

# Juegos digitales para la detección del estilo de percepción de los estudiantes

Juan Feldman<sup>1,2</sup>, Ariel Monteserin<sup>1,3</sup> y Analía Amandi<sup>1,3</sup>

<sup>1</sup> ISISTAN - Fac. de Ciencias Exactas - UNCPBA - Tandil, Argentina

<sup>2</sup> Agencia Nacional de Promoción Científica y Tecnológica - Argentina

<sup>3</sup> CONICET, Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas - Argentina

{juan.feldman, ariel.monteserin, analia.amandi}@isistan.unicen.edu.ar

**Resumen** Los estilos de aprendizaje permiten clasificar a los estudiantes en un conjunto de escalas de acuerdo a las formas en que reciben y procesan la información. El conocer los estilos de aprendizaje de los estudiantes permite personalizar/adaptar los ambientes educativos a dichos estilos mejorando así la calidad de la educación. Existen varios enfoques para la detección automática de estilos de aprendizaje. Sin embargo, estos enfoques poseen varias limitaciones que dificultan su aplicación. En este contexto, proponemos un nuevo enfoque para la detección de estilos de aprendizaje de los estudiantes analizando sus interacciones con juegos digitales. En particular, este trabajo se focaliza en la detección del estilo de percepción propuesto por el modelo de Felder. Dicha detección se realiza observando cómo los estudiantes interactúan con un juego de ingeniería analizando la información extraída de dicha interacción. Para ello, se define y entrena una red de Bayes con el objetivo de inferir el estilo de percepción del estudiante usando la información extraída. Los resultados experimentales demuestran que es posible detectar el estilo de percepción de un estudiante utilizando juegos digitales, mejorando no sólo la precisión de la detección sino también resolviendo otras limitaciones de los enfoques existentes. Finalmente, concluimos que los juegos digitales son un ambiente prometedor con el cual es posible detectar el estilo de percepción de un estudiante.

## 1. Introducción

Los estudiantes aprenden de formas diferentes [4], adquiriendo y procesando la información de acuerdo a sus estilos de aprendizaje. Un modelo de estilo de aprendizaje clasifica a un estudiante en base a un grupo de escalas que describen las formas en las cuales recibe y procesa la información.

Existen varios modelos que describen los estilos de aprendizaje [13,14,16]. Uno de ellos es el modelo propuesto por Felder y Silverman [4,6], llamado modelo de Felder. Este modelo ha sido ampliamente estudiado y aplicado, especialmente en el área de ingeniería. Incluso, algunos investigadores sostienen que este modelo es el más apropiado, ya que describe los estilos de aprendizaje en mayor detalle [10,21,15].

En particular, este trabajo se focaliza en la detección de la dimensión de percepción del modelo de Felder [6]. Esta dimensión divide a los estudiantes en dos categorías: sensitivos e intuitivos. Los estudiantes sensitivos prefieren los hechos, los datos y la experimentación además de ser pacientes con los detalles. En cambio, los estudiantes intuitivos prefieren los principios y las teorías y se sienten a gusto al resolver problemas complejos.

La dimensión de percepción es particularmente importante porque se correlaciona con las preferencias en la elección de carrera, las aptitudes, los estilos de administración, los estilos de aprendizajes y varias tendencias relacionadas con el comportamiento. El conocer el estilo de percepción de los estudiantes les permite a los profesores adaptar sus estilos de enseñanza a los estilos de aprendizaje de sus alumnos. Además, les permite a los estudiantes entender cómo funciona su proceso de aprendizaje. De esta forma, los alumnos pueden sentirse más cómodos con sus estilos, ser menos críticos de sí mismos y tener una visión más positiva sobre la educación en general.

Existen varios enfoques para detectar automáticamente los estilos de aprendizaje de los estudiantes a partir del modelo de Felder. En general, estos enfoques observan las interacciones de los estudiantes con un ambiente educativo<sup>4</sup>[20,7,10,21,11,9,3].

A pesar que estos enfoques poseen una buena precisión al detectar los estilos de aprendizaje de los estudiantes, se observan algunas limitaciones en cuanto a su aplicación. Por ejemplo, con el objetivo de recolectar la información necesaria para la detección, los estudiantes deben interactuar intensamente con el ambiente educativo. Sin embargo, es sumamente difícil motivar a los estudiantes a usar este tipo de herramientas. Además, trabajos previos han demostrado que la inexperiencia de los estudiantes al trabajar con estos tipos de sistemas modifica su comportamiento haciendo la detección de los estilos de aprendizaje más compleja [7].

Por estas razones, presentamos un nuevo ambiente en el cual puede detectarse automáticamente el estilo de percepción de los estudiantes. En este trabajo, proponemos un enfoque basado en juegos digitales el cual permite detectar el estilo de percepción de los estudiantes analizando su comportamiento en dichos juegos.

Para llevar a cabo esta detección, se observa cómo los estudiantes interactúan con un juego digital y extraemos información sobre esta interacción. Para ello, se construye el perfil de cada estudiante con el objetivo de modelar su comportamiento. Dicho perfil almacena las acciones del usuario y se utiliza para definir y entrenar una red de Bayes a partir de la cual se infiere el estilo de percepción del estudiante.

Los resultados experimentales muestran que es posible obtener una precisión alta en la detección del estilo de percepción a partir de la información recolectada. Los experimentos fueron realizados con 25 estudiantes de la carrera de Ingeniería

---

<sup>4</sup> Consideramos ambiente educativos a todos aquellos sistemas computacionales utilizados para el aprendizaje.

en Sistemas quienes jugaron un juego de ingenio digital llamado *Four Knights*. La precisión obtenida en la detección fue del 88 %.

El resto del artículo se organiza de la siguiente manera. La sección 2 introduce el contexto actual en las áreas de estilos de aprendizaje y juegos digitales aplicados a la educación. En la sección 3 se presenta el enfoque propuesto para detectar el estilo de percepción de los estudiantes usando juegos. En la sección 4 se muestran los resultados experimentales. Finalmente, en la sección 5, se presentan las conclusiones y se sugiere trabajo futuro.

## 2. Detección de estilos de aprendizaje y juegos digitales

En este trabajo se unen dos ramas que han tenido un gran crecimiento en los últimos tiempos: la detección automática de estilos de aprendizaje y la aplicación de juegos digitales en la educación. En las siguientes secciones abordaremos dichas temáticas. Sobre la primera de ellas, nos concentraremos en destacar las limitaciones de los enfoques propuestos; mientras que de la segunda introduciremos las características esenciales de los juegos relacionadas con su aplicación en la educación y los estilos de aprendizaje.

### 2.1. Detección de estilos de aprendizaje

Los estudiantes adquieren y procesan la información de formas diferentes en base a sus estilos de aprendizaje. Un modelo de estilo de aprendizaje clasifica a un estudiante en base a un grupo de escalas que describen las formas en las cuales recibe y procesa la información. Existen varios modelos que describen estilos de aprendizaje [13,14,16]. Uno de ellos, es el modelo propuesto por Felder y Silverman para estudiantes de ingeniería [6] el cual se utiliza en este trabajo. Se seleccionó dicho modelo debido a su amplia difusión y a los numerosos enfoques sobre detección automática que existen en la literatura actual [7,8,10,9,3,21], principalmente gracias a que describe en mayor detalle los estilos de aprendizaje. El modelo de Felder se compone de 4 dimensiones las cuales conforman 16 estilos de aprendizaje. Las dimensiones de los estilos de aprendizaje son las siguientes: percepción (sensitivo-intuitivo), entrada (visual-verbal), procesamiento (activo-reflexivo) y comprensión (secuencial-global).

De acuerdo al modelo de Felder, los estudiantes sensitivos prefieren los hechos, los datos y la experimentación; los estudiantes intuitivos prefieren los principios y las teorías. Los estudiantes sensitivos son pacientes con los detalles, prefieren resolver problemas usando métodos estándares y evitar las complicaciones; los estudiantes intuitivos son innovadores, se aburren con los detalles y prefieren las complicaciones. Por otro lado, los estudiantes visuales recuerdan mejor lo que ven: fotos, diagramas, líneas de tiempo, películas. Los estudiantes verbales recuerdan lo que escuchan o leen, y recuerdan mejor aún lo que escuchan o leen y hablan. Por su parte, los estudiantes activos no aprenden demasiado en situaciones que no requieren su participación, y los estudiantes reflexivos no aprenden demasiado en situaciones que no ofrecen una oportunidad para pensar acerca

de la información presentada. Por último, los estudiantes secuenciales siguen un razonamiento lineal al resolver problemas mientras que los estudiantes globales realizan saltos intuitivos y pueden ser incapaces de explicar cómo llegaron a la solución.

Para identificar los estilos de aprendizaje de los estudiantes en base al modelo de Felder se debe completar el cuestionario ILS (Index of Learning Styles) [5]. Debido a que responder un cuestionario es una tarea que consume mucho tiempo, en los últimos años se han propuesto numerosos enfoques para la detección automática de estilos. La característica general que identifica a estos enfoques es que automatizan la detección analizando la información extraída de la interacción del estudiante con un ambiente educativo.

Dichos enfoques poseen una buena precisión al detectar los estilos de aprendizaje de los estudiantes, sin embargo, existen algunas limitaciones que dificultan su aplicación. Con el objetivo de recolectar la información necesaria para la detección, el ambiente educativo debe presentar la información en diferentes formatos, debe tener diferentes cursos disponibles, y los estudiantes deben interactuar intensivamente con ellos. Ejemplo de esto puede encontrarse analizando la cantidad de factores que los enfoques existentes deben procesar para garantizar una detección precisa de los estilos de aprendizaje. Por ejemplo, en [10], se analizan 27 patrones de comportamiento obtenidos a partir de 6 atributos. Estos atributos incluyen: contenido de los objetos, esquemas, ejemplos, tests, ejercicios y discusiones en los foros. En [11], los autores utilizaron 20 atributos incluyendo número de ejercicios visitados, número de lecturas/escrituras en el foro, acceso a los ejemplos, revisión de exámenes, acceso a material en formato PowerPoint, entre otros. Similarmente, en [7] y [20] la información de la interacción incluyó 10 acciones realizadas por los estudiantes. Estas acciones son: material de lectura, acceso a ejemplos, cambios en las respuestas, tiempo en la entrega de exámenes, utilización del foro, entre otros. Esto no sólo dificulta la creación de cursos, sino también extiende el tiempo que los estudiantes deben interactuar con los ambientes educativos, con la consiguiente pérdida de motivación.

Por último, otra de las limitaciones de estos enfoques es que la inexperiencia de los estudiantes al trabajar con estos tipos de sistemas modifica su comportamiento haciendo la detección de los estilos de aprendizaje más compleja [7]. Teniendo en vista estas limitaciones, creemos que los juegos digitales brindan un contexto ideal para resolverlas.

## 2.2. Juegos digitales

Los juegos digitales se presentan como una herramienta prometedora para aplicar en la educación. Durante los últimos años su utilización en clases ha ido aumentando [19,18,2]. Los juegos digitales poseen varias características que los hacen atractivos: objetivos claros, nivel de complejidad apropiada, velocidades altas, instrucciones incorporadas y sobre todo un alto poder para captar la atención [18].

Por otro lado, la generación actual de estudiantes llamada “net generation”, “games generation” o “digital natives”, posee varias características que la dife-

rencia de generaciones anteriores: procesan información de forma paralela y no de forma lineal, prefieren gráficos en lugar de texto, acceden a la información de forma aleatoria y no secuencial, consideran a la tecnología como parte de sus vidas y desean estar conectados en todo momento [17]. Por todo ello, los juegos digitales proveen un ambiente ideal para ejercitar las características propias de estas generaciones.

Otra de las ventajas de los juegos digitales es que soportan los estilos de aprendizaje del modelo de Felder. Todos los juegos requieren realizar tareas y pensar (activo-reflexivo). Los juegos digitales son altamente visuales, y casi siempre incluyen narrativas y texto (visual-verbal). Los juegos requieren que los jugadores aprendan hechos y entiendan procesos como también conceptos y relaciones (sensitivo-intuitivo). Por último, los juegos tienen aspectos secuenciales balanceados con requerimientos globales (secuencial-global) [1].

En resumen, los juegos digitales han probado su utilidad en la educación. Por esta razón y tomando en cuenta las limitaciones de los enfoques actuales descritos previamente, proponemos la utilización de juegos digitales como un ambiente alternativo en el cual se puede detectar los estilos de aprendizaje de los estudiantes.

### 3. Detección de la percepción a partir de juegos digitales

Hemos mencionado ciertas limitaciones de los enfoques existentes para la detección de estilos de aprendizajes en ambientes educativos. También, hemos descrito algunas de las ventajas de la utilización de juegos en la educación. En este contexto, presentamos un nuevo enfoque para detectar el estilo de percepción de los estudiantes analizando cómo interactúan con juegos digitales. Para ello, se construye el perfil de cada estudiante con el objetivo de modelar su comportamiento. Luego, se entrena una red de Bayes para clasificar estudiantes de acuerdo a su estilo de percepción teniendo en cuenta la información almacenada en el perfil. Una vez entrenada la red, es posible inferir el estilo de percepción de nuevos estudiantes.

#### 3.1. Construcción del perfil del estudiante a partir de juegos

El perfil del estudiante almacena la información observada durante la interacción de los estudiantes con un juego digital. Para construir este perfil hemos extraído la información de un juego digital de ingenio llamado *Four Knights* (Figura 1). El juego consiste de un tablero de 3x3 con cuatro caballos. El objetivo del juego es intercambiar los caballos que se encuentran en la parte superior del tablero con los que se encuentran en la parte inferior. Para mover los caballos el jugador debe arrastrarlos con el mouse realizando el movimiento de ajedrez apropiado para dicha pieza. Además, no es posible tener dos o más caballos en la misma celda. El jugador tiene 120 segundos para resolver el problema antes de perder la partida.

Para construir el perfil del estudiante se utiliza la siguiente información extraída de la interacción entre el estudiante y el juego:



**Figura 1.** Juego de ingenio Four Knights.

- Resultado: representa el resultado final obtenido por el estudiante.
- Tiempo: representa el tiempo promedio jugado por el estudiante.
- Total: representa el número total de veces jugadas por el estudiante.

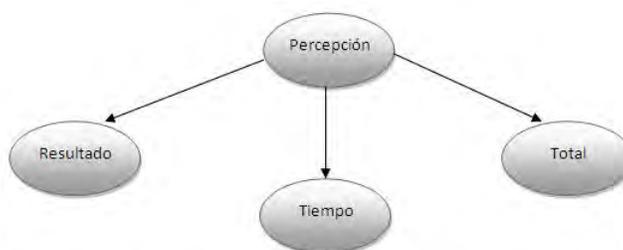
De acuerdo con el modelo de Felder la dimensión de percepción permite dividir a las personas en aquellas que prefieren la innovación y los problemas complejos, de aquellas que prefieren resolver problemas usando métodos estándares y prefieren evitar problemas complejos. De esta manera, creemos que los juegos de ingenio plantean problemas difíciles de resolver, que requieren un pensamiento innovador para hallar una solución. Por estas razones, hemos utilizado un juego de ingenio para construir el perfil del estudiante.

### 3.2. Modelo del estilo de percepción del estudiante usando redes de Bayes

Nuestro enfoque utiliza redes de Bayes para modelar el estilo de percepción del estudiante tomando en cuenta la información almacenada en el perfil. Una red de Bayes es una representación compacta y expresiva de relaciones de incertidumbre entre los parámetros de un dominio. Una red de Bayes  $N = (X, G, P)$  consiste de [12]:

- un grafo dirigido acíclico  $G = (V, E)$  con nodos  $V = \{v_1, \dots, v_n\}$  y arcos dirigidos  $E$ .
- un conjunto de variables discretas aleatorias,  $X$ , representadas por los nodos de  $G$ .
- un conjunto de distribuciones de probabilidad condicional,  $P$ , conteniendo una distribución para cada variable aleatoria.

En nuestro enfoque, las variables aleatorias representan el estilo de percepción del estudiante y la información recolectada a través de él. Básicamente, asumimos que es posible detectar si el estudiante es sensitivo (prefiere los hechos, los datos y la experimentación), intuitivo (prefiere principios y teorías) o neutral (no tiene una preferencia definida) observando los datos extraídos del juego de ingenio y almacenados en el perfil del estudiante: el resultado final (Resultado), el número de veces que juega (Total) y el tiempo promedio jugado (Tiempo). La Figura 2 muestra la estructura de la red de Bayes, la cual posee 4 nodos: Percepción, Resultado, Total y Tiempo. El nodo Percepción posee 3 estados: intuitivo, neutral y sensitivo. El nodo Resultado, cuyo valor se calcula como la cantidad de veces ganadas menos la cantidad de veces perdidas, posee 3 estados: Pierde (menos de 0), Empata (entre 0 y 2) y Gana (más de 2). El nodo Total posee 2 estados: Poco (entre 0 y 3 veces) y Mucho (4 o más veces). Por último, el nodo Tiempo posee 3 estados: Bajo (entre 0 y 55 segundos), Medio (entre 55 y 75 segundos) y Alto (más de 75 segundos).



**Figura 2.** Estructura de la red de Bayes para modelar el estilo de percepción del estudiante.

#### 4. Resultados experimentales

El enfoque propuesto ha sido evaluado con 25 estudiantes de la carrera de Ingeniería en Sistemas de la UNCPBA, quienes previamente completaron el cuestionario ILS. A estos estudiantes se les pidió jugar a algunos juegos publicados en la web<sup>5</sup>. Uno de estos juegos era *Four Knights*. En total, los estudiantes jugaron 66 veces con un tiempo promedio de 58 segundos por juego. La Tabla 1 muestra la población de estudiantes y su estilo de percepción de acuerdo al modelo de Felder. Como puede observarse, la proporción en los estilos de percepción era: 7 sensitivos (28%), 10 neutrales (40%) y 8 intuitivos (32%). La Tabla 1 también muestra la información almacenada en el perfil de cada estudiante.

Una vez construido los perfiles de los estudiantes, hemos entrenado y testeado la red de Bayes descrita en la sección 3.2. Para realizar el entrenamiento,

<sup>5</sup> <http://www.games2d.com.ar/>

Tabla 1. Población de estudiantes.

Estudiante	Percepción (ILS)	Resultado	Total	Tiempo	Percepción detectada
1	Intuitivo	Empata	Mucho	Bajo	Neutral*
2	Neutral	Empata	Poco	Bajo	Neutral
3	Intuitivo	Empata	Poco	Medio	Intuitivo
4	Intuitivo	Empata	Poco	Medio	Intuitivo
5	Sensitivo	Pierde	Poco	Alto	Sensitivo
6	Neutral	Empata	Poco	Bajo	Neutral
7	Neutral	Empata	Poco	Bajo	Neutral
8	Intuitivo	Empata	Poco	Medio	Intuitivo
9	Intuitivo	Pierde	Mucho	Medio	Intuitivo
10	Sensitivo	Empata	Poco	Alto	Sensitivo
11	Sensitivo	Empata	Poco	Bajo	Neutral*
12	Sensitivo	Empata	Poco	Bajo	Neutral*
13	Intuitivo	Gana	Poco	Medio	Intuitivo
14	Neutral	Pierde	Poco	Alto	Sensitivo*
15	Neutral	Gana	Mucho	Bajo	Neutral
16	Neutral	Pierde	Mucho	Medio	Intuitivo*
17	Neutral	Empata	Poco	Bajo	Neutral
18	Neutral	Pierde	Mucho	Bajo	Neutral
19	Intuitivo	Empata	Poco	Medio	Intuitivo
20	Intuitivo	Pierde	Poco	Medio	Intuitivo
21	Sensitivo	Empata	Poco	Bajo	Neutral*
22	Sensitivo	Pierde	Poco	Alto	Sensitivo
23	Neutral	Pierde	Poco	Bajo	Neutral
24	Sensitivo	Empata	Poco	Alto	Sensitivo
25	Neutral	Empata	Poco	Bajo	Neutral

hemos usado el módulo de redes de Bayes de la herramienta Weka<sup>6</sup>. Hemos utilizado validación cruzada dejando uno afuera (leave-one-out cross-validation) para evaluar los resultados.

Para medir la precisión de nuestro enfoque, hemos aplicado la siguiente fórmula propuesta por [7]:

$$Precisión = \frac{\sum_{i=1}^n Sim(LS_{BN}, LS_{ILS})}{n} \quad (1)$$

donde  $n$  es el número de estudiantes. En la ecuación 1, la función  $Sim$  es 1 cuando el estilo de aprendizaje obtenido por la red de Bayes y el cuestionario ILS es igual, 0 si son opuestos y 0.5 si uno es neutral y el otro toma un valor extremo. Utilizando esta fórmula nuestro enfoque obtuvo una precisión del 88 % al detectar el estilo de percepción del estudiante.

En la Tabla 2 se compara los resultados obtenidos por nuestro enfoque y otros enfoques que utilizan ambientes educativos. Como puede observarse la precisión obtenida por nuestro enfoque es mayor que la de los enfoques citados.

**Tabla 2.** Comparación de la precisión en la detección de la percepción según el modelo de Felder.

Enfoque	Precisión
Özpolat et al. [21]	73 %
Graf et al. [10,9]	76 %
Garcia et al. [7,8]	80 %
Crockett et al. [3]	86 %
Nuestro enfoque	88 %

En la Tabla 1, hemos comparado el estilo de percepción detectado (columna *Percepción detectada*) con el resultado del cuestionario ILS (columna *Percepción ILS*). Hemos analizado los casos en los cuales el estilo de percepción detectado por nuestro enfoque no coincidió con el resultado del cuestionario ILS (marcado con un asterisco). En el caso de los estudiantes sensitivos clasificados como neutros (estudiantes 11, 12 y 21) observamos que sólo jugaron una vez. Estos estudiantes parecen haber perdido el interés en el juego rápidamente dado que el tiempo de juego es bajo. De esta manera, la interacción registrada fue insuficiente para predecir el estilo de percepción. Con respecto a los estudiantes 14 y 16, ambos eran neutrales y fueron clasificados como sensitivos e intuitivos respectivamente. Creemos que una de las razones por la cual esto ocurrió se debe a que los estudiantes neutrales son los más difíciles de predecir, debido a que no poseen una preferencia definida.

En resumen, se obtuvo una precisión alta en la detección del estilo de percepción del estudiante a partir de poca información. En contraste con otros enfoques, la interacción necesaria para obtener esta información tomó poco tiempo

<sup>6</sup> <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>

de los estudiantes (58 segundos por juego y 3 veces jugadas por estudiante en promedio) y la experiencia previa no fue necesaria.

## 5. Conclusiones y trabajo futuro

En este trabajo, hemos presentado un enfoque para detectar el estilo de percepción de un estudiante analizando cómo interactúa con juegos digitales, específicamente juegos digitales de ingenio. Con este objetivo, hemos definido un perfil de usuario y hemos construido y entrenado un clasificador basado en redes de Bayes. Luego, hemos utilizado el clasificador para inferir el estilo de percepción de los estudiantes. Los resultados experimentales han demostrado que es posible detectar el estilo de percepción de los estudiantes usando juegos con una precisión del 88 %, resolviendo gran parte de las limitaciones de los enfoques existentes. Si bien estos resultados no son generalizables, ofrecen una aproximación a la detección automática de estilos de aprendizaje utilizando juegos digitales.

Como principal contribución, hemos presentado a los juegos digitales como un ambiente prometedor en el cual los estilos de aprendizaje de los estudiantes pueden detectarse. Además, cabe destacar que los juegos poseen varias ventajas sobre los enfoques actuales basados en ambientes educativos. Primero, los estudiantes no precisan tener experiencia previa ya que aprenden por sí mismos mientras juegan. Segundo, la información necesaria para predecir el estilo de aprendizaje usando juegos es menor que al utilizar ambientes educativos. Tercero, debido a que los estudiantes disfrutan al jugar su motivación aumenta facilitando la recolección de información. Por último, el tiempo necesario para recolectar la información necesaria usando juegos es considerablemente menor que usando ambientes educativos.

Como una limitación, nuestro enfoque es sensible a estudiantes que juegan pocas veces debido a que el clasificador posee poca información sobre ellos. Por estas razones, en trabajos futuros nos concentraremos en el análisis de otros juegos y otras variables que tengan influencia en la detección de estilos de aprendizaje. Finalmente, deseamos extender nuestro enfoque para detectar las otras dimensiones del modelo de Felder.

## Referencias

1. Becker, K.: Games and learning styles. In: Proceedings of the IASTED International Conference on Education and Technology, ICET 2005. vol. 2005, pp. 301–305 (2005)
2. Burguillo-Rial, J.C.: Using game theory and competition-based learning to stimulate student motivation and performance. *Computers & Education* 55(2), 566–575 (2010)
3. Crockett, K., Latham, A., Mclean, D., Bandar, Z., O’Shea, J.: On predicting learning styles in conversational intelligent tutoring systems using fuzzy classification trees. In: IEEE International Conference on Fuzzy Systems. pp. 2481–2488 (2011)
4. Felder, R.M., Silverman, L.K.: Learning and teaching styles in engineering education. *Engineering Education* 78(7), 674 (1988)

5. Felder, R.M., Soloman, B.A.: Index of learning styles questionnaire (1997), <http://www.engr.ncsu.edu/learningstyles/ilsweb.html>
6. Felder, R.M., Brent, R.: Understanding student differences. *Journal of Engineering Education* 94, 57–72 (2005)
7. García, P., Amandi, A., Schiaffino, S.N., Campo, M.R.: Evaluating bayesian networks' precision for detecting students' learning styles. *Computers & Education* 49(3), 794–808 (2007)
8. García, P., Schiaffino, S.N., Amandi, A.: An enhanced bayesian model to detect students learning styles in web-based courses. *Journal of Computer Assisted Learning* 24(4), 305–315 (2008)
9. Graf, S., Kinshuk: Using cognitive traits for improving the detection of learning styles. In: *Proceedings of the 2010 Workshops on Database and Expert Systems Applications*. pp. 74–78. DEXA '10, IEEE Computer Society, Washington, DC, USA (2010)
10. Graf, S., Kinshuk, Liu, T.C.: Supporting teachers in identifying students' learning styles in learning management systems: An automatic student modelling approach. *Educational Technology and Society* 12(4), 3–14 (2009)
11. Hj Ahmad, N., Shamsuddin, S.: A comparative analysis of mining techniques for automatic detection of student's learning style. In: *Proceedings of the 2010 10th International Conference on Intelligent Systems Design and Applications, ISDA'10*. pp. 877–882 (2010)
12. Jensen, F.B.: *Bayesian Networks and Decision Graphs*. Springer (2001)
13. Jung, C.G.: *Psychological Types*, Bollingen XX:6, vol. 6. Princeton University Press (1971)
14. Kolb, D.A.: *Experiential learning: Experience as the source of learning and development*. Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ (1984)
15. Kuljis, J., Liu, F.: A comparison of learning style theories on the suitability for e-learning. *Proceedings of the Conference on Web* (2005)
16. Myers-Briggs, I.B., McCaulley, M.H.: *Manual: A guide to the development and use of the Myers-Briggs Type Indicator*, vol. 3. Consulting Psychologists Press (1985)
17. Prensky, M.: Digital game-based learning. *Comput. Entertain.* 1, 21–21 (2003)
18. Rosas, R., Nussbaum, M., Cumsille, P., Marianov, V., Correa, M., Flores, P., Grau, V., Lagos, F., López, X., López, V., Rodríguez, P., Salinas, M.: Beyond nintendo: design and assessment of educational video games for first and second grade students. *Computers & Education* 40(1), 71–94 (2003)
19. Sung, K.: Computer games and traditional cs courses. *Commun. ACM* 52, 74–78 (Dec 2009)
20. Villaverde, J., Godoy, D., Amandi, A.: Learning styles' recognition in e-learning environments with feed-forward neural networks. *Journal of Computer Assisted Learning* 22(3), 197–206 (2006)
21. Özpolat, E., Akar, G.B.: Automatic detection of learning styles for an e-learning system. *Computers & Education* 53(2), 355 – 367 (2009)