être assez importante, le regroupement des situations similaires pour un utilisateur s'avère une solution pertinente afin de réduire la dimension des données.

Cette méthode s'appelle le clustering, et elle représente la première étape de notre mécanisme de prédiction intentionnel. L'entrée de cette étape représente des vecteurs de données représentant les situations de l'utilisateur enregistrées dans l'historique.

La tâche principale du clustering consiste à détecter des situations récurrentes parmi toutes les situations observées auparavant. Il s'agit de déterminer la situation qui s'approche le plus à un ensemble de situations répondant à des intentions fortement similaires dans des contextes semblables. En effet, un utilisateur peut exprimer une même intention d'une façon légèrement différente en employant des verbes et des cibles qui sont assez similaires sémantiquement. En se basant sur une ontologie de verbe et des ontologies de cible, nous réalisons une correspondance sémantique entre deux intentions afin de déterminer leur degré de similarité.

De l'autre côté, le contexte de l'utilisateur représente des données très hétérogènes : numériques, nominaux, qualitatifs, etc. En plus, une même classe d'élément de contexte peut avoir différentes représentations (par exemple, la localisation peut être exprimé sous la forme de coordonnées GPS, d'adresse, d'endroit prédéfini, etc.). Ainsi, afin de comparer deux descriptions de contexte, nous utilisons également une correspondance sémantique entre les éléments de contexte, à l'aide de mesures de similarités entre les valeurs du contexte. Ainsi, le clustering va permettre de regrouper ces situations et de les représenter par une seule situation commune qui se rapproche le plus des membres du même cluster.

	KM	FKM	SOM	NG	GNG
En ligne	✓	✓	✓	✓	✓
Adaptabilité	✓		**Variantes**		✓
Classification soft		✓	✓		✓
Ressources limitées	✓	✓	✓	✓	**Dépends de la croissance**
Vie privée	✓	✓	✓	✓	✓
Temps d'exécution	---	---	--	-	-
Clusters illimités					✓
Topologie variable					✓

TAB. 1. Comparatif des algorithmes de clustering

Cependant, afin de mieux s'adapter aux PIS, l'algorithme de clustering doit répondre à certains prérequis. Ceux-ci sont représentés dans le *TAB.1*, basé sur Mayrhofer et al. [19][20]. Il s'agit, pour nous, de quelques critères indispensables aux systèmes d'informations pervasifs :

- ***Non supervisé*** : Les clusters doivent être formés d'une manière automatique sans avoir de la connaissance à priori et sans l'aide de l'utilisateur ;
- ***Adaptable*** : Le processus de clustering doit mettre à jour les classes déjà reconnues, puisque les comportements de l'utilisateur peuvent changer ;
- ***Hors ligne*** : Les clusters doivent être mis à jour régulièrement, sans entrave au fonctionnement normal du système, ce qui suggère une stratégie 'hors ligne'. Celle-ci peut s'appuyer sur un paramètre de clustering qui définit au bout de combien de temps ce processus sera déclenché. Ce paramètre peut ainsi être défini selon la dynamique des systèmes qui les emploient ;
- ***Vie privée*** : Il faut prendre en considération le fait que certains utilisateurs souhaitent que certaines informations contextuelles ne soient pas utilisées dans ce processus de clustering ;
- ***Ressources limitées*** : Il faut prendre en considération les contraintes de capacité des applicatifs dans lequel l'algorithme risque d'être déployé. Des algorithmes moins gourmands en ressources sont préconisés.

Vu la dynamique des Systèmes d'Information Pervasifs et afin de faire face aux changements de la dimensionnalité des entrées, l'algorithme de clustering doit être non supervisé avec une topologie variable. L'objectif principal étant de minimiser l'intervention de l'utilisateur, le clustering se doit d'être non supervisé. Il ne doit pas demander de la connaissance à priori sur les classes à déterminer et doit capable de s'adapter dynamiquement en cas de changement. Afin de réduire les coûts, tout en gardant à jour les clusters, l'algorithme de clustering doit travailler hors ligne, tout en fixant un paramètre de clustering. Ce paramètre doit être fixé selon la dynamique du système en question.

Le *TAB.1* illustre une comparaison entre différents algorithmes de clustering. A travers ce tableau, nous pouvons observer tout d'abord que les algorithmes K-Means (KM) [7] et Fuzzy K-Means (FKM) [23] ne peuvent pas s'appliquer dans notre cas, puisqu'ils demandent de la connaissance à priori sur les classes à apprendre et disposent d'un temps d'exécution assez élevé. De plus, l'algorithme Fuzzy K-Means ne s'adapte pas dynamiquement au changement. Le NG [18], qui présente aussi une extension du K-means en prenant en considération la propriété du classement des voisins, demande une spécification à priori du nombre de cluster à utiliser. Cette contrainte nous a mené à l'élimination du NG puisqu'il est difficile de déterminer le nombre de cluster à priori dans un environnement pervasif dynamique. De plus, SOM (Self-Organizing Map) [16] peut aussi être

éliminé pour les mêmes raisons que K-Means. De plus, toujours selon Mayrhfer et al. [19][20], SOM a tendance à oublier rapidement les classes précédemment reconnues dû à sa stratégie d'apprentissage et la non variabilité de la topologie.

Par conséquent l'algorithme GNG (Growing Neural Gaz) [7] paraît comme le candidat le plus sérieux, puisqu'il se rapproche le plus de nos critères : il s'adapte selon la dynamique de l'environnement, ne demande pas de connaissance à priori et présente un temps d'exécution raisonnable. Le GNG [7], comparé aux autres algorithmes, offre plus de flexibilité, ce qui lui permet de faire face aux changements fréquents dans les PIS.

Une fois le processus de clustering terminé, les clusters reconnus seront par la suite interprétés comme étant des états représentant le modèle de comportement de l'utilisateur. Il s'agit du processus de classification, présenté dans la prochaine section.

Classification

Dans un environnement pervasif, les utilisateurs suivent des schémas de comportement qui changent au cours du temps et selon les situations de l'utilisateur. Chaque utilisateur ne peut pas être décrit au préalable de manière précise. Par conséquent, un modèle de comportement dynamique est nécessaire. Celui-ci doit être capable de s'adapter aux changements de l'utilisateur et de prendre en considération la nature probabiliste de son comportement.

A partir des clusters reconnus (cf. section 4.2.1) et de l'historique de l'utilisateur, le module de classification détermine et maintient un modèle de comportement de l'utilisateur. Ce modèle représente le comportement de l'utilisateur comme étant un ensemble d'états avec une probabilité de transition qui détermine la probabilité de passer d'un état à un autre.

Similairement aux algorithmes de clustering, les algorithmes de classification doivent répondre à un certain nombre de critères. L'algorithme à choisir doit suivre le changement des environnements pervasifs et s'adapter par en conséquencet. De plus, dans de tel environnement, il est difficile d'établir de la connaissance à priori sur le comportement de l'utilisateur. Ainsi, parmi les critères nécessaires au bon fonctionnement d'un algorithme de classification, dans un environnement pervasif, nous notons :

- ***Non supervisé*** : le modèle doit être estimé d'une manière automatique sans avoir de la connaissance à priori et sans l'aide de l'utilisateur ;
- ***En ligne*** : le modèle doit s'adapter en continu aux changements de l'utilisateur ;
- ***Incrémental*** : lorsqu'un nouveau cluster est reconnu, le modèle doit augmenter son sa structure interne de manière incrémentale, sans demander un apprentissage complet ;
- ***Données hétérogènes et multidimensionnelles*** : les situations de l'utilisateur sont représentées par des données hétérogènes qui peuvent êtres des nominaux, ordinaires, numériques, etc. Ces différents types de données doivent être pris en compte ;
- ***Mémoire et charge des processus*** : dans un PIS, un algorithme de classification risque d'être déployé sur différents dispositifs mobiles aux capacités de mémoires souvent limitées.

Plusieurs techniques de classification existent. Parmi ces techniques nous notons le Bayesian network (BN) [10], Markov Chain [9], Hidden Markov Model (HMM) [27], ARMA [12], Support Vector Machines (SVM) [5], Active Lempel Ziv (ALZ) [11]. Tout d'abord, le BN [10] fonctionne avec des variables discrètes. Il nécessite de la connaissance à priori et doit spécifier dès le début les états et les variables cachées, ce qui ne correspond pas aux prérequis énoncés ci-dessus. Ensuite, le SVM [5] représente une méthode de classification traitant seulement les données numériques, demandant en plus une taille fixe de l'espace des données d'entrée. ARMA [12], quant à lui, représente une des techniques de classification les plus performantes et les plus appropriées dans notre domaine. Néanmoins, l'inconvénient majeur de ARMA est sa limitation au traitement des données numériques, ce qui rend difficile sont application à certaines données contextuelles de

nature symbolique, et aux intentions. Les HMM [27] représentent la technique de classification la plus connue. Cette technique ne peut pas s'appliquer dans un environnement pervasif, demandant une adaptation automatique et dynamique aux changements, due principalement à la méthode supervisée des HMM. Dans ce cadre, les chaînes de Markov [9] sont plus adaptées que les HMM pour une classification non supervisée et en ligne, traitant des données hétérogènes multidimensionnelles dans un environnement pervasif. Par conséquent, les chaines de markov représentent le candidat le plus approprié aux Systèmes d'Informations Pervasifs, répondant au mieux aux critères présentés ci-dessus.

Les chaines de Markov [9] représentent une des méthodes les plus connues pour représenter des processus stochastique à un espace d'états discret. Nous représentons le modèle de chaines de Markov (M) comme le doublet : M = (S, p), avec S représentant les différents états possibles et p ∈ [0,1] la probabilité de transition d'un état vers un autre.

Dans notre cas, à un instant donné, l'utilisateur se trouve dans une situation (état) s ∈ S représentant son intention dans un contexte donné. Dans un système d'information pervasif, l'intention de l'utilisateur et son contexte peuvent changer. Par conséquent, l'utilisateur passe de la situation s à une situation s' ∈ S. La situation s' représente l'état successeur de s avec une certaine probabilité p. Cette probabilité de transition représente le ratio du nombre de transition de s à s' sur le nombre de toutes les transitions possible à partir de s. Elle est représenté comme suit :

$$\boldsymbol{p(s,s') = P\,(Xt+1 = s' | Xt = s) = \frac{Nss'}{\sum_{s''\in S} Nss''}}$$

Le processus de prédiction, décrit dans la prochaine section, se base notamment sur les résultats de la classification pour prédire la prochaine intention de l'utilisateur.

4.3 Processus de prédiction

Dans cet article, nous suggérons qu'un comportement plus proactif peut être obtenu avec la prédiction des besoins futurs de l'utilisateur. Ce processus de prédiction tente de prévoir l'intention future de l'utilisateur afin de lui proposer le prochain service qui peut répondre à cette intention future. Ce processus se déclenche quand l'utilisateur envoie son intention au middleware IPSOM. Basé sur l'intention de l'utilisateur (I) et sur son contexte (C) courant, IPSOM est capable non seulement de sélectionner le service qui répond au mieux au besoin immédiat de l'utilisateur (phase de découverte de service), mais également de lui proposer l'étape suivante (phase de prédiction de service). En se basant sur le modèle de comportement (M) (cf. section 4.2.2) de l'utilisateur et sur l'intention et le contexte courant de l'utilisateur, le module de prédiction se charge de trouver l'état du modèle de comportement le plus similaire à la situation actuelle de l'utilisateur.

La *FIG.3* illustre notre algorithme de prédiction de l'intention future de l'utilisateur et la prédiction du service le plus approprié. La ligne 9 de la *FIG.3* présente la première étape de la prédiction. Elle illustre l'étape de la correspondance sémantique entre l'intention et le contexte de chaque état du modèle du comportement de l'utilisateur avec son intention et contexte courant. En premier lieu, cette étape se base sur une correspondance sémantique entre les intentions de l'utilisateur et l'intention de l'état. Comme mentionné précédemment, une intention est composée d'un verbe et d'une cible. La correspondance sémantique des intentions s'appuie donc sur les ontologies décrivant ces éléments afin de déterminer le score de correspondance entre les deux intentions. Ensuite, l'algorithme procède à une correspondance sémantique entre les descriptions de contexte de l'utilisateur et de l'état du modèle de comportement. Cette correspondance se base sur une ontologie du domaine et sur des mesures de similarités entre les valeurs du contexte (voir [22] pour plus de détails sur les différentes ontologies).

Algorithme 1 Prédiction Service			
1 :	**Procédure** PREDICTIONSERVICE (I_t, C_t, M)	12:	**Si** $Etat_{classé}$ est non vide **alors**
2:	Résultat = ∅	13:	$Etat_{Observé}$ = MaxScore($Etat_{classé}$)
3:	$Etat_{classé}$ = ∅	14:	$Etat_{Successeur}$ = ChercherEtatSuivant($Etat_{Observé}$, M)
4:	$Etat_{Observé}$ = ∅	15:	Service = Service ($Etat_{Successeur}$)
5:	$Etat_{Successeur}$ = ∅	16:	Intention =Intention ($Etat_{Successeur}$)
6:	Score = 0	17:	Contexte = Contexte ($Etat_{Successeur}$)
7:	ID = TrouverEtatsID(M)	18:	Résultat.ajout(Intention, Contexte, Service)
8:	**Pour Chaque** id ∈ ID **faire**	19:	**Fin Si**
9:	Score = Match (I_t, C_t, id)	20:	**Retourner** Résultat
10:	$Etat_{classé}$.ajout(id, score)	21:	**Fin procédure**
11:	**Fin Pour**		

FIG. 3. Algorithme de prédiction d'intention

Le score final de la correspondance représente le score de la correspondance des intentions et le score de la correspondance du contexte. Ces informations sont enregistrées avec l'identifiant de l'état, et en parcourant tous les états du modèle, nous pouvons déterminer l'état le plus similaire à la situation courante de l'utilisateur (ligne 13).

Par la suite, si un état est identifié, IPSOM se charge de sélectionner l'état suivant en se basant sur les probabilités de transition (ligne 14). Le choix de l'état suivant se base la probabilité de transition, qui doit être supérieure à un certain seuil prédéfini. En cas de plusieurs états successeurs possibles, la plus forte probabilité de transition est choisie. Par ce choix, nous déduisons l'état successeur, lequel représente l'intention future de l'utilisateur dans un contexte donné. Nous anticipons ainsi le besoin futur de l'utilisateur en lui proposant le service le plus approprié qui peut l'intéresser.

Lorsqu'un nouveau service est rajouté au répertoire de service, IPSOM vérifie si ce service peut répondre mieux à une des situations représentée comme un état dans le modèle de comportement de l'utilisateur. Si c'est le cas, l'état est mis à jour avec le nouveau service. Par conséquent, le service qui sera proposé à l'utilisateur, lors de ce processus de prédiction, reste le service le plus approprié par rapport à l'intention de l'utilisateur dans son contexte d'utilisation.

5 Implémentation

Dans cet article, nous proposons un mécanisme de prédiction de l'intention de l'utilisateur. Ce mécanisme s'appui sur un processus d'apprentissage afin de déterminer le modèle de comportement de l'utilisateur, lequel va permettre d'anticiper son besoin.

L'implémentation du mécanisme de prédiction se base sur Java comme langage de développement. Trois interfaces de base ont été définies, à savoir l'interface de clustering, l'interface de classification et l'interface de prédiction. Premièrement, l'implémentation de l'interface clustering reçoit, comme entrée, une partie de l'historique et lance, par la suite, l'algorithme de GNG, lequel retourne enfin un ensemble de clusters mise à jour. Deuxièmement, l'implémentation de l'interface de classification reçoit comme entrée l'ensemble des clusters et la dernière situation observée de l'utilisateur. Elle lance l'algorithme de Markov Chain et retourne un modèle de comportement de l'utilisateur mis à jour dynamiquement. Enfin, l'implémentation de l'interface de prédiction reçoit comme entrée, la situation courante de l'utilisateur et son modèle de comportement. Elle implémente l'algorithme de prédiction décrit dans la section précédente (cf. section 4.3), lequel se charge de retourner l'intention suivante la plus probable et le service le plus approprié qui peut intéresser l'utilisateur.

L'usage d'interfaces Java fournit à l'implémentation un niveau supplémentaire d'abstraction, garantissant une architecture flexible. Celle-ci permet de remplacer facilement les algorithmes d'apprentissage et de prédiction, grâce notamment à un fichier de configuration. Ce fichier

mentionne les implémentations à lancer lors de l'exécution. Ainsi, de nouveaux algorithmes peuvent être développés et testés par la suite.

A l'heure actuelle, l'implémentation est toujours en cours. Comme prochaine étape, nous visons l'évaluation de notre mécanisme de prédiction afin de déterminer la performance et la précision qu'il nous offre.

6 Conclusion

De nos jours, notre environnement est caractérisé par l'évolution des technologies pervasives et par la forte croissance des services offerts à l'utilisateur. Cependant, les systèmes d'informations pervasifs qui en découlent sont assez complexes demandant beaucoup d'effort de compréhension de l'utilisateur dans le but de comprendre les différentes implémentations de service offertes et choisir celui qui est le plus approprié à ses besoins. Par conséquent, nous proposons dans cet article de se positionner au niveau de l'utilisateur afin de réduire son effort de compréhension en cachant la complexité des PIS.

Nous proposons une vision centrée utilisateur des PIS basée sur une approche intentionnelle de prédiction. Cette approche permet d'anticiper le besoin futur de l'utilisateur, de lui proposer un service qui peut l'intéresser d'une façon assez compréhensible et moins intrusive. Par cette approche, nous pensons contribuer à l'amélioration de la transparence et de la productivité des PIS à travers une vision centrée utilisateur, laquelle perçoit les PIS par les intentions qu'il permet à l'utilisateur de satisfaire dans un contexte d'utilisation donné.

Nous présentons dans cet article un mécanisme de prédiction intentionnelle guidée par le contexte, en cours d'intégration au middleware IPSOM. Ce mécanisme de prédiction permet : (i) de grouper les situations similaires de l'utilisateurs dans un ensemble de clusters ; (ii) d'apprendre le modèle de comportement de l'utilisateur selon les clusters reconnus et l'historique de l'utilisateur ; (iii) de déduire son intention future en se basant sur son modèle de comportement et sur son intention et contexte d'utilisation courant.

Comme perspective, nous envisageons d'évaluer l'implémentation de notre proposition dans un cas d'étude réel afin de démontrer sa validité, sa performance et sa précision. Les résultats de cette évaluation seront présentés dans des publications ultérieures.

7 Références

[1] Abbar, S., Bouzeghoub, M., and Lopez, S., "Context-aware recommendation systems: a service-oriented approach," 35th Int Conf on Very Large Data Bases (VLDB), France (2009)

[2] Adomavicius, G., Sankaranarayanan, R., Sen, S., and A. Tuzhilin, "Incorporating contextual information in recommender systems using a multidimensional approach," ACM Transaction on Information Systems, 23(1), pp. 103-145, (2005)

[3] Adomavicius, G., and Tuzhilin, A., "Toward the next generation of recommender systems: A survey of the state-of-the-art and possible extensions," IEEE TKDE, 17(6), pp. 734-749 (2005)

[4] Bonino da Silva Santos, L.O., Guizzardi, G., Pires, L.F., and Van Sinderen, M., "From User Goals to Service Discovery and Composition", ER Workshops, pp. 265-274 (2009)

[5] Burges, C. J. C., "A tutorial on support vector machines for pattern recognition, Data Mining and Knowledge Discovery 2, pp. 121–167, (1998)

[6] Chen, I. Y. L., Yang, S. J. H., and Jiang, J., "Ubiquitous provision of context aware web services," IEEE Int Conf on Services Computing (SCC), USA, pp. 60-68, (2006)

[7] Daszykowski, M., Walczak, B., and Massart, D.L., "On the optimal partitioning of data with k-means, growing k-means, neural gas, and growing neural gas," Journal of Chemical Information and Computer Sciences, 42 (1), pp. 1378–1389, (2002)

[8] Dey, A., "Understanding and using context," Personal and Ubiquitous Computing, 5 (1), pp. 4-7, (2001)

[9] Feller, W., "An Introduction to Probability Theory and its Applications," Wiley, (1968)

[10] Friedman, N., Geiger, D. and Goldszmidt, M., “Bayesian Network Classifiers,” Machine Learning 29 (2-3), pp. 131-163, (1997)
[11] Gopalratnam, K., and Cook, D. J., “Active Lezi: An incremental parsing algorithm for sequential prediction,” Proceedings of the Florida Artificial Intelligence Research Symposium, (2003)
[12] Hsu, W.H., Gettings, N.D., Lease, V.E., Pan, Y., and Wilkins, D.C., “Heterogeneous time series learning for crisis monitoring,” In: Predicting the future: ai approaches to time-series problems. Workshop held in conjunction with the fifteenth national conference on artificial intelligence, 98, pp. 34–41, (1998)
[13] Jackson, M., “Software Requirements and Specifications: A lexicon of practice, principles and prejudices,” Addison Wesley Press, 256, (1995)
[14] Jiménez Molina, A., Koo, H.M, and Ko, I.Y, “A Template-Based Mechanism for Dynamic Service Composition Based on Context Prediction in Ubicomp Applications,” Int Workshop on Intelligent Based Tools IWBT, (2007)
[15] Kaabi, R.S., and Souveyet, C., “Capturing intentional services with business process maps,” RCIS, pp. 309-318, (2007)
[16] Kohonen, T., “Self-Organising Maps,”, 30, Springer (1995)
[17] Kouruthanassis, P.E. and Giaglis, G.M., “A design theory for pervasive systems,” IWUC, pp. 62-70 (2006)
[18] Martinetz, T.M., Berkovich, S.G., and Schulten, K.J. “Neural-Gas" network for vector quantization and its application to time-series prediction,” IEEE Transactions on Neural Networks, 4 (4), pp. 558–569, (1993)
[19] Mayrhofer, R., Harald, R., and Alois, F., “Recognizing and Predicting Context by Learning from User Behavior, ” Int Conf On Advances in Mobile Multimedia (MoMM2003), ed. W. Schreiner, G. Kotsis, A. Ferscha, and K. Ibrahim, 171, pp. 25–35, (2003)
[20] Mayrhofer, R., “An Architecture for Context Prediction,” PhD thesis, Johannes Kepler University of Linz, (2004)
[21] Najar, S., Kirsch-Pinheiro, M., and Souveyet, C., “The influence of context on intentional service,” 5th Int. IEEE Workshop on Requirements Engineerings for Services (REFS)- IEEE Conf on Computers, Software and Applications (COMPSAC), Germany, pp. 470–475, (2011)
[22] Najar, S., Kirsch-Pinheiro, M., and Souveyet, C., “Towards semantic modeling of intentional pervasive information systems,” WEWST, pp. 30-34, (2011)
[23] Nelles, O., “Nonlinear system identification, ” Springer, Germany, (2001)
[24] Nurmi, P., Martin, M., and Flanagan, J. A., “Enabling proactiviness through Context Prediction,” in Proceedings of the Workshop on Context Awareness for Proactive Systems, Finland, pp. 159-168, (2005)
[25] Petzold, J., “State Predictors for context prediction in Ubiquitous Systems”, PhD thesis, University of Augsburg (2005)
[26] Petzold, J., Bagci, F., Trumler, W. and Ungerer, T., "Next location prediction within a smart office building", 1st Int. Workshop on Exploiting Context Histories in Smart Environments (ECHISE05), 3rd International Conference on Pervasive Computing (2005)
[27] Rabiner, L.R., “A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition,” Proceedings of the IEEE 77, pp. 257–286, (1989)
[28] Sigg, S., “Development of a novel context prediction algorithm and analysis of context prediction schemes,” PhD thesis, Kassel University (2008)
[29] Sigg, S., Haseloff, S., David, K., "An Alignment Approach for Context Prediction Tasks in UbiComp Environments", IEEE Pervasive Computing, 9 (4), pp. 90-97, (2010)
[30] Vanrompay, Y. "Efficient Prediction of Future Context for Proactive Smart Systems", PhD Dissertation, Katholieke Universiteit Leuven, Leuven, Belgium (2011)
[31] Weiser, M., “The computer of the 21st Century,” Scientific American, 265(3), pp. 94–104, (1991).
[32] Xiao, H., Zou, Y., Ng, J., and Nigul, L., “An Approach for Context-Aware Service Discovery and Recommendation, ” ICWS 2010, pp. 163-170 (2010)
[33] Yang, S. J. H., Zhang, J., and Chen, I. Y. L., “A JESS-enabled context elicitation system for providing context-aware Web services,” Export Systems with Applications, 34 (4), pp. 2254-2266 (2008)