

Minería de datos para el modelado del estudiante en sistemas tutores inteligentes

Data mining for student modeling in intelligent tutoring systems

Ivelisse Teresa Machín Torres

RESUMEN

Las nuevas tecnologías, aplicadas a la educación son esenciales para el desarrollo del aprendizaje. Son ellas las encargadas de ofrecer las herramientas para el análisis del desempeño del alumnado en los cursos. Los sistemas tutores inteligentes (STI) posibilitan mayor adquisición de conocimiento, al propiciar una mejor interacción del alumno con el sistema lo que facilita guías personalizadas, predicción del rendimiento, etc. La Minería de Datos es utilizada en diferentes disciplinas para la búsqueda de patrones y modelos ocultos en las bases de datos, dando soporte para las filosofías de la gestión de la información y el conocimiento. Las grandes cantidades de datos generadas por los STI obligan a encontrar métodos para analizar la información que tienen almacenada. Esta permite el análisis para la toma de decisiones; además de facilitar la extracción de la información existente. En el presente artículo se describen sintéticamente los componentes básicos de la minería de datos y su aplicación en los sistemas tutores inteligentes. Se presenta una propuesta de modelado del alumno que emplea minería de datos. Los resultados ratifican la conveniencia de la implementación de este tipo de sistemas en entornos educativos.

Palabras clave: minería de datos; conocimiento; sistemas tutores inteligentes; inteligencias múltiples

ABSTRACT

New technologies applied to education are essential to the development of learning. They are the ones in charge of providing the tools for analyzing the performance of students in the courses. The (ITS) intelligent tutoring systems enable greater knowledge acquisition, to promote better student interaction with the system which facilitates custom guides, performance prediction, etc. Data mining is used in different disciplines for finding hidden patterns in databases models, providing support to the philosophies of the management of information and knowledge. Large amounts of data generated by the ITS require finding methods to analyze the information they have stored. This allows analysis for decision-making; besides facilitating the extraction of existing information. In this article the basic components of data mining and its application in intelligent tutoring systems synthetically described. a proposal for student modeling employing data mining is presented. The results confirm the appropriateness of implementing such systems in educational environments.

Keywords: data mining, knowledge, intelligent tutoring systems, multiple intelligences

Introducción

En la primera década del siglo XXI y específicamente en los últimos años el desarrollo vertiginoso de la tecnología ha propiciado una transformación sustancial en el entorno donde se mueven los individuos. Estos cambios han hecho posible

el tránsito hacia la llamada «sociedad de la información». De ahí las palabras de (Peter Drucker, 1994), «lo que hace distinta a esta sociedad no es que el conocimiento sea otro recurso, como la tierra o el capital, sino que es el Recurso».

En ocasiones se ha confundido el conocimiento con algunos de

los elementos que lo componen, o se le ha visto en forma de caja cerrada, vinculada a las capacidades mentales o memorísticas. No obstante, hay que decir que su manejo constituye un problema común, de difícil solución en el pasado y en el presente.

Por solo citar un ejemplo de la complejidad que adquiere el asunto la (International Data Corporation, 2011) muestra en uno de sus estudios como las cifras de datos se han multiplicado de manera exponencial del año 2005 a la fecha. De manera general aumentaron de 130 exabytes en el 2005 a 1227 exabytes en el 2010, y 7910 exabytes en el 2015. Sin embargo, ¿crece en igual proporción la equivalencia de la triada datos-información-conocimiento? Pudiera afirmarse que no, sólo aumenta de manera exponencial el volumen de datos, como resultado de la alta conectividad a redes, y el desarrollo continuo de la tecnología. Surge entonces la necesidad de emplear técnicas y herramientas que le ofrezcan significado y utilidad a la información existente.

En la actualidad la minería de datos ha alcanzado popularidad sobre todo dentro del campo de las investigaciones. Esto se encuentra vinculado a las diferentes técnicas con las que enfoca un problema en cuestión. Su propósito es analizar las bases de datos existentes para extraer conocimiento oculto de forma automática, optimizando el proceso de toma de decisiones por parte de las entidades comprometidas.

A continuación, se realiza una descripción de los componentes fundamentales de la minería de datos y su aplicación en el campo de los sistemas tutores inteligentes, hacia lo cual se enfoca el estudio que se presenta.

Minería de datos

El uso de las tecnologías de la información y su aplicación es un tema decisivo en el desarrollo organizacional. Las bases de datos tienen entre sus objetivos el almacenamiento íntegro de los datos, así como la eliminación de redundancias e inconsistencias. Posibilitan almacenar las transacciones e interacciones, así como dan soporte a los diferentes roles de las entidades o grupos de personas.

Los datos inexplorados, sin interpretaciones, sin tratamientos, sin análisis, no significan nada. Hoy en día el reto es transformar los grandes volúmenes de datos en conocimiento, para así extraer la experiencia de los conglomerados humanos. El control del proceso enseñanza-aprendizaje, diseño de estrategias didácticas, rendimiento académico y exploración curricular son campos beneficiados con el apropiado tratamiento de los datos. El camino hacia el manejo de la información proporciona soluciones a diferentes problemáticas del ámbito educacional. Lo que se conoce como big data inspira nuevas formas de transformar los procesos de aprendizaje, así como la sociedad en su totalidad.

Por tanto, la minería de datos es el proceso de descubrimiento de conocimiento para encontrar información no trivial, previamente desconocida y potencialmente útil de grandes repositorios de datos (Amela, 2010). La minería de datos es en realidad uno de los pasos que comprenden el proceso de Descubrimiento de Conocimiento en Bases de Datos (KDD), que está compuesto por:

- Preprocesamiento
- Postprocesamiento

Los principales objetivos o tareas de la minería de datos son:

- **Análisis de secuencias:** Tratamiento de secuencias de datos, con el fin de determinar patrones y pautas de comportamiento.
- **Clasificación:** Consiste en clasificar los objetos, entre un rango de categorías.
- **Agrupamiento:** Se trata de agrupar los objetos según similitud de características, formando conjuntos o clases. A diferencia de la clasificación, en este caso no hay una división previa del espacio en categorías o clases.
- **Asociación:** El objetivo es el de descubrir relaciones ocultas entre los objetos, o incluso entre los propios atributos de los objetos, de los cuales se pueden extraer una base de reglas, con una estructura condicional (Si A es B y C es D, entonces E es F).
- **Modelado de dependencias:** Describe relaciones significativas de dependencia entre variables. Hay dos tipos de dependencias: la estructural, que especifica las variables que son localmente dependientes y la cuantitativa, que da una medida numérica de cómo de fuertes son las dependencias.
- **Predicción:** Obtención o entrenamiento de los modelos de predicción, con el fin de validar hipótesis de comportamiento preconcebidas.
- **Regresión:** A partir de muestras de datos, estima una función o modelo que pueda establecer una relación de dependencia de ciertas variables respecto de otras, con el fin de predecir valores a partir de nuevos datos.
- **Sumarización o agregación:** Permite calcular valores agregados, que no son los datos directos registrados sino datos derivados de ellos, con el objetivo de generar descripciones globales (que pueden ser cualitativas) de conjuntos de datos.
- **Visualización del modelo:** Consiste en adecuar y reinterpretar los datos mediante gráficos para que sean visualmente comprensibles y se puedan extraer conclusiones de los mismos.
- **Análisis exploratorio de datos:** Dado un conjunto de datos del cual se desconocen sus posibles interdependencias y relaciones de similitud, trata de identificar patrones de forma visual y sin ninguna estructura de búsqueda o semejanza preconcebida.

Es necesario destacar que existe un modelo óptimo de tratamiento de datos. Por tanto, el modelo a elegir depende de las circunstancias y necesidades. Factores a tener en cuenta son la efectividad del modelo para dar resultados de calidad, y el si resulta necesario o no que sea comprensible para el ser humano.

Por lo tanto, se puede afirmar que los datos pasan de ser el producto a ser la materia prima y el producto es el conocimiento útil que ayuda a tomar decisiones en los ámbitos de donde fueron extraídos los datos.

Técnicas y herramientas de minería de datos

La minería de datos utiliza una gran cantidad de técnicas para explorar y descubrir el conocimiento. Algunas de ellas se derivan de la estadística y la inteligencia artificial. En el caso de las pertenecientes a la inteligencia artificial tenemos: los árboles de decisión, algoritmos genéticos, redes neuronales artificiales, redes de Bayes, razonamiento basado en casos, métodos bayesianos, máquinas de vectores soporte (SVM), lógica borrosa, sistemas multiagentes, patrones secuenciales, reglas de asociación, modelos de regresión y agrupamiento.

Es necesario destacar un aspecto que todavía causa amplio debate, la diferencia esencial entre las técnicas de minería de datos y las técnicas de la estadística. Puede afirmarse que las técnicas de minería de datos construyen el modelo de forma automatizada al contrario de las técnicas de estadística que necesitan ser manejadas y orientadas por un estadístico profesional.

Para automatizar los procesos de la minería de datos existen varias herramientas informáticas que pueden realizar la exploración, el procesamiento, y el análisis de conclusiones sobre determinados patrones, agrupamientos, relaciones, etc. obtenidos a partir de los datos.

Las herramientas más utilizadas son: Clementine, Oracle Data Mining, SAS Enterprise Miner, DB2 Intelligent Miner, Kepler, Weka, Keel, RapidMiner, Xelopes, R.

Es importante enfatizar que tanto Weka, Keel, RapidMiner y Xelopes son herramientas de código abierto. Weka es una de las más utilizadas, entre sus múltiples funcionalidades se encuentran la asociación (Apriori), clasificación (árboles de decisión, vecinos más próximos, SVM), agrupamiento (K medias, EM, Cobweb) y modelos combinados.

La extracción de conocimiento

Existen variadas definiciones de conocimiento, menciónese Nonaka (1994), Nonaka & Takeuchi (1995): el conocimiento «es aquella información que ha sido contextualizada e interpretada de forma subjetiva, es decir, asimilada por un individuo, grupo u organización». Si se analiza la definición anterior y se compara con la de minería de datos queda demostrada su amplia diferencia.

El objetivo del proceso de la extracción de conocimiento en bases de datos es encontrar modelos inteligibles a partir de los datos. El principal desafío radica en manipular grandes volúmenes de datos mediante procesos total o parcialmente automatizados, así como el uso de determinadas técnicas para el análisis y extracción de conocimiento útil.

Fayyad et al. (1996) define la extracción de conocimiento en bases de datos como: un proceso no trivial de identificación de patrones válidos, novedosos, parcialmente útiles y, en última instancia, comprensibles a partir de los datos. Es decir, los patrones encontrados deben describir datos nuevos, deben ser suficientemente comprensibles para que proporcione conocimiento, la información debe ayudar en la toma de decisiones futuras.

El proceso de descubrimiento de conocimiento consta de las siguientes fases:

1. Integración y recopilación de datos
2. Selección, limpieza y transformación
3. Minería de datos
4. Evaluación e interpretación
5. Difusión

Como puede apreciarse la minería de datos es una fase en el proceso de extracción de conocimiento. Hay que destacar que la automatización este proceso se enfrenta a diferentes factores limitantes como son: la complejidad de los datos, el ruido, los valores perdidos o la imprecisión, por lo que necesita un enfoque organizativo para su correcta aplicación.

Sistemas tutores inteligentes

El desarrollo de medios tecnológicos está logrando cambiar los sistemas de enseñanza, e instalarse como componente cultural, por lo que su utilización para la asimilación de contenidos es imprescindible. Los STI surgen como una evolución de la enseñanza asistida por computadoras, al combinar conocimientos de pedagogía, psicología, ciencias cognitivas con avances en la ciencia de la computación, en especial de la inteligencia artificial. Tienen como meta reproducir el hacer de un profesor humano competente, que adapta técnicas para el aprendizaje de un dominio de enseñanza en función del perfil del estudiante.

A pesar de que Wolf (1988) define los STI como: «sistemas que modelan la enseñanza, el aprendizaje, la comunicación y el dominio del conocimiento del especialista y el entendimiento del estudiante sobre ese dominio». Vanlehn (2006) indica que la característica distintiva de los STI es su capacidad para generar retroalimentación durante el desarrollo de las actividades y hacer el diagnóstico cognitivo en el modelado del alumno, usando técnicas de inteligencia artificial.

La arquitectura clásica de un STI ha sido estudiada en la literatura, pudiéndose encontrar distintas propuestas. Autores como Sleeman & Brown (1982) coinciden en definir la arquitectura general de un STI conformada por cuatro componentes:

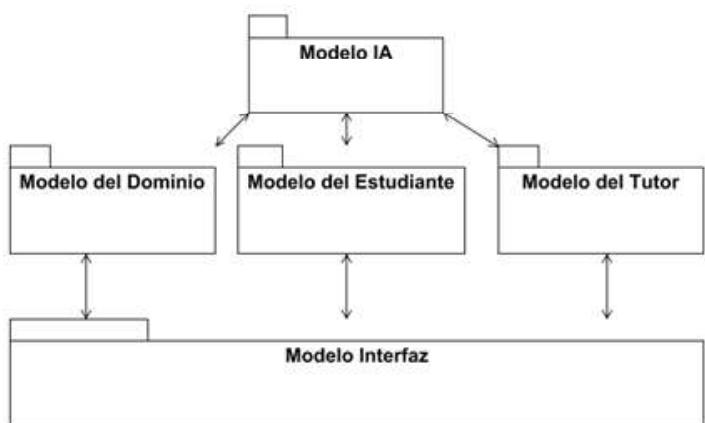


Figura 1: Esquema de un Sistema Tutor Inteligente
Fuente: elaboración propia

Cada uno de estos componentes asume distintas funciones interactuando entre sí. De este modo se obtendrán módulos completamente intercambiables e independientes del dominio de la aplicación. Además de la modularidad e independencia, se busca STI centrados en las necesidades reales de los estudiantes. Esto significa contar con varios protocolos pedagógicos que se ajusten de acuerdo a las necesidades y las preferencias de cada alumno en particular.

Minería de datos y sistemas tutores inteligentes

El objetivo principal de aplicar las técnicas de minería de datos al campo de los sistemas tutores inteligentes es poder obtener clasificaciones y agrupamientos, por ejemplo, agrupar a los alumnos por su comportamiento dentro del sistema, agrupar los cursos por su contenido, tipo o acceso, agrupar los comportamientos según las trazas similares, etc.

Las investigaciones donde se aplica minería de datos a los sistemas tutores inteligentes, pueden clasificarse según la técnica empleada, dígase: redes de Bayes, árboles de decisión, razonamiento basado en casos, redes neuronales, algoritmos genéticos, lógica borrosa, sistema multiagentes, patrones secuenciales, reglas de asociación y agrupamiento.

Para el caso de las redes de Bayes, se analizan los datos obtenidos por el sistema tutor, y mediante técnicas de agrupamiento similares al modelo probabilístico de Bayes se intentan descubrir patrones que reflejen comportamientos entre los alumnos, luego se propone un modelo híbrido, donde se combinan varias técnicas para categorizar y agrupar los alumnos. También se trabaja en el aprendizaje de máquinas para la construcción de una red bayesiana que describa el proceso de aprendizaje de los alumnos. Su objetivo es clasificar a los alumnos para poder ofrecerles diferentes itinerarios dependiendo de sus habilidades y otras características.

Sin embargo, también existen arquitecturas basadas en árboles de decisión y emparejamiento borroso. Casos particulares de este tipo de arquitectura utilizan un árbol con tipo de datos abstractos (ADT), que se construye a partir de los conceptos abordados en la clase o curso. Cada nodo se asocia con diferentes entidades como el comportamiento del alumno, la actuación en clase o el desarrollo en el sistema. De esta manera el profesor ayuda al alumno a descubrir conceptos que necesita y el alumno puede observar conceptos a los que debe dedicar mayor tiempo de estudio.

Por otra parte, los sistemas que utilizan razonamiento basado en casos, emplean algoritmos para clasificar a los alumnos en clases dependiendo de sus acciones y de descubrir reglas de asociación entre diferentes puntos de conocimiento, utilizan razonamiento basado en casos para personalizar la interacción.

Los sistemas basados en redes neuronales utilizan modelos de redes multicapas que evalúan automáticamente el nivel de conocimiento meta cognitivo del alumno observando su comportamiento dentro del sistema.

En (Dorça et al., 2008) se describe un sistema multiagente que

busca la adaptabilidad mediante el uso de redes neuronales. La estructura propuesta consta de un sistema gestor del curso y de un sistema inteligente multiagente (MIS) que implementa todos los módulos del STI. El modelo del estudiante usa lógica borrosa para determinar el grado de conocimiento adquirido por el estudiante en un tiempo dado. Para determinar la evaluación del alumno se emplean reglas borrosas entre la evaluación del conocimiento (calidad de las respuestas y tiempo empleado) y la evaluación del comportamiento (tiempo por página, movimiento de la barra de desplazamiento, participación en chats y foros). Se emplean redes neuronales, concretamente Cuantificación de Vectores de Aprendizaje (LVQ) para implementar la clasificación de patrones (los alumnos) de modo que los agentes pedagógicos puedan adaptar correctamente el currículum. Para facilitar la tarea de los agentes, es básica la representación del conocimiento. Se propone un módulo de conocimiento compuesto de una base de datos de conocimiento (que incluye todo tipo de materiales instructivos) y una base de metadatos (con el fin de indexar el material instructivo, dándole significado y estableciendo las relaciones).

En (Minaei-Bidgoli & Punch, 2003) se utilizan algoritmos evolutivos para realizar un análisis de asociación de los estudiantes para predecir su rendimiento. Las características de los grupos se extraen de la información de los archivos log del sistema. Se demuestra que una combinación de múltiples clasificadores mejora el proceso de clasificación y la ponderación de los vectores de características en los algoritmos genéticos optimizan la precisión de la predicción. Con un enfoque diferente en (Hwang & Yang, 2009) se propone un estudio de reconocimiento de imagen para la captura de imágenes del rostro de los estudiantes mientras están aprendiendo, y el análisis de sus características faciales con el fin de evaluar sus estados afectivos y el grado de atención mediante integrales borrosas y detectar los malos comportamientos de aprendizaje (i.e. somnolencia o distracción).

Por otra parte, APA-PROLOG (Ríos, 2009) es un sistema multiagente inteligente desarrollado en Cuba que brinda la posibilidad de integrar los mapas conceptuales, los agentes inteligentes y las TIC para auxiliar el proceso de enseñanza-aprendizaje de la Programación Lógica. El sistema tiene una interfaz basada en mapas conceptuales que incluye como recursos: textos explicativos, simulaciones, entrenadores, tutoriales, evaluadores, un directorio temático y un espacio para el intercambio. Posibilita la navegación asistida controlada por un conjunto de agentes inteligentes que toman decisiones basadas en los conocimientos previos del estudiante. Los agentes deciden qué recursos activar en cada caso, basándose en el estado del conocimiento del alumno.

En (Nkambou et al., 2011) se propone un algoritmo de minería de patrones secuenciales extendido combinado con técnicas de descubrimiento de reglas de asociación (las reglas IGB son correlaciones entre premisas mínimas y conclusiones máximas) para extraer patrones temporales y relaciones entre agentes humanos ejecutando tareas procedimentales. Se ha aplicado en CanadarmTutor cuya actividad es el movimiento de un brazo robot de 7gdl de una configuración a otra, siendo los parámetros a definir la selección de la cámara, el aumento/disminución del plano/inclinación/zoom de la cámara y la selección de un valor de rotación de la articulación del brazo. El agente guía al estudiante determinando

las posibles acciones que puede tomar, para ello compara las acciones hasta el momento actual con las de los patrones frecuentes y le asigna un nivel de conocimiento (novel, intermedio, avanzado).

En (Yu et al., 2001) se utilizan reglas de asociación borrosas para descubrir relaciones entre patrones de comportamiento de los estudiantes, incluyendo el tiempo de acceso, números de páginas leídas, preguntas contestadas, mensajes leídos y enviados, etc. Mediante monitorización y análisis, el sistema indica, mediante umbrales de alarma, los resultados a los estudiantes y profesores. El objetivo de Dogan & Camurcu (2010) es agrupar mediante el algoritmo de k medias y de c medias borroso, los datos de resultados de exámenes disponibles de un STI y visualizar usando un sistema de coordenadas paralelo, el resultado del análisis de datos multidimensional. El agrupamiento y la visualización de las puntuaciones en los niveles de conceptos dan información significativa del trabajo realizado en el curso y de los conceptos que presentan mayor dificultad para los alumnos.

Hoy en día se conoce que la información generada por los STI aumenta su volumen en la medida que crece el número de universidades y centros estudiantiles que optan por este tipo de recursos, también se sabe, que el proceso de adquisición de conocimiento por parte de los humanos es complejo. Por lo que uno de los retos de los STI es el desarrollo de métodos que permitan potenciar las inteligencias de los alumnos en la sociedad actual, llamada sociedad del conocimiento. Este objetivo no puede alcanzarse sin tomar en cuenta las particularidades de cada alumno, en un nivel de detalle cada vez mayor.

Propuesta

Los Sistemas Tutoriales Inteligentes poseen una arquitectura básica compuesta en su generalidad por tres modelos específicos: Modelo del Dominio, Modelo del Estudiante y Modelo del Tutor.

Teniendo en cuenta los elementos mencionados, se propone en este artículo un modelo para el estudiante que utiliza técnicas de minería de datos diseñado con una figuración similar a la que se presenta en la figura 2, la cual permite suministrar un aprendizaje

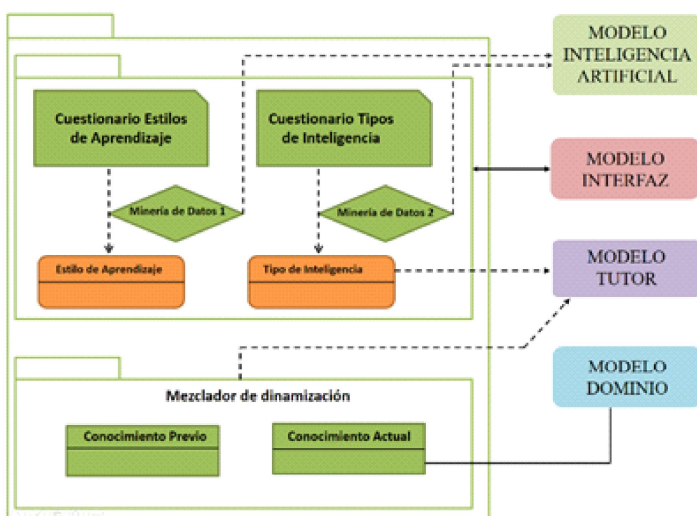


Figura 2: Estructura del Modelo del Estudiante
Fuente: elaboración propia

individualizado y tutoría flexible, de tal manera que se pueda proporcionar a los estudiantes un recurso didáctico adaptado a sus características y necesidades educativas.

A continuación, se explicará el funcionamiento de estos elementos, haciendo un énfasis especial sobre el componente tipo de inteligencia el cual es un componente fundamental en cualquier STI.

Cuestionario estilos de aprendizaje

Es el cuestionario que se proporciona al estudiante, posee un grupo de preguntas, 44 en este caso, para categorizarlo o agruparlo de acuerdo a los estilos de estudiantes disponibles. Cada estudiante debe rellenar la planilla completa, así el modelo del estudiante lo categoriza de acuerdo a alguno de los estilos disponibles. Esta acción debe suceder cada vez que cambien las variables de contexto y ambientales que pueden influir sobre el estado del estudiante y sus preferencias.

Cuestionario tipos de inteligencia

También se realiza a través de una planilla con preguntas a fin de categorizarlo a través de alguna o varias de las inteligencias múltiples. En este caso se le da tratamiento solamente a tres inteligencias, las cuales se ha comprobado que influyen de manera directa en el rol de la programación: Inteligencia Lógico-Matemática, Inteligencia Verbal, e Inteligencia Interpersonal.

Conocimiento previo

Contiene el mapa de conocimientos que se extrae de un cuestionario sobre las materias cursadas anteriormente y que constituyen el expediente académico del alumno.

Conocimiento actual

Se activa una vez que el estudiante se encuentre dentro del sistema. A partir de la actuación en el curso reemplaza al Nivel de Conocimiento Previo. Éste se infiere de la interacción del alumno con el sistema, de su participación en las actividades, de la consulta de recursos y de los resultados obtenidos. Toda esta información que se extrae y se almacena en la base de datos, se analiza mediante minería de datos obteniendo valores para los atributos que definen el Nivel de Conocimiento, por lo que interactúa directamente con el modelo de Dominio.

Estos componentes interactúan entre sí y con el resto de los modelos del STI para dar funcionamiento al sistema.

La técnica de minería de datos empleada para ambas minerías es reglas de asociación. En el caso de la minería de datos 1 la información recopilada que consta de 44 respuestas se procesa en el modelo inteligencia artificial con el objetivo de clasificar al estudiante según el estilo de aprendizaje de Felder que se almacena en la base de datos.

La minería de datos 2 corresponde a la información referente a los

tipos de inteligencia, la cual se procesa también en el modelo inteligencia artificial con el objetivo de clasificar al estudiante según las inteligencias múltiples definidas por el sistema. Posteriormente esta información se analiza en el modelo de tutor para proporcionar un método pedagógico y una ruta de aprendizaje óptimos.

Materiales y Métodos

Para la definición de la propuesta se emplearon diversos métodos científicos de investigación entre los que se encuentran el análisis y síntesis. Se realizó un análisis documental relacionado con los modelos de STI identificados en la literatura. Se realizó un estudio sobre técnicas de minería de datos que se utilizan en cada modelo y sus particularidades. A continuación, se describen brevemente los resultados de este estudio y las decisiones tomadas para la generación de la propuesta.

Resultados y Discusión

Un prototipo de Sistema Tutor Inteligente, que utiliza el modelo de estudiante propuesto, está siendo diseñado y construido como parte de la investigación «Modelo para aplicación de la programación orientada a objetos utilizando las inteligencias múltiples en las carreras de perfil informático». Este prototipo se enfoca al aprendizaje de un estudiante específico para el curso de programación orientada a objetos en el área de la programación. Adicionalmente, se planifican las actividades según los tipos de inteligencia.

Se han elaborado interfaces desplegadas por el sistema para un estudiante que se va a registrar en el curso de programación orientada a objetos, la figura 3 muestra la interfaz de estado perteneciente al curso.

Es necesario señalar que la interfaz ofrece una vía de acceso a diferentes recursos informáticos que permiten profundizar teóricamente acerca de los conceptos, así como analizar los ejemplos, comprender funcionamientos, intercambiar ideas, etc.

Hasta el momento se ha podido trabajar con prototipos que han sido implementados a nivel universitario, con el propósito de dar cuenta de los métodos de tutoría utilizados y de obtener datos a fin de identificar las inteligencias que tienen un mayor impacto para obtener mejores resultados en programación.

En relación con propuestas anteriores (Dorça et al., 2008; Ríos, 2009; Dogan & Camurcu 2010) la propuesta ha logrado una mayor personalización mediante el diagnóstico de las inteligencias

múltiples y los estilos de aprendizaje en el Modelo del Estudiante, aspectos que permitirán suministrar aprendizaje individualizado y tutoría flexible en una temática compleja como resulta la programación.

Se ha diseñado una interfaz para el test de estilos de aprendizaje, el cual debe ser cubierto por el estudiante.

Al responder las preguntas que se encuentran disponibles, el modelo inteligencia artificial vinculando al modelo tutor se encarga de llevar a cabo la planificación de un conjunto de actividades con su respectivo objeto de aprendizaje. La selección de las inteligencias múltiples es llevada a cabo teniendo en cuenta la información proporcionada por el estudiante al resolver el test de las inteligencias múltiples.

Conclusiones

Se realizó un análisis de la minería de datos y su aplicación a los STI como una vía para la extracción del conocimiento. Hay que destacar que la minería de datos es un proceso que toma apoyo en la tecnología, la cual se transforma de manera vertiginosa en la actualidad, por lo que existen las condiciones para aplicarla y las necesidades objetivas que la requieren.

El uso de la minería de datos permite la adaptabilidad de los STI, ayuda al alumno a descubrir conceptos y detectar el contenido al que debe dedicar mayor tiempo de estudio, clasificar a los alumnos en clases dependiendo de sus acciones, predecir resultados académicos, reconocer imágenes faciales con el fin de detectar estados efectivos, sugerir posibles acciones a tomar, agrupación y clasificación.

Dadas las ventajas de su aplicación puede afirmarse que se necesita potenciar el número de STI que utilizan minería de datos. Por otro lado, dada la complejidad inherente a estos STI se debe analizar para cada uno de los casos la conveniencia para su implementación.

El sistema tutor inteligente propuesto se ha enfocado hacia el tratamiento de la información en lo referente al estudiante mediante el empleo de la minería de datos para dar tratamiento a los estilos de aprendizaje y a inteligencias múltiples.

En trabajo futuro se pretende integrar esta propuesta con recursos de los aprendizajes que permitan potenciar las capacidades del sistema,

así como cubrir las etapas posteriores a las propuestas en este artículo las cuales contemplan la implementación y la validación del sistema.

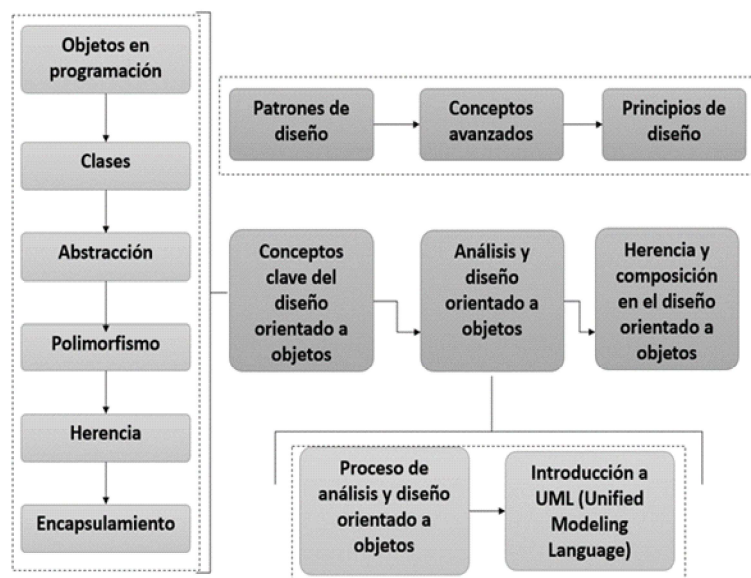


Figura 3. Interfaz de estado del curso Programación Orientada a Objetos
Fuente: elaboración propia

Agradecimientos

La autora agradece a los expertos e instituciones que apoyan la investigación y hacen posible los resultados que se exponen.

Referencias

- Amela Tarongí, V. Sistema tutor inteligente adaptativo para laboratorios virtuales y remotos. Trabajo de investigación. Valencia, (2010), pp. 8-10.
- Dogan, B., & Camurcu, A. Y. (2010). Visual clustering of multidimensional educational data from an intelligent tutoring system. *Computer Applications in Engineering Education*, 18(2), 375-382.
- Dorça, F., Lopes, C., Fernandes, M., & Lopes, R. (2009). Adaptivity supported by neural networks in web-based educational systems. *Journal of Education, Informatics and Cybernetics*, 1(2), 19-24.
- Fayyad, U., Piatetsky-Shapiro, G., & Smyth, P. (1996). From data mining to knowledge discovery in databases. *AI magazine*, 17(3), 37.
- Hwang, K. A., & Yang, C. H. (2009). Assessment of affective state in distance learning based on image detection by using fuzzy fusion. *Knowledge-Based Systems*, 22(4), 256-260.
- Minaei-Bidgoli, B., & Punch, W. F. (2003, July). Using genetic algorithms for data mining optimization in an educational web-based system. In *Genetic and evolutionary computation conference* (pp. 2252-2263). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Nkambou, R., Fournier-Viger, P., & Nguifo, E. M. (2009). Improving the behavior of intelligent tutoring agents with data mining. *IEEE Intelligent Systems*, (3), 46-53.
- Nonaka, I., & Takeuchi, H. (1995). *The knowledge creation company: how Japanese companies create the dynamics of innovation*.
- Ríos, L. (2009). *Ambiente de enseñanza-aprendizaje inteligente para la programación lógica*. Tesis de doctorado. Universidad Central de las Villas, Cuba.
- Sleeman, D., & Brown, J. S. (1982). *Intelligent tutoring systems* (pp. 345-pages). London: Academic Press.
- Vanlehn, K. (2006). The behavior of tutoring systems. *International journal of artificial intelligence in education*, 16(3), 227-265
- Woolf, B. P. (1987, January). Theoretical frontiers in building a machine tutor. In *Artificial intelligence and instruction: applications and methods* (pp. 229-267). Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc.
- Yu, P., Own, C., & Lin, L. (2001, August). On learning behavior analysis of web based interactive environment. In *Proc. of the Int. Conf. on Implementing Curricular Change in Engineering Education* (pp. 1-10).

Recibido: 2 de julio de 2017
Aprobado en su forma definitiva:
3 de enero de 2018

Ivelisse Teresa Machín Torres
Facultad de Ciencias Técnicas de la UNISS,
Sancti Spiritus, Cuba
Correo-e.: ivelisse@gmx.com
