

Intégration de données haptiques brutes dans des systèmes experts de diagnostic des connaissances

Sébastien Lallé*, Vanda Luengo*

*Laboratoire LIG MeTAH, Grenoble
prénom.nom@imag.fr

Résumé. Cet article a pour cadre un environnement informatique pour l'apprentissage humain (EIAH) dédié à la chirurgie orthopédique, et plus précisément sur le diagnostic des connaissances des apprenants. Pour ce faire, un réseau bayésien infère à partir d'exercices que les étudiants réalisent sur un simulateur avec bras articulé. Ce réseau résulte d'une approche centrée expert du domaine, comme très souvent dans les EIAH. Pourtant, dans un domaine comme la chirurgie où les connaissances sont tacites, le geste de l'apprenant semble intéressant à considérer. Le but de nos travaux est donc d'adopter une démarche plus centrée sur les données en incorporant au réseau bayésien les données haptiques continues issues du simulateur. Divers problèmes se posent néanmoins, d'une part sur le besoin d'étudier la nature des données pour conserver la généralité du système, et d'autre part pour trouver des méthodes de validation pertinentes concernant leur traitement.

1 Introduction

L'analyse des connaissances est depuis longtemps une composante essentielle du domaine de l'apprentissage humain, notamment via le développement d'environnement informatique pour l'apprentissage humain (EIAH). Le but étant de proposer à des apprenants des outils informatiques qui permettent, en leur proposant exercices et problèmes, de déterminer s'ils connaissent et utilisent de manière valide les connaissances à mettre en œuvre afin de leur proposer la rétroaction la plus pertinente possible. Bien sûr, ces applications sont très dépendantes du domaine (mathématiques, physique, linguistique...); dans cet article, nous allons nous intéresser plus précisément à la chirurgie orthopédique à travers un projet d'EIAH nommé TELEOS.

TELEOS propose une plateforme d'apprentissage qui comporte un simulateur avec bras articulé, lequel permet à des internes de réaliser des exercices de chirurgie; à partir des traces (des données) qui sont observées, le système diagnostique ensuite les connaissances mises en jeu (de façon valide ou invalide) afin de proposer un retour à l'apprenant (sous forme de renvoi à un cours, d'autres exercices, de consultation des cas cliniques, etc.).

Nous nous intéressons ici au diagnostic: sa mise en œuvre est compliquée puisque les connaissances ne sont pas tangibles («dans la tête»), si bien que l'on ne peut déterminer avec

Données haptiques pour le diagnostic des connaissances

certitude si elles sont correctement utilisées. De plus dans le domaine qui nous intéresse, elles sont souvent tacites, c'est-à-dire innées ou acquises et difficile à définir formellement. Donc pour modéliser cette incertitude, le diagnostic des connaissances repose dans TELEOS sur un réseau bayésien dynamique. Cependant, c'est un réseau centré expert où des spécialistes, en didactique et médecine, ont identifié les connaissances puis défini les tables de probabilités du réseau bayésien.

1.1 Motivations

Le simulateur étant basé sur un bras robotisé qui collecte des données (de vitesse, de positions dans l'espace), il paraît intéressant de passer à une approche plus « centrée donnée » pour le diagnostic. Les motivations nous paraissent nombreuses :

- réduire le rôle subjectif de l'expert ;
- gérer les formulations imprécises des connaissances empiriques et tacites (par exemple : « la vitesse ne doit pas être trop rapide dans un corps peu dense ») ;
- réduire les erreurs d'interprétation ;
- affiner le diagnostic ;
- pouvoir aisément tester et valider différentes approches automatiquement, c'est-à-dire augmenter la flexibilité.

L'approche centrée donnée est encore récente dans les EIAH, parce qu'elle implique des méthodes de *data-mining* et d'apprentissage dont la validation s'avère compliquée. Les avantages en ont cependant été montrés à de nombreuses reprises dans des domaines d'apprentissage non professionnel, en ce qui concerne l'apprentissage de paramètres ou de poids d'un modèle (ici notamment, les probabilités du réseau bayésien, nombreuses et soumises à l'imprécision de l'expert).

Quant aux données issues du bras articulé, elles sont de nature « haptiques » (la science du toucher) brutes, c'est-à-dire directement fournies par un outil mécanique sans information sémantique associée. À notre connaissance, l'utilisation de données de cette nature pour le diagnostic des connaissances n'a jamais été expérimentée. Nous pouvons apporter plusieurs raisons à cela :

- les domaines d'application sont complexes ;
- le type de connaissances associées à des paramètres haptiques ne peut être qu'empirique et tacite (ce qui est fréquent en médecine) ;
- la valeur de ces données dépend de l'instance (de l'exercice) courante (manque de généralité).

1.2 États de l'art

On trouve dans les EIAH trois approches pour modéliser un réseau bayésien de diagnostic des connaissances (M. Mayo (2001)). La première est l'approche centrée expert dans laquelle un spécialiste donne la structure et les tables de probabilités ; elle a cependant pour inconvénients de souvent produire trop de variables aléatoires dans le réseau pour pouvoir inférer en un temps raisonnable, ainsi que de rendre difficile l'estimation des probabilités. Par exemple

dans DT-Tutor (R. C. Murray (2000)), cette approche fut un problème dans l'évaluation du réseau. La seconde approche est centrée efficacité : le modèle est simplifié ou restreint de telle manière que ce sont les connaissances du domaine qui doivent s'y adapter. Le but est d'améliorer l'efficacité, c'est-à-dire diminuer la complexité et/ou les temps de calcul. Comme pointé par Mayo et Mitrovic, l'inconvénient est que les restrictions apportées peuvent introduire des simplifications ou des assertions erronées sur le domaine.

Enfin, la troisième approche est centrée donnée, c'est-à-dire que la structure et les tables de probabilités du réseau sont apprises automatiquement à partir de données. Ce type de modèle permet de se dispenser des variables cachées, car liées à l'expertise du domaine, pour se concentrer sur les relations entre les données observées. Mayo et Mitrovic indiquent cependant dans leurs travaux qu'un grand nombre de données observées est nécessaire pour la pertinence du modèle appris.

À notre connaissance, aucun travail ne se ramène à notre approche d'analyse des données haptiques en vue de diagnostiquer les connaissances. Pour être plus précis, l'on trouve divers expérimentations qui recoupent partiellement notre sujet. Premièrement, les interfaces haptiques commencent à être utilisées dans les EIAH avec un but pédagogique (comme l'apprentissage de l'écriture (J. Bluteau (2008))), mais les données n'y sont pas analysés et seules les courbes d'apprentissage finales sont mesurées. L'autre partie de notre approche, c'est-à-dire adopter une démarche centrée donnée dans les EIAH, est un sujet récent mais étudié, comme discuté ci-dessus ; cependant, les données traitées ne sont pas de type haptiques «brutes». Le traitement par des méthodes de *data-mining* des informations haptiques en vue d'en déduire des connaissances est donc un verrou auquel nous nous sommes intéressés.

Dans la suite de cet article, nous allons tout d'abord présenter plus en détail le projet TELEOS et le réseau bayésien qui ont servi de cadre pour notre travail. Ensuite, nous présenterons les moyens et méthodes étudiés pour incorporer les données haptiques, et nous proposerons quelques méthodes d'analyse des résultats, afin de déterminer la validité et l'intérêt des méthodes expérimentées. Enfin, nous situerons ce travail par rapport à l'état actuel de la recherche dans ce domaine.

2 Contexte : TELEOS et le diagnostic des connaissances

Bien que ce travail ne s'intéresse spécifiquement qu'à la prise en compte de données haptiques, une présentation plus générale du projet est nécessaire à la bonne compréhension des motivations de ce travail.

Le projet TELEOS (Technology Enhanced Learning Environment for Orthopaedical Surgery) (L. Vadcarrd (2004)) soutenu par l'ANR¹ a pour objectif principal de favoriser l'apprentissage de gestes percutanés en chirurgie orthopédique. Pour ce faire, nous tentons d'analyser les caractéristiques propres aux connaissances empiriques, déclaratives et perceptivo-gestuelles dans l'enseignement de la chirurgie orthopédique de façon à pouvoir déterminer les modèles de représentation de connaissances les plus appropriés.

1. Code du projet : ANR-06-BLAN-0243.

Données haptiques pour le diagnostic des connaissances

Par ailleurs, les opérations chirurgicales orthopédiques percutanées se décomposent en deux notions distinctes : le geste chirurgical et le repérage de l'outil chirurgical par le biais des radiographies. Effectivement, lors d'une intervention dite mini-invasive, le chirurgien est capable de repérer la trajectoire de son outil grâce aux radiographies prises tout au long de l'opération et grâce aux pressions ressenties lors de la progression de l'outil dans le corps. Ce sont ces deux composantes principales qui sont implémentées dans le simulateur indépendamment du type d'opération simulé (A. Larcher (2010)).

Du point de vue d'un outil dit de diagnostic des connaissances, nous avons besoin d'un modèle de connaissance. Dans TELEOS, les connaissances sont le résultat d'une analyse didactique de l'activité en chirurgie orthopédique, et ont été formalisées par un modèle didactique nommé cKc (L. Vadcard (2005)). L'idée de ce formalisme est de modéliser les conceptions à travers quatre ensembles (Balacheff (1995)) :

- un ensemble P de problèmes ;
- un ensemble O d'opérateurs qu'il est possible d'utiliser pour résoudre un problème de P (pour nous, des actions) ;
- un ensemble Σ de contrôles (pour nous, de connaissances) à appliquer pour valider ou invalider le résultat de l'application d'un opérateur ;
- un ensemble L pour les systèmes de représentation utilisés dans la résolution (par exemple, les radiographies).

Ce que nous voudrions diagnostiquer dans ce modèle, ce sont les contrôles (Σ), pour déterminer si elles sont utilisées de manière valide ou non. Ci-dessous figure un exemple afin d'illustrer le formalisme :

Problèmes	Opérateurs	Représentations	Contrôles
- Opération d'une vertèbre thoracique	- Prendre une radio de face	- Radio (2D)	- Les pédicules doivent être centrés sur les radios.
- Opération d'une vertèbre lombaire	- Impacter l'os	- Anatomie du corps (3D)	- Si le trocart est en dessous des pédicules, alors il lèse les foramens vertébraux.

TAB. 1 – Exemple de modèle cKc.

Ces quatre ensembles peuvent être intuitivement transposé en un réseau bayésien des connaissances qui permettra, par la dimension dynamique, de calculer le diagnostic (V. Minh Chieu (2009)), tel que représenté ci-dessous (figure 1).

La question (le calcul d'inférence) posée au réseau sera toujours de la forme : soit une action effectuée par un étudiant (représentés par les nœuds verts du réseau) pour un problème donné (représentés par les nœuds jaunes), les connaissances associées (nœuds gris) sont-elles bien utilisées au bon moment ?

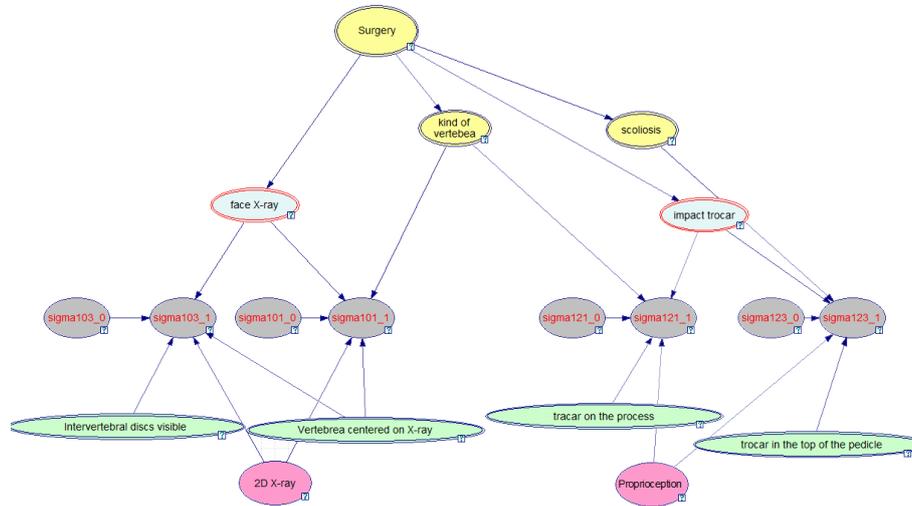


FIG. 1 – Détail du réseau bayésien. On retrouve les problèmes en jaune, les opérateurs en bleu, les contrôles en gris et les systèmes de représentation en rose. Les nœuds ovales verts, absent du modèle didactique, servent à faire le lien avec le simulateur.

Dans la suite de cet article, nous allons expérimenter la prise en compte de ces données haptique, pour aller d’un modèle expert à un modèle plus basé sur les données.

3 Incorporation des données haptiques

La nature des données haptiques est très dépendante du domaine : ici, il s’agit de la force, de la vitesse et de la position, la combinaison des trois permettant de recréer la trajectoire de l’outil chirurgical dans la vertèbre. Pour prendre en compte ces données, il convient en premier lieu de considérer leur nature : force et vitesse sont des données en une dimension tandis que la position est en 3D (coordonnées dans l’espace).

Ces données étant de type continues, leur intégration pose divers problèmes : le comportement des courbes étant lié au comportement de l’humain, ces dernières ne suivent pas une loi de probabilité. De plus, l’objectif de notre réseau de diagnostic n’est surtout pas de copier le geste de l’expert (appelé « système overlay » dans le domaine des EIAH (J.-F. Nicaud (1988)) : différentes trajectoires peuvent être valides. Il faut donc que la prise en compte de ces données soit flexible,

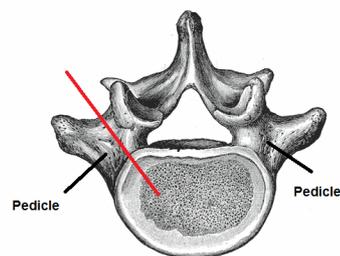


FIG. 2 – Exemple naïf de trajectoire dans une vertèbre lombaire

en gardant bien l'idée que nous cherchons à diagnostiquer des connaissances tacites.

D'un point de vue plus technique, les nœuds continus dans les réseaux bayésiens ne peuvent avoir de fils discret, ce qui est particulièrement contraignant dans un réseau de type diagnostic (où les effets connus permettent d'en déduire les causes cachées). Pour ces raisons, cette étude s'est intéressée aux possibles discrétisations des données haptiques. Dans la suite de cette section, nous allons présenter les techniques de discrétisation retenues en fonction de la nature des données, c'est-à-dire d'abord à une dimension (force et vitesse), puis en trois dimensions (trajectoire).

3.1 Une dimension

Les données à une dimension calculée par le robot sont la valeur de la force et de la vitesse de progression en fonction du temps. La discrétisation de ces données n'est pas, à première vue, complexe, d'autant plus que les limitations du bras robotisé permettent de borner les domaines (de 0 à 3 Newtons).

Une méthode efficace et répandue consiste donc à utiliser des algorithmes de *clustering* (type k-moyennes) (Joita (2009)). Trois questions sont alors posées : quel algorithme choisir ? Quelle sensibilité au bruit ? En combien de sous-ensembles faut-il discrétiser ? Les diverses méthodes de *clustering* testés (k-means, EM, DBScan) donnent des résultats très similaires — y compris en les relançant plusieurs fois, ces algorithmes étant dépendants de leur initialisation —, nous en concluons que nos traces sont facilement séparables. Reste le nombre de clusters, qui influera clairement sur le diagnostic. À ce stade, une approche statistique a été expérimentée en cherchant à optimiser le taux de remplissage des sous-ensembles. De fait, notre base de traces étant importante (surtout vis-à-vis du bornage du domaine), on peut fixer un seuil de pertinence à partir duquel un cluster ne recoupe plus assez de données.

Les deux tableaux ci-dessous illustrent ce critère avec la force : on constate qu'avec quatre clusters, le plus petit sous-ensemble ne recoupe que 2 % des données ; on estime alors qu'il est plus pertinent de demeurer à trois. Cette approche numérique paraît cohérente car le volume des données traitées est ici très grand et l'intervalle des valeurs bien délimité.

Nombre de données		Nombre de données	
cluster 1	193261 (67 %)	cluster 1	176045 (61 %)
cluster 2	29221 (10 %)	cluster 2	5703 (2 %)
cluster 3	64553 (22 %)	cluster 3	77791 (27 %)
		cluster 4	27496 (10 %)

TAB. 2 – Répartition des données sur trois clusters.

TAB. 3 – Répartition des données sur quatre clusters.

Il est intéressant de s'interroger sur la signification «sémantique» des clusters. Sur le schéma 3(a), on observe la séparation des traces (abscisses) en trois clusters selon leur valeur (ordonnée) : intuitivement, il est possible de dire que le cluster rouge signifie qu'il ne faut pas

forcer, le bleu qu'il faut et le vert est une période intermédiaire (de décision ?). Ce jugement informel « après coup » est cependant limité à notre capacité d'abstraction. Par conséquent, nous avons aussi expérimenté une discrétisation tout aussi statistique basée sur le comportement : est-ce que la force et/ou la vitesse augmente, diminue, stagne... ? Pour cela, nous avons calculé le coefficient directeur des courbes, puis appliqué le même type de *clustering*. Le résultat, illustré par la figure 3(b), est sensiblement équivalent en terme de nombre de clusters. Leur interprétation sémantique « après coup » sera en revanche différente : en vert sont représentés les moments de développement de force (le coefficient directeur est élevé), en rouge l'arrêt de l'effort et en bleu les périodes stables (souvent, au repos).

Au niveau de l'implantation pratique, la discrétisation sur valeur est plus simple à mettre en place ; elle est aussi moins soumise à interprétation. Expérimenter et valider l'outil de diagnostic permettra d'en mesurer pleinement l'impact.

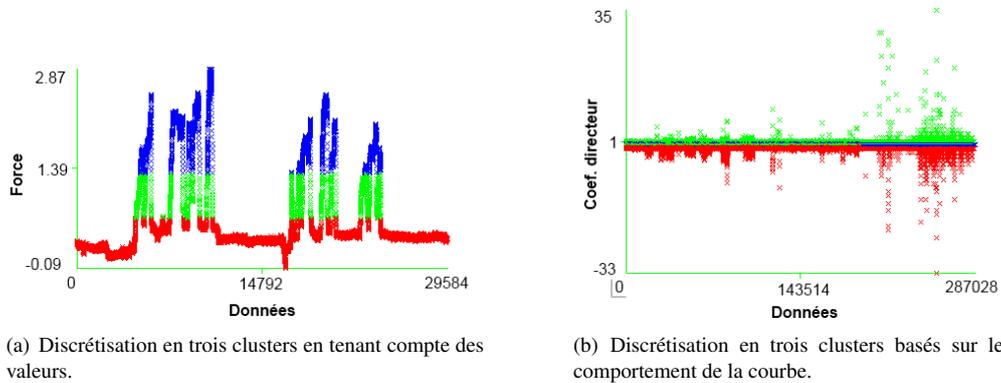


FIG. 3 – Exemple de discrétisation sur les mesures de la force.

3.2 Trois dimensions

Bien que nous pourrions théoriquement appliquer les mêmes méthodes de discrétisation pour les positions de l'outil chirurgical dans l'espace, il est bien évident que leur nature ne le permet pas, parce qu'elles sont dépendantes du patient (une valeur absolue en x,y,z ne correspond pas à la même chose d'un cas à un autre ; en d'autres termes, une trajectoire parfaite chez un sujet pourra se révéler néfaste chez un autre).

Si l'on prend garde de bien analyser nos traces, nous comprenons que nous cherchons en fait à discrétiser une trajectoire ; il est dès lors naturel de s'intéresser aux techniques de segmentation de trajectoire telles qu'on les trouve dans la littérature. Essentiellement, deux approches sont proposées. La première propose de découper l'espace en grille, et la seconde de déterminer des trajectoires de référence auxquelles toutes les autres se réduiront Bar-Gera (2005)). Comme la seconde approche ne permet ni généralité, ni flexibilité par rapport au geste de l'expert, nous devons considérer la première.

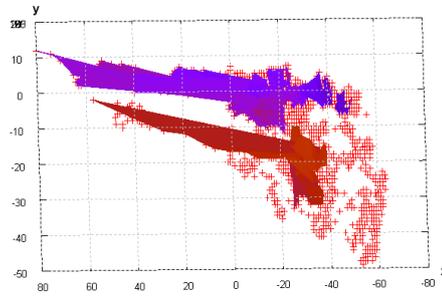


FIG. 4 – Discretisation de trajectoire en 2D.

Sur la figure 4 est représenté un exemple en deux dimensions dans lequel le plan est segmenté par une grille : il est alors possible de « suivre » la trajectoire case par case. Cela fonctionne, c'est bien, mais qu'en est-il de la généralité ? La réponse se trouve dans le côté médical du travail : en effet pour chaque vertèbre, les experts peuvent isoler une quinzaine de « points d'intérêt », c'est-à-dire des points de l'anatomie cruciaux pour les opérations orthopédiques de la vertèbre (citons par exemple les coordonnées intérieures des pédicules entre lesquelles se situe la colonne vertébrale, soit une zone dangereuse). En positionnant notre grille non pas de manière régulière (comme sur l'exemple), mais selon ces points d'intérêt, nous garantissons la généralité. La figure 5 est un exemple concret de la

discretisation selon cette méthode.

Quant à l'algorithme formel, il est le suivant :

1. pour chaque point d'intérêt de coordonnées (a,b,c), ajouter dans l'espace trois plans d'équations cartésiennes $x=a$, $y=b$, $z=c$
2. pour tous plans p1 et p2, supprimer p2 si $||x1| - |x2|| < e$, $||y1| - |y2|| < e$ ou $||z1| - |z2|| < e$

La seconde étape consiste à nous assurer que la distance entre deux plans ne soit pas inférieure à un seuil de pertinence e estimé expérimentalement à 2 mm, le but étant avant tout qu'il n'y ait pas de superposition.

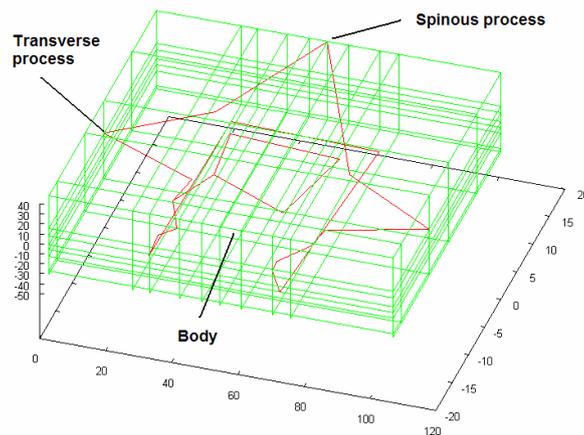


FIG. 5 – Segmentation 3D d'une vertèbre.

Nous pouvons à présent insérer des nœuds haptiques dans le réseau de diagnostic suite à ces discrétisations (figure 6). Nos ensembles discrets tels que définis ci-dessus forment les valeurs des nœuds haptiques, et la table de probabilité de ces derniers est de type déterministe (c'est-à-dire que les poids du nœud ne peuvent prendre que la valeur 0 ou 1) puisque le traitement se fait sur les données envoyées par le simulateur et correspondant à la situation courante. Ces variables agissent donc comme des entrées du réseau utilisées pour déterminer les valeurs des connaissances.

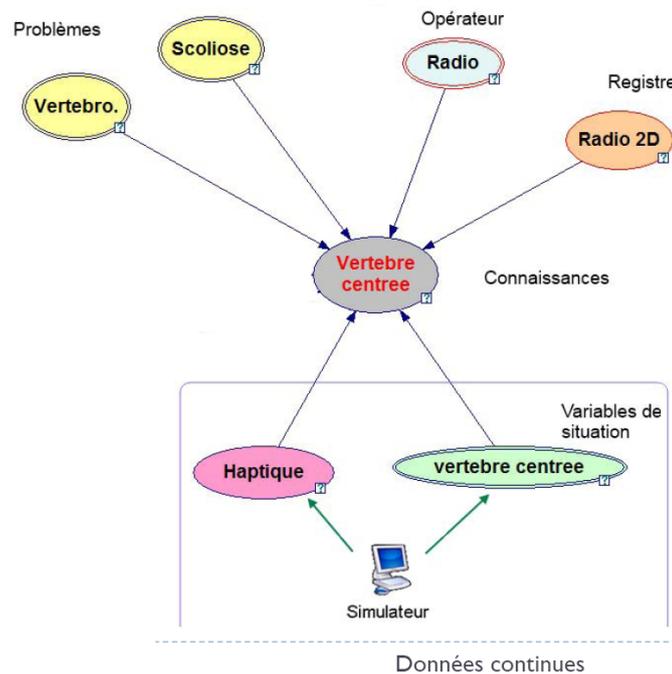


FIG. 6 – Détail du réseau centré sur une connaissance avec la présence d'une partie haptique (en rose), qui se décompose en fait en trois nœuds : force, vitesse et position.

4 Résultats

Les résultats proposés visent à déterminer si l'injection de données haptiques dans une architecture fortement centrée expert (où chaque variable a un sens sémantique fort) permet une amélioration ou un affinement du diagnostic inféré. Pour ce faire, des expériences ont été menées auprès de chirurgiens et d'internes en médecine, durant lesquelles il leur était demandé de réaliser une série d'opérations sur le simulateur. À partir de trajectoires réalisées par les sujets, nous avons centralisé une partie des données pour en calculer nos ensembles discrets. Sur le reste, nous avons appliqué les calculs d'inférence pas à pas, premièrement avec le réseau expert, et ensuite avec le réseau étendu aux nœuds haptiques, dans le but de comparer les deux.

Données haptiques pour le diagnostic des connaissances

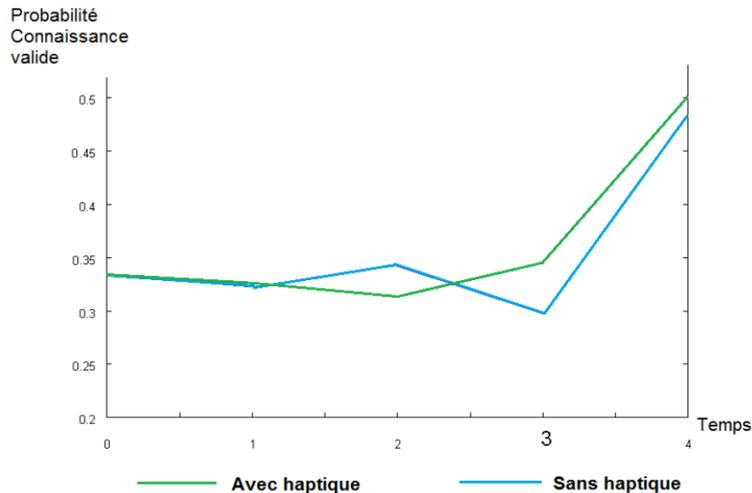


FIG. 7 – Courbe d'évolution de la validité d'une connaissance calculée par le réseau bayésien, avec et sans haptique

Les paramètres ont été établis selon les connaissances à priori (par exemple, les bordures de l'os sont plus soumises à risque que le centre du corps vertébral).

En fin d'exercice, les résultats de l'inférence sont très sensiblement les mêmes, l'analyse didactique ayant mené au système expert étant suffisamment fine. En revanche en étudiant la courbe d'évolution de la validité des connaissances au cours du temps, on se rend compte que les données haptiques permettent une meilleure anticipation des événements ; cela est *in fine* logique puisqu'une erreur dans l'exercice résulte souvent d'une erreur plus en amont dans la trajectoire (par exemple, une force trop grande développée dans un os peu dense).

Nous cherchons donc à calculer ce que nous avons appelé le facteur d'anticipation, c'est-à-dire le rapport à chaque temps t de la validité des connaissances sans et avec données haptiques. La courbe 7 en est un exemple éclairant : au temps $t=4$, un événement a permis au réseau de déterminer avec une bonne certitude que la connaissance avait été bien utilisée par l'apprenant. Au temps précédent, nous constatons que le réseau haptique anticipe légèrement ce résultat puisqu'il estime la validité à $p=0,35$, alors que le réseau expert demeure plus incertain ($p=0,3$).

On a ainsi pu mettre en exergue sur nos traces des gains substantiels dans l'anticipation des évolutions (positives ou non) de la validité des connaissances : sur plusieurs exercices, nous avons calculé le rapport entre le résultat de l'inférence avec l'haptique sur le résultat sans haptique pour chaque connaissance. Comme expliqué ci-dessus, nous n'avons considéré que les temps précédant un événement ou une action portant directement sur une connaissance, afin de ne pas comparer le résultat final mais seulement l'anticipation permise avant un événement. Par conséquent, si le rapport est inférieur à un, l'anticipation est mauvaise, supérieure à un,

elle est meilleure. La moyenne des résultats est indiquée dans le tableau 4.

Méthode	Divergence
Réseau sans haptique	1
Réseau avec <i>clustering</i> sur valeur	1.32
Réseau avec <i>clustering</i> sur comportement	1.44

TAB. 4 – Comparatif du facteur d'anticipation selon les réseaux (le cas sans haptique servant de référence).

5 Discussion

La méthode proposée ici pour l'intégration des données haptiques utilise principalement des techniques de *data-mining*. Bien que la question de la prise en compte de la sémantique des données ait été abordée avec la discrétisation sur le comportement des courbes, il serait possible d'aller plus loin sur ce sujet, par exemple en incluant des experts dans le cycle. L'intérêt serait notamment de pouvoir comparer les résultats des discrétisations et l'influence sur le diagnostic.

Si la discrétisation est un moyen simple de prendre en compte ces données, il est néanmoins évident que cela pose le problème de l'estimation des poids dans un réseau bayésien. Très souvent dans les EIAH, c'est un expert qui donne les tables de probabilités liées aux nœuds.

Il devient donc nécessaire de mettre en place des techniques d'apprentissage des paramètres, pour gagner en objectivité et en simplicité. Dans le cadre de notre réseau bayésien, nous avons testé diverses techniques classiques (maximum de vraisemblance, maximum *a posteriori* et algorithme EM en cas de manques) (Heckerman (1995)) sur une base de traces constituée expérimentalement : des étudiants ont réalisé des exercices sur le simulateur et un expert s'est chargé de diagnostiquer les connaissances. Cet aspect, bien qu'indirectement lié, va de pair avec la prise en compte de données brutes.

Références

- A. Larcher, V. Luengo, J. T. (2010). *Conception of a simulator for a TEL system in orthopaedic surgery*. Medecine and Surgery, VRIC 2010.
- Balacheff, N. (1995). *Conception, propriété du système sujet / milieu*. IREM de Clermont-Ferrand.
- Bar-Gera, H. (2005). *Continuous and Discrete Trajectory Models for Dynamic Traffic Assignment*. Networks and Spatial Economics.
- Heckerman, D. (1995). *A Tutorial on Learning with Bayesian Networks*. Springer Berlin Heidelberg / Microsoft.

Données haptiques pour le diagnostic des connaissances

- J. Bluteau, S. Coquillart, Y. P. E. G. (2008). *Haptic Guidance Improves the Visuo-Manual Tracking of Trajectories*. PLoS ONE.
- J.-F. Nicaud, M. V. (1988). *Les tuteurs intelligents, réalisations et tendances de recherche*. Technique et Science Informatique, vol. 7, numéro 1, pp. 21-45.
- Joita, D. (2009). *Unsupervised Static Discretization Methods in Data Mining*. Titu Maiorescu University.
- L. Vadcard, V. Luengo, J. T. D. M.-A. P. M. (2004). *Le projet TELEOS : Technological Enhanced Learning Environment for Orthopaedic Surgery*. Congrès IPM Internet et Pédagogie Médicale.
- L. Vadcard, V. L. (2005). *Réduire l'écart entre formation théorique et pratique en chirurgie : conception d'un EIAH*. Conférence EIAH.
- M. Mayo, A. M. (2001). *Optimising ITS Behavior with Bayesian Networks and Decision Theory*. International Journal of Artificial Intelligence in Education.
- R. C. Murray, K. V. (2000). *DT Tutor : A Decision-Theoretic, Dynamic Approach for Optimal Selection of Tutorial Actions*. Lecture Notes in Computer Science.
- V. Minh Chieu, V. Luengo, L. V. (2009). *Student Modeling in Orthopedic Surgery Training : Exploiting Symbiosis between Temporal Bayesian Networks and Fine-grained Didactical Analysis*. International Journal of Artificial Intelligence in Education.

Summary

This paper is based on an Intelligent Tutoring System (ITS) in orthopedic surgery. This project includes a simulator with haptic device that allows to diagnosing the knowledge of the learner tanks to a bayesian network. This network is the result of an expert-approach ; yet, in the domain of surgery, knowledge usually are implied and gestures may give a lot of information on it. Consequently, this paper aims to take a more data-centric approach by taking into account the continuous haptic data registered by the simulator directly into the bayesian network. This idea raises issues: first, we need to keep the genericity of the model, and then find some relevant ways for assessing the methods chosen.