

Estilos de aprendizajes vs. agentes tutores

Patricio García, Silvia Schiaffino, Analía Amandi

ISISTAN Research Institute – Facultad de Ciencias Exactas - UNCPBA, Campus
Universitario, Paraje Arroyo Seco, 7000 Tandil, Buenos Aires, Argentina.
CONICET, Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas, Argentina.
{pgarcia,sschia,amandi}@exa.unicen.edu.ar

Abstract Intelligent tutors are computer programs that assist students taking Web-based courses, by suggesting them courses of actions or learning material that best fit a student's needs, goals, and interests. In this article, we study the acceptance of intelligent tutors and the influence that learning styles have on this acceptance. Particularly, we present the results obtained when evaluating eTeacher, an intelligent agent that provides personalized assistance to students depending on their learning style and on their knowledge. The results obtained thus far demonstrate that student's learning styles influence on the acceptance of and on the interaction with intelligent tutors.

1. Introducción

Las nuevas tecnologías han aportado al campo de la educación aspectos innovadores que permiten mejorar las formas de enseñar y aprender. Una de las principales innovaciones ha sido la incorporación de tutores inteligentes en los sistemas de e-learning para personalizar la enseñanza a las características y necesidades de cada alumno. Esos tutores han sido evaluados exitosamente a lo largo de los años y se ha demostrado que tienen un efecto positivo sobre los estudiantes [14,15]. Sin embargo, son escasos los trabajos que estudien cómo los estilos de aprendizaje y características cognitivas de un estudiante pueden influir en la interacción con los agentes tutores.

En este artículo se analiza la aceptación según los estilos de aprendizajes de los estudiantes de un tutor inteligente llamado eTeacher. Este tutor es un agente inteligente que provee asistencia personalizada a estudiantes en cursos Web. eTeacher observa el comportamiento de los alumnos dentro del sistema e-learning¹ y automáticamente construye el perfil del estudiante. Este perfil está compuesto por el estilo de aprendizaje del alumno e información sobre el desempeño del estudiante en los cursos Web. Luego, eTeacher utiliza la información contenida en el perfil del estudiante para asistirlo proactivamente sugiriendo diferentes cursos de acción que lo ayudarán durante su proceso de aprendizaje.

¹ Particularmente, eTeacher funciona sobre el sistema SAVER (Software de Asistencia Virtual para Educación Remota), <http://www.e-unicen.edu.ar>

El tutor eTeacher fue evaluado con un conjunto de estudiantes de la carrera de Ingeniería de Sistemas de la UNCPBA que participaron de distintos cursos Web sobre Inteligencia Artificial. En este contexto, el agente tutor brindó recomendaciones con respecto al tipo de material de lectura, los exámenes, ejercicios y recordatorios de eventos futuros. Para evaluar la aceptación de eTeacher por parte de los estudiantes se analizaron las respuestas obtenidas de un cuestionario que evaluaba la performance del agente. Los resultados demuestran que los agentes inteligentes son una opción ampliamente aceptada por los estudiantes para personalizar sistemas de e-learning y se ha comprobado la influencia de los estilos de aprendizaje en la aceptación de los tutores inteligentes.

El artículo está organizado de la siguiente manera. La Sección 2 describe algunos trabajos relacionados. En la Sección 3 se presenta una visión general del funcionamiento de eTeacher y se describen las fases principales para el modelado del alumno, como la construcción del modelo de estilos de aprendizaje y la representación del conocimiento del estudiante. En la Sección 4 se detallan las asistencias personalizadas provistas por eTeacher. En la Sección 5 se muestran los resultados obtenidos con estudiantes reales en un contexto de uso real. Finalmente, en la Sección 6 se presentan las conclusiones del trabajo.

2. Trabajos Relacionados

El creciente interés en el análisis de los efectos de los tutores inteligentes en sistemas de e-learning se hace notorio en la gran diversidad de trabajos que existen en el área. Estos trabajos tienen por objetivo demostrar que la aplicación de agentes como tutores pedagógicos [2,15] puede afectar positivamente el aprendizaje del estudiante [14].

La evaluación del desempeño de los sistemas tutores inteligentes es un proceso complejo que requiere de la aplicación de diferentes estrategias. En la literatura se pueden encontrar un gran número de métodos de evaluación tanto cualitativos (entrevistas, cuestionarios, análisis de logs, observaciones)[17], como cuantitativos (evaluaciones, ejercicios, análisis estadísticos de éxitos). En algunos casos se combinan validaciones cuantitativas y cualitativas para minimizar el error en las medidas de evaluación [7,16]. En [12] y [9] se proponen diferentes clasificaciones de estos métodos de evaluación y se discuten las situaciones donde pueden ser aplicadas.

Por otro lado, en las investigaciones referentes al análisis de los beneficios de agentes tutores son escasos los trabajos que analicen cómo influyen los estilos de aprendizajes en la percepción de los tutores inteligentes. En [16] se demuestra que los agentes pedagógicos impactan positivamente en el aprendizaje del estudiante pero que los estilos de aprendizaje no influyen en la efectividad del agente de interfaz.

El objetivo de nuestra investigación es aportar nuevos datos al estudio de la relación entre estilos de aprendizajes y aceptación de agentes tutores, pues creemos que existe una relación entre ellos.

3. eTeacher: modelado del estudiante

El tutor eTeacher es un agente inteligente diseñado para brindar asistencias a los estudiantes dependiendo de su perfil, también conocido como modelo del alumno, y su desempeño en cursos Web. El perfil del estudiante está formado por el modelo de estilos de aprendizaje y el modelo de conocimiento del alumno. El primero de estos modelos clasifica a los estudiantes de acuerdo a cómo perciben y procesan la información. En este trabajo se utilizó el modelo de estilos de aprendizaje propuesto por Felder y Silverman [5] para estudiantes de carreras de Ingeniería. Estos estilos son detectados automáticamente por eTeacher infiriendo el estilo desde la observación de ciertos comportamientos del estudiante en los cursos Web. Por otro lado, el modelo de conocimiento del alumno contiene ciertos parámetros de desempeño del estudiante, como el número de ejercicios realizados, ejercicios realizados correctamente, resultados en los exámenes entregados, conocimientos alcanzados en el curso, entre otros.

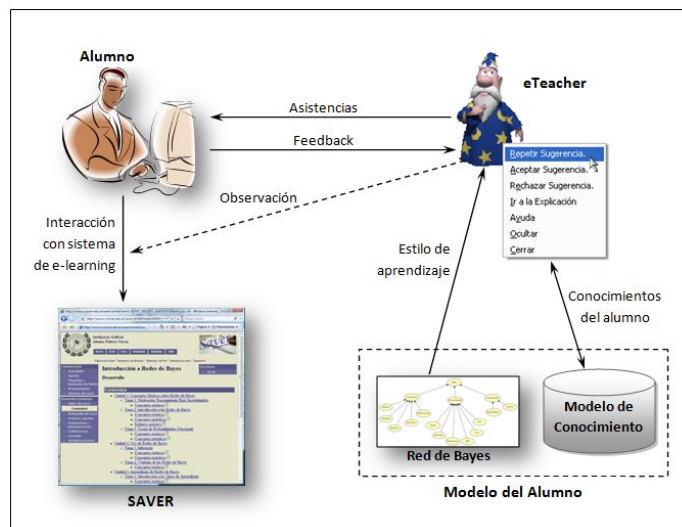


Figura 1: Esquema general del funcionamiento de eTeacher

En la Figura 1 se puede observar el funcionamiento de eTeacher para asistir a los estudiantes durante su proceso de aprendizaje. En primer lugar, eTeacher observa la interacción del alumno con el sistema de educación a distancia. A través de estas interacciones eTeacher obtiene y almacena la información relevante del comportamiento del alumno dentro de un curso Web. Luego, como resultado del proceso de observación se cuenta con un conjunto de datos que permiten construir automáticamente el perfil de un estudiante. Por último, eTeacher utiliza la información contenida en el perfil del alumno para sugerirle distintos cursos de

acción que permitan mejorar su desempeño en los cursos Web. En las siguientes secciones se explicará en detalle la construcción del perfil del alumno.

3.1. Modelado de los conocimientos del alumno

El modelo de conocimiento del alumno representa el conocimiento de un estudiante dentro de un dominio particular y es una de las características más importantes en la personalización de un sistema de e-learning junto con los intereses y preferencias del estudiante. En este trabajo se modela el conocimiento a través de un modelo de superposición o capas (overlay) [1]. Este tipo de modelo brinda un excelente balance entre simplicidad y poder de representación de conocimiento, por lo cual es la técnica de modelado de conocimiento de mayor difusión dentro de los sistemas de tutores inteligentes.

El propósito de un modelo superposición o capas es representar el conocimiento de un alumno como un subconjunto del modelo del dominio, el cual refleja el conocimiento ideal que debería alcanzar el alumno dentro del plan de estudio. En el modelo propuesto en este trabajo la estructura y contenido de un curso dictado a través de un sistema de e-learning suponen el modelo de conocimiento experto o los conceptos que debe adquirir el alumno para aprobar el curso en cuestión. Los contenidos de un curso estarán divididos en diferentes temas o conceptos que son elegidos como los fragmentos de conocimiento que el estudiante puede adquirir siguiendo el desarrollo del curso. El grado de conocimiento que presenta el alumno respecto de cada unidad mínima de conocimiento es definido a través de los exámenes que realice un alumno dentro del sistema e-learning. De esta manera, la información almacenada que define la estructura del modelo de conocimiento propuesto es la siguiente: material teórico y práctico estudiado por el alumno; ejercicios realizados sobre un tema; participaciones en discusiones realizadas en los foros y chat; evaluaciones realizadas; calificaciones obtenidas.

3.2. Estilos de aprendizaje

Los estilos de aprendizaje son características cognitivas, y comportamientos psicológicos que sirven como indicadores de cómo los estudiantes perciben, interactúan y responden a los distintos ambientes de aprendizaje. Han sido propuestos varios modelos de estilos de aprendizajes [3,8,11]. En este trabajo se utilizó el modelo formulado por Felder y Silverman debido a que ha sido evaluado exitosamente en diferentes dominios [4]. Según Felder los estilos de aprendizaje son una combinación de 4 dimensiones: comprensión, percepción, entrada y procesamiento. Cada una de estas dimensiones puede tomar uno de dos valores posibles por lo que se tienen 16 (2^4) estilos de aprendizaje dentro del modelo de Felder. La comprensión puede ser global o secuencial, la percepción puede ser intuitiva o sensitiva, la entrada verbal o visual y el procesamiento puede ser activo o reflexivo. Por ejemplo, un estilo de aprendizaje particular podría ser secuencial/sensitivo/verbal/reflexivo.

Los alumnos sensitivos incorporan nuevos conocimientos a través de hechos concretos; mientras que los estudiantes intuitivos prefieren aprender a través

de la imaginación, especulación y presentimiento. Los alumnos con aprendizaje activo prefieren la realización de ciertas actividades con la información como debatir, brindar explicaciones sobre el tema, evaluar los nuevos conocimientos de alguna manera. En cambio los estudiantes reflexivos necesitan de la evaluación y manipulación de la nueva información introspectivamente. Los alumnos con aprendizaje secuencial tienden a entender la información linealmente sin saltar de un tema a otro, por otro lado los alumnos con aprendizaje global prefieren adquirir los nuevos conocimientos aleatoriamente dando grandes saltos entre los temas propuestos para un curso. Los alumnos con aprendizaje visual recuerdan mejor lo que ven por lo que sus cursos deben contener un gran número de diagramas, imágenes, gráficos. Mientras que los alumnos con aprendizaje verbal retienen más las explicaciones que escuchan y leen.

En eTeacher se consideraron básicamente tres dimensiones del modelo de Felder como son comprensión, percepción y procesamiento. La dimensión de entrada no fue tenida en cuenta debido a ciertas limitaciones presentadas por el sistema de elearning sobre el que se desarrolló a eTeacher. En este trabajo se modelan los estilos de aprendizaje con una Red de Bayes que puede ser actualizada a partir de nuevas observaciones y permite inferir el estilo que caracteriza a un alumno de manera automática.

3.3. Modelado de estilos de aprendizaje con Redes de Bayes

Una Red de Bayes es un grafo acíclico dirigido que representa una distribución de probabilidades, donde los nodos representan las variables de interés en el problema y los arcos las dependencias probabilísticas entre las variables [10]. Además, cada nodo tiene asociada una tabla de probabilidad condicional que define la fuerza de cada dependencia. Estas tablas de probabilidades especifican la probabilidad de cada posible estado de un nodo dada cada posible combinación de los estados de sus nodos padres. En el caso de las tablas de probabilidades para las variables (o nodos) independientes, se definen las probabilidades marginales.

La Red de Bayes diseñada para representar los estilos de aprendizaje (Figura 2) del alumno está formada por variables independientes, que son las variables cuyos valores pueden ser obtenidos a partir de la observación directa del comportamiento del alumno en el sistema, y por variables dependientes, que representan las dimensiones de los estilos de aprendizaje y no pueden ser observadas a través del sistema. Las variables dependientes que integran la red son el estilo de aprendizaje de un alumno, y las tres dimensiones que forman el estilo (comprensión, percepción y procesamiento) en este trabajo. Las variables independientes modeladas en la red son: actividad del alumno en tareas grupales; mensajes que lee/envía al grupo de trabajo; participación del alumno dentro del grupo; utilización o no del mail; utilización o no del chat; participación en foros de discusión; tiempo que toma el alumno para revisar su examen; tiempo que demora el alumno en resolver un examen; cantidad de ejemplos estudiados; cantidad de ejercicios realizados; tipo de material didáctico que prefiere el alumno; resultado en los exámenes; forma de acceder a la información. Para más detalle sobre este modelo, ver [6].

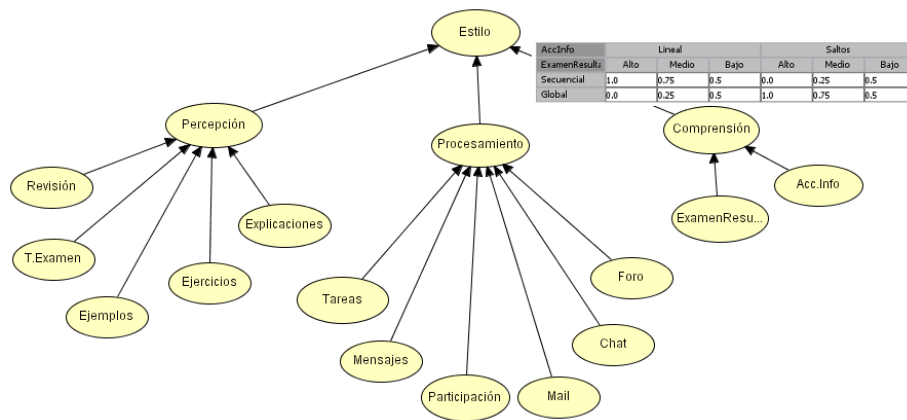


Figura 2: Modelado de estilos de aprendizaje con Redes de Bayes

Una vez construido el modelo bayesiano, el objetivo de eTeacher es inferir los valores de los nodos correspondientes a las dimensiones de los estilos de aprendizaje teniendo como evidencia el comportamiento del estudiante con el sistema. De esta manera, se obtienen los valores de probabilidad del nodo estilos de aprendizaje dado los valores de los nodos independientes del modelo. El estilo de aprendizaje de un estudiante es aquel que tiene el mayor valor de probabilidad. Las probabilidades de los nodos independientes son ajustadas para representar las nuevas observaciones o experiencias [13]. Entonces, el modelo bayesiano es actualizado continuamente con la nueva información obtenida de la interacción del alumno con el sistema de e-learning.

4. Asistencias personalizadas brindadas por eTeacher

En este trabajo las recomendaciones brindadas por el tutor eTeacher tienden a favorecer las principales características de su estilo de aprendizaje, reforzando aquellas acciones que son propias de su estilo. Así, las acciones sugeridas coincidirán con las características positivas que se describen en cada estilo de aprendizaje del modelo de Felder y Silverman. Entonces, las asistencias brindadas por eTeacher dependerán principalmente del estilo de aprendizaje del alumno y serán adaptadas en base al conocimiento previo y actividades realizadas por el estudiante. De esta manera, las asistencias pueden pertenecer a uno de los siguientes grupos:

- Asistencias de Comprensión:** son las recomendaciones relacionadas con la organización del material de estudio. Estas asistencias son ejecutadas dependiendo de si el estilo de aprendizaje de un estudiante es secuencial o global.

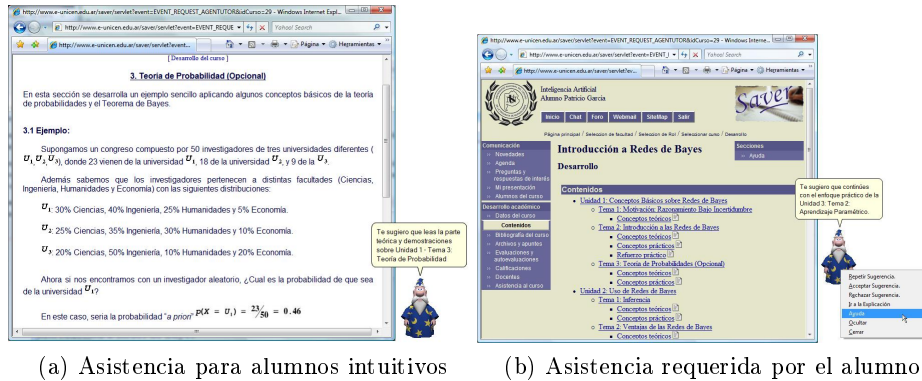


Figura 3: Ejemplos de asistencias brindadas por eTeacher

- **Asistencias de Percepción:** a este grupo pertenecen las sugerencias relacionadas al modo en el que el estudiante prefiere incorporar los nuevos conceptos. Estas asistencias dependerán de si el alumno es intuitivo o sensitivo.
- **Asistencias de Procesamiento:** en esta categoría se encuentran las recomendaciones relacionadas a las distintas actividades que permiten manipular o trabajar los nuevos conceptos adquiridos. Este tipo de asistencia dependerá de si el estudiante tiene un perfil de aprendizaje activo o reflexivo.
- **Asistencias requeridas por el alumno:** Este es un caso especial de asistencia ya que el alumno es quien solicita explícitamente la intervención del agente para que le sugiera los pasos a seguir dentro del curso. Por ejemplo, como puede observarse en la Figura 3b, un alumno sensitivo solicita la ayuda de eTeacher y es asistido en base a su estilo de aprendizaje y modelo de conocimiento.
- **Mensajes Recordatorios:** Esta categoría de asistencias es independiente de los estilos de aprendizaje ya que son mensajes enviados por el agente para recordar al estudiante de los eventos programados en el curso.

Por ejemplo, si eTeacher detecta que un alumno con aprendizaje intuitivo está estudiando ejemplos prácticos de un determinado tema, entonces el tutor le recomendará que revise el material teórico sobre dicho tópico (Figura 3a). eTeacher sugiere este curso de acción debido a que los estudiantes intuitivos adquieren conocimiento más fácilmente del material abstracto.

Una vez realizadas las recomendaciones por eTeacher, el estudiante puede proveer feedback para las diferentes sugerencias recibidas. eTeacher tiene en cuenta dos tipos de feedback: explícito e implícito. El alumno provee feedback explícito cuando muestra su opinión sobre cada recomendación recibida. En este caso, como se puede observar en la Figura 3b, eTeacher provee por medio de su interfaz un menú desplegable con opciones que permiten a los estudiantes rechazar o aceptar sugerencias. Por otro lado, el feedback implícito es obtenido por la observación de las acciones del estudiante una vez recibidas las asistencias.

Además, el feedback es un mecanismo que permite detectar cambios en los intereses de los alumnos respecto a las recomendaciones presentadas por eTeacher.

5. Evaluación Experimental

La precisión de la técnica propuesta para la detección de estilos de aprendizaje con Redes de Bayes ha sido evaluada exitosamente en experimentos previos. Estos resultados pueden encontrarse en [6]. En este trabajo el objetivo es evaluar la aceptación de eTeacher por parte de los estudiantes analizando la utilidad de las asistencias, la interfaz del tutor y la reacción de los alumnos ante la intervención del tutor. Al mismo tiempo, se estudiará la influencia de los estilos de aprendizaje de un estudiante en la aceptación de tutores inteligentes.

Un total de 80 (10 mujeres, 70 varones) estudiantes de la carrera de Ingeniería de Sistemas de la UNCPBA participaron del experimento realizado para evaluar la aceptación de eTeacher. Los estilos de aprendizaje de este conjunto de estudiantes estuvieron constituidos de la siguiente manera. En la dimensión de percepción 52 % de estudiantes fueron sensitivos, 43 % neutrales y 5 % intuitivos. En la dimensión de procesamiento el 40 % de los alumnos fueron activos, 45 % neutrales y 15 % reflexivos. Por último, en la dimensión de comprensión el 25 % de los estudiantes fueron secuenciales, 65 % neutrales y el 10 % globales.

Los alumnos realizaron diferentes cursos sobre Inteligencia Artificial a través de la plataforma SAVER. Como requerimiento para la aprobación de los cursos Web los estudiantes debían trabajar con los nuevos conceptos propuestos en el curso, aprobar un examen y resolver una actividad de forma grupal. Por otro lado, los alumnos recibieron las recomendaciones y sugerencias de eTeacher durante su proceso de aprendizaje como se describió en la Sección 4.

Una vez concluidos los cursos Web, se realizó una encuesta a cada uno de los estudiantes para obtener su opinión respecto a eTeacher y las asistencias recibidas durante el desarrollo del curso. Como resultado de este cuestionario se obtuvo que el 65 % de los estudiantes consideraron a eTeacher como una excelente opción para que los guíe en su proceso de aprendizaje. Mientras que el 35 % restante no interactuaron con eTeacher o consideraron de baja utilidad las sugerencias recibidas.

En el gráfico presentado en la Figura 4 se resumen las respuestas de los estudiantes según sus estilos de aprendizaje. Es importante destacar que en este gráfico han sido excluidos los estudiantes con dimensiones neutrales. Por esta razón la cantidad de alumnos de cada dimensión es diferente al total de alumnos que participaron del experimento. Los resultados mostrados en la Figura 4, permiten detectar una importante diferencia en la aceptación de eTeacher en los estilos de aprendizaje Activo, Sensitivo y Visual. Esta marcada diferencia entre los alumnos activos (75 % de aceptación) se debe a que los estudiantes con este tipo de aprendizaje prefieren trabajar con otras personas para procesar la nueva información adquirida. De esta manera, la presencia de un agente pedagógico con el cual es posible interactuar brinda un impacto positivo en el aprendizaje de estudiantes activos.

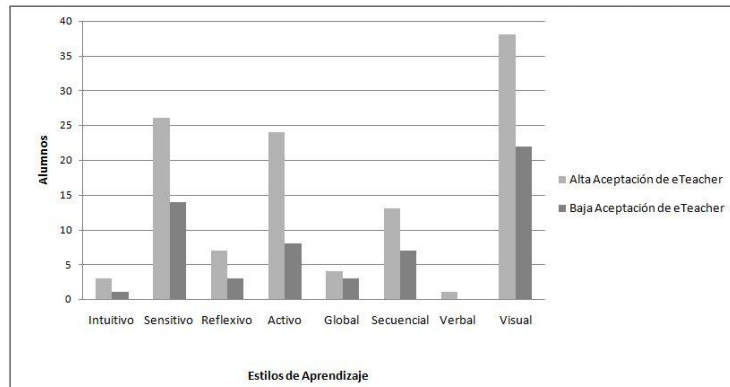


Figura 4: Aceptación de eTeacher según estilos de aprendizajes

En la dimensión de Percepción fueron entrevistados 40 estudiantes sensitivos. Entre estos estudiantes el 65 % prefirió contar con las asistencias de eTeacher, mientras que el 35 % restante rechazó las intervenciones del tutor. Generalmente, los estudiantes sensitivos son personas pacientes, metódicas y cuidadosas que necesitan ser guiadas correctamente para obtener mejores resultados en su aprendizaje.

Los estudiantes con aprendizaje visual en su mayoría optaron por elegir a eTeacher como un buen complemento que los asista durante su proceso de aprendizaje. De los 60 estudiantes visuales, el 64 % expresó su conformidad con el funcionamiento de eTeacher. eTeacher es un carácter animado que expresa con gestos y lenguaje natural sus asistencias. Esto concuerda con la manera natural de estos estudiantes de recibir la información.

6. Conclusiones

En este trabajo se presentó un estudio sobre la aceptación de eTeacher, un tutor inteligente que asiste a los estudiantes en sistemas de e-learning dependiendo de sus estilos de aprendizaje y su modelo de conocimiento.

Los resultados obtenidos son muy alentadores y prometedores, ya que se demostró que existe una importante relación entre los estilos de aprendizaje de un estudiante y su percepción de los tutores inteligentes. Los alumnos con estilos de aprendizaje activo, visual o sensitivo tienden a adoptar más rápidamente los beneficios brindados por los agentes tutores.

7. Agradecimientos

Este trabajo fue llevado a cabo con la financiación de la ANPCyT a través del proyecto PICT 2007 N° 529 y del Mincyt a través del proyecto de cooperación Argentina- Brasil N° 042/07.

Referencias

1. Peter Brusilovsky, Alfred Kobsa, and Wolfgang Nejdl, editors. *The Adaptive Web: Methods and Strategies of Web Personalization*, volume 4321 of *Lecture Notes in Computer Science*. Springer, Berlin, Heidelberg, 2007.
2. C. J. Butz, S. Hua, and R. B. Maguire. *Evolution of the Web in Artificial Intelligence Environments*, volume 4, chapter Web-based Bayesian Intelligent Tutoring Systems, pages 221–242. Springer-Verlag, Amsterdam, The Netherlands, The Netherlands, 2008.
3. R. Dunn. Understanding the dunn and dunn learning styles model and the need for individual diagnosis and prescription. *Reading, Writing, and Learning Disabilities*, Vol.6:223–247, 1990.
4. R. Felder and R. Brent. Understanding student differences. *Journal of Engineering Education*, 94(1):57–72, 2005.
5. R. Felder and L. Silverman. Learning and teaching styles. *Journal of Engineering Education*, 78(7):674–681, 1988.
6. P. Garcia, S. Schiaffino, and A. Amandi. An enhanced bayesian model to detect students' learning styles in web-based courses. *Journal of Computer Assisted Learning*, Vol. 24(4):305 – 315, August 2008.
7. B.M. Garrentt. *The value of an intelligent agent in teaching clinical decision making skills for nursing students*. PhD thesis, University of Portsmouth, Department of Information Systems, 2001.
8. P. Honey and A. Mumford. *The Manual of Learning Styles (3rd ed.)*. UK: Peter Honey., 1992.
9. Arif Iqbal, Reinhard Oppermann, Ashok Patel, and Kinshuk. A classification of evaluation methods for intelligent tutoring systems. In *Software-Ergonomie '99, Design von Informationswelten, Gemeinsame Fachtagung des German Chapter of the ACM, der Gesellschaft für Informatik (GI) und der SAP AG*, pages 169–181. Teubner, 1999.
10. F. Jensen. *Bayesian Networks and Decision Graphs*. Springer Verlag, 2001.
11. D. A. Kolb. *Experiential learning: Experience as the source of learning and development*. NJ: Prentice Hall, 1984.
12. Mary A. Mark, Mary A. Mark, Jim, Jim, E. Greer, and E. Greer. Evaluation methodologies for intelligent tutoring systems. *Journal of Artificial Intelligence in Education*, 4:129–153, 1993.
13. K. Olesen, S. Lauritzen, and F. Jensen. aHugin: A system creating adaptive causal probability networks. In *8th Uncertainty in Artificial Intelligence*, 1992.
14. Sowmya Ramachandran and Robert Atkinson. An evaluation of intelligent reading tutors. In *ITS '08: Proceedings of the 9th international conference on Intelligent Tutoring Systems*, pages 731–733, Berlin, Heidelberg, 2008. Springer-Verlag.
15. E. Reategui, E. Boff, and J. A. Campbell. Personalization in an interactive learning environment through a virtual character. *Comput. Educ.*, 51(2):530–544, 2008.
16. Eliseo Reategui and Cláudia Zattera. Do learning styles influence the way students perceive interface agents? In *IHC '08: Proceedings of the VIII Brazilian Symposium on Human Factors in Computing Systems*, pages 108–116, Porto Alegre, Brazil, Brazil, 2008. Sociedade Brasileira de Computaç ao.
17. E. R. Sykes. Qualitative evaluation of the java intelligent tutoring system. *Journal of Systemics, Cybernetics, and Informatics*, 3(5), 2007.