

APPRENTISSAGE DE MODELES EN TELEMEDECINE

APPLICATION A LA DIALYSE

Laurent Jeanpierre* et François Charpillet[†]

* Laboratoire Loria, Campus scientifique, jeanpier@loria.fr

† Laboratoire Loria, Campus scientifique, charp@loria.fr

Résumé

L'application de modèles de diagnostic à des problèmes médicaux pose le problème de l'adaptation des paramètres de ces modèles dans des conditions difficiles. Les données médicales disponibles ne sont en effet pas toujours suffisantes, et la condition d'un patient est amenée à évoluer au cours du temps. L'apprentissage par descente de gradient visant à imiter le diagnostic d'un médecin permet de s'abstraire de ces problèmes en guidant le système vers une solution viable en un nombre restreint d'itérations.

Mots-clés : Apprentissage par renforcement, Médecine, Descente de gradient, Modèle Markovien partiellement observable.

1 INTRODUCTION

L'insuffisance rénale conduit à une perte des facultés d'épuration de l'organisme et à une atteinte de la régulation hydrique. La dialyse péritonéale continue ambulatoire (DPCA) constitue l'un des soins palliatifs qui permettent de traiter l'insuffisance rénale. Son principal avantage est de s'effectuer au domicile des patients. Les patients sont suivis par leur néphrologue à raison d'une visite par mois en l'absence d'aggravations. Les risques sont essentiellement liés à une mauvaise estimation par le médecin du "poids sec"¹. Cela peut entraîner une hyperhydratation ou une déshydratation. L'installation de ces troubles dont les conséquences peuvent être graves, voir mortelles se fait de façon très insidieuse. Pourtant, on peut souvent constater *a posteriori* que l'étude attentive des données de dialyse aurait pu permettre de la prévoir et de l'éviter.

Pour tenter d'éviter ces complications, plusieurs expériences d'application de télé-médecine ont été menées dans le monde depuis une dizaine d'années. Elles sont essentiellement basées sur deux technologies : la visioconférence entre patient et néphrologue, l'aide à la télémaintenance de machines. Les travaux menés à Nancy dans le cadre du projet DIATELIC se démarquent de ces expériences en axant le projet non seulement autour du transport de données mais surtout sur l'analyse de ces données. Le patient dispose ainsi d'un service personnalisé qui permet d'assurer le suivi **quotidien** de sa pathologie. Le suivi quotidien de nombreux patients est cependant difficilement envisageable parce qu'il entraînerait une surcharge de travail du néphrologue (un néphrologue suit de l'ordre de cent patients).

Nous avons démontré qu'un système d'analyse des données permettait d'alléger cette charge. Ce système s'appuie sur un modèle de suivi des patients fondé sur un modèle décisionnel de Markov partiellement observable. Une originalité importante de ce système est le rôle de professeur que joue le médecin vis-à-vis du modèle de chaque patient (un profile personnalisé). Ce rôle peut s'exercer sans connaissance informatique particulière. Le médecin corrige simplement le diagnostic lorsque celui-ci est erroné. Le modèle est alors adapté pour s'approcher de ce diagnostic tout en tenant compte des données observées.

2 LE MODELE

Le modèle sur lequel repose l'analyse des données est destiné à déclencher des alertes lorsqu'une anomalie survient, et à les justifier par une ébauche de diagnostic. Celui-ci présente sous forme de courbes la probabilité que le patient soit dans l'un des états du modèle à chaque instant. Ces états représentent les situations physiologiques auxquelles se réfère le médecin pour établir son diagnostic. Dans le système

¹ poids idéal que doit faire le patient lorsqu'il est correctement hydraté.

Diatelic, il s'agit des cinq états suivants : normal, poids sec trop haut, poids sec trop bas, déshydratation, hyperhydratation. Dans le modèle, chaque état est caractérisé par son influence sur les signaux physiologiques observés (poids, tension, hypotension orthostatique, ultrafiltration).

3 APPRENTISSAGE ET ADAPTATION

L'algorithme d'apprentissage usuel pour les modèles Markoviens est celui donné par Baum et Welsh. (Rabiner 1989) Ce dernier est une implantation des principes d'*Expectation-Maximisation* qui affine le modèle courant en se servant de statistiques faites sur les données observées, classées selon les résultats fournis par ce même modèle. La convergence est assurée à condition que l'on dispose d'une quantité infinie de données parcourant régulièrement chacun des états du modèle. Dans le cas qui nous intéresse, ces hypothèses sont loin d'être vérifiées. Nous ne disposons en effet que des données fournies par le patient, ce qui correspond à une mesure quotidienne. Les paramètres physiologiques du patient évoluant au cours du temps, on ne peut pas non plus conserver un historique long, car le modèle que l'on cherche à apprendre est supposé stationnaire. L'application de cet algorithme dans ces conditions montre donc de graves lacunes. En particulier, il est fréquent que le modèle dérive plus ou moins lentement pour suivre l'évolution du patient au lieu de déclencher des alertes. Le modèle est alors perverti et commence à générer des alertes pour des situations normales alors que rien n'est fait pour des situations alarmantes. La sémantique des états a changé et ne correspond plus à ce à quoi les médecins attendent.

La solution que nous proposons à ces problèmes repose sur la collaboration avec les médecins. Ces derniers connaissent en effet le patient et ont accès à des données non disponibles pour le système telles que l'aspect général du patient, sa conversation, et divers examens complémentaires que le médecin peut demander. Cette méthode permet en même temps de limiter les problèmes liés au faible volume de données disponibles. L'approche mise en œuvre consiste à proposer au médecin le diagnostic fourni par le modèle actuel. Pour mémoire, ce diagnostic correspond à l'évolution de la probabilité d'apparition des diverses pathologies vis-à-vis de l'état normal du patient. Le médecin peut alors modifier ce diagnostic en imposant les tendances qui lui semblent conformes à la réalité. Par exemple, si le modèle propose une hyperhydratation du malade alors que le médecin n'y voit qu'une prise de poids normale, il lui suffit d'inverser les probabilités de ces deux états. Lorsque le diagnostic affiché correspond à celui du médecin, un apprentissage par descente de gradient est effectué pour modifier les paramètres du modèle et se rapprocher de la consigne fournie. La méthode utilisée correspond à une recherche dichotomique alliée à une relaxation inspirée de celle proposée par Powell. (Numerical Recipes 1988).

L'objectif de cette optimisation est d'obtenir le meilleur compromis possible entre l'adéquation du diagnostic du système avec la consigne fournie par le médecin et la fiabilité du diagnostic. Cette fiabilité correspond à la probabilité que le modèle Markovien sous-jacent puisse observer la séquence des valeurs fournies par le patient. Ce compromis assure que le modèle ne fait pas de sur-apprentissage local, et qu'il tente de généraliser les paramètres pour aboutir à un modèle stable et prédictif.

4 CONCLUSION

L'expérimentation menée dans le cadre du projet DIATELIC montre que la mise en œuvre d'un modèle Markovien avec un nombre restreint d'états permet d'obtenir des résultats très intéressants. Cela n'est cependant possible qu'à la condition de disposer d'une méthode permettant d'adapter facilement les paramètres du modèle à chaque patient. La méthode d'apprentissage de diagnostic par descente de gradient remplit cette fonction très correctement en permettant à un médecin de modifier les paramètres du système sans même avoir à connaître ces derniers. Cette méthode est applicable facilement à d'autres problèmes visant à réguler un état particulier, comme nous le montrons dans (Jeanpierre & Charpillet 2002).

RÉFÉRENCES

- JEANPIERRE L., CHARPILLET F. (2002). Hidden Markov Models for Medical Diagnosis. *Healthcom 2002*
- PRESS, W.H., ET AL (1988). Numerical Recipes in C: The Art of Scientific Computing, *Chapter 10, Cambridge University Press.*
- RABINER L.R. (1989). A Tutorial on Hidden Markov Models and Selected Applications in Speech Recognition, *Proceedings of the IEEE, 77, no. 2, pp 257-285, February.*