

Herramienta para detección de estilos de aprendizaje en estudiantes de educación superior

Roberto Gabino Camana ^a, Anita Salguero ^b

^a Instituto Tecnológico Superior Vicente León
Tecnología Superior en Desarrollo de Software, Latacunga, Ecuador
robertocamana@yahoo.es

^b Maestría en Informática Educativa
Universidad Técnica de Ambato, Ambato, Ecuador
anitaxscl23@hotmail.com

Resumen: La finalidad de la presente investigación es profundizar en conceptos relacionados con la obtención, generación de un modelo predictivo e implementación de reglas de decisión para la detección de estilos de aprendizaje de estudiantes. En este contexto, el Proceso de Extracción del Conocimiento, con sus etapas, Preprocesamiento (selección, limpieza y transformación de los datos para obtener información relevante, Minería de Datos Educativo (selección del método predictivo) mediante mecanismos de cálculos, asociación y segmentación, que nos permita obtener reglas de decisión. Obtenidas estas reglas o situaciones que siempre se repiten, fueron programadas siguiendo una metodología de desarrollo de software en cascada, por su sencillo proceso facilitó la identificación de necesidades, especificación de requisitos, diseño, implementación e instalación. Estas dos metodologías, dieron como resultado un software predictivo para la detección de estilos de aprendizaje, como estrategia en la labor de enseñanza, en su eficacia, organización, y planificación de clases del docente.

Palabras clave: Deserción académica, enseñanza superior, estilos de aprendizaje, estudiantes, minería de datos educativo.

Abstract: The purpose of this research is to deepen concepts related to obtaining, generating a predictive model and implementing decision rules for the detection of student learning styles. In this context, the Process of Extraction of Knowledge, with its stages, Preprocessing (selection, cleaning and transformation of the data to obtain relevant information, Educational Data Mining (selection of the predictive method) through calculation, association and segmentation mechanisms allows us. These rules and situations are always repeated, they were programmed following a methodology of software development in cascade, for its simple process facilitated the identification of requirements, specification of requirements, design, implementation and installation. These two methodologies, Resulted in predictive software for the detection of learning styles, as a strategy in teaching work, in its effectiveness, organization, and teacher-class planning.

Keywords: Academic desertion, higher education, learning styles, students, educational data mining.

1. Introducción

En el mundo educativo de la educación superior, tecnológica y universitaria, existe gran interés de conocer cómo los estudiantes aprenden y adquieren conocimientos (Veytia, 2013). Por ello, los estilos de aprendizaje, pueden llevar al estudiante a rendir de una u otro dentro de un ambiente de aprendizaje.

A partir de esta explicación, cada uno de nosotros utilizamos nuestro propio método o conjunto de estrategias. De modo, que las estrategias varían de acuerdo a lo que queremos aprender, es decir, cada uno de nosotros desarrollamos preferencias globales, que combinada con una determinada manera de aprender, tenemos como resultados nuestro estilo de aprendizaje. En este contexto Esguerra y Guerrero (2009), ejemplarizan con un estudiante el desarrollo de aprendizajes, habilidades y destrezas, para la solución de problemas reales en la sociedad, por lo que involucra formas y características del aprendizaje.

Cuando empieza un proceso de enseñanza-aprendizaje, el docente realiza evaluaciones diagnósticas a sus estudiantes, con el fin proporcionar información para futuras actividades, sin embargo esta información solo mide el nivel de conocimiento de la signatura, más no de su estilo de aprendizaje (Costaguta y Gola, 2009). Cuando un docente conoce el estilo de aprendizaje de sus estudiantes obtendrá mejores resultados, además si cuenta con una herramienta de apoyo permitirá optimizar sus logros.

En el nivel superior, en el área de Análisis de Sistemas, Computación, Informática, etc., existe un fenómeno bastante frecuente y recae en clases aburridas, errores en la enseñanza y lo más principal la crítica al docente (Felder y Silverman, 1988). Una de las consecuencias evidentes es la deserción académica de estudiantes, para contrarrestar este problema existen diferentes instrumentos, que evalúan en base al análisis de perfiles el estilo de aprendizaje correcto.

Entre los instrumentos podemos mencionar el cuestionario Chaea, inventario de Kolb, test de Felder y Silverman, etc. Este último aplicado a nuestro estudio, desarrolla un modelo de estilo de aprendizaje, para identificar los más importantes estilos de aprendizaje de estudiantes de ingeniería, con la intención de obtener una base para diseñar estrategias de enseñanza por parte del docente. Este modelo se subdivide en cuatro dimensiones: Activo o Reflexivo, Sensitivo o Intuitivo, Visual o Verbal y Secuencial o Global (Ismaila, Hussaina y Jamaluddina, 2010).

Para tratar el tema de la predicción sobre el estilo de aprendizaje de un grupo de estudiantes de nivel tecnológico superior, es buscar una estrategia de medición aceptable (Díaz-Ovalle, Rico, Arellano, Guzman-Zazueta, 2013). Para ello esta investigación se plantea una estrategia que aproxime a la predicción del estilo de aprendizaje con el uso de la minería de datos, específicamente con el método de árboles de decisiones (Camana y Torres, 2016).

El presente estudio inicial se realizó en el Instituto Tecnológico Superior Aloasí (ITSA), Institución de Educación Superior (IES) de Ecuador localizada en la ciudad de Quito, Ecuador. En esta institución funcionan carreras tecnológicas en Análisis de Sistemas, Electrónica, Electricidad y Técnico Superior en Guianza Turística.

El propósito de la presente investigación, es proponer una herramienta para detección de estilos de aprendizaje, como un medio de estrategia para la enseñanza con eficacia, organización y planificación de clases del docente de cualquier Institución de Educación Superior.

2. Antecedentes investigativos

En Colombia, los docentes investigadores Durán, Rosado, Cabellos (2014), en su investigación titulada “Análisis de Estilos de Aprendizaje en los Estudiantes de Primer

Semestre Académico de la UFPO”, su propuesta investigativa consiste en establecer los estilos de aprendizaje de estudiantes de cálculo diferencial. Para la recolección de información aplicaron el test de Felder-Silverman y Kolb, así como notas finales de estudiantes, el tipo de aprendizaje que utilizaron fue el supervisado, que permitió predecir según características académicas los estilos de aprendizaje de los estudiantes de la mencionada institución.

En México, los investigadores Díaz-Ovalla, Rico, Arellano y Guzmán-Zazueta (2013), realizaron un artículo científico titulado “Estrategia para Detectar Estilos de Aprendizaje Usando la Técnica de Particiones”, plantearon una estrategia para predecir estilos de aprendizaje mediante una interfaz de usuario desarrollado en C# y una base de datos en SQL. Por medio de esta interfaz el nuevo estudiante contestaba el test de Felder-Saloman, esta interfaz obtiene los datos y mediante técnicas de particiones (centroides), les permitió obtener la predicción de las tendencias de aprendizaje.

Los investigadores Núñez, Hernández, Tomás y Felipe (2013), en su artículo de investigación “Identificación de Estilos de Aprendizaje en Alumnos Universitarios de Computación de la Huasteca Hidalguense mediante Técnica de Minería de Datos” aplican técnicas de minería de datos para descubrir combinaciones de estilos de aprendizaje de estudiantes de computación en la región Huasteca Hidalguense. El modelo sugerido fue el de Neil Fleming y Collen Mills llamado VARK.

En la República de Argentina, los investigadores Ventura, Gagliardi y Moscoloni (2012), realizaron una investigación titulada “Estudio Descriptivo de los Estilos de Aprendizaje de Estudiantes Universitarios Argentinos” proponen un análisis de estilos de aprendizaje dominante de 263 estudiantes. Aplicaron el inventario de Estilos de Aprendizaje de Felder y Silverman, obtuvieron como resultado, que la mayoría de estudiantes tienen preferencias activas, sensitivas, visuales y secuenciales. Para el análisis de datos se llevó a cabo a través de técnicas estadísticas: Pruebas de Kruskal Wallis para contrastar entre carreras y edad; y la prueba U de Mann-Whitney para el contraste ente género (hombre-mujer).

En Ecuador, los investigadores López-Faican y Chamba-Eras (2014), en su trabajo de investigación titulado “Redes Bayesianas para Predecir el estilo de aprendizaje de Estudiantes en Entornos Virtuales” implementaron un modelo de incertidumbre que permitió predecir el estilo de aprendizaje mediante la interacción en un entorno virtual de aprendizaje basado en el modelo de Felder y Silverman. Este modelo se aplicó a un grupo de estudiantes de la Universidad Nacional de Loja y Universidad Internacional del Ecuador.

3. Referentes conceptuales

Modelos de estilos de aprendizaje

El término “estilo de aprendizaje” hace referencia, a que cada ser humano tiene su propia forma para aprender. De modo, que se convierte en una estrategia, de acuerdo a lo que desee aprender el estudiante, desarrollando habilidades y destrezas, todo este conjunto define su estilo de aprendizaje. Entre los rasgos característicos están, el cognitivo, el afectivo y el fisiológico, que sirven de indicadores, cómo los estudiantes perciben y responden ante un ambiente de aprendizaje.

Explicando las características, el ámbito cognitivo, consiste en la forma, que los estudiantes logran estructurar contenidos, utilizan conceptos, saben cómo interpretar la información, entre otros. El afectivo, responde a los afectos, tales como, motivacionales y expectativas. Mientras el fisiológico, se relaciona con el género y aspectos biológicos, tales como el sueño-vigilia (Woolfolk, 1996).

Bajo este ámbito han desarrollado varios modelos y teorías sobre estilos de aprendizaje. Para nuestro estudio, se eligió el modelo de Felder y Silverman, que se basa en la calidad de instrumento, por su validez en la identificación de estilos de aprendizaje en estudiantes de Ingenierías. Además, el cuestionario ha sido validado y probado por Felder y Spurlin (2005), lo que proporciona un mayor soporte y grado de confiabilidad, que otros modelos que no lo tienen (Zatarain, 2011).

Los autores del modelo, Felder y Silverman (1988), se centran en tres aspectos, el primero, en el estilo de aprendizaje significativo en estudiantes de ingeniería en sistemas; el segundo el estilo de aprendizaje preferido por los estudiantes y las estrategias que receptan los estudiantes, cuyos estilos de aprendizaje, no son abordados por los métodos de enseñanza de la ingeniería formal. Proponen, cuatro dimensiones para el análisis: Procesamiento (Activo o Reflexivo), Percepción (Sensorial o Intuitivo), Representación (Visual o Verbal) y comprensión (Secuencial o global). En la tabla 1, se muestra cada una de sus dimensiones.

Tabla 1: *Descriptorios de los cuatro estilos de aprendizaje utilizados*

Dimensiones	Descripción	Preferencia del estudiante
Procesamiento	¿Cómo prefiere adquirir la información?	Activo: Retienen y comprenden mejor una nueva información, al realizar algo activo con ella, es decir aprenden ensayando y trabajando con otros.
		Reflexivo: Retienen y comprenden una nueva información pensando y reflexionando sobre ella, es decir aprenden meditando, pensando y trabajando solos.
Percepción	¿Qué tipo de información prefieren recibir?	Sensitivo: Son concretos, prácticos, resuelven problemas siguiendo procedimientos muy bien establecidos o estructurados, es decir memorizan hechos con facilidad.
		Intuitivo: Son conceptuales, innovadores, teóricos, es decir aprenden rápidamente nuevos conceptos, trabajan bien con abstracciones y fórmulas matemáticas.
Representación	¿A través de qué vía sensorial captan la información?	Visual: Tienden a la obtención de información por representaciones visuales, porque recuerdan mejor lo que ven, por medio de diagramas de flujo, símbolos, etc.
		Verbal: Prefieren obtener información en forma escrita, es decir recuerda mejor lo que leen o escuchan.
Comprensión	¿De qué modo facilita el entendimiento de contenidos?	Secuencial: Tienden a solucionar problemas, mediante caminos, es decir aprenden en pequeños pasos incrementales.
		Global: Tienden a aprender nuevo material de pronto visualiza la totalidad, es decir aprenden a grandes saltos, es decir resuelven problemas complejos rápidamente.

Nota: Elaboración propia

El test de Felder y Silverman consta de 44 preguntas, con dos opciones de respuestas a elegir (A o B), cada pregunta se encuentra numerada y agrupada de acuerdo al estilo de aprendizaje. En la tabla 2, podemos observar los ítems.

Tabla 2 Estilos de aprendizaje y sus respuestas

Estilos de aprendizaje	ID	Respuestas
Activo	ACT	P1=A, P5=A, P9=A, P13=A, P17=A, P21=A, P25=A, P29=A, P33=A, P37=A, P41=A,
Reflexivo	REF	P1=B, P5=B, P9=B, P13=B, P17=B, P21= B, P25=B, P29=B, P33=B, P37=B, P41=B,
Sensitivo	SEN	P2=A, P6=A, P10=A, P14=A, P18=A, P22=A, P26=A, P30=A, P34=A, P38=A, P42=A,
Intuitivo	INT	P2=B, P6=B, P10=B, P14=B, P18=B, P22=B, P26=B, P30=B, P34=B, P38=B, P42=B,
Visual	VIS	P3=A, P7=A, P11=A, P15=A, P19=A, P23=A, P27=A, P31=A, P35=A, P39=A, P43=A,
Verbal	VER	P3=B, P7=B, P11=B, P15=B, P19=B, P23=B, P27=B, P31=B, P35=B, P39=B, P43=B,
Secuencial	SEC	P4=A, P8=A, P12=A, P16=A, P20=A, P24=A, P28=A, P32=A, P36=A, P40=A, P44=A,
Global	GLO	P4=B, P8=B, P12=B, P16=B, P20=B, P24=B, P28=B, P32=B, P36=B, P40=B, P44=B,

Nota: Elaboración propia

En la tabla 2, se puede observar la clasificación de los estilos de aprendizaje en sus cinco dimensiones, la letra P representa la pregunta de cada estilo, el número al orden de la pregunta y las posibles respuestas A para Activo y B para Reflexivo, y así cada una de la dimensiones.

Finalizado la contestación de las 44 preguntas, se suman las respuestas A y las respuestas B de cada pregunta, como resultado se evidencia cuál de ellas predomina el estudiante. En base al resultado se podrían obtener las siguientes conclusiones: Equilibrado, Moderado o Fuerte. Estos resultados permitirán tener un indicio de las preferencias de aprendizaje de los estudiantes, así como puntos fuertes y tendencias o hábitos para conducir a niveles de dificultad de aprendizaje.

Minería de datos

Conocido como Data Mining en inglés; sus orígenes datan de los años 60's, y se le conoce como la ciencia de extraer información útil de grandes volúmenes de datos (Camana, 2016). Desde entonces acuñó el término "Descubrimiento del Conocimiento en Bases de Datos, en inglés Knowledge Discovery in Databases (KDD)". En este contexto, la idea es buscar un método que pueda inferir una variable a partir de la combinación de otras variables incluidas en los datos. La selección de uno u otro método, es de acuerdo al propósito de la investigación, en este caso fue predecir el estilo de aprendizaje del estudiante, en base a recomendaciones de docentes investigadores y

pruebas realizadas con otros algoritmos, nos centraremos en tres algoritmos únicamente:

Algoritmos IBK: A pesar que este algoritmo no crea un solo árbol de decisión, modelo o reglas de asociación, es importante aplicarlos en nuestros conjuntos de datos y observar sus resultados. Este algoritmo no está en la familia de los árboles de decisión, por lo que se encuentra en la categoría de algoritmos “lazy”. El algoritmo en mención se basa en instancias, con la característica que únicamente almacena los datos presentados. Al ejecutar el algoritmo, se encuentra una nueva instancia, se devuelve desde la memoria, un conjunto de instancias similares relacionadas y usado para clasificar la instancia en concreto (Hernández, Ramírez y Ferri, 2010). Cada vez que se encuentra una nueva instancia, el algoritmo calcula su relación con el resto de ejemplos almacenados previamente con el fin de asignar un valor de la función objetivo para esta instancia encontrada (Calleja, 2010).

La característica principal que fundamenta a este algoritmo, es que cada instancia encontrada se va a clasificar en la clase más frecuente a la que pertenezcan sus K vecinos más cercanos (Calleja, 2010). Este algoritmo es conocido como el método K-NN. K Nearest Neighbours.

Algoritmo ID3: Es un algoritmo simple, pero potente, cuya característica radica en la elaboración de un árbol de decisión. El procedimiento para generar un árbol de decisión consiste en la selección de un atributo como raíz del árbol y crear una rama con cada uno de los posibles valores de dicho atributo.

Este procedimiento continúa hasta que los ejemplos se clasifiquen a través de uno de los caminos del árbol (Hernández, Ramírez y Ferri, 2010). El nodo final de cada camino será un nodo hoja, al que se le asignará la clase correspondiente, tales como, Equilibrado, Moderado o Fuerte. Así, el objetivo de los árboles de decisión es obtener reglas o relaciones que permitan clasificar a partir de los atributos (Calleja, 2010).

En este contexto, según Aguilar y Estrada (2012), al utilizan árboles de decisión, su característica se fundamenta en “conocer si”, por ejemplo salir o no a jugar tenis en base a un historial de datos meteorológicos de los días que podemos jugar y aquellos en que el tiempo no los permite. Por consecuencia se seleccionó al método predictivo ID3 para predecir variables de interés generados a partir de las respuestas de estudiantes en el test de Felder y Silverman.

Algoritmo j48: Es un algoritmo de inducción que genera una estructura de reglas o árboles a partir de subconjuntos (ventanas) de casos extraídos del conjunto total de datos de “entrenamiento”. El algoritmo genera una estructura de reglas y evalúa su “bondad” usando criterios que miden la precisión en la clasificación de casos (Agrawal y Shafer, 2008). Este algoritmo emplea dos criterios:

1. Calcula el valor de la información proporcionada por una regla candidata (o rama del árbol), con una rutina que se llama “info”.
2. Calcula la mejora global que proporciona una regla/rama usando una rutina que se llama gain (beneficio).

La Aplicación

Antes de empezar a programar, necesitamos realizar un análisis pertinente considerando requerimientos para nuestra herramienta de predicción de estilos de aprendizaje, para poder decidir en qué lenguaje de programación vamos a programar. Por lo tanto, no necesitamos de un lenguaje de programación demasiado complejo y complicado de aprender. Con la característica de un entorno de trabajo, que facilite la utilización de una base de datos para los procesos de almacenamiento y obtención de datos una vez introducidas en la herramienta.

Por estas razones el lenguaje de programación Visual Basic.Net, debido a su entorno de trabajo se ajusta a los requerimientos de nuestra aplicación, se trabajó con un gestor de base de datos Microsoft Access. Este gestor al enlazarse con Visual Basic.Net basado en objetos, nos permite desarrollar funciones, automatizar procesos. Además, se puede utilizar para controlar muchos aspectos funcionalidad de la interfaz, menús, formularios personalizados y ventanas de dialogo.

Por lo tanto Visual Basic.Net, al ser funcional y flexible, tiene su restricción como el soporte restringido para funciones como puntero utilizado en Windows API, además cuenta con el soporte para módulos de clases.

4. Materiales y métodos

El rigor científico implica utilizar métodos y técnicas durante el proceso de la investigación con el fin de alcanzar los objetivos planteados. Es decir, la importancia de la metodología reside en su parte conceptual como el procedimiento para el análisis de la información, conocido como *Proceso de Extracción del Conocimiento*, para obtener reglas de decisión a partir de un modelo predictivo. Mientras para el desarrollo de la herramienta para detección es de estilos de aprendizaje, utilizamos una Metodología de Ciclo de Vida, denominado *Planificación de la Gestión del Proyecto* (Cataldi, Pessacq y García Martínez, 1999).

Creación de un proyecto de minería de datos educativo

Las decisiones, se toman muchas veces en base a la intuición y las experiencias previstas en la información almacenada. Por ello se requiere de un *Proceso de Extracción del Conocimiento*, que contempla tres etapas: Preprocesamiento, Minería de datos y Postprocesamiento. En la Figura 1, se muestran las etapas.



Figura 1. Proceso de extracción del conocimiento

La etapa de *Preprocesamiento*, consiste en preparar los datos, para que puedan ser utilizados en la siguiente etapa, entre los procesos tenemos:

Selección de datos: Se aplicó on line el test de Felder y Silverman, de 44 preguntas, en dos días a varios estudiantes de diferentes niveles de estudios. Se obtuvo dos tipos de respuestas (A o B), que fueron diseñados por el autor en Formularios de Google. El test fue resultado por 88 hombres y 44 mujeres con un total de 132 estudiantes de las carreras tecnologías de Análisis de Sistemas, Electrónica y Electricidad del periodo académico Octubre 2015 – Marzo 2016.

Limpieza y Transformación de los datos: Se realizaron correcciones manuales en algunos datos personales (apellidos y nombres) ingresados por el estudiante, verificando contra listados de estudiantes matriculados en el mencionado período académico. El único proceso fue reducir o eliminar el número de atributos, como, fecha, hora, género, carrera, nivel y modalidad, por cuanto estos atributos resultan irrelevantes para el objetivo del estudio. En cuanto a la transformación no se realizó, debido a que no se crearon nuevos atributos partir de las ya existentes.

Con la información recolectada, se generó una base de datos almacenada en una plantilla de Excel, para posteriormente ser convertida a un archivo con extensión .arff (creado por la Universidad de Weikato). Según Witten y Frank (1999), este archivo fue utilizado por el software Weka, en la siguiente etapa.

En la etapa de *Minería de Datos*, la tarea a realizar en esta investigación es generar reglas de decisión a partir de un modelo predictivo, analizados los resultados de los tres algoritmos generados para cada una de las dimensiones. En la tabla 4, podemos observar un resumen con todos los datos más importantes y relevantes, sobre el método que mejores resultados obtuvo para la implementación de la herramienta de predicción de estilos de aprendizaje.

Tabla 4: Dimensiones de los estilos de aprendizaje

Dimensiones	Algoritmo	Coefficiente Correlación	Error en la media absoluta	Error absoluto relativo
Activo Reflexivo	IBK	0.8488	3567.4433	67.7677%
	ID3	0.9979	2398.7843	25.8736%
	J48	0.8747	3487.8765	55.7699%
Sensitivo Intuitivo	IBK	0.8468	3687.2631	62.8899%
	ID3	0.9934	2534.234	23.4323%
	J48	0.8718	3456.324	35.2516%
Visual Verbal	IBK	0.8442	3623.392	68.2446%
	ID3	0.9901	2512.832	22.8271%
	J48	0.8976	3462.763	33.4705%
Secuencial Global	IBK	0.8453	3652.383	68.2341%
	ID3	0.9943	2532.822	22.9832%
	J48	0.8833	3533.763	33.3322%

Como se puede observar en la tabla 4, a simple vista en todas las dimensiones el modelo que deberíamos implementar es el construido por el algoritmo ID3, este alcanzó un coeficiente de correlación mejor de más del 0,9901, conjuntamente con una media de error absoluto y relativo mayores que el algoritmo J48.

Estructura del tipo Si-Entonces

Se denomina árboles de decisión por su modelo de representación en forma de árbol, es un método de aprendizaje supervisado, es decir, deben ser entrenados con información de una base histórica de los propios datos. Estos resultados del entrenamiento, serán verificados y comprobados con la colección de datos conocidos para evaluar la precisión del modelo entrenado. En la figura 2, podemos observar un sencillo árbol de decisión.

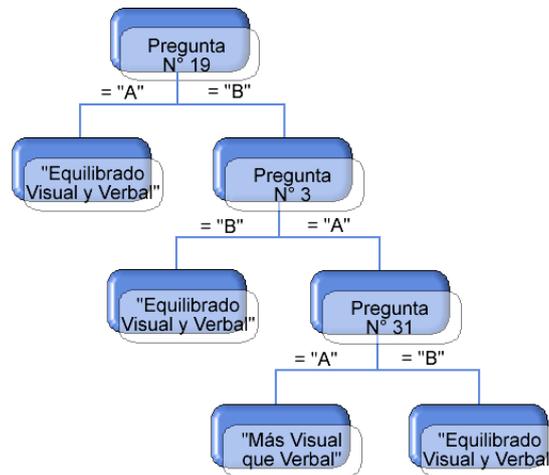


Figura 2. Árbol de decisión

En este ejemplo, el árbol de decisión pretende predecir el estilo de aprendizaje dominante de un estudiante, en tres de sus formas Equilibrado, Moderado o Fuerte, en base a tres de las once preguntas de la dimensión Visual-Verbal.

Traducción a reglas obtenidas

Por cada rama del árbol, las preguntas y sus valores estarán en la parte izquierda de las reglas y la etiqueta del nodo hoja correspondiente será de la parte derecha (clasificación), como se puede ver en el siguiente ejemplo:

Si Pregunta 19 (Respuesta) = "B"

Entonces

Si Pregunta 3 (Repuesta) = "A"

Entonces

Si Pregunta 31 (Repuesta) = "B"

Entonces EQUILIBRADO VISUAL Y VERBAL

Caso Contrario

Entonces MÁS VISUAL QUE VERBAL

Caso Contrario

Entonces EQUILIBRADO VISUAL Y VERBAL

Caso Contrario

Entonces EQUILIBRADO VISUAL Y VERBAL

..... continúa

La etapa de *Postprocesamiento*, no se realizó por cuanto, parte del objetivo de la investigación fue obtener reglas de decisión procedente de un modelo predictivo. Por lo tanto, de ser necesario, se vuelve a las fases anteriores para una nueva iteración. Finalmente, un posible de esta fase es la difusión con expertos y usuarios, sobre la obtención del modelo predictivo.

Planificación de la gestión del proyecto de desarrollo de software

Luego de haber obtenido las reglas de decisión de un modelo predictivo, se necesita aplicar una metodología, que sirva de guía para el desarrollo de la herramienta. Es decir, requerirá un cierto orden para concretar las actividades a desarrollar. A continuación describimos cada una de las etapas:

- ***Identificación de necesidades:*** Es el punto de partida e inicio de un proyecto, es decir son las posibles soluciones de la herramienta para la predicción de estilos de aprendizaje. Entre las necesidades identificadas tenemos:
 - El sistema debe permitir la identificación de usuarios.
 - El nombre y apellido de los usuarios, no deben exceder de 30 caracteres.
 - El usuario elegirá una carrera (Análisis de Sistemas, Electrónica o Electricidad), un género (hombre o mujer) y un edad de una lista de opciones
 - Los campos antes mencionados son requeridos, por lo tanto deben ser llenados y guardados al presionar el botón "Registrar e Iniciar Agente".
 - Las 44 preguntas del test de Felder y Silverman, son campos obligatorios de contestar, con algunas de las opciones A o B de cada pregunta.
 - Terminado de contestar el test, el usuario presionará un botón "Predecir" para obtener los resultados o conclusiones de cada dimensión y detalle de su estilo de aprendizaje.
 - El usuario debe tener la posibilidad de ingresar una nuevo test.
- ***Especificación de requisitos:*** En esta fase se especifica los requerimientos, que serán satisfechos por la herramienta de detección de estilos de aprendizaje a desarrollar. Entre las interfaces específicas tenemos:

- **Hardware:** La herramienta para la detección de estilos de aprendizaje, se implementó en computadoras de los dos laboratorios de informática del Instituto Tecnológico Superior Aloásí y en algunas computadoras personales de los estudiantes.
 - **Software:** No hay posibilidad de comprar licencias de Microsoft Visual Basic.Net y Access.
 - La herramienta tendrá conexión a la base de datos de Access.
 - El código fuente se desarrolló en el software Visual Basic.Net, correspondiente a la asignatura de Programación Orientada a Objetos I, tercer nivel.
- **Diseño:** Consiste en la representación gráfica de los datos como los procesos que realizan tareas sobre estos datos, entre los que tenemos:
- **Diagrama de flujos de datos:** Visualiza el procesamiento de los datos, es decir, es el diseño de la estructura que muestra la interacción entre el sistema y las entidades estudiantes y docentes, a continuación se observa en el Figura 3 el diagrama de contexto y el diagrama de flujo de datos (DFD).

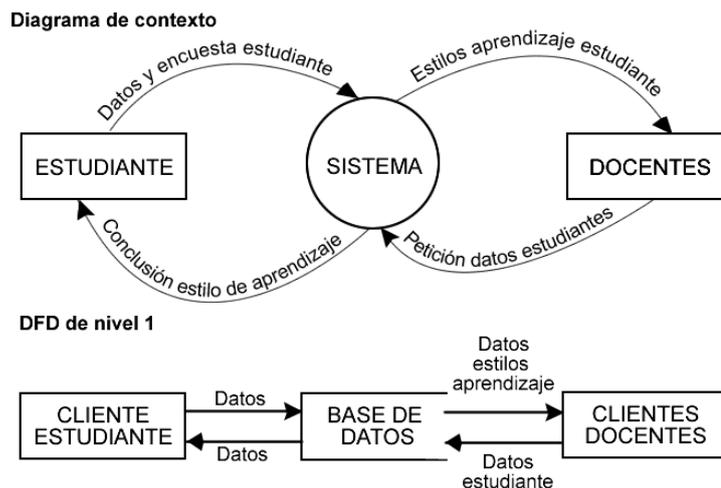


Figura 3. Principales diagramas de flujo

- **Diseño de pantallas:** Son interfaces de usuario que muestran los elementos de interacción máquina-humano, en total se diseñaron 11 interfaces, 1 interfaz de registro de estudiantes, 9 interfaces para preguntas, 1 interfaz para conclusiones sobre el estilo de aprendizaje.
- **Implementación:** En este proceso, se programó el código fuente, código de conexión para la base de datos, se realizaron pruebas de validación y verificación.
- **Código fuente:** El código fuente fue escrito en Visual Basic.Net. Por lo tanto nuestra herramienta para la detección de estilos de aprendizaje, tendrá por cada

dimensión 132 reglas, en total serán implementadas o programas 528 reglas para predecir el estilo de aprendizaje del estudiante.

- **Datos de prueba:** Para comprobar la eficacia de la herramienta de predicción, se utilizaron datos del test de Felder y Silverman, recogidos a través del Formulario de Google, en total fueron 132 registros de estudiantes de las carreras e tecnología en Análisis de Sistemas, Electrónica y Electricidad; de los cuales se utilizó la mitad de registros, es decir 66 estudiantes, elegidos de forma aleatoria.

Para esta prueba, su procedimiento fue sencillo, se ingresó a la herramienta de predicción, una a una las respuestas (A o B) de los estudiantes seleccionados, al finalizar cada registro, se obtiene su conclusión: Activo-Reflexivo, Sensitivo-Intuitivo, Visual-Verbal o Secuencial-Global, además fue comprobado con los datos obtenidos con el formulario antes mencionado.

- **Instalación:** Este proceso se centra en la instalación de la aplicación y su base de datos. Para ello el usuario propietario obtendrá de los desarrolladores, manuales de usuario como guía de ayuda en la aplicación. Manual de instalación mediante pasos que indica el proceso de instalación hasta su correcta finalización.

5. Resultados y discusión

La herramienta para detección de estilos de aprendizaje, para su desarrollo se enmarca dentro de las líneas de investigación del Instituto Tecnológico Superior Aloasí. “En ciencias de la computación, sub línea Minería de Datos”, debido a que esta investigación desemboca en la generación de reglas de decisión a partir de un modelo predictivo. La sub línea “Desarrollo de Software y Aplicaciones”, por cuanto se desarrolló una herramienta de predicción. Sin embargo la presente herramienta puede ser utilizada en cualquier Institución de Educación Superior, por cuanto resultará de utilidad para obtener mayor número de datos y validaciones para futuras mejorar a la herramienta. Entre las principales características tenemos:

- En la *sección inicial*: Es la identificación de acceso a la herramienta, en esta pantalla, se muestran los campos, que los usuarios ingresaron sus datos personales y serán guardados en una base de datos, creada para el efecto para futuras consultas. En la figura 4 se muestra el acceso a la herramienta.

BIENVENIDO AL AGENTE INTELIGENTE
ESTILOS DE APRENDIZAJE

NOMBRES : FABIAN
 APELLIDOS : SANCHEZ
 CARRERA : ANALISIS DE SISTEMAS
 GENERO : MASCULINO
 EDAD : 34

Registrar e Iniciar Agente . Salir

Figura 4. Pantalla de acceso a la herramienta

- En la *sección estilos de aprendizaje*: En esta pantalla se encuentran 44 preguntas con sus respectivas opciones de respuestas, correspondiente al Test de Felder y Silverman, es decir 5 preguntas por páginas. El usuario obligatoriamente deberá elegir una sola opción de respuesta en cada pregunta. Seleccionado la opción de respuesta, se activará el botón “Siguiente” para ir las siguientes preguntas. En la figura 5 se muestra las preguntas.

Formulario 1 de 9

1. Entiendo mejor algo
 A) si lo practico.
 B) si pienso en ello.

2. Me considero
 A) realista.
 B) innovador.

3. Cuando pienso acerca de lo que hice ayer, es más probable que lo haga sobre la base de:
 A) una imagen.
 B) palabras.

4. Tengo tendencia a
 A) entender los detalles de un tema pero no ver claramente su estructura.
 B) entender la estructura completa pero no ver claramente los detalles.

5. Cuando estoy aprendiendo algo nuevo, me ayuda
 A) hablar de ello.
 B) pensar en ello.

SIGUIENTE

Figura 5. Preguntas del test de Felder y Silverman

- En la *sección de resultados*: Visualizamos la conclusión de cada estudiante de acuerdo a su dimensión (Activo-Reflexivo), (Sensorial-Intuitivo), (Visual-Verbal), (Secuencial-Global), para detallar cada una de las dimensiones, el usuario debe presionar en el botón “Detalle”, para mostrarle la conclusión de su estilo de aprendizaje. En la figura 6, podemos observar algunos resultados.

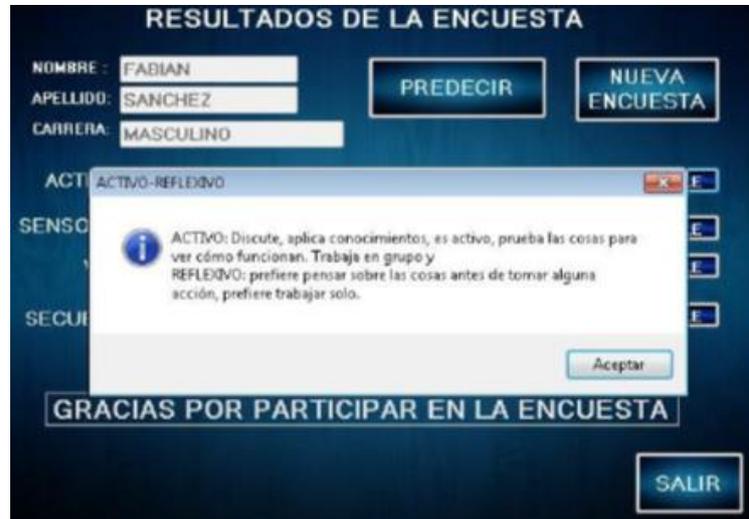


Figura 6. Resultado del estilo de aprendizaje de un estudiante

6. Conclusiones

La herramienta para la detección de estilos de aprendizaje propuesto, desde el punto de vista del usuario interactuará de forma sencilla e intuitiva, por cuanto sus interfaces son amigables con el usuario. Además, por la ventaja que ofrece la herramienta en su rapidez de respuesta y confiabilidad en la obtención de resultados, constituye en una herramienta eficiente y fácil de interactuar.

La generación de reglas de decisión a partir del modelo predictivo por medio del algoritmo ID3, implementados en la Herramienta para la detección de estilos de aprendizaje, obtuvo las combinaciones, Activo-Reflexivo (Equilibrado entre Activo – Reflexivo, más Activo que Reflexivo, más Reflexivo que Activo, mucho más Activo que Reflexivo). Intuitivo-Sensitivo (Equilibrado entre Sensitivo-Intuitivo, más Intuitivo que Sensitivo, más Sensitivo que Intuitivo, mucho más Intuitivo que Sensitivo). Visual – Verbal (Equilibrado entre Visual y Verbal, más Verbal que Visual, más Visual que Verbal, mucho más Verbal que Visual y mucho más Visual que Verbal). Secuencial-Global (Equilibrio entre Secuencia y Global, más Global que Secuencial, más Secuencia que Global, mucho más Global que Secuencial, mucho más Secuencial que Global).

La herramienta para detección de estilos de aprendizaje, en primera instancia fue para estudiantes del Instituto Tecnológico Superior Aloasí, pero por motivos de obtener una base de datos mucho más amplia, esta herramienta podrá ser utilizada por Instituciones de Educación Superior, como Institutos Tecnológicos y Universidades.

Agradecimientos

La presente investigación, no hubiera sido posible con el apoyo brindado por las autoridades del Instituto Tecnológico Superior Aloasí, estudiantes de las carreras de Tecnología en Análisis de Sistemas, Electrónica y Electricidad, por su valioso aporte de información en el test administrado.

Referencias

- Camana, R. (2016). *Potenciales Aplicaciones de la Minería de Datos en Ecuador*. Revista Tecnológica ESPOL - RTE, 29(1), 171-183.
- Camana, R. y Torres, R. (2016). Minería de datos educacionales, una propuesta para predecir la deserción académica. En E. Román, M. Porras, A. Madrigal, P. Medina (Coords), *Las ciencias de la educación en el proceso de formación del profesional*. pp. 99-109. Lima, Perú: Grupo MDM Corp. S.A.C.
- Agrawal, R. y Shafer, J.C. (2008). *Parallel Mining of Association Rules. Capítulo 2: Association Rules* (pp. 2-47). Madrid: La Cerna
- Aguilar, J. y Estrada, C. (2012). Minería de Datos (Data Mining). Recuperado de <http://www.slideshare.net/miriam1785/mineria-de-datos-8768313>
- Calleja, A. (2010). Minería de Datos con Weka para la Predicción del Precio de Automóviles de Segunda Mano. Recuperado de https://riunet.upv.es/bitstream/handle/10251/10097/PFC_DSIC-80_Agust%C3%ADnCalleja.pdf
- Cataldi, Z., Lage, F., Pessacq, R. y García Martínez, R. (2009). *Ingeniería de Software Educativo*. Recuperado de <http://www.iidia.com.ar/rgm/comunicaciones/c-icie99-ingenieriasoftwareeducativo.pdf>
- Costaguta, R. y Gola, M. (2009, octubre). Identificación de Estilos de Aprendizaje Dominantes en Estudiantes de Informática. Red de Universidades con Carreras en Informática (RedUNCI), Memoria VIII Workshop Tecnología Informática aplicada en Educación (WTIAE) (pp. 331-240). Buenos Aires, Argentina: el autor.
- Durán, C., Rosado, A. y Cabello, M. (2014). Análisis de Estilos de Aprendizaje en los Estudiantes de Primer Semestre Académico de la UFPSO. *En el Encuentro Internacional de Educación e Ingeniería ACOFI 2014*. Cartagena de Indias, Colombia. Recuperado de <http://www.acofipapers.org/index.php/ei/2014/paper/viewFile/709/259>
- Esguerra Pérez, G. y Guerrero Ospina P. (2010). *Estilos de aprendizaje y rendimiento académico en estudiantes de Psicología*. Revista Diversitas – Perspectivas en Psicología, (6)1, 97-100. Recuperado de <http://www.scielo.org.co/pdf/dpp/v6n1/v6n1a08.pdf>
- Díaz, Ovalle, C., Rico, A., Arellano, A., Guzmán, M. y Zazueta, A. (2013). *Estrategia para detectar estilos de aprendizaje usando la técnica de particiones*. Revista de Estilos de Aprendizaje, 11(12), 1, 14. Recuperado de <http://learningstyles.uvu.edu/index.php/jls/article/view/6/2>
- Felder, R. y Silverman, L. (1988). Learning and Teaching styles in engineering education. *Engineering Education*, 78(7), 674, 681.
- Felder, R. y Spurlin, J. (2005). Applications, reliability and validity of the index of learning styles. *International Journal of Engineering Education*, 21(1), 103-112
- Felder, R. M. y Silverman, L.K. (1988) "Learning and Teaching Styles in Engineering Education". *Engr. Education*, 78(7), 674-681.
- Hernández, J., Ramírez, M. y Ferri, C. (2010) "Introducción a la Minería de Datos" © Prentice Hall / Addison-Wesley, ISBN 84 205 40919
- Ismaila, A., Hussaina, R. y Jamaluddina, S. (2010). Assessment of students' learning styles preferences in the faculty of science, Tishreen University, Syria. *Procedia Social and Behavioral Sciences*, 2, 4087, 4091.
- López-Faican, L. y Chamba-Eras, L. (Jul. de 2014). Redes bayesianas para predecir el estilo de aprendizaje de estudiantes en estornos virtuales. *Artigo|Research Paper*, 3(2), 107-115

- Núñez, F., Hernández, R. Tomás, V. y Felipe, N. (2013). Identificación de Estilos de Aprendizaje en Alumnos Universitarios de Computación de la Huasteca Hidalguense mediante Técnicas de Minería de Datos. Recuperado de https://www.uaeh.edu.mx/investigacion/productos/5565/estilos_de_aprendizaje.pdf
- Ventura, A., Gagrildi, R. y Moscoloni, N. (2012). Estudio descriptivo de los estilos de aprendizaje de estudiantes universitarios argentinos. *Revista de Estilos de Aprendizaje*, 5(9), 71, 84. Recuperado de <http://learningstyles.uvu.edu/index.php/jls/article/view/94/59>
- Veytia, M. (2013). Cinco dimensiones para favorecer la apropiación tecnológica en estudiantes virtuales. *Actas del Encuentro Internacional de Educación a Distancia*, Universidad de Guadalajara.
- Witten, I. y Frank, E. (1999). *Data Mining: Practical machine, learning tools and techniques with Java implementations*. USA, Morgan Kauffmann Publishers.
- Woolfolk, A. (1996). *Psicología Educativa*, Ed. Prentice, Hall, México, 1996
- Zatarain Cabada, R. y M. L. Barrón Estrada (2011). Herramienta de autor para la identificación de estilos de aprendizaje utilizando mapas auto-organizados en dispositivos móviles. *Revista electrónica de investigación educativa*, 13(1), 43-55.