



UNIVERSIDAD NACIONAL DE SANTIAGO DEL ESTERO
FACULTAD DE CIENCIAS EXACTAS Y TECNOLOGÍAS



LICENCIATURA EN SISTEMAS DE INFORMACIÓN

TRABAJO FINAL DE GRADUACIÓN

**DETECCIÓN DE ESTILOS DE
APRENDIZAJE MEDIANTE TÉCNICAS
DE ANÁLISIS DE CLUSTER**

Autor:

Roberto A. Farias

Profesor Guía:

Dra. Elena B. Durán

Profesor Asesor:

Lic. Saritha G. Figueroa

Octubre 2008

**TRABAJO FINAL DE GRADUACIÓN DE LA LICENCIATURA EN
SISTEMAS DE INFORMACIÓN**

**“DETECCIÓN DE ESTILOS DE
APRENDIZAJE MEDIANTE TÉCNICAS DE
ANÁLISIS DE CLUSTER”**

Autor:

.....
Roberto A. Farias

Profesor Guía:

.....
Dra. Elena B. Durán

Asesor:

.....
Lic. Saritha G. Figueroa

* _____ *

Aprobado el día del mes de del año 20.....

por el Tribunal integrado por

.....

.....

∞ Santiago del Estero – Argentina ∞

DEDICATORIA

A mis padres Eduardo y Estela
A mis hermanos Natalia y Diego
A mi novia Luciana
A mis ahijados Valentina y Agustín

Roberto Adrián Farias

AGRADECIMIENTOS

A la Dra. Elena Durán,
por la dedicación y el compromiso asumido para el desarrollo de este trabajo.

A la Lic. Saritha Figueroa,
por la predisposición y dedicación en el desarrollo de este trabajo.

A los alumnos de la asignatura “Sistemas de Información II” del año 2008,
por colaborar en la evaluación del método propuesto

A toda mi familia,
por su apoyo y comprensión.

Roberto Adrián Farias
Santiago del Estero, Argentina
Octubre 2008

CONTENIDO

RESUMEN.....	vi
CAPÍTULO I.....	1
PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA.....	1
I.1. INTRODUCCIÓN	1
I.2. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	3
I.3. ANTECEDENTES	4
I.4. HIPÓTESIS Y OBJETIVOS	6
I.4.1. Objetivos Generales	6
I.4.2. Objetivos Específicos.....	7
I.5. SOLUCIÓN PROPUESTA	7
I.5.1. Breve descripción de la Propuesta	7
I.6. JUSTIFICACIÓN	8
I.7. ESTRUCTURA DEL TRABAJO.....	9
CAPÍTULO II	10
MARCOS REFERENCIALES	10
II.1. MARCO TEÓRICO	10
II.1.1. E-Learning	10
II.1.2. Estilos de Aprendizaje	14
II.2. MARCO METODOLÓGICO	21
II.2.1. Proceso de Adquisición del conocimiento (KDD)	21
II.2.2. Aprendizaje de Máquina.....	28
II.2.3. Análisis de Cluster.....	29
II.3. MARCO EMPÍRICO	34
CAPÍTULO III.....	36
MÉTODO PROPUESTO PARA LA DETECCIÓN DE ESTILOS DE APRENDIZAJE	36
III.1. INTRODUCCIÓN	36
III.2. DESARROLLO DEL MÉTODO.....	36

III.2.1 Fase de Pre-Procesamiento.....	38
III.2.2. Fase de Procesamiento	40
III.2.3. Fase de Post-Procesamiento	40
CAPÍTULO IV.....	42
EVALUACIÓN DEL MÉTODO PROPUESTO	42
IV.1. INTRODUCCIÓN	42
IV.2. FASE DE PRE-PROCESAMIENTO: SELECCIÓN, LIMPIEZA Y TRANSFORMACIÓN	43
IV.3. FASE DE PROCESAMIENTO.....	54
IV.4. FASE DE POST-PROCESAMIENTO.....	55
IV.4.1. Interpretación	56
IV.4.2. Evaluación.....	60
CAPÍTULO V	64
CONCLUSIONES	64
REFERENCIAS.....	66
ANEXOS.....	69
ANEXO A: DISEÑO DEL CURSO DE SISTEMAS DE SUPERVISIÓN Y CONTROL DE PROCESOS.....	69
ANEXO B INVENTARIO DE ESTILOS DE APRENDIZAJE DE FELDER (ILS) Y RESULTADOS.....	84
ANEXO C. RESULTADOS OBTENIDOS MEDIANTE LA APLICACIÓN DE LAS TÉCNICAS DE ANÁLISIS DE CLUSTER PARA CADA UNO DE LOS ALUMNOS.....	91

RESUMEN

A pesar del gran auge del e-learning, este no garantiza por sí sólo, una mayor calidad en el aprendizaje. Muchas personas que inician un curso de e-learning lo abandonan debido a que, frecuentemente, estos se diseñan sin tener en cuenta que los estudiantes no aprenden de la misma manera sino que tienen diferentes estilos de aprendizaje que los caracterizan.

Existen diversas investigaciones en las que se demuestra que los estudiantes aprenden con más efectividad cuando se les enseña según sus estilos de aprendizaje predominantes. En estos trabajos, se reconoce que los estudiantes aprenden de muchas maneras: viendo y escuchando, reflexionando y actuando, razonando lógicamente e intuitivamente, construyendo analogías y modelos matemáticos. Así mismo, se afirma que los métodos de enseñanza también son diversos. Algunos instructores leen, otros demuestran o discuten, algunos se centran en principios y otros en aplicaciones, algunos enfatizan la memoria y otros la comprensión. Cuánto aprenda un estudiante en un curso dependerá de su habilidad innata y de su preparación previa, pero además, de la compatibilidad entre su estilo de aprendizaje y el estilo de enseñanza de su instructor. Por consiguiente, es deseable que un sistema de e-learning posea cierto grado de adaptabilidad que le permita personalizar el contenido y la estrategia de enseñanza de acuerdo a las preferencias y necesidades de cada alumno, y en particular, a su estilo de aprendizaje.

En este trabajo, se propone un método que consiste en la aplicación de técnicas de Análisis de Cluster al conjunto de interacciones del estudiante con el sistema de e-learning para poder reconocer, no sólo su estilo de aprendizaje dominante, sino también los cambios en este estilo a lo largo del curso, que serían imposibles de detectar mediante un simple test.

La ventaja de usar técnicas de Clustering radica en que constituyen una herramienta muy útil cuando se pretenden descubrir patrones en almacenes de datos muy grandes que crecen exponencialmente, tal cual ocurre con los registros de transacciones de los sistemas de e-learning.

El método propuesto fue evaluado en el contexto de un curso de Sistemas de Tiempo Real. Los resultados, de esta primera experiencia, indican que dicho método, constituye una alternativa válida si se pretende reconocer el estilo de aprendizaje de un estudiante.

Palabras Claves: *E-Learning, Estilo de aprendizaje, Análisis de Cluster, Personalización.*

CAPÍTULO I

PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

I.1. INTRODUCCIÓN

Actualmente, la tecnología de la información y la comunicación se considera una herramienta muy poderosa en el ámbito de la educación a distancia; sin embargo, resulta no ser suficiente para garantizar la eficiencia del proceso de enseñanza. Si bien mejora la forma de relacionarse, eliminando restricciones de tiempo y espacio, y optimiza la obtención de información, su implementación en los entornos educativos no basta para alcanzar una enseñanza y un aprendizaje exitoso.

La mayoría de las personas que inician un curso a través de e-learning no logran alcanzar los objetivos propuestos, no lo disfrutan, pierden motivación, se frustran pues no logran asimilar los nuevos conocimientos transmitidos y en consecuencia lo abandonan. El problema radica en que estos cursos no tienen en cuenta que no todos los estudiantes aprenden del mismo modo, sino que existen diferentes estilos de aprendizaje. Tal como lo menciona Felder (Felder y Brent, 2005), ningún estudiante se parece, cada uno tiene trasfondos diferentes, fuerzas y debilidades, intereses, aspiraciones, sentidos de responsabilidad, niveles de motivación, y métodos totalmente distintos para estudiar. Algunos estudiantes prefieren las teorías y las abstracciones, otros se sienten mucho más a gusto con hechos y fenómenos observables, otros prefieren aprendizaje activo y otros se inclinan por la introspección, algunos prefieren la presentación visual de la información y otros las explicaciones verbales. Un estilo de aprendizaje no es preferible ni inferior a otro, es simplemente diferente, con fortalezas y debilidades diferentes. Keefe (Keefe, 1987) define a los estilos de aprendizaje de la siguiente manera: “los estilos de aprendizaje son los rasgos cognitivos, afectivos y fisiológicos que sirven como indicadores relativamente estables, de cómo los alumnos perciben interacciones y responden a sus ambientes de aprendizaje”. Diversas investigaciones de Alonso, Gallego y Honey (Alonso et al., 1999) han demostrado que los estudiantes aprenden con más efectividad cuando se les enseña según sus estilos de aprendizaje predominantes.

Con el propósito de mejorar la enseñanza en los cursos de e-learning y el rendimiento académico de los alumnos es necesario que los profesores, o quienes diseñen los contenidos didácticos, sean conscientes de las necesidades y características de aprendizaje de cada uno de sus alumnos, y traten de cubrir los diversos estilos de

aprendizaje con diferentes estrategias de enseñanza con el fin de poder ofrecer materiales pedagógicos dinámicos adaptados a preferencias particulares de aprendizaje. Por lo tanto, un curso de e-learning deberá proporcionar diferentes vías para que todos los estudiantes con distintos estilos de aprendizaje puedan escoger su propio camino.

Existen dos alternativas para identificar el estilo de aprendizaje de un alumno. La primera se lleva a cabo por medio de una prueba o test inicial que realiza el alumno al comienzo del curso. El problema de estas pruebas o test es que los alumnos tienen una tendencia a escoger respuestas arbitrariamente debido a que, los cuestionarios son demasiados extensos, o no se dan cuenta de las consecuencias o los usos futuros de los mismos. Por lo tanto, los resultados obtenidos pueden ser inexactos y pueden no reflejar los estilos reales de aprendizaje. Por otro lado, el estilo de aprendizaje una vez identificado, no cambia hasta la próxima vez que el alumno realice nuevamente el test. La segunda alternativa se lleva a cabo por medio de la aplicación de técnicas de aprendizaje de máquina, que permitan reconocer los estilos de aprendizaje de cada uno de los alumnos y mantenerlos actualizados a lo largo del tiempo. La segunda alternativa, es sin duda, la más adecuada para otorgar a los cursos e-learning la capacidad de adaptarse a las necesidades y características particulares que definen a cada alumno.

El presente trabajo tiene por objeto el diseño de un método para la detección del estilo de aprendizaje de un estudiante en Sistemas e-learning orientados a carreras de ingeniería e informática aplicando alguna técnica de aprendizaje de máquina. En particular, dada la naturaleza descriptiva del problema, que consiste en descubrir patrones en las transacciones que caractericen el comportamiento de cada alumno, se propone el empleo de técnicas de Análisis de Cluster. Estas técnicas implican agrupar un conjunto de objetos físicos o abstractos en clases de objetos similares (Kaufmann et al., 2000). Un cluster es una colección de objetos de datos que son similares a otros dentro del mismo grupo y son distintos de los objetos de otros grupos. Esta técnica, ha demostrado ser una de las más eficientes para descubrir patrones ocultos en los datos.

Conocer cuál es el estilo de aprendizaje de cada estudiante, permitirá a los sistemas de e-learning personalizar los contenidos pedagógicos y la estrategia de enseñanza al estilo de aprendizaje dominante de cada alumno, fortaleciendo su formación y mejorando su rendimiento.

I.2. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

La formación y el aprendizaje es uno de los principales dominios que, ya desde los orígenes de la Computación, se viene tratando de mejorar mediante la aplicación de las tecnologías de la información y las comunicaciones, aunque en muchos casos sin demasiado éxito. Uno de los motivos de este fracaso radica en la complejidad inherente al desarrollo de este tipo de sistemas, que tiene un carácter fuertemente multidisciplinar, y muchas veces requiere de la integración de múltiples técnicas y tecnologías provenientes de áreas muy diversas, incluso dentro de la propia Informática, como pueden ser la Inteligencia Artificial, el estudio de la Interacción Hombre-Máquina, la Ciencia Cognitiva, las telecomunicaciones, la simulación, etc.

Una de las dificultades de muchos cursos educativos que se dictan a través e-learning, es la incapacidad de poder adaptar su contenido a las características psicosociales y necesidades reales del individuo que pretende educar (estilos de aprendizaje, conocimientos, edad, estrato social, hábitat, léxico, etc.) (Salcedo Lagos et al., 2002). Sin esa adaptación o adaptabilidad se tiene una educación con deficiencias, debido a sujetos desinteresados y por lo tanto desmotivados que aprenden, con una baja autoestima, con bajos niveles de retención, y con problemas de adaptabilidad a los grupos de trabajo.

Estudios realizados entre otros por Dangwal y Mitra (Dangwal y Mitra, 1999), Montgomery y Mumford (Montgomery, 1995), revelan que el aprendizaje depende de varios factores personales. Prácticamente todo alumno posee un estilo de aprendizaje propio que no siempre permanece invariable sino que puede cambiar con el tiempo y depender del contexto de las tareas educativas. Así mismo, en otras investigaciones realizadas por Felder (Felder y Brent, 2005), se ha demostrado que cuando los estilos de aprendizaje de la mayoría de los estudiantes son muy diferentes al estilo de enseñanza, los estudiantes llegan a sentirse disconformes, se aburren y no atienden en las clases, realizan pobremente las evaluaciones, se desalientan con el curso, la carrera y con ellos mismos, y en algunos casos cambian de carrera o fracasan.

Un estilo de aprendizaje hace referencia a los patrones preferidos por el estudiante para percibir la información desde el exterior, para relacionar los diferentes conceptos, y para realizar los procesos de pensar, comparar, recordar y resolver problemas. Es así como existen estudiantes que aprenden “haciendo”, mientras otros lo hacen leyendo conceptos, teorías y algoritmos abstractos; unos prefieren trabajar individualmente y otros obtienen mejores resultados trabajando en grupo.

Evidentemente, una posible solución al problema sería incorporar en el Sistema de e-learning cierto grado de adaptabilidad al usuario (el alumno) y permitir un aprendizaje personalizado. Para ello, se debe construir un modelo de estudiante a partir del cual se pueda adaptar la estrategia de enseñanza al estilo de aprendizaje del alumno ayudándolo, de esta manera, durante la navegación a través del curso y apoyándolo individualmente cuando trabaja con ejercicios y soluciona problemas.

Es en este contexto que adquiere singular relevancia el diseño de un método para la detección del estilo de aprendizaje del alumno, pues de la calidad de este diseño dependerá la capacidad de adaptación del Sistema e-learning.

A menudo el problema de clasificar al alumno en base a su estilo de aprendizaje se resuelve mediante la evaluación de pruebas o tests al inicio del curso para detectar cual es el estilo de aprendizaje dominante en el alumno. La desventaja de esta aproximación es que los cuestionarios tienen una tendencia a ser consumidores de tiempo y, por esta razón, los estudiantes tienden a responder arbitrariamente. En consecuencia, se obtienen resultados inexactos. Además, los estilos de aprendizaje identificados mediante esta aproximación se mantienen constantes a lo largo del tiempo (Yannibelli et al., 2006).

I.3. ANTECEDENTES

Existen numerosos trabajos orientados al modelaje del alumno considerando sus estilos de aprendizaje. En estos trabajos se aplican diversos modelos de estilos de aprendizaje y diversas técnicas para reconocer los diferentes estilos en los alumnos.

En un artículo publicado por miembros de la CONICET y del ISISTAN Research Institute (“Evaluating Bayesian networks’ precision for detecting students’ learning styles”) (Garcia et al., 2007), se evalúa la precisión de las Redes Bayesianas para detectar el estilo de aprendizaje de un estudiante en un sistema de educación a distancia. La Red Bayesiana modela aspectos diferentes de comportamiento del estudiante mientras éste interactúa con el sistema. De esta manera, es posible inferir los estilos de aprendizaje del alumno a partir de los comportamientos modelados. En este trabajo, las Redes Bayesianas, fueron evaluadas en el contexto de un curso e-learning de Inteligencia Artificial y se empleó el modelo de aprendizaje propuesto por Felder y Silverman.

En otro artículo publicado por miembros de la UNICEN University y la CONICET (“A Genetic Algorithm Approach to Recognise Students’ Learning Styles”) (Yannibelli et al., 2006) se propone un algoritmo genético para automáticamente identificar los estilos de aprendizaje de estudiantes de acuerdo las acciones que realiza mientras asiste a un curso

con modalidad e-learning. Más precisamente, el algoritmo propuesto apunta a detectar cuál es la combinación de acciones que el estudiante normalmente lleva a cabo mientras atiende una unidad académica. En este trabajo, cada cromosoma de la población inicial representa una combinación posible de acciones. Cada vez que el alumno finaliza una unidad académica una nueva población de cromosomas es generada. Luego, usando una función de mapeo, el mejor cromosoma en una población determina el estilo de aprendizaje del alumno.

Otro trabajo relacionado, es el realizado por Alejandro Gallego Rodríguez y Eva Martínez Caro (Gallego Rodríguez y Martínez Caro, 2003), quienes empleando el sistema 3DE (Design, Development and Delivery Electronic Environment for Educational Multimedia), demuestran que al combinar el e-learning con los estilos de aprendizaje es posible personalizar la enseñanza y en consecuencia mejorar el rendimiento individual. El sistema 3DE, permite crear de manera automática o guiada cursos adaptados a las necesidades de cada estudiante, para ello, en primer lugar, cada estudiante debe realizar un test que analice sus estilos de aprendizaje. El test que utiliza este sistema se basa en el modelo de Money y Mumford.

Mistral, es otra herramienta de autor para el desarrollo de cursos a distancia, que automatiza completamente el proceso de creación, mantenimiento, enseñanza/aprendizaje y administración de cursos a distancia, basándose en la mismas tecnologías que los Sistemas Hipermedia Adaptativos (SHA) y los Sistemas Tutor Inteligentes (STI) (Salcedo Lagos et al., 2002). Un aspecto especial de esta propuesta, que incide en la capacidad de adaptación al usuario, es la posibilidad de diagnosticar el conocimiento y los estilos de aprendizaje del alumno para así poder elegir la mejor estrategia de enseñanza según sus necesidades y el mecanismo de evaluación más adecuado a su conocimiento. Este sistema diagnostica los estilos de aprendizaje de los alumnos según el inventario de aprendizaje de David Kolb.

Así mismo MAS-PLANG (MultiAgent System PLANG), se trata de un sistema multiagente diseñado para ofrecer características de adaptabilidad a la plataforma USD (Unidades de Soporte a la Docencia) utilizada para dar soporte a la docencia a través de la web (Aguilar et al., 2002). Este sistema, transforma el entorno educativo de la USD en un sistema adaptativo teniendo en cuenta los estilos de aprendizaje para categorizar a los alumnos. Se basa en el modelo de Felder y Silverman.

Otro de los antecedentes encontrados con respecto a nuestro problema, es el trabajo realizado por investigadores de la Universidad de Málaga (Conejo et al., 2001), en el cual

se propone utilizar, para el modelado del alumno, teorías bien fundamentadas y ampliamente comprobadas que garanticen el funcionamiento óptimo del sistema en todas las situaciones posibles y, en concreto, propone el uso de la teoría de la probabilidad como marco teórico. Además, establece una relación entre el problema del modelado del alumno con la teoría de los test adaptativos informatizados (TAI), que se ha desarrollado dentro del campo de la psicometría y que pese a su capacidad demostrada para mejorar el proceso de diagnóstico tanto en precisión como en tiempo no ha sido aún utilizada dentro del campo de los Sistema de Tutor inteligente (STI). Estas investigaciones se encuentran en torno al sistema SIETTE, que es una herramienta web basada en la teoría de la respuesta al ítem unidimensional que cumple con dos objetivos distintos: (a) permitir que los profesores definan de una forma muy sencilla un test adaptativo informatizado; y (b) permitir que los alumnos realicen los test definidos y sean evaluados por el sistema, todo ello a través de la web (Conejo et al., 2001).

I.4. HIPÓTESIS Y OBJETIVOS

Considerando el problema planteado y los antecedentes de investigaciones existentes en el área, se formula la siguiente hipótesis que sirve de guía para el desarrollo del presente trabajo:

“Aplicando Técnicas de Análisis de Cluster es posible reconocer el estilo de aprendizaje dominante en un alumno a partir de su interacción con un curso de e-learning”.

I.4.1. Objetivos Generales

- ✓ Contribuir al diseño de cursos educativos e-learning adaptativos.
- ✓ Dar soporte a la enseñanza y al aprendizaje de calidad en la educación a distancia.
- ✓ Estimular y apoyar la investigación interdisciplinaria teórico práctica en los temas de Educación a Distancia y Tecnologías de la información y la Comunicación que pueda proporcionar una herramienta significativa con el propósito de mejorar la enseñanza asegurando su calidad.
- ✓ Contribuir al diseño de materiales pedagógicos dinámicos adaptados a preferencias particulares de aprendizaje.

I.4.2. Objetivos Específicos

- ✓ Identificar las actividades en un curso de e-learning asociadas con cada estilo de aprendizaje.
- ✓ Detectar, mediante técnicas de clustering, el estilo de aprendizaje dominante en el alumno a partir de analizar los datos de sus interacciones con el sistema de e-learning.
- ✓ Definir de manera adecuada los datos de entrada y los parámetros del algoritmo de clustering.
- ✓ Representar el estilo de aprendizaje en el modelo de estudiante para posibilitar posteriores tareas de adaptación.

I.5. SOLUCIÓN PROPUESTA

Con el propósito de dar solución al problema planteado se propone el empleo de Técnicas de Análisis de Cluster para detectar el estilo de aprendizaje dominante de un estudiante en un curso de e-learning a partir de las interacciones del mismo con el sistema.

I.5.1. Breve descripción de la Propuesta

La técnica de Análisis de Cluster constituye una técnica descriptiva en la Minería de Datos empleada para la identificación de patrones que explican o resumen los datos, es decir, que sirve para explorar las propiedades de los datos examinados. El clustering, en esta propuesta, es aplicado sobre los datos del archivo log (de registros) que contiene todas las interacciones de los alumnos con el sistema. Se espera, tras la aplicación de esta técnica de aprendizaje de máquina, descubrir un patrón en el comportamiento del alumno que nos permita determinar su estilo de aprendizaje dominante.

El clustering, es aplicado en el marco del proceso de descubrimiento de conocimiento (KDD). El método propuesto incluye las siguientes fases:

Fase de Pre-procesamiento o preparación de los datos: En esta fase se eliminan y corrigen los datos incorrectos y se decide la estrategia a seguir con los datos incompletos. Además, se proyectan o transforman los datos para considerar únicamente aquellas variables o atributos relevantes con el objetivo de hacer más fácil la tarea de minería. Como resultado de esta fase se obtiene la vista minable.

Fase de Procesamiento: En esta fase se aplica el proceso de minería de datos (MD) para cada alumno. Específicamente, se aplica la técnica de Análisis de Cluster sobre la vista minable obtenida con el propósito de identificar patrones que caractericen el comportamiento de cada uno de los alumnos.

Fase de post-procesamiento: Esta fase incluye la interpretación de los patrones descubiertos, y la evaluación del método propuesto en cuanto a su capacidad para reconocer el estilo de aprendizaje dominante de un alumno, a partir de los resultados obtenidos.

I.6. JUSTIFICACIÓN

Numerosos cursos de e-learning que actualmente se dictan a distancias no logran transmitir los conocimientos propuestos a la mayoría de sus alumnos. Por lo general existe un gran porcentaje de gente que inicia el curso y lo abandona, debido a que no asimilan los nuevos conocimientos, están desmotivados, se aburren, se sienten disconformes y frustrados, etc. La principal razón es que estos cursos se diseñan sin tener en cuenta la diversidad de estilos de aprendizaje que caracterizan a los alumnos. Para poder dar solución a esta problemática presente en los cursos de e-learning es necesario incorporar en ellos cierto grado de adaptabilidad.

El método propuesto para la detección del estilo de aprendizaje, permitirá a los cursos e-learning adaptar la estrategia y el material didáctico a los estilos de aprendizaje de los alumnos mejorando el rendimiento académico de los mismos y por consiguiente la eficiencia en la enseñanza. Al tener en cuenta los diferentes estilos de aprendizaje, se puede motivar a los estudiantes a aprender según sus preferencias en un entorno amigable.

A través de esta investigación se pretende ofrecer una nueva solución alternativa al problema de adaptación que padecen los sistemas e-learning actuales y en general muchos sistemas que requieren adaptar ciertos aspectos (tales como la interfaz) a las características cambiantes del usuario. En particular, se trata de diseñar una nueva solución aprovechando la capacidad de las técnicas de Análisis de Cluster para descubrir patrones de comportamiento en los alumnos o usuarios de los sistemas e-learning. Dichos patrones de comportamiento son los que determinarán en última instancia el estilo de aprendizaje dominante en cada alumno. Para el caso particular de la informática educativa significará un aporte considerable que permitirá a los cursos con modalidad e-learning orientados a las carreras de ingeniería e informática alinearse o adaptarse con los objetivos del alumno y con aquellos aspectos que lo motivan y le gustan.

I.7. ESTRUCTURA DEL TRABAJO

Los siguientes capítulos se estructuran como se detalla a continuación. En el Capítulo II se desarrollan los marcos teóricos y metodológicos relacionados con el presente trabajo, y se describe el marco empírico seleccionado para la evaluación de la propuesta. En el Capítulo III se describe el método para la detección del estilo de aprendizaje dominante en cada alumno. En el Capítulo IV se detalla la experiencia realizada para evaluar la precisión del método y se documentan los resultados obtenidos. Finalmente en el Capítulo V se presentan las conclusiones del trabajo realizado.

CAPÍTULO II

MARCOS REFERENCIALES

II.1. MARCO TEÓRICO

II.1.1. E-Learning

El e-learning o Enseñanza virtual, es definido por la Fundación para el Desarrollo de la Función Social de las Comunicaciones (FUNDESCO) (Marcelo, 2002) como: “Un sistema de impartición de formación a distancia, apoyado en las TIC que combina distintos elementos pedagógicos: Instrucción clásica (presencial o autoestudio), las prácticas, los contactos en tiempo real (presenciales, videoconferencias o chats) y los contactos diferidos (tutores, foros de debate, correo electrónico)”.

Se trata de un nuevo concepto de educación a distancia en el que se integra el uso de las TIC y otros elementos didácticos para el aprendizaje y la enseñanza. El e-learning utiliza herramientas y medios diversos como internet, intranets, herramientas multimedia e interactivas, etc.

II.1.1.1. Elementos de E-Learning

Tal como se pueden apreciar en la Figura 2.1., los elementos principales de cualquier sistema e-Learning son (Foix y Zavando, 2002):

- *Learning Management System o LMS*: Es el núcleo alrededor del cual giran los demás elementos. Básicamente se trata de un software para servidores de Internet/Intranet que se ocupa de:
 - Gestionar los usuarios, realizar el seguimiento del aprendizaje, llevar a cabo la generación de informes, etc.
 - Gestionar y lanzar los cursos, realizando un registro de la actividad del usuario: tanto de los resultados de los tests y evaluaciones que realice, como de los tiempos y accesos al material formativo.
 - Gestionar los servicios de comunicación que son el apoyo al material online, tales como foros de discusión, charlas, videoconferencia, etc., programarlos y ofrecerlos conforme sean necesarios.
- *Courseware o Contenidos*: Los contenidos para e-Learning pueden estar en diversos formatos, en función de su adecuación a la materia tratada. El más habitual

es el Web Based Training (WBT), cursos on-line con elementos multimedia e interactivos que permiten que el usuario avance por el contenido evaluando lo que aprende. posibilidad de evaluar lo aprendido. También se pueden presentar los contenidos en forma de aula virtual, que está basada en la comunicación mediante videoconferencia complementada, por ejemplo, con una presentación de diapositivas o con explicaciones en una pizarra virtual. Normalmente, esta presentación de contenidos son una característica más de un WBT. Otras veces, el contenido no se presenta en formato multimedia sino en forma de documentos que se pueden descargar. En definitiva, cualquier tipo de representación de los contenidos puede venir conjuntamente con las demás y todas formar parte de un mismo sistema e-learning.

- *Sistemas de comunicación sincrónica y asincrónica:* Un sistema sincrónico es aquel que ofrece comunicación en tiempo real entre los estudiantes o con los tutores. Por ejemplo, las charlas o las videoconferencias. Los sistemas asíncronos no ofrecen comunicación en tiempo real, pero por el contrario ofrecen como ventaja que las discusiones y aportaciones de los participantes quedan registradas y el usuario puede estudiarlas con detenimiento antes de ofrecer su aporte o respuesta.

La diferencia fundamental entre el e-learning y la enseñanza tradicional está en la posibilidad de combinar estos tres factores, en proporción variable en función de la materia a tratar: seguimiento + contenido + comunicación.

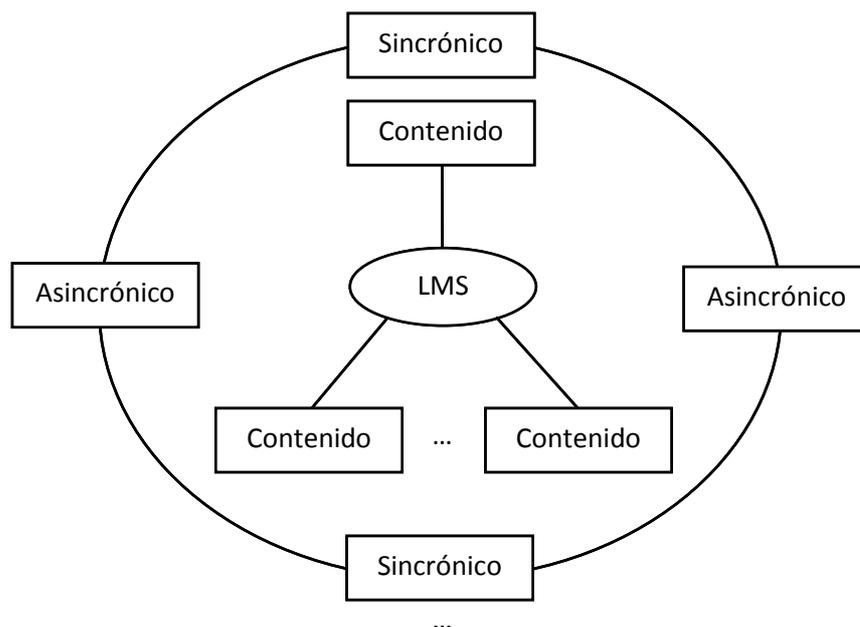


Figura 2.1. Esquema de un Sistema e-learning

II.1.1.2. Características Generales

Existen cuatro características que todo sistema de e-learning debería tener (Delgado Cejudo, 2003):

- **Interactividad.** Consiste en hacer que la persona que se esté formando tome conciencia de que es él el protagonista y el responsable de su formación. Esto se logra permitiéndole al alumno elegir su propio itinerario formativo según las necesidades del momento, ponerse en contacto de forma rápida con sus tutores o compañeros a través del chat o del correo electrónico, postear en el foro del sitio sus dudas, navegar por el contenido y los ejercicios propuestos según sus necesidades y preferencias, etc.
- **Flexibilidad.** Se refiere al conjunto de funcionalidades que permiten que el sistema e-learning tenga una fácil adaptación en la organización donde se va a implementar. Esta flexibilidad incluye:
 - Capacidad de adaptación a la estructura organizacional de la institución donde se implante el sistema e-learning, ya que no existen dos instituciones iguales.
 - Capacidad de adaptación a los planes de estudio de la institución donde se implantará el sistema.
 - Capacidad de adaptación a los contenidos y estilo pedagógico de la organización. Es decir, la capacidad del sistema e-learning de adaptarse a los diferentes estilos de enseñanza y aprendizaje de la organización.
- **Escalabilidad.** Es la capacidad de la plataforma de e-learning de funcionar igualmente con un número pequeño o un número grande de usuarios.
- **Estandarización.** Se refiere a la capacidad de utilizar cursos realizados por terceros. Si esto no fuera así, únicamente estarían disponibles los cursos realizados en la propia organización, y, a veces esto suele ser una continua pérdida de tiempo y dinero. En estos momentos no existe un estándar utilizado por todas las organizaciones, sino que son varios los estándares disponibles que intentan solucionar los problemas de la estandarización de forma independiente.

II.1.1.3. Ventajas y Desventajas

Existen varias razones por las que es conveniente implementar cursos e-learning, las cuales constituyen ventajas del e-learning sobre el sistema de enseñanza tradicional. A continuación citaremos las más relevantes (Delgado Cejudo, 2003):

- *Centrado en el usuario:* Una de las características básicas del e-Learning es su enfoque "user-centric" o centrado en el usuario. A diferencia de la formación tradicional, en la que o bien el tutor o bien el contenido son los elementos centrales, el e-Learning pone al usuario en el centro del proceso de aprendizaje, convirtiéndolo en motor y protagonista de su propia experiencia educativa.
- *Flexibilidad horaria:* El usuario puede adaptar el aprendizaje a su tiempo y horario disponible puesto que los cursos y servicios están disponibles las 24 horas.
- *Independencia geográfica:* Resulta especialmente adecuado para formar a grupos geográficamente dispersos, aprovechando la accesibilidad a través de Internet.
- *Sin costes por desplazamientos:* Por el mismo motivo, evita pérdidas de horas de trabajo u ocio al poder recibir la formación en el puesto de trabajo o en el domicilio. En el caso de la formación presencial los gastos de desplazamientos y dietas pueden llegar a constituir el 60% de los costes del programa de formación, la formación online mediante eLearning consigue grandes ahorros de costes.
- *Economías de escala en la formación de grandes grupos de usuarios:* El mismo curso puede ser impartido para grupos numerosos sin las limitaciones físicas del aula tradicional. Un mismo contenido puede ser reutilizado indefinidamente por un gran número de usuarios, facilitando la amortización del desarrollo o adquisición del mismo.

Las desventajas del e-learning son (Delgado Cejudo, 2003):

- La soledad del alumno puede ser un factor negativo a la hora de la formación.
- La interacción continua con el ordenador también puede convertirse en un factor negativo ya que puede llegar a provocar ansiedad.
- Los alumnos necesitan disponer de un equipo informático para acceder a la formación.
- Mayor tasa de abandono que en la formación presencial.
- Pérdida de información: a veces las páginas enlazadas se pierden debido a la inestabilidad de la información en Internet.

- Falta de contacto directo lo que provoca que los diálogos sean rígidos y que a veces no se entienda lo que se dice.
- Estudiantes con estratagemas para realizar el mínimo esfuerzo.
- Control insuficiente de calidad de los materiales.
- Los profesores necesitan especializarse en su propia materia y en las TIC.

Si bien es cierto que el e-learning ofrece algunas ventajas con respecto a la enseñanza tradicional, no debemos pensar que es la solución a todos los problemas de educación a distancia.

Según (Gallego Rodriguez y Martinez Caro, 2003), existen dos mitos que se deben tener en cuenta al respecto:

- Con la formación on-line se consigue un aprendizaje más rápido. No existen estudios que fundamenten esta afirmación; es decir, que demuestren que el aprendizaje sea más rápido si se emplea la formación online. Internet, es solo una herramienta más empleada en la educación, lo que importa son los contenidos y la manera en que estos son transmitidos a los alumnos.
- Con la formación on-line se consigue un aprendizaje más efectivo y fácil de retener. La retención de un aprendizaje está ligada a la motivación que el alumno tenga, la necesidad que perciba de aprender para aplicarlo en su vida laboral, a la calidad pedagógica y humana del profesor, a la adecuación de materiales de aprendizaje, al método de enseñanza, etc. Básicamente un alumno aprende cuando lo desea, cuando se siente motivado, cuando es atraído por los contenidos (son de su interés), y no cuando lo desea el profesor.

Actualmente existe una alta tasa de abandonos entre las personas que inician un curso de e-learning. La principal causa de este problema es que frecuentemente los materiales para el e-learning se diseñan sin considerar las diferencias individuales de cada estudiante; como por ejemplo, los estilos de aprendizaje o los conocimientos previos. Es decir, se ofrece a todos los estudiantes el mismo curso sin tener en consideración sus necesidades y preferencias particulares.

II.1.2. Estilos de Aprendizaje

Todas las personas aprenden de forma diferente una de otra; es decir, que utilizan diferentes estrategias, aprenden con diferentes velocidades, con mayor o menor eficacia, incluso aunque tengan las mismas motivaciones, el mismo nivel de instrucción, la misma

edad o estén estudiando el mismo tema. Estas diferencias en la forma de aprender son las que definen el estilo de aprendizaje de cada persona.

Es posible encontrar en la bibliografía un gran número de definiciones para “estilos de aprendizaje.” Keefe (Keefe, 1987) define: “los estilos de aprendizaje son los rasgos cognitivos, afectivos y fisiológicos que sirven como indicadores relativamente estables, de cómo los alumnos perciben interacciones y responden a sus ambientes de aprendizaje”. Así mismo, Honey y Mumford (Honey y Mumford, 1986) establecen que, “un estilo de aprendizaje es una descripción de las actitudes y comportamientos que determinan la forma preferida de aprendizaje del individuo”. Tal es así que algunos estudiantes prefieren las teorías y las abstracciones; otros se sienten mucho más a gusto trabajando con hechos y fenómenos observables; algunos prefieren el aprendizaje activo y otros se inclinan por la introspección; algunos prefieren la presentación visual de la información y otros prefieren explicaciones verbales. Un estilo de aprendizaje no es preferible ni inferior a otro, es simplemente diferente, con fortalezas y debilidades diferentes.

En general, los “estilos de aprendizaje” son las diferentes formas, métodos o estrategias que emplean las personas para poder aprender. Tal como lo menciona Cazau (Cazau, 2001), aunque la manera de aprender de cada persona puede variar según lo que quiera aprender, siempre lo hacen denotando ciertas preferencias o tendencias globales que son las que definen en última instancia su estilo de aprendizaje dominante.

Es importante aclarar, que los estilos de aprendizaje, no deben utilizarse como una herramienta para clasificar a los alumnos en categorías cerradas, ya que la manera de aprender evoluciona y cambia constantemente (Cazau, 2001).

II.1.2.1. Modelos de Estilos de Aprendizaje

Existen diferentes modelos de estilos de aprendizaje, cada uno atiende a distintos aspectos, por ejemplo, forma de procesar la información, forma de capturarla, etc. Estos modelos, así como también las teorías de aprendizaje, nos permiten entender los comportamientos de los estudiantes en el aula y como se relacionan con el tema que se aprende y el tipo de acción que podría resultar más adecuado en un determinado momento.

Actualmente, se pueden encontrar una gran variedad de modelos de estilos de aprendizaje entre los que se pueden destacar:

El Modelo de Aprendizaje por experiencia de Kolb (Kolb, 1985): supone que para aprender algo hay que trabajar o procesar la información que se recibe. Por un lado, se puede partir de una experiencia directa y concreta (alumno activo), o bien de una

experiencia abstracta, que es la que se obtiene al leer acerca de algo (alumno teórico). Estas experiencias se transforman en conocimiento cuando se elaboran reflexionando y pensando sobre ellas (alumno reflexivo) o experimentando de forma activa con la información recibida (alumno pragmático).

El Modelo de la Programación Neurolingüística (PNL) (Romo Aliste et al., 2006): Toma en cuenta los canales de ingreso de la información (ojo, oído, cuerpo) los cuales se consideran fundamentales en las preferencias de quien aprende o enseña. En este modelo, se distinguen tres estilos de aprendizaje: el visual, el auditivo y el kinésico.

El Modelo de los Cuadrantes Cerebrales de Herrmann (Folino, 1994): se trata de un modelo del cerebro compuesto por cuatro cuadrantes, que resultan del entrecruzamiento de los hemisferios izquierdo y derecho, y de los cerebros límbico y cortical. Los cuatro cuadrantes representan cuatro formas distintas de operar, de pensar, de crear, de aprender y, en suma, de convivir con el mundo (procesar la información). Los estilos que se reconocen aquí son: Cortical Izquierdo, Límbico Izquierdo, Cortical Derecho, Límbico Derecho.

El Modelo de las Inteligencias Múltiples (Gardner, 1983): Enfatiza el tipo de inteligencia de acuerdo a la concepción de inteligencias múltiples de Gardner. Gardner define la inteligencia como una capacidad, es decir como una destreza que se puede mejorar y desarrollar con el tiempo. Distingue, ocho tipos de inteligencia: lógico-matemática, lingüístico-verbal, corporal-kinestésica, espacial, musical, interpersonal, intrapersonal y naturalista. Según Gardner, todas las personas poseen los ocho tipos de inteligencia pero una más desarrollada que la otra como consecuencia de sus dotaciones biológicas, de su interacción con el entorno, y de su cultura imperante.

II.1.2.2. Modelo de Aprendizaje de Felder y Silverman

En 1988, Richard Felder y Linda Silverman (Felder y Silverman, 1988) formularon un modelo de estilo de aprendizaje diseñado para capturar la mayoría de las diferencias importantes de estilos de aprendizaje en estudiantes de ingeniería y proveer una buena base a los profesores para formular métodos de enseñanza dirigidos a las necesidades de todos los estudiantes. En este modelo, los estilos de aprendizaje, se clasifican en cuatro dimensiones que se relacionan con las respuestas a cuatro preguntas respectivamente:

1. Dimensión relativa al tipo de información: sensitivos – intuitivos. ¿Qué tipo de información perciben preferentemente los estudiantes?. Básicamente, los estudiantes perciben dos tipos de información: información externa o sensitiva a la

vista, al oído o a las sensaciones físicas e información interna o intuitiva a través de memorias, ideas, lecturas, etc. Los alumnos sensoriales son concretos, prácticos, orientados hacia hechos y procedimientos; les gusta resolver problemas mediante procedimientos muy bien establecidos; tienden a ser pacientes con detalles; les gustan los trabajos prácticos (trabajo de laboratorio, por ejemplo); memorizan hechos con facilidad; no les gustan los cursos a los que no les ven conexiones inmediatas con el mundo real. Los alumnos intuitivos, por el contrario, son conceptuales, orientados hacia las teorías y los significados; les gusta innovar y odian la repetición; prefieren descubrir posibilidades y relaciones; pueden comprender rápidamente nuevos conceptos; trabajan bien con abstracciones y formulaciones matemáticas; no les gustan los cursos que requieren mucha memorización o cálculos rutinarios.

2. Dimensión relativa al tipo de estímulos preferenciales: visuales – verbales. ¿A través de qué modalidad sensorial es más efectivamente percibida la información cognitiva?. Los estudiantes pueden recibir la información externa en formatos visuales mediante cuadros, diagramas, gráficos, demostraciones, etc. o en formatos verbales mediante sonidos, expresión oral y escrita, fórmulas, símbolos, etc. En este sentido, los alumnos visuales son aquellos que recuerdan mejor lo que ven, y los verbales aquellos que recuerdan mejor lo que leen o lo que oyen.
3. Dimensión relativa a la forma de procesar y comprender la información: secuenciales – globales. ¿Cómo progresa el estudiante en su aprendizaje?. El progreso de los estudiantes sobre el aprendizaje implica un procedimiento secuencial que necesita progresión lógica de pasos incrementales o entendimiento global que requiere de una visión integral. Los alumnos secuenciales, aprenden mediante pequeños pasos donde el siguiente paso está siempre lógicamente relacionado con el anterior; cuando tratan de solucionar un problema tienden a seguir caminos por pequeños pasos lógicos. Por otro lado, los alumnos globales, aprenden nuevos conocimientos casi al azar y “de pronto” logran una rápida comprensión del todo; pueden resolver problemas complejos rápidamente e integrar conceptos en forma innovadora.
4. Dimensión relativa a la forma de trabajar con la información: activos – reflexivos. ¿Cómo prefiere el estudiante procesar la información que percibe? La información se puede procesar mediante tareas activas a través de compromisos en discusiones; o a través de la reflexión o introspección. Los alumnos activos tienden a retener y

comprender mejor nueva información cuando hacen algo con ella en el mundo externo (discutirla, explicarla, chequearla de alguna manera, etc.); prefieren aprender ensayando y trabajando con otros. Por el contrario, los alumnos reflexivos, tienden a retener y comprender nueva información pensando y reflexionando sobre ella; prefieren aprender meditando y trabajando solos.

Tal como se puede apreciar, cada dimensión se extiende entre dos polos opuestos: sensorial/intuitivo, visual/verbal, secuencial/global y activo/reflexivo.

Considerando la ortogonalidad de las cuatro dimensiones, Felder (Felder y Spurlin, 2005) anticipa una correlación moderada entre las escalas Sensitivo/Intuitivo y Secuencial/Global. Los aprendices secuenciales, quienes adquieren comprensión en etapas conectadas lógicamente, podrían ser sensitivos o intuitivos, pero los aprendices globales, quienes piensan en procesos que tienden a ser no lineales y que adquieren comprensión holísticamente, podrían llegar a ser más intuitivos que sensitivos. Otra posible asociación entre dimensiones es sugerida por Silverman (Felder y Spurlin, 2005), quien presenta evidencias a partir de investigaciones del hemisferio cerebral y observaciones clínicas. Silverman, establece que los aprendices globales son, probablemente, procesadores visuales, y los aprendices secuenciales son, probablemente, procesadores verbales. Con respecto a la dimensión Activo/Reflexivo, no hay ninguna base teórica para relacionarla con cualquier otra dimensión.

II.1.2.3. Inventario de estilos de aprendizaje de Felder y Silverman (ILS)

A partir de las cuatro dimensiones (Activo-Reflexivo, Sensorial-Intuitivo, Visual-Verbal y Secuencial-Global) que definen las preferencias para los estilos de aprendizaje, Richard Felder diseñó un instrumento, el Index of Learning Styles (ILS), para poder reconocer el estilo de aprendizaje de un alumno. Felder, describe con el ILS la relación de los estilos de aprendizaje con las preferencias de los estudiantes vinculando los elementos de motivación en el rendimiento escolar. Este instrumento consta de 44 ítems y ha sido utilizado en numerosos cursos de educación virtual a partir del año 2001 (Felder y Soloman, 2006), ver Anexo B.

Cada dimensión del estilo de aprendizaje viene asociada con 11 ítems de múltiple opción, cada opción (“a” o “b”) se corresponde con una u otra de las categorías de la dimensión (por ejemplo activo o reflexivo). Para un análisis estadístico, se considera conveniente usar un método de puntuación que cuente las respuestas “a”, de tal modo que una puntuación sobre una dimensión sea un entero entre 0 y 11. Usando la dimensión

Activo/Reflexivo, como ejemplo, 0 o 1 respuestas “a”, podrían representar un preferencia fuerte por reflexivo, 2 o 3 una preferencia moderada por reflexivo, 4 o 5 una preferencia media por reflexivo, 6 o 7 una preferencia media por el aprendizaje activo, 8 o 9 una preferencia moderada por el aprendizaje activo, 10 o 11 una preferencia fuerte por activo. Este método fue usado por todos los análisis estadísticos reportados (Felder y Spurlin, 2005). El método actualmente usado para la versión on-line y en lápiz y papel, del instrumento, subtrae las respuestas “b” de las respuestas “a” para obtener una puntuación que es un número impar entre -11 y +11.

II.1.2.4. Usos correctos e incorrectos del estilo de aprendizaje y el ILS

Varias declaraciones calificativas son necesarias para aclarar los usos pretendidos del instrumento y alertar contra los posibles malos usos (Felder y Spurlin, 2005):

- Las dimensiones de estilos de aprendizaje, son continuos, no simples categorías. Una preferencia de un estudiante por uno u otro polo de una dimensión dada puede ser medio, moderado, o fuerte.
- Los perfiles de estilos de aprendizaje sugieren tendencias de comportamiento más que ser predictores infalibles de comportamiento. Más allá de que las características, ya sea, de los intuitivos y los sensitivos sean comúnmente presentadas como rasgos y comportamientos distintos y contradictorios, ni los sensitivos puros ni los intuitivos puros pueden ser encontrados en la realidad. Todos los sensitivos, se comportan como intuitivos en algunas situaciones y todos los intuitivos algunas veces se comportan como sensitivos. Es decir, cuando los estudiantes experimentan una gran y diversa variedad de situaciones de aprendizaje, aquellos clasificados como sensitivos, son aquellos alumnos que tienden a comportarse, más frecuentemente, como sensitivos que como intuitivos (mucho más frecuente si su preferencia por el aprendizaje sensitivo es fuerte, y ligeramente frecuente si su preferencia es media).
- Las preferencias de estilos de aprendizaje no son indicadores fiables de las fortalezas y debilidades del estudiante. El hecho que un estudiante prefiera el aprendizaje sensitivo, no es un indicador seguro de sus habilidades en tareas asociadas con, ya sea, sentir o intuir.
- Las preferencias de estilos de aprendizaje pueden ser afectadas por la experiencia educacional del estudiante. Si, por ejemplo, un estudiante con una fuerte

preferencia por el aprendizaje sensitivo realiza un curso que provee prácticas guiadas en habilidades intuitivas, el nivel de comodidad del estudiante con conceptualizaciones abstractas podría incrementarse y las fortalezas de sus preferencias por el aprendizaje sensitivos podrían decrecer acordeamente.

- La razón de identificar el estilo de aprendizaje no es para etiquetar a los estudiantes individualmente y modificar la enseñanza de acuerdo a su etiqueta. Varios estudios han mostrado que el mayor aprendizaje puede ocurrir cuando los estilos de enseñanza son compatibles con los estilos de aprendizaje que cuando no lo son. Para desempeñarse efectivamente como profesionales, los estudiantes necesitan habilidades asociadas con ambas categorías de cada dimensión de estilo de aprendizaje. Si los estudiantes nunca realizan prácticas en sus categorías menos preferidas, no desarrollarán las habilidades que corresponden a las mismas. El estilo óptimo de enseñanza es uno balanceado en el cual todos los estudiantes son algunas veces instruidos en una manera que se ajusta con sus preferencias de estilo de aprendizaje, así es que no se torna incomodo aprender eficazmente, y algunas veces en una manera opuesta a sus preferencias, de modo que se ven forzados a fortalecerse y crecer en dirección a lo que ellos podrían tratar de evitar si se da la situación.

II.1.2.5. Los estilos de aprendizaje y el e-learning

De acuerdo a numerosos artículos, entre ellos el publicado por Rosa María Hervás Avilés (Hervás Avilés, 2006), existen muchas investigaciones que revelan una relación entre los estilos de aprendizaje y el rendimiento académico de un alumno. Cuando a los estudiantes se les enseña, teniendo en cuenta su forma de aprender, su rendimiento es más eficaz y logran adquirir los conocimientos expuestos (Felder y Brent, 2005).

Actualmente, en la mayoría de los cursos de e-learning, se suministra el mismo material y se emplea la misma estrategia de enseñanza con todos los alumnos sin considerar las características individuales de cada uno de ellos. Por lo tanto, una solución al problema es identificar los estilos de aprendizaje de cada alumno para que cada uno de ellos pueda recibir los contenidos adaptados a su estilo de aprendizaje predominante.

Por lo tanto, para poder reducir la deserción de los cursos e-learning, es necesario que las personas que diseñan los contenidos bajo esta modalidad comprendan las necesidades de aprendizaje de los alumnos y diseñen estrategias de enseñanza que las satisfagan. Sin duda, la mayor dificultad de este problema está en que ningún estudiante se parece, por el

contrario, tal como lo expresa Felder (Felder y Brent, 2005), tienen diferentes trasfondos, fuerzas y debilidades, intereses, aspiraciones, sentidos de responsabilidad, niveles de motivación, y métodos para estudiar. Teniendo en cuenta todo lo expuesto hasta aquí, se puede inferir que lo que un estudiante aprende depende de tres aspectos principalmente: su habilidad nativa, su anterior preparación y la compatibilidad de su estilo de aprendizaje con el estilo de enseñanza.

II.2. MARCO METODOLÓGICO

A continuación se describen las estrategias y procedimientos que se utilizaron en este trabajo para dar solución al problema y comprobar la hipótesis.

II.2.1. Proceso de Adquisición del conocimiento (KDD)

“El KDD es un proceso no trivial de identificación válida, novedosa, potencialmente útil y entendible de patrones comprensibles que se encuentran ocultos en los datos” (Tan et al., 2006). En esta definición se resumen cuáles deben ser las propiedades deseables del conocimiento extraído (Hernández Orallo, 2004):

- Válido: hace referencia a que los patrones deben seguir siendo precisos para datos nuevos, y no sólo para aquellos que han sido usados en su obtención.
- Novedoso: que aporte algo desconocido tanto para el sistema y preferiblemente para el usuario.
- Potencialmente útil: la información debe conducir a acciones que reporten algún tipo de beneficio para el usuario.
- Comprensible: la extracción de patrones no comprensibles dificulta o imposibilita su interpretación, revisión, validación y uso en la toma de decisiones.

El proceso KDD permite procesar automáticamente grandes cantidades de datos con el propósito de encontrar conocimiento que brinde a los usuarios información valiosa que pueda ser utilizada según sus intereses.

II.2.1.1. Visión general del proceso

Cuando se trabaja con bases de datos enormes con una gran cantidad de información, el proceso KDD es el que permite preparar los datos para su procesamiento e interpretar los resultados de los patrones obtenidos a través de alguna técnica de Minería de Datos.

Los sistemas que implementan el proceso de KDD (ver Figura 2.2) permiten la selección, limpieza, transformación y proyección de los datos; analizar los datos para extraer patrones y modelos adecuados; evaluar e interpretar los patrones para convertirlos en conocimiento; consolidar el conocimiento resolviendo posibles conflictos con conocimiento previamente extraído; y hacer el conocimiento disponible para su uso.

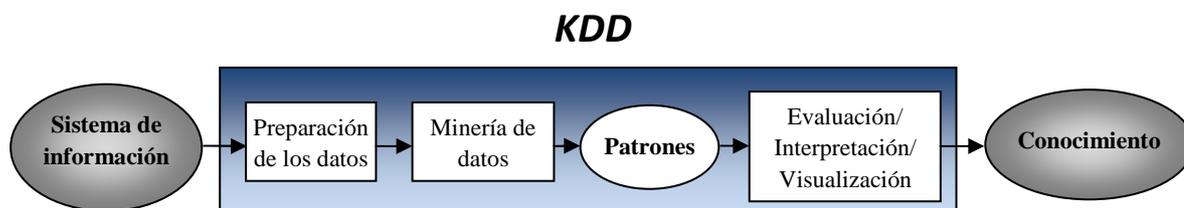


Figura 2.2. Esquema del Proceso KDD (Hernández Orallo, 2004)

El proceso KDD es un proceso iterativo e interactivo.

- Iterativo ya que la salida de alguna de las fases puede hacer volver a pasos anteriores y porque a menudo son necesarias varias iteraciones para extraer conocimiento de alta calidad.
- Interactivo pues el experto en el dominio del problema, debe ayudar en la preparación de los datos, validación del conocimiento extraído, etc.

El proceso KDD, se compone de cinco fases (Interpretación y Recopilación; Selección, Limpieza y Transformación; Minería de Datos; Evaluación e Interpretación; y Difusión y Uso) (Hernández Orallo, 2004). En la Figura 2.3., se pueden apreciar las mismas.

Las dos primeras fases (integración y recopilación; y, selección, limpieza y transformación), se suelen englobar bajo el nombre de “Pre-Procesamiento”; la fase de minería de datos (MD) se la conoce también como “Procesamiento”; y las dos últimas fases (evaluación e interpretación, y, difusión y uso) se las suele agrupar bajo el nombre de “Post-Procesamiento”.

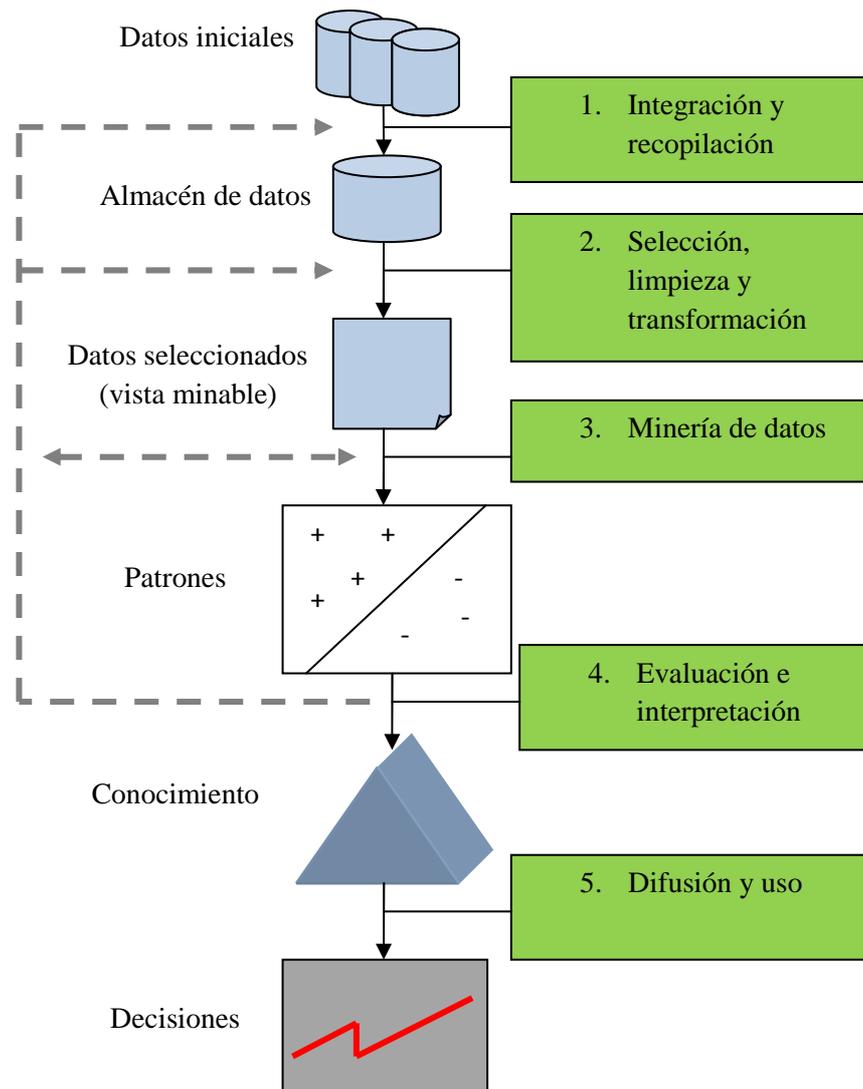


Figura 2.3. Fases del Proceso KDD (Hernández Orallo, 2004)

II.2.1.2. Descripción de cada fase

Seguidamente, se realiza una breve descripción de cada una de las fases (Hernández Orallo, 2004).

Fase de integración y recopilación

En la mayoría de los casos, las bases de datos y las aplicaciones basadas en el procesamiento tradicional de datos son inadecuadas para realizar funciones complejas de análisis, planificación y predicción, es decir, para tomar decisiones estratégicas a largo plazo. Generalmente, los datos necesarios para poder llevar a cabo un proceso KDD pertenecerán a diferentes organizaciones, a distintos departamentos. Incluso, algunos datos pueden no haber sido recolectados nunca por no ser necesarios para las aplicaciones tradicionales de procesamiento de datos.

Esta situación, representa un desafío pues cada fuente de datos usa diferentes formatos de registro, diferentes grados de agregación de los datos, diferentes claves primarias, diferentes tipos de error, etc.

Por lo tanto, el primer paso en el proceso KDD, será integrar estos datos en un único repositorio.

Fase de selección, limpieza y transformación

Debido a que algunos de los datos coleccionados en la etapa anterior son irrelevantes o innecesarios para la tarea de minería que se desea realizar, el siguiente paso, en el proceso KDD, es seleccionar y preparar el subconjunto de datos que se va a minar, el cual constituye lo que se conoce como vista minable.

La calidad de los datos también se ve afectada por otros problemas además de la irrelevancia:

- Presencia de valores que no se ajustan al comportamiento general de los datos (Outliers): Se trata de datos anómalos que pueden ser errores en los datos o valores correctos que son simplemente diferentes a los demás. Algunos algoritmos de minería de datos, los ignoran considerándolos ruido, mientras que otros son muy sensibles y afectan claramente el resultado.
- Presencia de datos faltantes o perdidos (missing values): Pueden conducir a resultados poco precisos. Es muy importante reflexionar sobre el significado de los valores faltantes antes de tomar alguna decisión sobre cómo tratarlos.

La limpieza trata de resolver los problemas previamente citados para mejorar la calidad de los datos.

Otra tarea muy importante en esta fase es la de transformación o construcción de atributos, que consiste en construir automáticamente nuevos atributos aplicando alguna operación o función a los atributos originales con objeto de que los nuevos atributos hagan más fácil el proceso de minería. La principal motivación es que los atributos originales no tienen mucho poder predictivo por sí solos o los patrones dependen de variaciones lineales de las variables originales.

El tipo de datos también puede modificarse de ser necesario, para facilitar el uso de técnicas que requieren el uso de tipos de datos específicos. Algunos atributos se pueden numerizar, convirtiendo sus valores discretos en enteros, y otros se pueden discretizar, convirtiendo sus valores continuos en discretos.

Fase de Minería de datos

“La minería de datos es un mecanismo de explotación, consistente en la búsqueda de información valiosa en grandes volúmenes de datos, con el fin de descubrir patrones, relaciones, reglas, asociaciones o incluso excepciones útiles para la toma de decisiones” (Tan et al., 2006). Otra definición es: “la minería de datos es el proceso de extraer conocimiento útil y comprensible, previamente desconocido, desde grandes cantidades de datos almacenados en distintos formatos” (Witten y Frank, 2000). La Minería de Datos es una de las etapas más importantes en el proceso KDD que nos permite descubrir información oculta y patrones interesantes en grandes volúmenes de datos.

El objetivo de esta fase es producir nuevo conocimiento que pueda utilizar el usuario. Para ello, se debe construir un modelo basado en los datos recopilados. El modelo es una descripción de los patrones y relaciones entre los datos que pueden usarse para hacer predicciones, entender mejor los datos o explicar situaciones pasadas.

Pasos del proceso de minería de datos.

- Determinar qué tipo de tarea de minería es el más apropiado.
- Elegir el tipo de modelo (o técnica).
- Elegir el algoritmo de minería que resuelva la tarea y obtenga el tipo de modelo que estamos buscando.

Tareas de la minería de datos

Cada tipo de tarea puede considerarse como un tipo de problema a ser resuelto por un algoritmo de minería de datos. Las tareas pueden ser predictivas:

- Clasificación. En este tipo de problema, cada instancia (o registro de la base de datos), pertenece a una clase. El objetivo es predecir la clase de las nuevas instancias de las que se desconoce la clase. Más concretamente, el objetivo del algoritmo es maximizar la razón de precisión de la clasificación de las nuevas instancias.
- Regresión. Consiste en aprender una función real que asigna a cada instancia un valor real. En este caso el valor a predecir es numérico. El objetivo, es minimizar el error (generalmente el error cuadrático medio) entre el valor predicho y el valor real.

O pueden ser descriptivas:

- Agrupamiento (clustering). Consiste en obtener grupos naturales a partir de los datos. Los datos son agrupados basándose en el principio de maximizar la similitud entre los elementos de un grupo minimizando la similitud entre los distintos grupos. Se forman grupos tales que los objetos de un mismo grupo son muy similares entre sí y, al mismo tiempo, son muy diferentes a los objetos de otro grupo.
- Reglas de asociación. Su objetivo es identificar relaciones no explícitas entre atributos categóricos. Pueden ser de diversas formas. La formulación más común es del estilo “si el atributo X toma el valor d entonces el atributo Y toma el valor b ”. Las reglas de asociación no implican una relación causa-efecto, es decir, puede no existir una causa para que los datos estén asociados.
- Reglas de asociación secuenciales. Son un caso especial de reglas de asociación y se usan para determinar patrones secuenciales en los datos. Estos patrones se basan en secuencias temporales de acciones.
- Correlaciones. Se usa para examinar el grado de similitud de los valores de dos variables numéricas. Una fórmula estándar para medir la correlación lineal, es el coeficiente de correlación r , el cual es un valor real comprendido entre -1 y 1. Si r es 1 (respectivamente -1) las variables están perfectamente correlacionadas (perfectamente correlacionadas negativamente), mientras que si es 0 no hay correlación. Si r es positivo ambas crecen o decrecen al mismo tiempo, si r es negativo cuando una variable crece la otra decrece.

Técnicas de minería de datos

Existen diversos paradigmas con respecto a las técnicas utilizadas en esta fase. Cada paradigma incluye diferentes algoritmos y variaciones de los mismos, así como restricciones que hacen que la efectividad del algoritmo dependa del dominio de aplicación, no existiendo lo que podría llamarse el método universal aplicable a todo tipo de aplicación.

Este apartado se centra en las técnicas de agrupamiento o clustering, también conocidas como de aprendizaje basado en instancias o casos. En el aprendizaje basado en instancias, cuando llega una instancia cuyo valor es desconocido se intenta relacionarla con las instancias almacenadas (cuya clase o valor se conocen) buscando las que más se parecen con el objetivo de usar los valores de estas instancias similares para estimar los

valores a obtener de la nueva instancia en cuestión. Más específicamente, cada nueva instancia se compara con las existentes usando una métrica de distancia, y la instancia más próxima se usa para asignar su clase a la instancia nueva. La variante más sencilla es el método conocido como “el vecino más próximo”. Otra variante, es el método “k vecinos más próximos” que usa los k vecinos más próximos y la clase mayoritaria de estos k vecinos se asigna a la nueva instancia. El único requerimiento para incluir un tipo de datos es la existencia de una métrica apropiada de distancia para formalizar el concepto de similitud.

Fase de evaluación e interpretación

Los patrones descubiertos mediante el proceso de minería de datos, deben ser:

- Precisos.
- Comprensibles (inteligibles).
- Interesantes (útiles y novedosos).

Cabe aclarar, que según sean los intereses y las necesidades del problema, se puede mejorar algún criterio y sacrificar ligeramente otro. Así mismo, la forma de evaluar cada criterio dependerá de las características particulares del problema que se intenta resolver.

En otras palabras, hay que evaluar el contexto donde el modelo se va a utilizar, en cualquier caso se debe contrastar el conocimiento que éste proporciona con el conocimiento previo que se pudiera tener sobre el problema para detectar, y en su caso resolver, los posibles conflictos.

Fase de difusión, uso y monitorización

El modelo obtenido puede utilizarse con dos finalidades:

- Para que un analista recomiende acciones basándose en el modelo y en sus resultados,
- o bien para aplicar el modelo a diferentes conjuntos de datos.

Más allá de la finalidad, es muy importante llevar a cabo su difusión, es decir que se distribuya y se comunique a los posibles usuarios de manera que el nuevo conocimiento extraído forme parte del *know-how* de la organización.

Es muy importante medir cómo evoluciona el modelo y comprobar continuamente las prestaciones del mismo pues los patrones pueden cambiar con el tiempo. En este

sentido, el modelo deberá ser monitorizado: re-evaluado, re-entrenado y posiblemente reconstruido totalmente.

II.2.2. Aprendizaje de Máquina

Desde que las computadoras fueron inventadas, el hombre se ha preguntado si podrían aprender. Si fuera posible comprender como programarlas para aprender a mejorar automáticamente con la experiencia, entonces el impacto sería dramático. Por ejemplo, podrían existir computadoras capaces de aprender, de registros médicos, cuáles tratamientos son más efectivos para enfermedades nuevas; existirían casas capaces de optimizar el uso de energía de acuerdo a los patrones particulares de uso de sus ocupantes, habría asistentes de software capaces de reconocer los intereses de sus usuarios para resaltar los artículos más relevantes del matutino on-line de la mañana.

Una comprensión exitosa de cómo hacer que las computadoras aprendan marcaría nuevos usos para las computadoras y nuevos niveles de competencia y personalización.

Aún no se sabe cómo hacer que las computadoras aprendan casi tan bien como la gente aprende. Sin embargo, hay algoritmos que son efectivos para ciertos tipos de tareas de aprendizaje, con lo cual una comprensión nueva de aprendizaje ha comenzado a emerger. Muchos programas prácticos han sido desarrollados para exhibir tipos útiles de aprendizaje, y aplicaciones comerciales significativas han comenzado a aparecer. Para los problemas como el reconocimiento del lenguaje hablado, los algoritmos basados en el aprendizaje de máquina funcionan mejor que otros avances que se han intentado a la fecha. En el campo conocido como minería de datos, los algoritmos de aprendizaje de máquina están siendo usados comúnmente para descubrir conocimiento valioso de grandes bases de datos comerciales que contienen registros de mantenimiento de equipos, transacciones financieras, registros médicos, etc. Como nuestra comprensión sobre las computadoras continúa madurando, parece inevitable que el aprendizaje de máquina juegue un papel progresivamente central en la tecnología y en la ciencia de la computación.

El Aprendizaje de Máquina, usualmente se refiere a los cambios en aquellos sistemas que realizan tareas asociadas con Inteligencia Artificial (Nils, 1996). Dichas tareas involucran reconocimiento, diagnóstico, planeación, predicción, etc. Los cambios se refieren al mejoramiento del rendimiento del sistema.

Según Tom Mitchell (Mitchell, 1997): “Un programa de computadora se dice que aprende a partir de una experiencia E con respecto a alguna clase de tarea T y mejora una medida P , si su rendimiento en la tarea T , medido por P , mejora con la experiencia E ”.

Existen diversos algoritmos de aprendizaje de máquina, cada uno de los cuales son más adecuados para cierto tipo de problemas que otros.

En este trabajo se emplea una técnica de aprendizaje de máquina (clustering) en un curso de e-learning implementado sobre la plataforma Moodle (Rice, 2006) para permitir al sistema identificar o aprender el estilo de aprendizaje dominante de cada alumno a partir de su interacción con el mismo. De esta manera, a partir de dicha interacción, se espera que en el futuro el sistema pueda adaptar la estrategia de enseñanza y los contenidos a las preferencias de cada uno de sus alumnos con el objeto de mejorar la calidad de la educación.

II.2.3. Análisis de Cluster

Se denomina Clustering al “proceso de agrupar un conjunto de objetos físicos o abstractos en clases de objetos similares” (Kaufmann et al., 2000). Un Cluster es una colección de objetos de datos que son similares a otros dentro del mismo cluster y son distintos de los objetos en otros clusters. El Clustering es un ejemplo de aprendizaje no supervisado en el cual se usan métodos que intentan encontrar particiones naturales de patrones (Nils, 1996). El Clustering y el aprendizaje no supervisado no confían en clases predefinidas ni en clases etiquetadas de ejemplos de entrenamiento. Por ello, el Clustering es una forma de aprendizaje por observación más que aprendizaje por ejemplos

Se trata de una de las técnicas más útiles para descubrir conocimiento oculto en un conjunto de datos. En la actualidad, el análisis de clustering en minería de datos ha jugado un rol muy importante en una amplia variedad de áreas tales como: reconocimiento de patrones, análisis de datos espaciales, procesamiento de imágenes, cómputo y multimedia, análisis médico, economía, bioinformática y biometría principalmente. Esto ha hecho posible que se considere como una de las mejores técnicas para obtener conocimiento y realizar exploraciones en los datos. Mediante Clustering, es posible identificar una región densa y esparcida y, por consiguiente, descubrir patrones de distribución global y correlaciones interesantes entre patrones de datos (Kaufmann et al., 2000).

II.2.3.1. Características de los algoritmos de clustering

A continuación se detallan las características deseables en la mayoría de los algoritmos de clustering (Kaufmann et al., 2000):

- Escalabilidad. La mayoría de los algoritmos de clustering trabajan de manera apropiada con un número pequeño de observaciones (hasta 200 aproximadamente),

mientras que se necesita una gran escalabilidad para realizar agrupamiento de datos en bases con millones de observaciones.

- Habilidad para trabajar con distintos tipos de atributos. Muchos algoritmos se han diseñado para trabajar sólo con datos numéricos, mientras que en una gran cantidad de ocasiones, es necesario trabajar con atributos asociados a tipos numéricos, binarios, discretos y alfanuméricos.
- Descubrimiento de clusters con formas arbitrarias. La mayoría de los algoritmos de clustering se basan en la distancia euclidiana, lo que tiende a encontrar clusters todos con forma (circular) y densidad similares. Es importante diseñar algoritmos que puedan establecer clusters de formas arbitrarias.
- Requerimientos mínimos en el conocimiento del dominio para determinar los parámetros de entrada. La herramienta no debería solicitarle al usuario que introduzca la cantidad de clases que quiere considerar, ya que dichos parámetros en muchas ocasiones no son fáciles de determinar, y esto haría que sea difícil controlar la calidad del algoritmo.
- Habilidad para tratar con datos ruidosos. La mayoría de las bases de datos contienen datos con comportamiento extraño, datos faltantes, desconocidos o erróneos. Algunos algoritmos de clustering son sensibles a tales datos y pueden derivarlos a clusters de baja calidad.
- Insensibilidad al orden de las observaciones de entrada. Algunos algoritmos son sensibles al orden en que se consideran las observaciones. Por ejemplo, para un mismo conjunto de datos, dependiendo del orden en que se analicen, los clusters devueltos pueden ser diferentes. Es importante entonces que el algoritmo sea insensible al orden de los datos, y que el conjunto de clusters devuelto sea siempre el mismo.
- Alta dimensionalidad. Una BD o DW (DataWarehouse) puede contener varias dimensiones o atributos, por lo que es bueno que un algoritmo de clustering pueda trabajar de manera eficiente y correcta no sólo en repositorios con pocos atributos, sino también en repositorios con un alto espacio dimensional, o gran cantidad de atributos.
- Clustering basado en restricciones. Es un gran desafío el agrupar los datos teniendo en cuenta no sólo el comportamiento, sino también que satisfagan ciertas restricciones.

- Interpretación y uso. Los usuarios esperan que los resultados del clustering sean comprensibles, fáciles de interpretar y de utilizar.

Con estas características, se busca diseñar algoritmos más flexibles que sean capaces de manipular una gran variedad de requerimientos de acuerdo a las necesidades de los usuarios.

II.2.3.2. Procedimiento general

Un problema de análisis de clustering, parte de un conjunto de casos u objetos cada uno de los cuales está caracterizado por un grupo de variables. A partir de esta información se trata de obtener grupos de objetos, de tal manera que los objetos que pertenecen a un grupo sean muy similares entre sí y, por otra parte, sean muy diferentes entre los distintos grupos. Expresado en términos de variabilidad hablaríamos de minimizar la variabilidad dentro de los grupos para al mismo tiempo maximizar la variabilidad entre los distintos grupos.

Supongamos los casos o conjunto de objetos de la Tabla 2.1.

	C_1	...	C_i	...	C_k
O_1	X_{11}	...	X_{1i}	...	X_{1k}
...
O_j	X_{j1}	...	X_{ji}	...	X_{jk}
...
O_n	X_{n1}	...	x_{ni}	...	X_{nk}

Tabla 2.1. Representación matricial del conjunto de objetos considerados en el clustering.

Donde $O = O_1, \dots, O_n$ representa el conjunto de objetos. Se trata de dividir O en k clústers, C_1, \dots, C_k , de tal forma que $U_{i=1}^k x_i = O$.

Una vez planteado el problema, las actividades del análisis de clustering incluyen los siguientes pasos (Jain et al., 1999):

1. Representación de patrones. Se refiere al establecimiento del número de clases, número de patrones, y el número, tipo y tamaño de las características disponibles para el algoritmo de clustering.

2. Definición de proximidad. La proximidad de los patrones es usualmente medida por una función distancia entre un par de datos.
3. Clustering. La etapa de agrupamiento puede desarrollarse en un gran número de formas. Se pueden utilizar agrupamientos de clusters jerárquicos, particionales y otros más que abarcan métodos probabilísticos o de teoría de grafos.
4. Abstracción de datos. Es el proceso de extraer una representación simple y compacta del conjunto de datos.
5. Verificación de resultados. Consiste en validar el análisis de clustering realizado evaluando los resultados obtenidos.

II.2.3.3. Método de particionamiento clásico: K-Means o técnicas basada en el centroide

Se trata de uno de los métodos de Análisis de Cluster más conocidos y más comúnmente usado.

El algoritmo k-means toma los parámetros de entrada, k , y particiona un conjunto de n objetos en k clusters de modo que la similaridad dentro del cluster es alta pero la similaridad entre clusters es baja. La similaridad del cluster es medida en base al valor medio de los objetos en un cluster, el cual puede ser considerado como el centro de gravedad del cluster.

El algoritmo k-means procede de la siguiente manera (Kaufmann et al., 2000):

Primero, selecciona aleatoriamente k objetos, cada uno de los cuales representa, inicialmente, un cluster medio o centro. Cada uno de los objetos restantes es asignado al cluster con el que tiene mayor similaridad de acuerdo a la distancia entre el objeto y el cluster medio. Luego se calcula el nuevo centro para cada cluster. Este proceso se repite hasta que la función de criterio converge. Típicamente, el criterio de error al cuadrado es usado y se define como:

$$E = \sum_{i=1}^k \sum_{p \in C_i} |p - m_i|^2$$

donde E es la suma del error al cuadrado para todos los objetos en la base de datos, p es el punto en el espacio que representa un objeto dado, y m_i es el centro del cluster C_i (ambos p y m_i son multidimensionales). Este criterio trata de hacer que los k clusters resultantes sean lo más compactos y estén lo más separados posible.

Algoritmo k-means.

Entrada: El número de clusters k y la base de datos que contiene n objetos.

Salida: Un conjunto de k clusters que minimizan el criterio de error al cuadrado.

Método:

1. Arbitrariamente elige k objetos como los centros iniciales de cluster;
2. Repetir
 - a. (re) asignar cada objeto al cluster con el cual el objeto tiene mayor similitud, de acuerdo al valor medio de los objetos en el cluster;
 - b. Actualizar el valor medio del cluster;
3. Hasta ningún cambio.

Tal como se puede apreciar en su funcionamiento, el algoritmo intenta determinar k particiones que minimicen la función del error al cuadrado. El algoritmo trabaja mejor cuando los clusters son compactos que cuando están bien separados unos de otros. El método es relativamente escalable y eficiente en el procesamiento de grandes conjuntos de datos debido a que la complejidad computacional del algoritmo es $O(nkt)$, donde n es el número total de objetos, k es el número de clusters y t es el número de interacciones. Normalmente, $k \ll n$ y $t \ll n$. El método frecuentemente finaliza en el óptimo local.

El método k-means no es adecuado para descubrir clusters con formas no convexas o clusters de tamaño muy diferente. Por lo tanto, es sensible al ruido y a los puntos de datos atípicos pues un número pequeño de tales datos puede influenciar substancialmente el valor medio calculado.

Hay un buen número de variantes del método k-means. Estas pueden diferir de la selección de las k valores medios iniciales, el cálculo de la disimilitud, y la estrategia para calcular el valor medio del cluster. Una estrategia interesante que frecuentemente produce buenos resultados es aplicar primero un algoritmo de aglomeración jerárquico para determinar el número de clusters y para encontrar un clustering inicial, y luego usar un método de reubicación interactiva para mejorar el clustering.

El algoritmo EM (Expectation Maximization) extiende el paradigma k-means en una manera diferente. En lugar de asignar un objeto a un cluster dedicado, asigna cada objeto a un cluster de acuerdo a un peso que representa la probabilidad de pertenencia a ese cluster. En otras palabras, no hay un límite estricto entre clusters. Por consiguiente, nuevos valores medios son calculados basados en las medidas ponderadas.

Otra variante, es el algoritmo FarthestFirst (Hochbaum y Shmoys, 1985), el cuál dados n objetos, y las distancias o costos entre todos los pares de objetos, su objetivo es

elegir k objetos (denominados centros) de modo tal que la distancia mayor de un objeto a su centro más cercano sea mínima. Este problema, conocido como el problema de los k -centros puede expresarse más formalmente como sigue. Sea $G = (V, E)$ un grafo completo no dirigido con pesos que satisfacen la desigualdad triangular, y k un número entero positivo no mayor que $|V|$. Para cualquier conjunto $S \subseteq V$, y vértice $v \in V$, definimos $d(v, S)$ como la longitud más corta desde v a cualquier vértice en S . El problema de los k -centros consiste en encontrar un conjunto $S \subseteq V$, y $|S| \leq k$, que minimice $\max_{v \in V} d(v, S)$. Este algoritmo, se basa en la técnica algorítmica denominada *poda paramétrica* , propuesta por Hochbaum y Shmoys para solucionar el problema de k -centros. Inicialmente, los costos de las aristas son clasificados en orden creciente. Para cada costo t el grafo es podado removiendo las aristas con costo mayor que t . La meta es encontrar un conjunto dominante mínimo en el grafo podado, o sea el conjunto S más pequeño de vértices, tal que cada vértice que no pertenezca a S sea adyacente a uno de los vértices en S . Si el cardinal del conjunto dominante mínimo del grafo podado es al menos k , entonces dicho conjunto es también la solución óptima para el problema de k -centros.

II.3. MARCO EMPÍRICO

Las pruebas de la propuesta se han realizado en el marco de la asignatura de Sistemas de Información II de la carrera Licenciatura en Sistemas de Información de la Universidad Nacional de Santiago del Estero. Esta asignatura corresponde al séptimo módulo de la carrera y pertenece a la línea curricular de Sistemas. Está orientada fundamentalmente a brindar a los alumnos herramientas para el diseño de Sistemas en Tiempo Real (STR).

Los contenidos que integran la asignatura se encuentran organizados en las siguientes unidades:

1. Sistemas de Tiempo Real: Clasificación. Conceptos básicos. Caracterización de STR. Concurrencia de STR. Núcleo de tiempo real. Sistemas Operativos y Lenguajes de tiempo real. Hardware para STR.
2. Sistemas de Control y Supervisión de Procesos. Definición. Sistemas de control clásico. Sistemas de control digital. Supervisión de procesos. Análisis de ejemplos.
3. Herramientas de modelización de STR: Métodos semi-formales: Diagramas de Contexto. Listas de Eventos. Diagramas de Transición de Estados. Métodos formales: Redes de Petri.

4. Metodologías para el desarrollo de STR: El ciclo de vida para software de Tiempo Real. Problemas a resolver en el Diseño de STR. Clasificación de los Métodos de diseño. El Método DARTS. Método COMET.
5. Modelización de la Implementación: Investigación de las restricciones de implementación. Modelo de Procesadores. Modelo de Tareas. Modelo de Interfaz. Modelo de los servicios del sistema. Análisis y Optimización del rendimiento de STR.

Cabe destacar que al momento de realizar la evaluación, en el primer cuatrimestre del año 2008, contaba con un total de 22 alumnos inscriptos en condiciones de cursar la materia.

Particularmente, las pruebas se realizaron sobre un curso diseñado para la Unidad 2: “Sistemas de Control y Supervisión de Procesos”. Los temas abordados en el curso fueron:

- i. Tipos de procesos: en lote, continuos, mixtos y de laboratorio. Definición de sistema de control de proceso. Elementos constitutivos de un sistema de control. Arquitecturas de sistemas de control: de lazo abierto y de lazo cerrado.
- ii. Control Clásico: Modelado del sistema. Controladores tradicionales: controlador On-Off, controlador proporcional, controlador integral, controlador derivativo. Análisis de Ejemplos.
- iii. Control Digital: Concepto. Control Digital vs. Control Analógico. Control secuencial. Control Digital Directo. Otros tipos de control digital: control inferencial, control anticipatorio, control adaptativo, control difuso, control con Redes Neuronales.
- iv. Supervisión de procesos: Concepto. Funciones de supervisión: clasificación, análisis de ejemplos.

El diseño completo del curso se adjunta en el Anexo A.

CAPÍTULO III

MÉTODO PROPUESTO PARA LA DETECCIÓN DE ESTILOS DE APRENDIZAJE

III.1. INTRODUCCIÓN

En el presente capítulo se describe la propuesta metodológica para la detección de estilos de aprendizaje empleando la técnica de Análisis de Cluster.

El método propuesto, consiste en analizar las transacciones realizadas por los alumnos, en el curso e-learning, con el propósito de determinar su estilo de aprendizaje dominante. Más específicamente, a fin de reconocer un patrón en los datos que caracterice el comportamiento de cada alumno, se aplica el Análisis de Cluster a los registros transaccionales almacenados en la base de datos del curso. Posteriormente a partir del patrón descubierto se determinará el estilo de aprendizaje dominante para cada alumno.

El Análisis de Cluster, es aplicado en el marco del proceso de Descubrimiento de Conocimiento conocido como KDD. Este proceso se aplica para extraer conocimiento útil e interesante con respecto al comportamiento de cada uno de los alumnos del curso y con el fin de determinar el estilo de aprendizaje predominante en cada uno de ellos. Este conocimiento obtenido puede ser utilizado posteriormente para adaptar el curso e-learning al estilo de aprendizaje de los estudiantes y de esta forma mejorar la eficiencia del proceso de enseñanza.

III.2. DESARROLLO DEL MÉTODO

Considerando las etapas que componen al proceso KDD, se proponen tres fases para la definición del método propuesto (ver Figura 3.1):

Fase de Pre-Procesamiento o Preparación de Datos. Comprende las tareas de selección, limpieza y transformación de datos con el propósito de obtener un modelo analítico adecuado para el proceso de minería de datos.

Fase de Procesamiento. Se lleva a cabo el proceso de Minería de datos (MD) en el cual se aplica el Análisis de Cluster para descubrir patrones de comportamiento a partir de los registros de transacciones.

Fase de Post-Procesamiento. Incluye las tareas de Interpretación de los patrones descubiertos y Evaluación de los resultados.

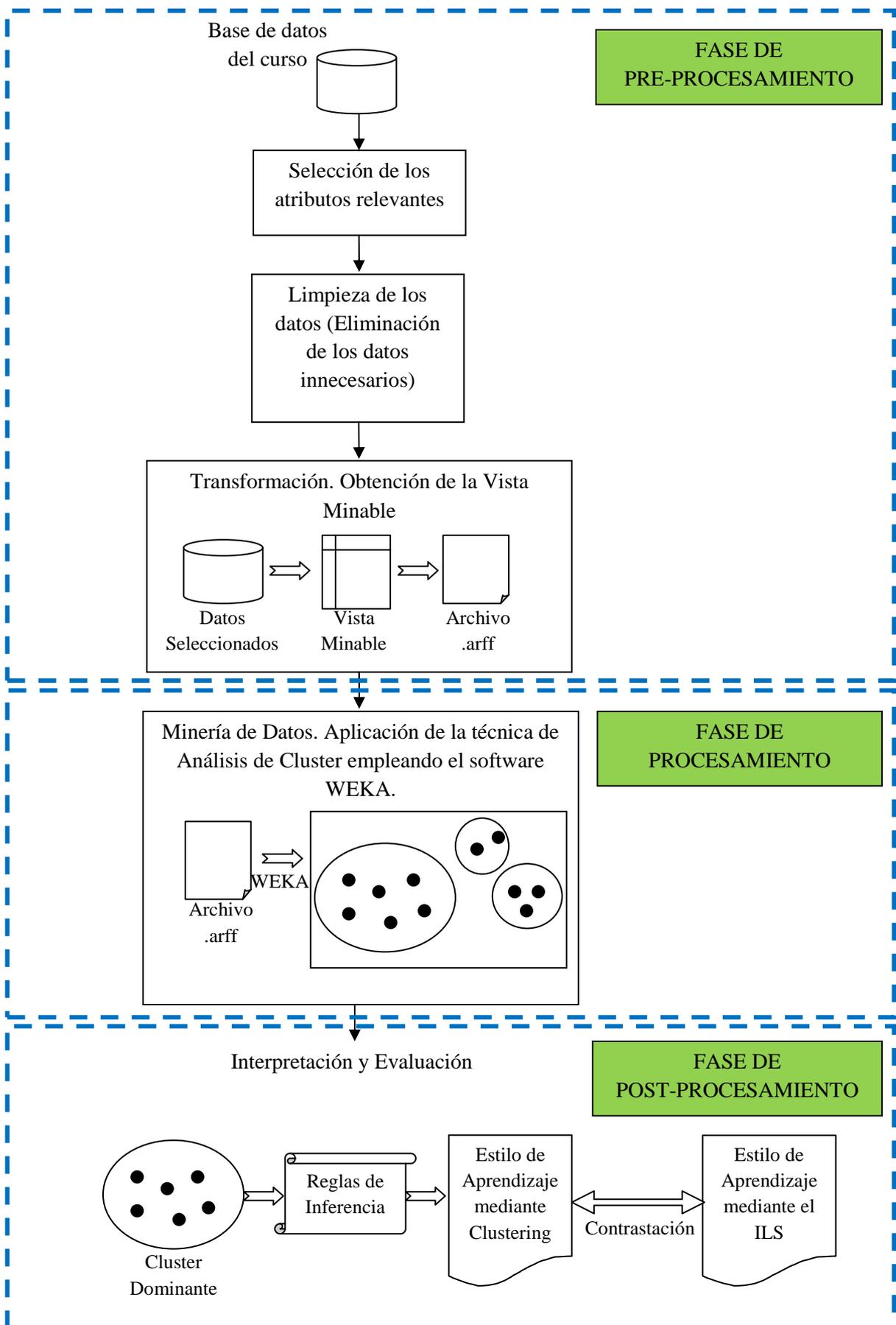


Figura 3.1. Fases del Método para la Detección de Estilos de Aprendizaje

A continuación se detallan cada una de las fases.

III.2.1 Fase de Pre-Procesamiento

En esta fase se preparan los datos para su posterior procesamiento mediante el Análisis de Cluster. Comprende las siguientes tareas:

Selección

Consiste en la selección de los campos o atributos relevantes para el proceso de Minería de Datos. Incluye los siguientes pasos:

- Identificar cuáles son las tablas de la base de datos del curso que almacenan datos relacionados con el comportamiento de los alumnos.
- Determinar de las tablas de seleccionadas, cuáles son los campos o atributos de interés.

Limpieza

Debido a que la base de datos con la cual se trabajará, contiene una gran cantidad de datos, algunos de los cuales son irrelevantes o innecesarios para la tarea de minería que se desea realizar, esta tarea consiste en eliminar aquellos datos que no aportan información relacionada con el comportamiento del alumno. Al finalizar esta tarea, se deben disponer sólo de aquellos campos o atributos que caractericen el comportamiento y las preferencias de los alumnos en el curso e-learning.

Transformación

Esta tarea consiste en la construcción de un modelo analítico o vista minable en donde los datos se convierten y consolidan en formas apropiadas para la tarea de minería. Para lograrlo:

- Se obtienen nuevos atributos a partir de la definición de transformaciones sobre atributos ya existentes. Los nuevos atributos que se han de definir tendrán por finalidad:
 - Caracterizar el comportamiento de cada uno de los alumnos, en su interacción con el curso, en cada sesión.

- Identificar las preferencias particulares de los alumnos que nos permitan determinar su estilo de aprendizaje dominante para cada una de las dimensiones del modelo de Felder y Silverman.
- Debido a que las técnicas de análisis de cluster no son capaces de trabajar con toda la BD, sino con una sola tabla a la vez, se definen transformaciones sobre los datos de tal modo de obtener una vista minable conformada por una única tabla sobre la cual se aplicará el proceso de Clustering. La vista minable estará conformada por los nuevos atributos definidos en el paso anterior y cada registro de la misma representará el comportamiento en una sesión de un alumno en particular.
- Una vez definida la vista minable, se establece el formato del archivo .arff que será suministrado como entrada al software WEKA (Witten y Frank, 2000) empleado en el proceso de MD. El formato de este archivo se determina a partir de los atributos de la vista minable resultante. En general, los archivos .arff tienen la siguiente estructura:
 - Cabecera. Aquí se define el nombre de la relación. Su formato es el siguiente: `@relation <nombre-de-la-relación>`, donde `<nombre-de-la-relación>` es de tipo `String`. Dado que los atributos de la vista minable, que serán utilizados para la construcción de este archivo, describen el comportamiento de un alumno en una sesión, el nombre la relación será “comportamiento_en_sesión”
 - Declaraciones de atributos. En esta sección se declaran los atributos junto a su tipo. La sintaxis es la siguiente: `@attribute <nombre-del-atributo> <tipo>`
 - Sección de datos. Aquí se colocan los datos que componen la relación separando entre comas los atributos y con saltos de línea las relaciones. Los datos se agregan debajo de la etiqueta `@data` de la siguiente forma:


```
@data
<valor-atributo-1>,<valor-atributo-2>,...,<valor-atributo-n>
```

III.2.2. Fase de Procesamiento

Consiste en la aplicación del proceso de minería de datos sobre la vista minable definida en la fase anterior.

En esta fase se debe determinar el tipo de tarea, la cual ya se ha identificada como de tipo descriptivo pues se pretende descubrir patrones en el comportamiento de los alumnos que permitan determinar sus estilos de aprendizajes dominantes.

Otro paso muy importante en esta fase es determinar el modelo o técnica que se va a emplear para procesar los datos, la cual tal como se ha mencionado en el desarrollo del presente trabajo es el Análisis de Cluster.

El último paso es la selección del algoritmo de Análisis de Cluster. En particular, por tratarse de un problema de k centros donde se pretende que la máxima distancia entre una tupla y su centroide sea mínima, se ha optado por el algoritmo FarthestFirst (Hochbaum y Shmoys, 1985). Este algoritmo, requiere que se defina, previamente a su ejecución, el número k de clusters o clases que se desean obtener. Este número, inicialmente, comenzará con el valor 2 y podrá ir variando de acuerdo a los resultados. El valor definitivo de k lo determinaremos cuando en los resultados obtengamos un cluster claramente superior, en tamaño, que el resto que nos permita inferir con mayor precisión el estilo de aprendizaje en un alumno.

Para la realización del proceso de MD se hará uso del software WEKA que contiene todas las herramientas necesarias para realizar tareas de clustering, al cual se ingresará como entrada el archivo .arff obtenido en la fase de Pre - Procesamiento.

El proceso general consiste en aplicar el proceso de minería de datos, y más precisamente el Análisis de Cluster, sobre la vista minable de cada alumno. Luego, a partir del cluster dominante resultante para cada alumno, se determinará su estilo de aprendizaje de acuerdo al modelo de Felder y Silverman.

III.2.3. Fase de Post-Procesamiento

Comprende la interpretación y evaluación de los patrones descubiertos mediante el proceso de Minería de Datos.

Interpretación

En esta tarea, a fin de determinar el estilo de aprendizaje a partir de los patrones encontrados, se deben definir un conjunto de reglas de inferencias que permitan mapear o

enmarcar los resultados obtenidos dentro de las cuatro dimensiones del modelo de aprendizaje de Felder y Silverman. Dichas reglas serán aplicadas sobre los atributos del cluster dominante resultante para cada alumno.

Evaluación

La evaluación del método se hará con respecto a su precisión para determinar el estilo de aprendizaje de los alumnos.

En primer lugar, se contrastarán los resultados obtenidos, mediante el método propuesto, con aquellos obtenidos mediante el Test de Felder y Silverman (ILS).

Posteriormente, se evaluará la precisión del método, en cuanto a su capacidad para determinar el estilo de aprendizaje, en cada una de las dimensiones. Es decir, que al finalizar la evaluación se obtendrán cuatro valores de precisión correspondientes a las cuatro dimensiones del modelo de aprendizaje de Felder y Silverman.

La métrica empleada para determinar la precisión del método en cada una de las dimensiones es la siguiente (Garcia et al., 2007):

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

En donde *Sim* es 1 si los valores obtenidos con la técnica de clustering y con el ILS son iguales, 0 si son opuestos, y 0.5 si uno es equilibrado o mixto y el otro un valor extremo (en este caso, el error es pequeño comparado a la situación en la cual los resultados son opuestos); y *n* es el número de estudiantes analizados.

Mediante esta métrica se obtendrá un valor de precisión comprendido entre 0 y 1, siendo 1 el nivel más alto de precisión posible y 0 la carencia total de precisión del método en la dimensión correspondiente.

CAPÍTULO IV

EVALUACIÓN DEL MÉTODO PROPUESTO

IV.1. INTRODUCCIÓN

A continuación, se describe la experiencia realizada con el propósito de evaluar la precisión del método propuesto para la detección de estilos de aprendizaje empleando la técnica de Análisis de Cluster.

Tal como se ha expresado en el marco empírico, el método fue evaluado en el contexto de un curso sobre “Sistemas de supervisión y control de procesos”, correspondiente a la asignatura Sistemas de Información II, de la carrera Licenciatura en sistemas de Información, de la F.C.E. y T., de la U.N.S.E.. Dicho curso fue implementado empleando la plataforma educativa MOODLE.

Cabe destacar, que a fin de evaluar la precisión de las técnicas de Análisis de Cluster para reconocer el estilo de aprendizaje dominante de un alumno, el material del curso, fue diseñado de tal manera de ofrecer a cada uno de los alumnos diferentes vías para que, conforme a su estilo de aprendizaje, cada uno pueda escoger su propio camino para concretar la apropiación de conocimiento.

En particular, se ha tenido en cuenta la definición de las diferentes dimensiones de estilos de aprendizaje propuesta por el modelo de Felder y Silverman. En general, el contenido para cada tema del curso ha sido diseñado de la siguiente manera:

- **Dimensión Activo / Reflexivo:** Se hizo uso de las diferentes tecnologías interactivas y colaborativas ofrecidas por Moodle, con el propósito de satisfacer las necesidades de comunicación e interacción entre los alumnos e identificar a aquellos que participan activamente y a los que no.
- **Dimensión Sensorial / Intuitivo:** Se incluyó para cada tema del curso abundante material teórico para satisfacer las necesidades de los alumnos intuitivos y abundante material práctico y ejemplos para satisfacer las necesidades de los alumnos sensoriales.
- **Dimensión Secuencial / Global:** Los contenidos del curso se estructuraron de manera temática en orden secuencial. Así mismo, para cada tema se incluyó material global, en el cual se relacionan y describen los subtemas tratados; y material adicional que amplía en detalle cada uno de ellos.

- Dimensión Visual / Verbal: Los contenidos teóricos fueron planteados con dos modalidades. Una mediante texto narrativo y la otra, más esquemática, mediante una presentación en Power Point. Mediante la primera se trata de satisfacer las necesidades de los alumnos verbales y con la segunda las necesidades de aquellos que son visuales.

Para mayor detalle con respecto al diseño del curso, remitirse al Anexo A.

A continuación se describen en detalle los pasos realizados en la aplicación de cada una de las fases del método propuesto.

IV.2. FASE DE PRE-PROCESAMIENTO: SELECCIÓN, LIMPIEZA Y TRANSFORMACIÓN

MOODLE administra una base de datos relacional constituida por 186 tablas que contienen información de los diferentes cursos creados sobre dicha plataforma. Teniendo en cuenta que se trata de identificar un patrón en el comportamiento de cada uno de los alumnos, sólo se consideraron para el análisis las tablas que contienen información relacionada con las transacciones realizadas por los estudiantes en el sistema.

En este sentido, las tablas seleccionadas para realizar el proceso KDD fueron:

- Mdl_log: contiene información de todas las transacciones realizadas por los usuarios en el curso.
- Mdl_user: contiene información de todos los usuarios registrados en el sitio. Para cada usuario almacena los siguientes datos: nombre, apellido, mail, usuario, password, país, provincia, localidad, ip de último acceso, etc.
- Mdl_course_modules: contiene información de los diferentes recursos que componen el sitio. Almacena los siguientes datos: identificador del tipo de recurso (puede tomar uno de estos valores: foro, chat, material de lectura, glosario, wiki, etc.), identificador del curso al cual pertenece, etc.
- Mdl_modules: contiene información de los diferentes módulos que pueden constituir el sitio. Un curso puede tener los siguientes tipos de módulos: chat, foro, wiki, assignment (tarea), resource, hot pot (ejercicios realizados con la aplicación hot potatoes), glossary (glosario), label (etiquetas), quiz (cuestionarios), etc. Para cada uno de estos módulos, almacena los siguientes datos: id, versión, última actualización y si es visible o no en el sitio.

- **Mdl_resource:** contiene información de los diferentes recursos teóricos agregados a un curso. Estos recursos pueden ser archivos en distintos formatos (.doc, .xls, .ppt, .pdf, etc.) o enlaces a páginas web. Para cada recurso teórico se almacenan los siguientes datos: id, curso al cual pertenece el recurso, nombre, tipo (archivo o html), ubicación del recurso, descripción y última modificación.

El siguiente paso en el proceso KDD es la limpieza de los datos, para lo cual se han eliminado los datos irrelevantes e innecesarios para la tarea de minería a realizarse.

Para cada una de las tablas seleccionadas en la tarea precedente, se han seleccionado los campos o atributos de interés y se han suprimido los restantes.

- **Mdl_log:**
 - Id: clave primaria.
 - Time: contiene la fecha y la hora de ocurrencia del evento.
 - Userid: corresponde al identificador del usuario que realiza la transacción.
 - Course: identificador del curso.
 - Module: nombre del modulo dentro del cual se produjo la transacción (puede ser user, para referirse al modulo de logeo, o course, para referirse al modulo curso).
 - Cmid: identificador del recurso donde se produjo el evento.
 - Action: se refiere a la acción realizada por el alumno dentro del curso.
- **Mdl_user:**
 - Id: identificador de usuario.
 - Firstname: nombre del usuario.
 - Lastname: apellido del usuario.
- **Mdl_course_modules:**
 - Id: identificador del módulo.
 - Course: identificador del curso.
 - Module: identificador del módulo.
 - Instance: Identificador del recurso.
 - Section: identificador de la sección a la que pertenece dicho recurso.
- **Mdl_modules:**
 - Id: identificador del módulo.
 - Name: nombre del módulo.

- Mdl_resource:
 - Id: identificador del recurso.
 - Name: nombre del recurso.

En el esquema de la Figura 4.1., es posible apreciar el modelo entidad – relación de las tablas, que han sido seleccionadas, con sus correspondientes atributos.

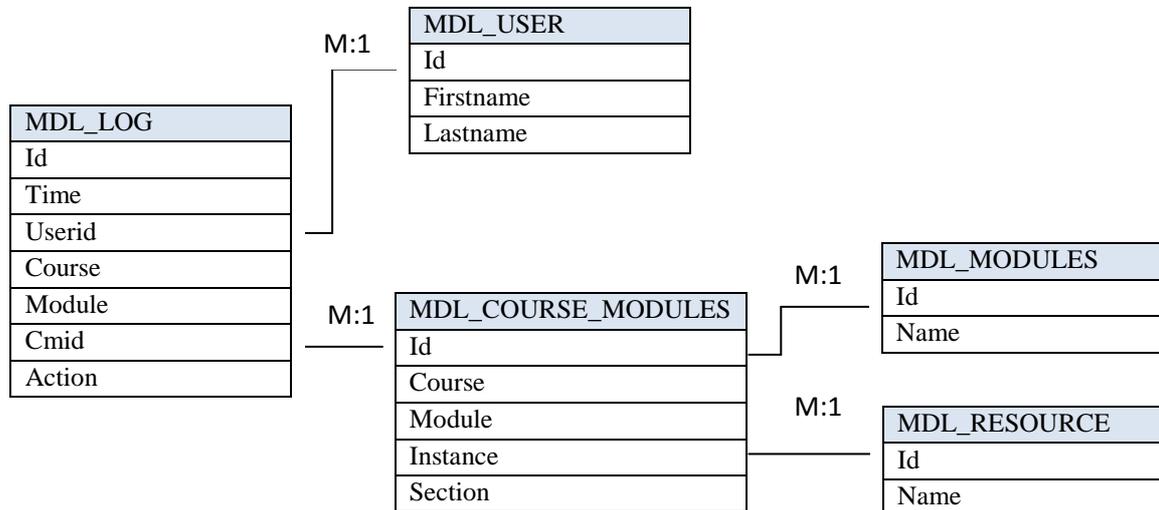


Figura 4.1. Modelo Entidad Relación de las tablas y atributos seleccionados.

Moodle registra las transacciones realizadas por los alumnos en una tabla denominada mdl_log. La misma contiene diversos campos que a su vez hacen referencia a otras tablas que contienen información relevante, es decir, se trata de una base de datos relacional. Cabe aclarar que aunque las bases de datos relacionales son la fuente para la mayoría de las aplicaciones de minería de datos, muchas técnicas, en particular el Análisis de Cluster, no son capaces de trabajar con toda la base de datos, sino con una sola tabla a la vez.

A fin de hacer el proceso de minería más fácil, se ha obtenido una vista minable conformada por una única tabla, cuyos atributos o campos se han obtenido a partir de transformaciones sobre los atributos seleccionados previamente.

En particular, los atributos que integran la vista minable se han definido de tal manera que nos permitan caracterizar el comportamiento de los alumnos en cada sesión.

Los mecanismos de conversión, definidos para la obtención de los nuevos atributos, fueron codificados en un script que recorre, para cada alumno, la tabla de registros transaccionales identificando todas las sesiones de usuario, y por cada sesión, el valor de cada atributo de acuerdo a una serie de criterios pre-definidos. Tanto los nuevos atributos, como los criterios establecidos para la asignación de valores, se definieron teniendo en

cuenta las cuatro dimensiones del modelo de estilos de aprendizaje de Felder y Silverman. Los atributos y los criterios utilizados para la asignación de valores se detallan a continuación.

Dimensión Activo / Reflexivo

Para la dimensión Activo/reflexivo se han definido los siguientes atributos:

Atributo: wiki.

Descripción: Este atributo describe la participación del alumno en la wiki.

Puede tomar los siguientes valores:

- edit.
- view.
- ambos.
- nousa.

Los criterios para asignar cada uno de estos valores son:

- edit. Se asigna este valor si durante la sesión el alumno ha ingresado a la wiki principalmente para editarla o actualizarla. Esta situación, se identifica en la tabla mdl_log cuando el atributo module toma el valor wiki, y el atributo action toma el valor update o edit.
- view. Se asigna este valor si durante la sesión el alumno ha ingresado a la wiki principalmente para visualizar lo que han agregado otros usuarios. Esta situación se puede reconocer en la tabla mdl_log cuando el atributo module toma el valor wiki, y el atributo action toma el valor view.
- ambos. Este valor se asigna cuando durante la sesión el alumno ha ingresado a la wiki para visualizar el aporte de otros usuarios o para editarla o actualizarla sin lograrse reconocer preferencia alguna por una u otra acción.
- nousa. Cuando el alumno no ha accedido nunca a la wiki se asigna el valor nousa al atributo wiki.

Atributo: foro.

Descripción: Este atributo describe la participación del alumno en cualquiera de los foros definidos en el curso.

Puede tomar los siguientes valores:

- post.
- view.
- ambos.
- nousa.

Los criterios para asignar cada uno de estos valores son:

- post. Se asigna este valor si durante la sesión el alumno ha ingresado a cualquiera de los foros definidos para el curso principalmente para iniciar una nueva discusión o para agregar una respuesta a una discusión existente. Esta situación, se identifica en la tabla mdl_log cuando el atributo module toma el valor forum, y el atributo action toma el valor add discussion o add post.
- view. Se asigna este valor si durante la sesión el alumno ha ingresado a cualquiera de los foros definidos en el curso principalmente para visualizar lo que han agregado otros usuarios. Esta situación se puede reconocer en la tabla mdl_log cuando el atributo module toma el valor forum, y el atributo action toma el valor view discussion o view forum.
- ambos. Este valor se asigna cuando durante la sesión el alumno ha ingresado a cualquiera de los foros para visualizar el aporte de otros usuarios o para agregar una discusión o una respuesta sin lograrse reconocer ninguna preferencia por una u otra acción.
- nousa. Cuando el alumno no ha accedido nunca a ninguno de los foros definidos para el curso se asigna el valor nousa al atributo foro.

Atributo: chat.

Descripción: Este atributo describe la participación del alumno en el chat.

Puede tomar los siguientes valores:

- talk.
- view.
- ambos.
- nousa.

Los criterios para asignar cada uno de estos valores son:

- talk. Se asigna este valor si durante la sesión el alumno ingresa al chat principalmente para dialogar con otros usuarios. Esta situación, se identifica en la tabla mdl_log cuando el atributo module toma el valor chat, y el atributo action toma el valor talk.
- view. Se asigna este valor si durante la sesión el alumno ingresa al chat principalmente para ver las conversaciones de otros usuarios. Esta situación se puede reconocer en la tabla mdl_log cuando el atributo module toma el valor chat, y el atributo action toma el valor view.
- ambos. Este valor se asigna cuando durante la sesión el alumno ingresa al chat para ver o participar de las conversaciones existentes sin lograrse reconocer ninguna preferencia por una u otra acción.
- nousa. Cuando el alumno no ha accedido nunca al chat se asigna el valor nousa al atributo chat.

Atributo: glosario.

Descripción: Este atributo describe la participación del alumno en cualquiera de los glosarios definidos en el curso.

Puede tomar los siguientes valores:

- add.
- view.
- ambos.
- nousa.

Los criterios para asignar cada uno de estos valores son:

- add. Se asigna este valor si durante la sesión el alumno ingresa a cualquiera de los glosarios definidos en el curso principalmente para agregar una entrada al glosario o para modificar una existente. Esta situación, se identifica en la tabla mdl_log cuando el atributo module toma el valor glossary, y el atributo action toma el valor add entry, add comment o update entry.
- view. Se asigna este valor si durante la sesión el alumno ingresa a cualquiera de los glosarios definidos en el curso principalmente para ver las entradas agregadas por todos los usuarios. Esta situación se puede reconocer en la tabla mdl_log cuando el atributo module toma el valor glossary, y el atributo action toma el valor view.

- ambos. Este valor se asigna cuando durante la sesión el alumno ingresa al glosario para ver o agregar una nueva entrada sin lograrse reconocer ninguna preferencia por una u otra acción.
- nousa. Cuando el alumno no ha accedido nunca a ninguno de los glosarios definidos se asigna el valor nousa al atributo glosario.

Dimensión Secuencial / Global

Para la dimensión Secuencial / Global, se definieron los siguientes atributos.

Atributo: accesoT (Acceso a la Teoría).

Descripción: Este atributo describe la preferencia del alumno en cuanto al acceso al material teórico presentado en el curso.

Puede tomar los siguientes valores:

- intermitente.
- secuencial.
- Ambos.

Los criterios para asignar cada uno de estos valores son:

- intermitente. Se asigna este valor cuando el alumno, durante la sesión, accede al material teórico sin respetar el orden secuencial de los temas.
- secuencial. Se asigna este valor cuando el alumno, durante la sesión, se ajusta al orden secuencial de los temas para acceder al material propuesto.
- ambos. Se asigna este valor cuando no es posible identificar una tendencia marcada durante la sesión por una u otra forma de acceso.

Atributo: accesoP (Acceso a la Práctica).

Descripción: Este atributo describe la preferencia del alumno en cuanto al acceso a los ejercicios prácticos propuestos en el curso.

Puede tomar los siguientes valores:

- intermitente.
- secuencial.
- ambos.

Los criterios para asignar cada uno de estos valores son:

- intermitente. Se asigna este valor cuando el alumno, durante la sesión, accede a la práctica sin respetar el orden secuencial de los temas.

- secuencial. Se asigna este valor cuando el alumno, durante la sesión, se ajusta al orden secuencial de los temas para acceder a los ejercicios propuestos.
- ambos. Se asigna este valor cuando no es posible identificar una tendencia marcada durante la sesión por una u otra forma de acceso.

Atributo: anaInf (Análisis de la información).

Descripción: Esta variable se refiere a la preferencia del alumno por los detalles o por una visión general con respecto a un tema. En cada tema del curso existe una diapositiva en la cual se relacionan todos los ítems a ser tratados acompañados de una descripción esquemática de cada uno de ellos. Así mismo también existe un documento denominado “Conceptos Generales” donde se realiza una descripción general de todos los conceptos incluidos en el tema. El resto de la documentación presente en cada uno de los temas contiene una descripción detallada de conceptos específicos. El análisis de esta variable se realizará teniendo en cuenta el acceso a estos dos tipos de recursos presentes en cada uno de los cuatro temas principales que estructuran al curso.

Puede tomar los siguientes valores:

- global.
- detallado.
- ambos.
- noaccede

Los criterios para asignar cada uno de estos valores son:

- global. Se asigna este valor cuando el alumno, durante la sesión, accede preferentemente a las diapositivas o a los documentos titulados “Conceptos Generales”, es decir al material global.
- detallado. Se asigna este valor cuando el alumno, durante la sesión, revisa en detalle la mayoría de la documentación suministrada.
- ambos. Cuando no es posible reconocer una preferencia por parte del alumno con respecto al acceso al material detallado o al material global se asigna este valor al atributo anaInf (Análisis de la información).
- noaccede. Este valor se asigna cuando el alumno en la sesión no utiliza los recursos teóricos, los cuales se encuentran categorizados como global o detallado.

Dimensión Sensorial / Intuitivo

Para la dimensión Sensorial / Intuitivo, se definieron los siguientes atributos.

Atributo: tipoMaterial (Tipo de Material)

Descripción: Esta variable trata de reconocer la preferencia del alumno por el material teórico (abstracto), o por el material práctico (concreto).

Puede tomar los siguientes valores:

- practica.
- teoría.
- ambos.

Los criterios para asignar cada uno de estos valores son:

- practica. Se asigna este valor cuando el alumno, durante la sesión, muestra una fuerte preferencia por los ejercicios prácticos y ejemplos.
- teoría. Se asigna este valor cuando el alumno, durante la sesión, muestra una fuerte preferencia por el material teórico.
- ambos. Si no se detecta preferencia alguna por ninguno de los tipos de material se asigna este valor al atributo tipoMaterial (Tipo de Material).

Dimensión Visual / Verbal.

Para la dimensión Visual / Verbal, se definieron los siguientes atributos:

Atributo: tipoEntrada (Tipo de Entrada).

Descripción: Esta variable trata de identificar la preferencia del alumno en cuanto al material de entrada (visual o verbal). El material visual, se corresponde con los videos, esquemas, diapositivas, etc.; en tanto que el material verbal se corresponde con los textos y las discusiones.

Puede tomar los siguientes valores:

- visual.
- verbal.
- ambos.

Los criterios para asignar cada uno de estos valores son:

- visual. Se asigna este valor, cuando el alumno, durante la sesión, accede preferentemente al material visual (diapositivas, videos, diagramas, etc.).

- verbal. Se asigna este valor cuando el alumno, durante la sesión, accede preferentemente al material verbal (textos).
- ambos. Cuando el alumno accede tanto al material visual y al verbal sin mostrar preferencia por ninguno de ambos, se asigna este valor al atributo tipoEntrada (Tipo de Entrada).

Atributo: partForo (Participación en el Foro).

Descripción: Esta variable se refiere a la participación del alumno en cualquiera de los foros definidos para el curso. Si el alumno participa se puede afirmar que tiene cierta preferencia hacia el polo verbal, si sólo observa y se abstiene de participar se puede afirmar que tiene cierta preferencia hacia el polo visual.

Puede tomar los siguientes valores:

- post.
- view.
- ambos.
- nousa.

Los criterios para asignar cada uno de estos valores son:

- post. Toma este valor cuando el alumno, durante la sesión, participa en los foros ya sea agregando nuevas discusiones o aportando nuevas respuestas.
- view. Toma este valor cuando el alumno, durante la sesión, sólo se limita a observar las respuestas y discusiones agregadas por otros usuarios.
- ambos. Toma este valor cuando el alumno, durante la sesión, participa y observa sin distinguirse una preferencia marcada por una u otra acción.
- nousa. Toma este valor cuando el alumno no accede a ninguno de los foros definidos para el curso.

A partir de los nuevos atributos definidos en la etapa de transformación, se ha obtenido la vista minable conformada por una única tabla (Tabla 4.1) sobre la cual se aplicará el proceso de minería de datos.

Mdl_sesiones
id_sesion
iduser
wiki
foro
chat
glosario
accesoT
accesoP
tipoMaterial
tipoEntrada
anaInf
partForo

Tabla 4.1 Tabla mdl_sesiones

Cada registro en la Tabla 4.1 corresponde a una sesión del alumno identificado por iduser.

Para que los datos de cada usuario puedan ser minados en la siguiente fase, estos se han exportado a un formato de archivo con extensión .arff.

La estructura del archivo se presenta a continuación (ver Figura 4.2.):

<code>@relation comportamiento_en_sesion</code>	<i>Cabecera</i>
<code>@attribute wiki {edit,view,nousa,ambos}</code> <code>@attribute foro {post,view,nousa,ambos}</code> <code>@attribute chat {talk,view,nousa,ambos}</code> <code>@attribute glosario {add,view,nousa,ambos}</code> <code>@attribute accesoT {secuencial,intermitente,ambos}</code> <code>@attribute accesoP {secuencial,intermitente,ambos}</code> <code>@attribute tipoMaterial {teoria,practica,ambos}</code> <code>@attribute tipoEntrada {visual,verbal,ambos}</code> <code>@attribute anaInf {global,detallado,ambos,noaccede}</code> <code>@attribute partForo {post,view,ambos,nousa}</code>	<i>Declaración de Atributos</i>
<code>@data</code> <code>view,view,nousa,add,secuencial,secuencial,teoria,ambos,global,nousa</code> <code>view,nousa,talk,nousa,secuencial,secuencial,ambos,ambos,detallado,nousa</code> <code>nousa,view,nousa,view,secuencial,secuencial,practica,visual,noaccede,view</code>	<i>Datos</i>

Figura 4.2. Estructura del archivo .arff.

Tal como se puede apreciar, el archivo se compone de tres secciones a saber:

- o Cabecera. Donde se coloca el nombre de la relación, en este caso “*comportamiento_en_sesion*” pues cada línea en la sección de datos describe mediante los atributos definidos el comportamiento del alumno en una sesión.

- Declaraciones de atributos. En esta sección se han declarado los atributos que componen la vista minable junto a su tipo.
- Sección de datos. Aquí se han colocado los datos que componen la relación separando entre comas los atributos y con saltos de línea las relaciones.

Este archivo, ha sido generado para cada uno de los 22 alumnos que realizaron el curso.

IV.3. FASE DE PROCESAMIENTO

En esta fase, de acuerdo al método propuesto, se ha aplicado el Análisis de Cluster para minar los datos que describen el comportamiento de cada alumno en cada una de las sesiones. Más específicamente, se aplicó el algoritmo FarthestFirst sobre cada uno de los archivos .arff mediante la utilización del software WEKA el cual contiene las herramientas necesarias para su ejecución.

Para cada uno de los archivos .arff se efectuaron las siguientes tareas:

- Determinación de los parámetros del algoritmo:
 - El número k de clusters deseados (inicialmente toma el valor 2).
 - El número de semillas aleatorias (se mantuvo el valor que el software WEKA asigna por defecto).
- Ejecución del algoritmo (en la Figura 4.3 se observa el formato de la salida luego de la ejecución del mismo).
- Evaluación de resultados.
 - Resultados no satisfactorios: se obtienen cuando los clusters resultantes son de tamaño similar, por lo tanto se retorna a la primera tarea y se incrementa el número de clusters deseados en una unidad. Con este ajuste se ejecuta nuevamente el algoritmo.
 - Resultados satisfactorios: se obtienen cuando se logran los resultados esperados, el cluster de mayor tamaño o dominante, se considera representativo del comportamiento habitual del alumno en el curso y se conserva para su posterior procesamiento en la etapa de interpretación de resultados.

Finalizada esta fase, fue posible determinar un patrón de comportamiento para cada alumno a partir del análisis de los registros transaccionales almacenados en la BD del curso.

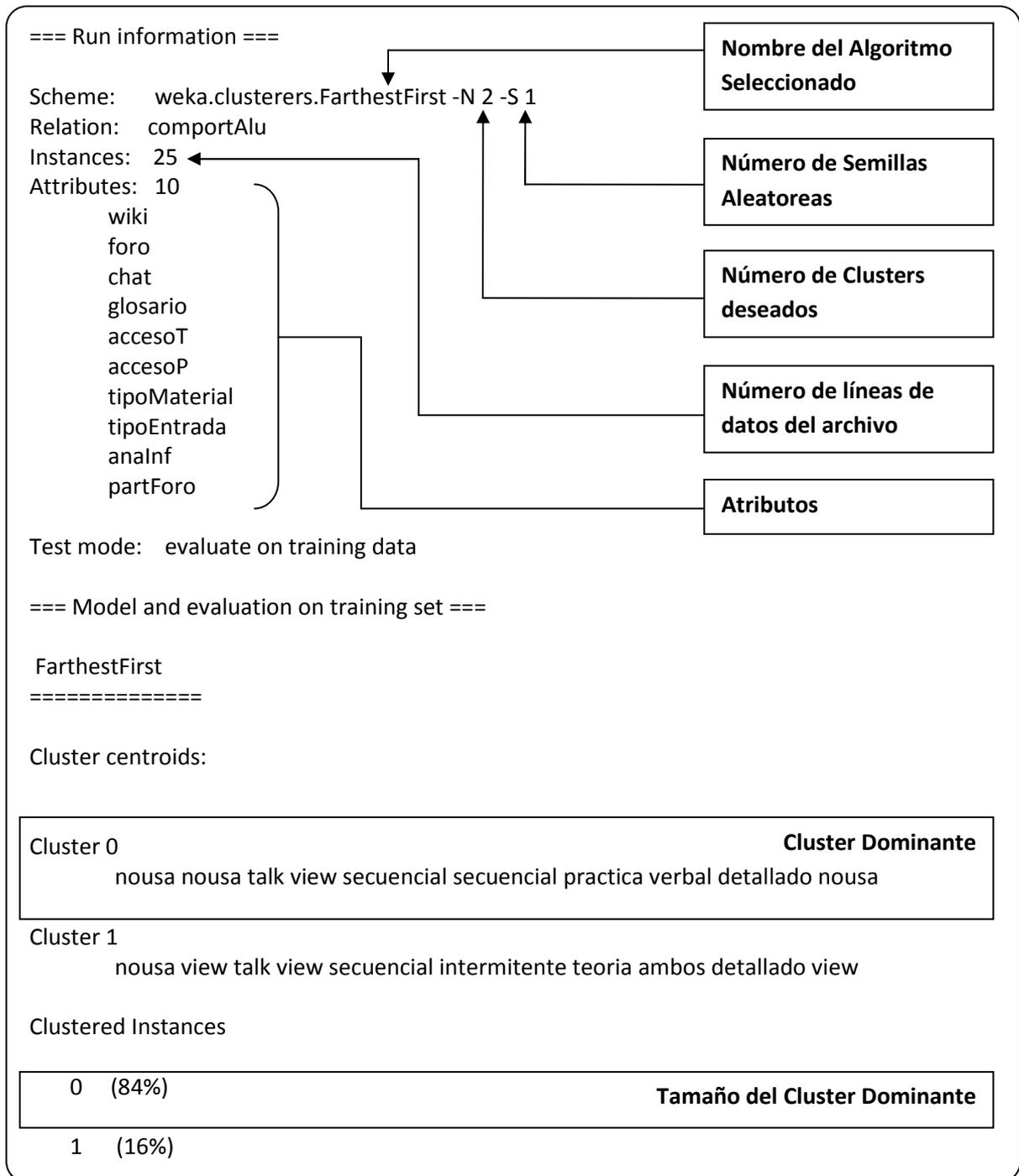


Figura 4.3. Formato de los resultados del proceso de Análisis de cluster.

IV.4. FASE DE POST-PROCESAMIENTO

Esta fase, consiste de dos tareas centrales: la interpretación y la evaluación de los patrones descubiertos mediante el Análisis de Cluster.

A continuación se describen cada una de ellas.

IV.4.1. Interpretación

Consiste en dar un significado, útil y relevante, a los patrones descubiertos con respecto al dominio del problema. En este sentido, la interpretación, consistirá en determinar el estilo de aprendizaje del alumno a partir de los atributos del cluster dominante.

A los fines de concretar esta tarea, fue necesario definir, para cada dimensión, un conjunto de reglas de inferencia que nos permita enmarcar los patrones descubiertos dentro de las cuatro dimensiones del modelo de aprendizaje de Felder y Silverman.

Cabe destacar, que las reglas se aplican sobre los atributos definidos para la dimensión correspondiente en la fase de Pre-Procesamiento. Según sean los valores que asuman dichos atributos en el cluster dominante, las reglas determinarán si existe una tendencia o un equilibrio en el comportamiento del alumno hacia uno de ambos polos de la dimensión bajo estudio. Tal es así, que para la dimensión Activo / Reflexivo, de acuerdo a los valores que asuman los atributos wiki, foro, chat y glosario; las reglas de inferencia definidas para esta dimensión determinarán si el alumno, a quien corresponde el cluster dominante, tiene un comportamiento Activo, Reflexivo o Mixto entre ambos polos.

El proceso de interpretación, fue aplicado sobre el cluster dominante de cada uno de los alumnos del curso.

A continuación se citan las reglas definidas:

Reglas para la dimensión de Procesamiento: Activo / Reflexivo

Las reglas para esta dimensión se establecieron teniendo en cuenta la participación en el curso mediante la utilización de las herramientas interactivas y colaborativas definidas en el mismo.

Los atributos sobre los cuales se han aplicado las reglas son los siguientes:

- wiki.
- foro.
- chat.
- glosario.

Las reglas que se han definido sobre estos atributos se citan a continuación:

- R1: Si todos los atributos toman valor “nousa”, no se puede inferir nada con respecto a la dimensión de Procesamiento.

- R2: Si más de la mitad de los atributos con valor distinto de “nousa” toman valor view, entonces el valor de la dimensión será Reflexivo.
- R3: Si más de la mitad de los atributos con valor distinto de “nousa” toman uno de estos valores: edit / post / talk / add, entonces el valor de la dimensión será Activo.
- R4: En cualquier otro caso, el valor será Mixto.

Es importante aclarar que los clusters dominantes que cumplieron con la regla R1 no han sido considerados en la evaluación del método en esta dimensión.

Reglas para la dimensión de Comprensión: Secuencial / Global

Las reglas para esta dimensión se establecieron teniendo en cuenta, por un lado, el acceso a los contenidos del curso, es decir, si el alumno ha accedido al material propuesto respetando el orden secuencial de los temas o no; y por otro, el análisis de la información, es decir, si ha accedido a la mayoría del material propuesto para obtener una visión detallada de cada tema o sólo a consultado el material necesario para obtener una visión global de cada tema.

Los atributos sobre los cuales se han aplicado las reglas son los siguientes:

- accesoT (acceso a la teoría).
- accesoP (acceso a la práctica).
- anaInf (análisis de la información).

En primer lugar, se han definido un conjunto de reglas para determinar el modo de acceso al contenido del curso a partir de los atributos accesoT (acceso a la teoría) y accesoP (acceso a la práctica):

- R5: Si el Acceso a la teoría (accesoT) es “intermitente” y el Acceso a la práctica (accesoP) es “intermitente” o “ambos”, entonces el acceso tomará el valor “intermitente”.
- R6: Si el Acceso a la teoría (accesoT) es “secuencial” y el Acceso a la práctica (accesoP) es “secuencial” o “ambos”, entonces el acceso tomará el valor “secuencial”.
- R7: Si el Acceso a la teoría (accesoT) toma el valor “ambos” y el Acceso a la práctica (accesoP) es “intermitente”, entonces el acceso tomará el valor “intermitente”.

- R8: Si el Acceso a la teoría (accesoT) toma el valor “ambos” y el Acceso a la práctica (accesoP) es “secuencial”, entonces el acceso tomará el valor “secuencial”.
- R9: En cualquier otro caso, el acceso será mixto.

Una vez determinado el tipo de acceso, y teniendo en cuenta el atributo anaInf (Análisis de la información), se ha determinado el valor para esta dimensión empleando las siguientes reglas:

- R10: Si el acceso es “intermitente” y el análisis de la información (anaInf) es “global” o “ambos” o “noaccede” entonces el valor de la dimensión será “global”.
- R11: Si el acceso es “secuencial” y el análisis de la información (anaInf) es “detallado” o “ambos” o “noaccede” entonces el valor de la dimensión será “secuencial”.
- R12: Si el acceso es “intermitente” y el análisis de la información (anaInf) es “detallado” entonces el valor de la dimensión será “mixto”.
- R13: Si el acceso es “secuencial” y el análisis de la información (anaInf) es “global” entonces el valor de la dimensión será “mixto”.
- R14: Si el acceso es “mixto” y el análisis de la información (anaInf) es “global” entonces el valor de la dimensión será “mixto”.
- R15: Si el acceso es “mixto” y el análisis de la información (anaInf) es “detallado” entonces el valor de la dimensión será “mixto”.
- R16: Si el acceso es “mixto” y el análisis de la información (anaInf) “ambos” o “noaccede” entonces el valor de la dimensión será “mixto”.

Reglas para la dimensión de Percepción: Sensitivo / Intuitivo

Las reglas para esta dimensión se establecieron teniendo en cuenta la preferencia del alumno por el material abstracto o teórico, o por el material concreto dado mediante ejercicios y ejemplos.

El atributo considerado para esta dimensión fue: tipoMaterial.

Las reglas de inferencia se citan a continuación:

- R17: Si el atributo toma el valor “practica”, entonces la dimensión tomará el valor “sensorial”.
- R18: Si el atributo toma el valor “teoria”, entonces la dimensión tomará el valor “intuitivo”.

- R19: Si el atributo toma el valor “ambos”, entonces la dimensión tomará el valor “mixto”.

Reglas para la dimensión de Entrada: Visual / Verbal

Las reglas para esta dimensión se establecieron teniendo en cuenta, por un lado, la preferencia del alumno por el material visual, dado por diapositivas y videos, o por el material teórico, dado por textos en diferentes formatos; y por otro, su participación en los foros, es decir, si prefiere observar lo que sus compañeros han posteado, o por el contrario, participar en los debates.

Los atributos sobre los cuales se han aplicado las reglas son los siguientes:

- tipoEntrada (Tipo de Entrada).
- partForo (Participación en el Foro).

Las reglas que se han definido sobre estos atributos se citan a continuación:

- R20: Si tipo de entrada (tipoEntrada) toma valor “visual” y participación en el foro (partForo) toma valor “view” o “ambos” o “nousa”, entonces el valor de la dimensión será “visual”.
- R21: Si tipo de entrada (tipoEntrada) toma valor “visual” y participación en el foro (partForo) toma valor “post”, entonces el valor de la dimensión será “mixto”.
- R22: Si tipo de entrada (tipoEntrada) toma valor “verbal” y participación en el foro (partForo) toma valor “post” o “ambos” o “nousa”, entonces el valor de la dimensión será “verbal”.
- R23: Si tipo de entrada (tipoEntrada) toma valor “verbal” y participación en el foro (partForo) toma valor “view”, entonces el valor de la dimensión será “mixto”.
- R24: Si tipo de entrada (tipoEntrada) toma valor “ambos” y participación en el foro (partForo) toma valor “view”, entonces el valor de la dimensión será “mixto”.
- R25: Si tipo de entrada (tipoEntrada) toma valor “ambos” y participación en el foro (partForo) toma valor “post”, entonces el valor de la dimensión será “mixto”.
- R26: Si tipo de entrada (tipoEntrada) toma valor “ambos” y participación en el foro (partForo) toma valor “ambos” o “nousa”, entonces el valor de la dimensión será “mixto”.

Una vez definido el conjunto de reglas de inferencia, estas se han aplicado sobre el cluster dominante obtenido para cada alumno en la fase de Procesamiento.

Como resultado de esta fase se ha determinado el estilo de aprendizaje característico de cada alumno del curso a partir de su cluster dominante resultante de haber aplicado la técnica de Análisis de Cluster en el proceso de MD. Ver Anexo C.

En la Tabla 4.2, se puede apreciar el estilo de aprendizaje de todos los alumnos del curso “Sistemas de Supervisión y Control de Procesos”.

Alu	DIMENSIONES			
	Procesamiento	Percepción	Entrada	Comprensión
	Activo/Reflexivo	Sensorial/Intuitivo	Visual/Verbal	Secuencial/Global
1	Reflexivo	Sensorial	Mixto	Mixto
2	Reflexivo	Sensorial	Mixto	Mixto
3	Mixto	Sensorial	Verbal	Secuencial
4	Reflexivo	Sensorial	Mixto	Secuencial
5	Reflexivo	Sensorial	Mixto	Mixto
6	Mixto	Sensorial	Visual	Mixto
7	Reflexivo	Sensorial	Mixto	Mixto
8	Mixto	Sensorial	Verbal	Secuencial
9	Reflexivo	Sensorial	Mixto	Secuencial
10	Activo	Sensorial	Verbal	Secuencial
11	Reflexivo	Intuitivo	Visual	Secuencial
12	Reflexivo	Sensorial	Mixto	Mixto
13	Reflexivo	Sensorial	Mixto	Mixto
14	Reflexivo	Mixto	Mixto	Mixto
15	Reflexivo	Sensorial	Mixto	Mixto
16	Reflexivo	Mixto	Mixto	Mixto
17	Mixto	Sensorial	Mixto	Secuencial
18	Mixto	Intuitivo	Mixto	Secuencial
19	Reflexivo	Sensorial	Visual	Mixto
20	Activo	Sensorial	Verbal	Mixto
21	Reflexivo	Mixto	Mixto	Mixto
22	Reflexivo	Sensorial	Mixto	Mixto

Tabla 4.2. Tabla con los estilos de aprendizajes de los alumnos del curso obtenidos mediante la Técnica de Análisis de Cluster

IV.4.2. Evaluación

Finalizada la tarea de Interpretación, se ha logrado determinar el estilo de aprendizaje característico de cada alumno mediante la técnica de Análisis de Cluster.

Ahora bien, la siguiente tarea, que consiste en evaluar la precisión del método propuesto en cuanto a su capacidad para detectar el estilo de aprendizaje de cada estudiante, fue realizada mediante la validación de los resultados.

Para realizar la validación, los resultados obtenidos mediante el método propuesto se contrastaron con los obtenidos mediante el cuestionario ILS de Felder y Silverman. Cabe aclarar, que antes de poder realizar dicha contrastación, fue necesario que los alumnos, al inicio del curso, realizaran el ILS, el cual, tal como se ha mencionado en el

capítulo II, permite determinar el estilo de aprendizaje de un estudiante mediante la respuesta a 44 preguntas. El Test ILS y los resultados obtenidos a través del mismo se encuentran en el Anexo B.

Dado que a través del ILS se puede obtener uno de varios valores posibles que marcan una tendencia equilibrada, moderada o fuerte hacia uno de los polos de una determinada dimensión, y a fin de hacer los resultados comparables con los obtenidos mediante el método propuesto, se han considerado sólo tres de ellos. Por ejemplo, para la dimensión de procesamiento, los valores considerados fueron, para el ILS: Activo, Reflexivo y Equilibrado; y para el método propuesto: Activo, Reflexivo y Mixto respectivamente.

En la tabla 4.3., se presentan los resultados del ILS y del Análisis de Cluster para cada alumno.

Alu	Procesamiento		Percepción		Entrada		Comprensión	
	Activo/Reflexivo		Sensorial/Intuitivo		Visual/Verbal		Secuencial/Global	
	ILS	Clustering	ILS	Clustering	ILS	Clustering	ILS	Clustering
1	Equilibrado	Reflexivo	Sensorial	Sensorial	Equilibrado	Mixto	Equilibrado	Mixto
2	Equilibrado	Reflexivo	Sensorial	Sensorial	Equilibrado	Mixto	Equilibrado	Mixto
3	Activo	Mixto	Sensorial	Sensorial	Visual	Verbal	Equilibrado	Secuencial
4	Equilibrado	Reflexivo	Sensorial	Sensorial	Equilibrado	Mixto	Equilibrado	Secuencial
5	Equilibrado	Reflexivo	Equilibrado	Sensorial	Visual	Mixto	Equilibrado	Mixto
6	Equilibrado	Mixto	Sensorial	Sensorial	Visual	Visual	Global	Mixto
7	Equilibrado	Reflexivo	Equilibrado	Sensorial	Equilibrado	Mixto	Equilibrado	Mixto
8	Equilibrado	Mixto	Sensorial	Sensorial	Equilibrado	Verbal	Secuencial	Secuencial
9	Reflexivo	Reflexivo	Sensorial	Sensorial	Visual	Mixto	Equilibrado	Secuencial
10	Equilibrado	Activo	Sensorial	Sensorial	Equilibrado	Verbal	Equilibrado	Secuencial
11	Activo	Reflexivo	Equilibrado	Intuitivo	Visual	Visual	Secuencial	Secuencial
12	Activo	Reflexivo	Equilibrado	Sensorial	Equilibrado	Mixto	Equilibrado	Mixto
13	Equilibrado	Reflexivo	Sensorial	Sensorial	Visual	Mixto	Equilibrado	Mixto
14	Equilibrado	Reflexivo	Sensorial	Mixto	Equilibrado	Mixto	Equilibrado	Mixto
15	Activo	Reflexivo	Sensorial	sensorial	Equilibrado	Mixto	Equilibrado	Mixto
16	Equilibrado	Reflexivo	Sensorial	Mixto	Equilibrado	Mixto	Secuencial	Mixto
17	Equilibrado	Mixto	Equilibrado	Sensorial	Visual	Mixto	Secuencial	Secuencial
18	Equilibrado	Mixto	Equilibrado	Intuitivo	Visual	Mixto	Equilibrado	Secuencial
19	Activo	Reflexivo	Equilibrado	Sensorial	Visual	Visual	Secuencial	Mixto
20	Equilibrado	Activo	Equilibrado	Sensorial	Equilibrado	Verbal	Equilibrado	Mixto
21	Equilibrado	Reflexivo	Sensorial	Mixto	Visual	Mixto	Equilibrado	Mixto
22	Reflexivo	Reflexivo	Sensorial	Sensorial	Equilibrado	Mixto	Equilibrado	Mixto

Tabla 4.3. Resultados obtenidos mediante el ILS y mediante el Análisis de Cluster.

La precisión del método se realizó de manera independiente para cada una de las dimensiones del modelo de aprendizaje de Felder y Silverman. La métrica que ha sido seleccionada para medir la precisión del método propuesto fue (Garcia et al., 2007):

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

En donde Sim es 1 si los valores obtenidos con la técnica de clustering y con el ILS son iguales, 0 si son opuestos, y 0.5 si uno es equilibrado o mixto y el otro un valor extremo (se asigna 0.5 pues en este caso, el error, se considera que es más pequeño comparado a la situación en la cual los resultados son opuestos); y n es el número de estudiantes analizados (22 alumnos).

Tal como se puede apreciar en la Tabla 4.4., para la dimensión de Procesamiento se obtuvo una precisión de 54%, para la dimensión de Percepción y la dimensión de Entrada una precisión de 75%, y para la dimensión de Comprensión una precisión de 82%.

Dimensión	Precisión del Método Propuesto
Procesamiento (Activo / Reflexivo)	$P_{\text{Procesamiento}} = 12 / 22 = 0,54$
Percepción (Sensorial / Intuitivo)	$P_{\text{Percepción}} = 16,5 / 22 = 0,75$
Entrada (Visual / Verbal)	$P_{\text{Entrada}} = 16,5 / 22 = 0,75$
Comprensión (Secuencial / Global)	$P_{\text{Comprensión}} = 18 / 22 = 0,82$

Tabla 4.4. Tabla con las precisiones del método propuesto para cada dimensión.

De la observación de los valores de precisión obtenidos, notamos rápidamente que en la dimensión de Procesamiento el valor es relativamente bajo (54%). Tras un análisis de los datos que fueron considerados para esta dimensión durante el proceso de clustering, hemos detectado que los alumnos han hecho poco uso de las herramientas colaborativas tales como chat, wiki, foro y glosario. Algunas razones que explican esta situación son:

- El grupo de estudiantes tenía muy poca experiencia en el uso de este tipo de herramientas.
- Algunos de los alumnos, han empleado otras herramientas de comunicación externas como alternativa a las ofrecidas por el curso, por ejemplo, utilizaron el *messenger* en lugar del chat definido en el sitio.

Con respecto a las dimensiones restantes (Entrada, Percepción y Comprensión) hemos obtenidos muy buenos resultados en cuanto a la precisión del método propuesto, principalmente en la dimensión de Percepción (82%).

Un aspecto muy importante que hay que considerar es la duración del curso, el cual estuvo disponible para los alumnos, solamente, durante tres semanas. En este breve lapso de tiempo, el método propuesto pudo reconocer con una precisión aceptable el estilo de aprendizaje de cada estudiante. Es de suponer, que en un lapso más amplio de tiempo se

obtendrán mejores resultados en cuanto a la precisión del método propuesto pues se dispondría de una mayor cantidad de datos transaccionales para reconocer con mayor exactitud un patrón en el comportamiento de cada alumno y en consecuencia su estilo de aprendizaje.

CAPÍTULO V

CONCLUSIONES

Como se ha mencionado en el primer capítulo de este trabajo, los sistemas de e-learning actuales presentan muchas falencias relacionadas con la adaptación a las características y necesidades de los estudiantes, y en particular a los estilos de aprendizaje. Actualmente existen algunas aproximaciones que intentan dar solución a este problema mediante el empleo de diferentes técnicas de Inteligencia Artificial tales como redes neuronales, redes bayesianas y agentes inteligentes. Por otro lado, también existen numerosos cursos que hacen uso de los Test para reconocer el estilo de aprendizaje dominante al inicio del mismo. Este último método, tiene dos grandes dificultades o problemas: si el cuestionario resulta ser muy extenso puede que los alumnos respondan a las preguntas arbitrariamente por lo cual los resultados obtenidos pueden ser inexactos y pueden no reflejar los estilos reales de aprendizaje; por otro lado, el estilo de aprendizaje, una vez identificado, no cambia hasta la próxima vez que el alumno realice nuevamente el test.

Con el propósito de ofrecer una nueva solución alternativa al problema descrito, se ha propuesto un método basado en técnicas de Análisis de Cluster para detectar el estilo de aprendizaje del estudiante. Este método considera las interacciones del alumno con el sistema para poder reconocer, no sólo su estilo de aprendizaje dominante, sino también los cambios en este estilo a lo largo del curso de e-learning. Aspecto que sería imposible de concretar si el estilo de aprendizaje se detecta mediante un simple test.

El método propuesto fue implementado en el marco del proceso de descubrimiento de conocimiento conocido como KDD, en un curso sobre “Sistemas de Supervisión y Control de Procesos”. Los resultados obtenidos durante la evaluación muestran que el método puede determinar, con un alto nivel de precisión, las preferencias de percepción, comprensión y entrada de un estudiante. Esto permite, entonces, corroborar la hipótesis enunciada al comienzo de este trabajo, es decir que: *“Aplicando Técnicas de Análisis de Cluster es posible reconocer el estilo de aprendizaje dominante en un alumno a partir de su interacción con un curso de e-learning”*. Más específicamente, se puede afirmar que el método propuesto constituye una herramienta muy efectiva para determinar el estilo de aprendizaje de los estudiantes en las dimensiones de entrada, percepción y comprensión. Con respecto a la dimensión de procesamiento, la efectividad del método está

condicionada por la experiencia de los estudiantes en el manejo de herramientas colaborativas tales como chat, wiki, foro y glosario.

El conocimiento obtenido en este trabajo podrá ser utilizado por los sistemas de e-learning para la construcción de un modelo de estudiante que refleje el estilo de aprendizaje y permita ofrecer una enseñanza personalizada, fortaleciendo la formación del alumno en cuanto a sus capacidades y habilidades que lo destacan, permitiéndole reanimar, estimular o perfeccionar aquellas poco desarrolladas.

REFERENCIAS

- Aguilar M., Peña C. I., Fabregat R. (2002). SMIT: un agente sintético antropomórfico para un entorno virtual de aprendizaje. III Conferencia internacional sobre educación, formación y nuevas tecnologías Virtual Educa 2002.
- Alonso C. M., Gallego D. J., Honey P. (1999). Estilos de aprendizaje: procedimientos de diagnóstico y mejora, 4ª Edición, Editoriales Bilbao, Mensajero.
- Casado Ortiz R. (2001). El Aprovechamiento de las Tecnologías de la Información y la Comunicación (TIC) para la Creación de Redes de Aprendizaje Colaborativo: La Experiencia de Telefónica de España. Training & Development Digest.
- Cazau P. (2001). "Estilos de Aprendizaje: Generalidades". CIIDET, Centro Interdisciplinario de Investigación y Docencia en Educación Técnica.
- Conejo R., Millán E., Pérez De La Cruz J. L. y Trella M. (2001). Modelado del alumno: un enfoque bayesiano. Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial. No.12 (2001), 50-58.
- Dangwal R. y Mitra S. (1999). Learning Styles and Perceptions of Self. International Education Journal Vol 1, No 1, 61 – 71.
- Delgado Cejudo S. (2003). E-learning. Análisis de plataformas gratuitas. Trabajo de Graduación. Universidad de Valencia.
- Durán E. y Costaguta R. (2008). Una experiencia de enseñanza adaptada al estilo de aprendizaje de los estudiantes en un curso de Simulación. Formación Universitaria, Vol. 1(1), 19-28.
- Felder R. M. y Brent R. (2005). Understanding Student Differences, Journal of Engineering Education, 94 (1), 57-72.
- Felder R. M. y Silverman L. K. (1988). Learning and teaching styles in engineering education, Journal of Engineering Education, 78(7), 674-681.
- Felder R. M. y Soloman B. (2006). Index of Learning Style Questionary. Disponible en <http://www.engr.ncsu.edu/learningstyles/ilsweb.html>
- Felder R., Spurlin J. (2005). Applications, Reliability and Validity of the Index of Learning Styles. Journal of Engineering Education. Vol. 21. 103 – 112.
- Foix C., Zavando S. (2002). "Informe sobre Estándares elearning". Corporación de Investigación Tecnológica de Chile (INTEC).
- Folino J. C. (1994). "El modelo Ned Herrmann", Revista Prensa Psicológica, Buenos Aires. Pág, 27 - 28.

- Gallego Rodríguez, A. y Martínez Caro E. (2003). Estilos de aprendizaje y e-learning. Hacia un mayor rendimiento académico. RED. Revista de Educación a Distancia, N°7, 1-10.
- García P., Amandi A., Schiaffino S. y Campo M. (2007). Evaluating Bayesian networks' precision for detecting students' learning styles. ACM, Vol. 49, Issue 3 (November 2007), 794-808.
- Gardner H. (1983). *Frames of Mind: The Theory of Multiple Intelligences*. Basic Books, editorial Harper Collins (USA).
- Hernández Orallo J. (2004). *Introducción a la Minería de Datos*. Ed. Pearson Educación S.A., 2004.
- Hervás Avilés R. M. (2006). *Diferentes Formas de Enseñar y Aprender: Estilos y Enfoques de Aprendizaje y su aplicación en Contextos Educativos*. II Congreso Internacional de Estilos de Aprendizaje, Concepción, Chile.
- Hochbaum D. S. y Shmoys D. (1985). A best possible heuristic for the k-center problem. *Mathematics of Operations Research*. 10(2):180-184.
- Honey, P. y Munford, A. (1986). *Using your learning styles*. Peter Honey Publications.
- Jain A. K., Murty M.N., Flynn P. J. (1999) Data clustering: a review. *ACM Computing Surveys*, 31(3):264–323.
- Kaufmann M., Han J., Kamber M. (2000). *Data Mining Concepts and Techniques*. Elsevier. 2º Edición.
- Keefe, J. W. (1987). *Learning Style Theory and Practice*. National Association of Secondary School Principals. Reston, VA, (EEUU).
- Kolb, D. (1985). *Learning-style Inventory*. Boston: McBer & Company.
- Marcelo, D. y otros (2002): "E-learning-teleformación. Diseño, desarrollo y evaluación de la formación a través de Internet". Editorial Gestión 2000, Madrid.
- Mitchell T. M. (1997). *Machine Learning*. Publisher McGraw-Hill Science/Engineering/Math.
- Mitra S. and Acharya T. (2003) *Data Mining: Multimedia, Soft Computing and Bioinformatics*. Wiley Inter-Science.
- Montgomery S. M. (1995). *Addressing Diverse Learning Styles through the Use of Multimedia*". ASEE/IEEE Frontiers in Education '95 Conference, Session 3a2 – Multimedia 1, Georgia Institute of Technology, Atlanta GA, E.E.U.U.
- Nils J. N. (1996). *Introduction Machine Learning*. Stanford University. Stanford (EEUU).

Rice W. (2006). Moodle: e-learning course development: a complete guide to successful learning using Moodle, Packt Publishing, Birmingham, Reino Unido.

Romo Aliste M. E., López Real D., López Bravo I. (2006). “¿Eres visual, auditivo o kinestésico? Estilos de aprendizaje desde el modelo de la Programación Neurolingüística (PNL)”. Revista Iberoamericana de Educación ISSN 1681 – 5653, 1 – 9.

Salcedo Lagos P., Labraña C., Farrán Leiva Y. (2002). Una Plataforma Inteligente de Educación a Distancia que incorpora la Adaptabilidad de Estrategias de Enseñanza al Perfil, Estilos de Aprendizaje y Conocimiento de los Alumnos. XXVIII Conferencia Latinoamericana de Informática - CLEI 2002, Montevideo, Uruguay.

Tan P., Steinbach M., Kumar V. (2006). Introduction to Data Mining. Addison Wesley.

Witten I. H.; Frank E. (2000). Practical Machine Learning Tools and Techniques with Java Implementations. Morgan Kaufmann Publisher.

Yannibelli V., Godoy D., y Amandi A. (2006). A Genetic Algorithm Approach to Recognize Students' Learning Styles. Interactive Learning Environments, Vol. 14, Issue 1 April 2006, 55 – 78.

ANEXOS

ANEXO A: DISEÑO DEL CURSO DE SISTEMAS DE SUPERVISIÓN Y CONTROL DE PROCESOS

En este Anexo se hará una breve presentación de la plataforma MOODLE y se describirán las actividades diseñadas para el curso con el propósito de reconocer los estilos de aprendizaje de los alumnos de acuerdo al modelo de Felder y Silverman.

LA PLATAFORMA EDUCATIVA MOODLE.

Técnicamente, Moodle (Rice, 2006) es un Gestor de Contenidos Educativos (LMS, *Learning Management Systems*) empleado para la creación de sitios y cursos dentro de una institución o empresa. Una de las características importantes de Moodle es que se distribuye libremente bajo la licencia GNU. Esto implica que Moodle se reserva los derechos de autor (copyright) pero existen ciertas libertades para los usuarios quienes pueden copiar, usar y modificar Moodle siempre que acepten: proporcionar el código fuente a otros, no modificar o eliminar la licencia original y los derechos de autor, y aplicar esta misma licencia a cualquier trabajo derivado de él.

Las tecnologías que ofrece Moodle, como herramienta educativa, pueden agruparse, según el esquema de Casado Ortiz (Casado Ortiz, 2000) sobre los modelos de tecnologías aplicadas a la formación a distancia (Figura A.1.), de la siguiente forma:

Tecnologías Transmisivas (Centrada en el profesor): Se centran en ofrecer información al estudiante. Comprende todas las presentaciones multimedia a través de las cuales se pretende estimular y motivar a los receptores empleando medios audiovisuales. Dentro de las tecnologías transmisivas que ofrece MOODLE se destacan, las páginas de texto, las páginas web, los enlaces a páginas de otros sitios y a documentos de diferentes tipos (.doc, .ppt, .swf, etc.), y las etiquetas.

Tecnologías Interactivas (Centradas en el alumno): Estas tecnologías se centran más en el alumno quien tiene un cierto control sobre el acceso a la información que se le quiere transmitir. Entre estas tecnologías interactivas se sitúan los programas de enseñanza asistida por ordenador (EAO), los productos multimedia en CD-ROM o DVD y algunas Web interactivas. El ordenador actúa como un sistema que aporta la información (contenidos formativos, ejercicios, actividades, simulaciones, etc.) y, en función de la interacción del usuario, le propone actividades, lleva un seguimiento de sus acciones y

realiza una realimentación hacia el usuario-estudiante en función de sus acciones. MOODLE cuenta con los siguientes recursos interactivos: cuestionarios, lecciones, glosario, tareas, y soporte para actividades realizadas en hotpot (crucigramas, relleno de huecos, etc.).

Tecnologías Colaborativas (Centradas en la colaboración y el Grupo). Se refiere a las TIC que pueden contribuir a la introducción de elementos interactivos y de intercambio de ideas y materiales tanto entre profesor y alumno como entre los mismos estudiantes. Dentro de este grupo entran todas las formas de comunicación habituales de la enseñanza tradicional. MOODLE cuenta con las siguientes herramientas colaborativas: foro, chat, wiki, correo electrónico, mensajería instantánea, etc.

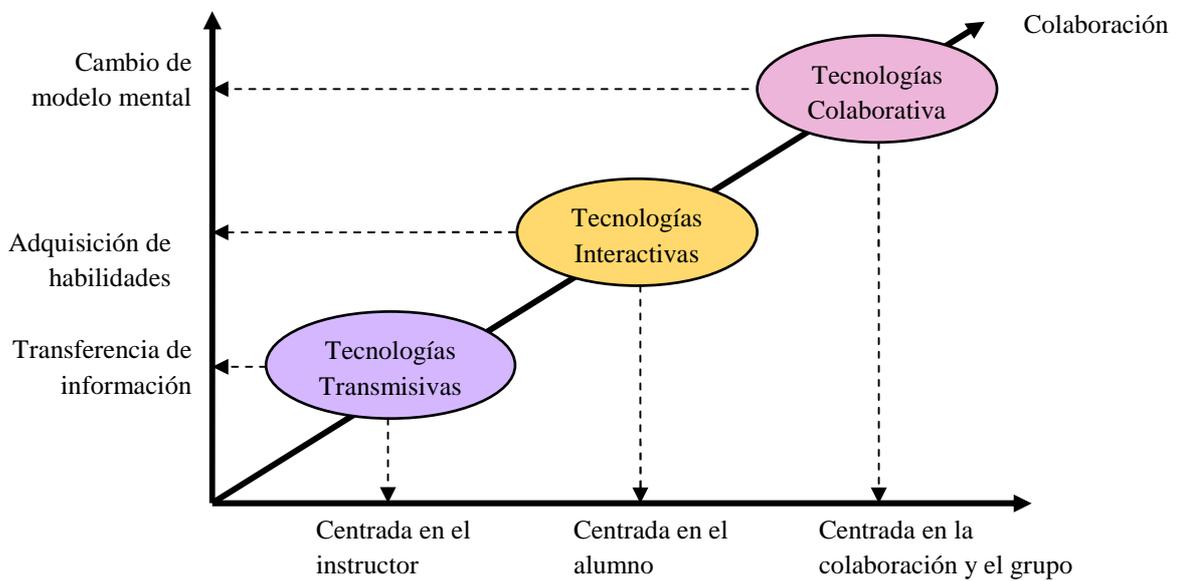


Figura A.1. Esquema de modelos sobre las tecnologías aplicadas en la educación a distancia.

El desafío al momento de construir un sitio educativo e-learning empleando la plataforma MOODLE consiste, sin duda, en combinar de manera adecuada las distintas tecnologías y los contenidos pedagógicos en un diseño global que permita obtener una educación eficiente.

CONSIDERACIONES GENERALES DEL CURSO “SISTEMAS DE SUPERVISIÓN Y CONTROL DE PROCESOS”

Con el propósito de evaluar la precisión de las técnicas de Análisis de Cluster para reconocer el estilo de aprendizaje dominante de un alumno, se diseñó un curso de Sistemas de Tiempo Real denominado: “Sistemas de Supervisión y Control de Procesos” en el marco de la asignatura “Sistemas de Información II” correspondiente al cuarto año de la carrera “Licenciatura en Sistemas de Información” de la Universidad Nacional de Santiago del Estero. El mismo, se ha estructurado en cuatro temas principales a saber:

- i. Tipos de procesos: en lote, continuos, mixtos y de laboratorio. Definición de sistema de control de proceso. Elementos constitutivos de un sistema de control. Arquitecturas de sistemas de control: de lazo abierto y de lazo cerrado.
- ii. Control Clásico: Modelado del sistema. Controladores tradicionales: controlador On-Off, controlador proporcional, controlador integral, controlador derivativo. Análisis de Ejemplos.
- iii. Control Digital: Concepto. Control Digital vs. Control Analógico. Control secuencial. Control Digital Directo. Otros tipos de control digital: control inferencial, control anticipatorio, control adaptativo, control difuso, control con Redes Neuronales.
- iv. Supervisión de procesos: Concepto. Funciones de supervisión: clasificación, análisis de ejemplos.

En una primera instancia se instaló y configuró un servidor apache para php y un servidor de bases de datos MySQL, posteriormente se procedió a la instalación de la plataforma MOODLE en dicho servidor.

El sitio es accesible a través del siguiente enlace: <http://fcesi2.unse.edu.ar/>. Tal como se puede apreciar, en la Figura A.2, la página de bienvenida cuenta con dos enlaces, uno para acceder a la página principal de MOODLE (Figura A.3) y otro para acceder al Test de Felder y Silverman (Figura A.4).

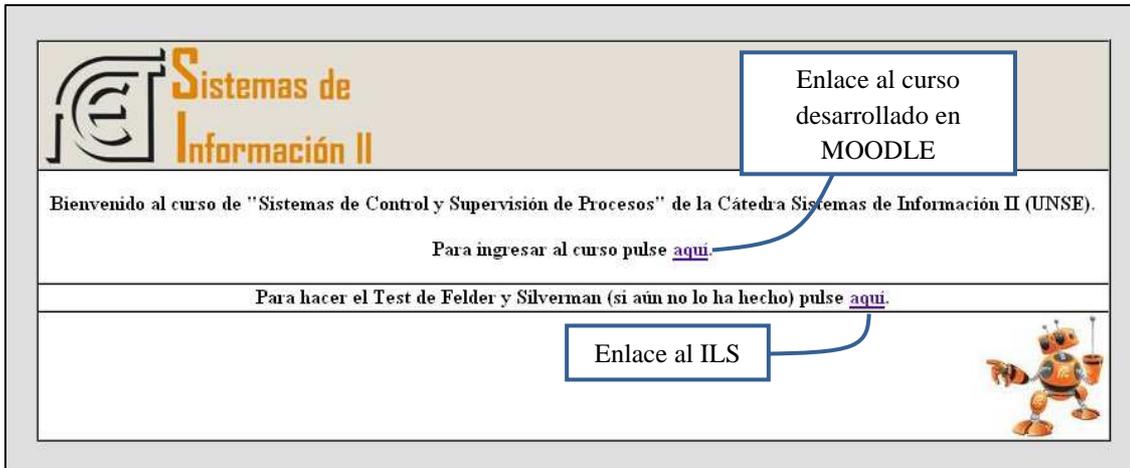


Figura A.2. Página de Bienvenida al Campus Virtual

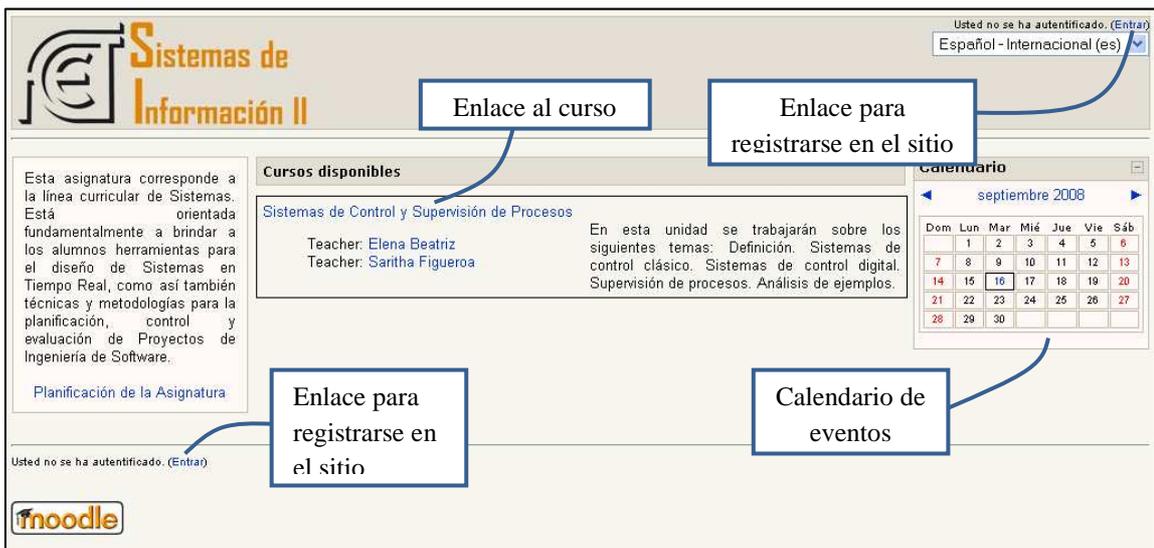


Figura A.3. Página Principal de Acceso al Curso.


Usuario: admin

TEST DE FELDER Y SILVERMAN (ILS - INVENTORY LEARNING STYLE)

El ILS es un instrumento, diseñado por Richard Felder, para poder reconocer el estilo de aprendizaje de un alumno. Keefe define: “los estilos de aprendizaje son los rasgos cognitivos, afectivos y fisiológicos que sirven como indicadores relativamente estables, de cómo los alumnos perciben interacciones y responden a sus ambientes de aprendizaje”. El ILS describe la relación de los estilos de aprendizaje con las preferencias de los estudiantes considerando los elementos de motivación en el rendimiento escolar. Este instrumento consta de 44 Ítems y se ha sido utilizado en numerosos cursos de educación virtual.

[Ver Informe de resultados completo](#)

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 luce ayer, es mas probable que lo haga sobre la base de

a) una imagen.

b) palabras.

Figura A.4. Página para realizar el Test de Felder y Silverman.

Al acceder a la página principal del curso (Figura A.5), observamos una gran cantidad de recursos y contenido que están a disposición del alumno.

DISEÑO DEL CONTENIDO DEL CURSO

A fin de ofrecer a cada estudiante, diferentes vías para que conforme a su estilo de aprendizaje puedan escoger su propio camino para concretar la apropiación del conocimiento, el curso fue diseñado considerando las cuatro dimensiones del modelo de estilos de aprendizaje de Felder y Silverman. En particular, se ha diseñado siguiendo los lineamientos formulados en (Durán y Constaguta, 2008), ya que estos son propiciadores de una mayor compatibilidad entre el estilo de aprendizaje de los alumnos y el de enseñanza de los profesores. Atendiendo a estos lineamientos, se han contemplado distintas modalidades y el uso de las diferentes tecnologías ofrecidas por Moodle, especialmente las interactivas y las colaborativas. Esto permitió que los alumnos pudieran elegir aquella modalidad de ejercitación con la que se sintieran más cómodos, según su estilo de aprendizaje.

The screenshot shows a web-based course interface with several panels and a central content area. Callout boxes provide the following descriptions:

- Actividades:** Muestra una lista con todas las categorías de módulos de contenidos y actividades existentes.
- Administración:** Contiene las opciones de administración del curso. Sólo es visible por el Administrador.
- Personas:** Permite acceder a la información de todos los participantes del curso (alumnos y profesores).
- Mensajes:** Muestra un listado de las personas que están accediendo actualmente al curso.
- Mensajes (abajo):** Se trata de un sistema de mensajería interna del curso. Permite mantener comunicados a los participantes sin necesidad de usar el correo electrónico.
- Diagrama de temas:** El bloque central presenta el contenido del curso estructurado de manera temática.
- Novedades:** Este bloque presenta las cabeceras de los 3 mensajes más recientes publicados por el profesor en el foro de "Novedades y anuncios".
- Eventos próximos:** En este bloque aparecen avisos de fechas importantes que se aproximan.
- Calendario:** Este bloque sirve para mantener una visión organizada de las fechas y plazos importantes del curso.
- Contenido temático:** Dentro de cada tema el contenido se agrupa en: Teoría, Ejemplos y Práctica.
- Actividad reciente:** La función de este bloque es presentar todos los cambios que se han producido en el curso desde la última visita.

Figura A.5. Página Principal del Curso "Sistemas de Control y Supervisión de Procesos".

En la Tabla A.1, se resumen brevemente las herramientas y recursos empleados, y el propósito que ha sido planteado para el diseño del contenido del curso en cada dimensión.

Dimensión	Propósito del diseño del contenido	Herramientas y Recursos Utilizados
Activo / Reflexivo	Determinar las preferencias de los alumnos en cuanto a la forma de procesar la información: mediante tareas activas; o a través de la reflexión o introspección.	Herramientas interactivas y colaborativas (wiki, foro, chat, glosario)
Sensorial / Intuitivo	Determinar qué tipo de información perciben preferentemente los estudiantes: información externa o sensitiva a la vista, al oído o a las sensaciones físicas; o información interna o intuitiva a través de memorias, ideas, lecturas, etc.	Material teórico, práctico y ejemplos en diferentes formatos (páginas de texto, páginas web, documentos de Word y pdf). Para el material práctico se emplearon herramientas interactivas tales como tareas, crucigramas, relleno de huecos de palabra, etc.
Secuencial / Global	Determinar cómo progresa el estudiante en su aprendizaje: a través de un procedimiento secuencial; o a través de un entendimiento global.	Herramientas de administración y configuración, mediante las cuales se ha estructurado el contenido del curso de manera temática en orden secuencial. Para cada tema se incluyó material global, en el cual se desarrolla, en términos generales, los subtemas tratados; y material adicional con el detalle de cada uno de ellos.
Visual / Verbal	Reconocer a través de qué modalidad sensorial el alumno percibe más efectivamente la información cognitiva: en formatos visuales mediante cuadros, diagramas, gráficos, etc. o en formatos verbales mediante sonidos, expresión oral y escrita, etc.	Recursos visuales (videos y diapositivas) y documentos narrados.

Tabla A.1. Tabla con los propósitos y recursos considerados en cada dimensión

El contenido se elaboró en función de las consideraciones enunciadas para cada una de las dimensiones.

Dimensión Activo / Reflexivo

A fin de cumplir con el propósito planteado para el diseño del contenido en esta dimensión, se incorporaron al curso:

- Un chat (Figura A.6.) mediante el cual los alumnos que se encuentren en línea en un determinado instante de tiempo puedan comunicarse.

- Foros (Figura A.7), en los cuales los alumnos pueden iniciar debates y participar en ellos. Los foros definidos son:
 - Novedades. Destinado a noticias y anuncios relacionados con la asignatura.
 - Problemas en los Ejercicios Prácticos y Herramientas. Destinado a los debates iniciados por los alumnos con respecto a la aparición de inconvenientes en el desarrollo de las actividades propuestas o en el manejo de alguna herramienta en particular.
 - Problemas con la Teoría. Destinado a los debates relacionados con inconvenientes en la comprensión del material teórico.
 - Funciones de los Sistemas de Supervisión de Procesos. Se trata de un Foro de Preguntas y Respuestas, en el cual, el docente inicia un debate para que los alumnos respondan al mismo. A diferencia del resto de los foros, un alumno no podrá visualizar las respuestas de sus compañeros hasta tanto no haya enviado la suya.
- Una Wiki (Figura A.8), en la cual se propuso a los alumnos definir de manera colaborativa el término sistema de control.
- Glosarios (Figura A.9). en donde los alumnos podían definir de manera colaborativa diferentes términos propuestos por el docente. Se crearon dos glosarios: uno con términos de control clásico y otro con términos de control digital.

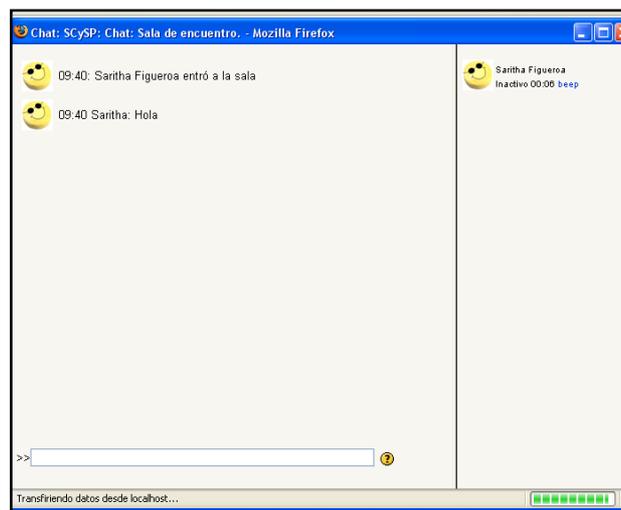


Figura A.6. Ventana del chat del curso.



Figura A.7. Ventana ejemplo de un foro.

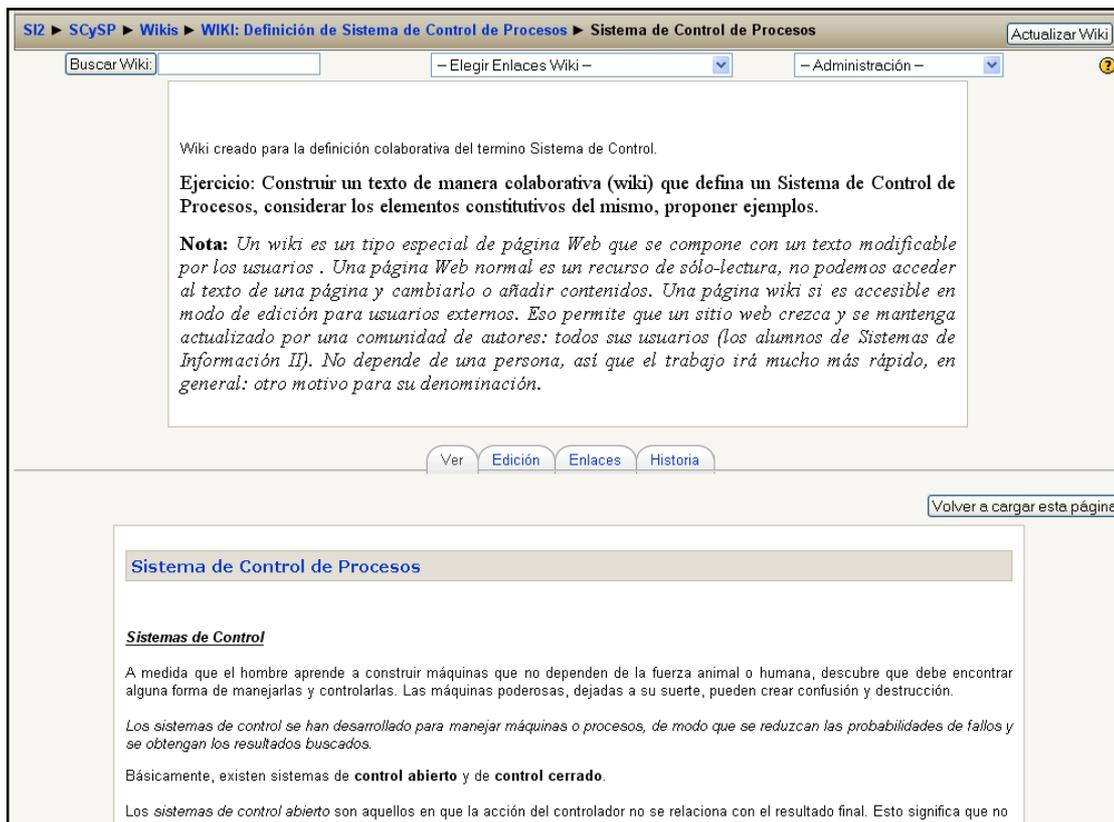


Figura A.8. Ejemplo de wiki

Figura A.9. Ejemplo de un glosario.

Dimensión Sensorial / Intuitivo

En el diseño del contenido para esta dimensión, se incorporó para cada tema del curso abundante material abstracto (mediante documentos teórico) y concreto (mediante ejercicios prácticos y ejemplos). Figura A.10.

El material teórico diseñado puede encontrarse en el curso en diferentes formatos:

- Documentos .doc,
- Documentos .pdf;
- Diapositivas .ppt.
- Enlaces a una página del sitio.
- Enlaces a una página externa al sitio.

En cuanto a los ejercicios prácticos, que fueron diseñados empleando algunas herramientas ofrecidas por MOODLE, se destacan:

- Las tareas (Figura A.11), que consisten de un enunciado que el alumno debe resolver y luego subir la respuesta en un formato de archivo permitido.
- Los cuestionarios (Figura A.12), que consisten de una serie de preguntas multiple choice a las que el alumno debe responder.

- Los huecos de palabras (Figura A.13), los cuales constan de una serie de frases incompletas que se deben rellenar.
- Los crucigramas (Figura A.14).

1 TIPOS DE PROCESOS
TEMAS
Procesos en lote, continuos, mixtos y de laboratorio
Definición de Sistema de Control de Procesos
Elementos Constitutivos de un Sistema de Control
Arquitecturas de sistemas de control: de lazo abierto y de lazo cerrado

CONCEPTOS TEÓRICOS

- 1-AG-Vi-Diapositivas: Visión General del Tema "Tipos de Procesos"
- 1-AG-Ve-Conceptos Generales
- 1-A-Ve-Definición de Sistema de Control
- 1-A-Ve-Sistema de Control (Wikipedia)
- 1-A-Ve-Control de Procesos y Arquitecturas de Sistemas de Control

EJEMPLOS

- RVideo de un Robot Móvil Autónomo
- 1-C-Vi-Video: Robot Móvil Autónomo
- F Video de un Sistema de Control de Cadena de Frío
- 1-C-Vi-Video: Sistema de Control de Cadena de Frío

PRÁCTICA

- Cuestionario: Procesos
- Identificar los elementos constitutivos de un Sistema de Control
- Identificar los elementos del Sistema de Control de la Carretilla

Material Abstracto

Material Concreto

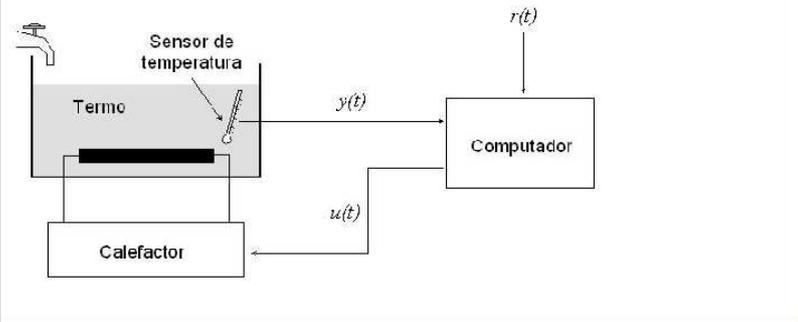
Figura A.10. Ejemplo de la organización del contenido de un tema.

S12 ► SCySP ► Tareas ► Identificar los elementos constitutivos de un Sistema de Control Actualizar Tarea

Ver 17 tareas enviadas

ENUNCIADO:

A partir del siguiente gráfico indica los elementos constitutivos de un sistema de control y justifica si se trata de un sistema de lazo abierto o cerrado. Subir un archivo con el contenido de la tarea realizada.



```

graph LR
    R(r(t)) --> C[Computador]
    C -- u(t) --> Cal[Calefactor]
    Cal --> T[Termo]
    T -- y(t) --> C
    T --- S[Sensor de temperatura]
    
```

Subir un archivo (Tamaño máximo: 2Mb)

Figura A.11. Ejemplo de una tarea.

[Comenzar de nuevo](#)

1

Puntos: 2

La modalidad de fabricación continua implica procesos en los cuales la producción se mantiene sin interrupciones por largos periodos de tiempo.

Respuesta: Verdadero
 Falso

2

Puntos: 2

¿Qué tipos de procesos desarrollan las industrias de infraestructura?

Seleccione una respuesta. a. Continuo
 b. Mixto
 c. Lote

3

Puntos: 2

Las industrias de infraestructura proveen productos finales.

Respuesta: Verdadero
 Falso

4

Puntos: 2

Las industrias de infraestructura proveen productos que se emplean como materia prima en industrias de fabricación y/o montaje.

Respuesta: Verdadero
 Falso

Figura A.12. Ejemplo de un cuestionario.

Usted se ha autenticado como **Carolina Figueroa** (Salir)

SI2 ► SCySP ► Hot Potatoes Quizzes ► Completar Huecos de palabras
[Actualizar Hot Potatoes Quiz](#)

Ejercicio para completar huecos

Complete los huecos, después pulse "Comprobar" para ver su puntuación. Pulse el botón "[?]" para ver las alternativas de respuesta. ¡Tenga en cuenta que perderá puntos si solicita alternativas!!!

1. Un controlador acepta la información desde los [?] a intervalos regulares (o por eventos), la [?], y envía los resultados al objeto controlado a través de [?]. Por lo tanto la información de [?] influye sobre el objeto controlado.

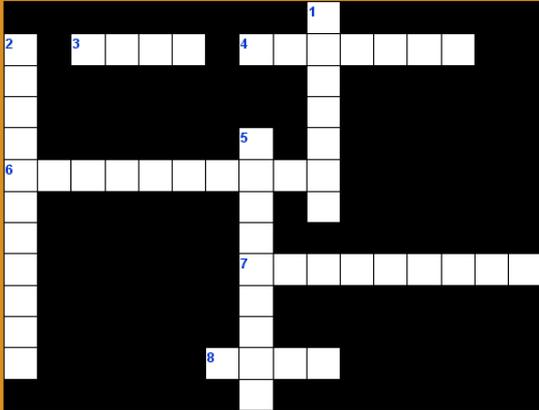
2. Cuando en un sistema de control el operador debe calcular una acción correctiva a partir de un valor observado en la variable de salida, su configuración es de lazo [?].

3. En algunos sistemas, la idea es observar el resultado obtenido, y con ese resultado generar una modificación de las variables del proceso, son sistemas con realimentación, su configuración es de lazo [?].

Figura A.13. Ejemplo de un ejercicio de relleno de huecos.

Primer Crucigrama de Control de Procesos

Complete el crucigrama, después pulse sobre "Comprobar" para ver su puntuación. Pulse sobre el número correspondiente para ver una descripción sobre dicho término.



Pistas Horizontales	Pistas Verticales
3. Arquitectura de sistema de control en la cual el operador es quien debe tomar una acción correctiva a partir del valor observado en la variable de salida.	1. Sistema (o tipo de controlador) donde se usa una computadora como dispositivo de control.
4. Continuación de la 3 (ver pista 3).	2. Tipo de proceso en los que se puede usar una computadora para controlar experimentos complejos, o controlar algún equipo.
6. Valor deseado con el cual se compara la salida de un proceso controlado.	5. Elemento constitutivo de todo sistema de control que lleva a cabo la acción correctiva.
7. Método de modelización principalmente adecuado para obtener soluciones generales en sistemas simples.	
8. Tipo de proceso en los que se llevan a cabo una secuencia de operaciones con el objeto de producir una cantidad de un producto, y esta secuencia se repite para producir más cantidades.	

Figura A.14. Ejemplo de un crucigrama.

Dimensión Secuencial / Global

El contenido del curso se estructuró de manera temática en orden secuencial.

Para cada tema, se incorporó material global, mediante documentos narrados y diapositivas, en los cuales se hizo una apreciación general del tema; y material detallado, mediante documentos en diferentes formatos, en los cuales se ampliaron algunos de los subtemas comprendidos. Ver Figura A.15 y Figura A.16.

Figura A.15. Organización del contenido del curso

3 CONTROL DIGITAL

TEMA
Control Digital vs. Control Analógico
Tipos de control digital

CONCEPTOS TEÓRICOS

- 3-AG-Vi-Diapositivas: Visión General del Tema "Control Digital"
- 3-AG-Ve-Conceptos Generales
- 3-A-Ve-Control Digital: Introducción
- 3-A-Ve-Esquema básico y modelos de un sistema de control digital (pág 79 a la 81)
- 3-A-Ve-Control Predictivo
- 3-A-Ve-Control Adaptativo
- 3-A-Ve-Control Difuso: Introducción
- 3-A-Ve-Control Difuso: Funcionamiento
- 3-A-Ve-Introducción a redes neuronales

EJEMPLOS

- 3-C-N-Ejemplo: Sistema de control basado en redes neuronales y lógica difusa para ...
- 3-C-N-Ejemplo: Controlador Digital para auxilio didáctico basado en el Microcontrolador 68hc11
- 3-C-N-Ejemplo: Domótica, Edificios Inteligentes

PRÁCTICA

- Glosario Control Digital
- Determinar el tipo de Control Adecuado
- Primer Crucigrama de Control de Procesos
- Segundo Crucigrama de Control de Procesos

Figura A.16. Ventana que muestra la ubicación del material global y detallado en un tema.

Dimensión Visual / Verbal

Teniendo en cuenta el propósito planteado para el diseño del contenido en esta dimensión, se incorporó a cada tema del curso:

- Material visual, mediante videos y material teórico esquemático (Figura A.17)
- Material verbal, mediante material teórico narrado (Figura A.18).

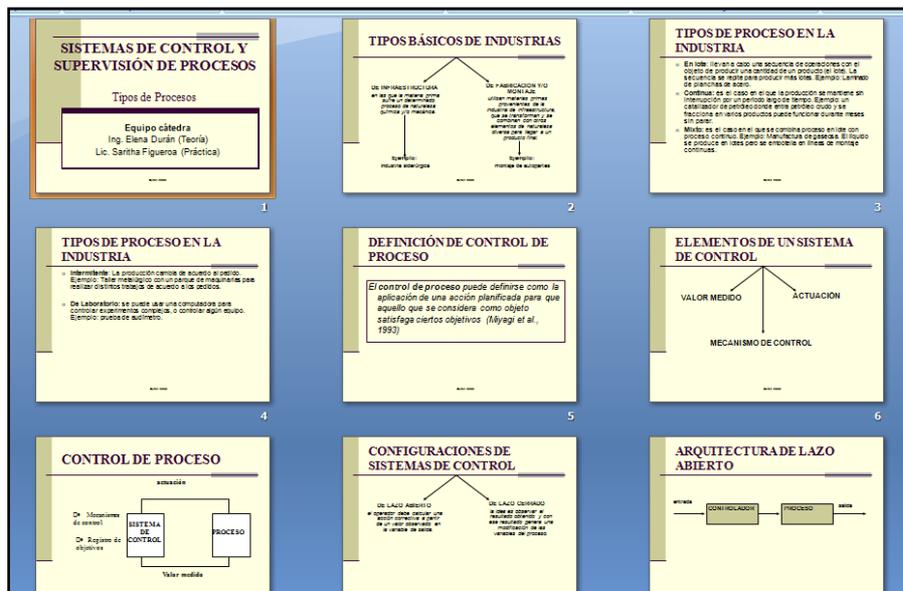


Figura A.17. Ejemplo de material teórico esquemático.

Tipos de Procesos

En general, se puede considerar que existen dos tipos básicos de industrias:

- Las de la infraestructura (en las que la materia prima sufre un determinado proceso de naturaleza química y/o mecánica);
- y las de fabricación y/o montaje (que utilizan materias primas que se transforman, se cambia su forma, medida, aspecto, y se combina con otros elementos de naturaleza diversa para llegar a un producto final)

Una característica de las industrias de infraestructura es la utilización de procesos en lote para la fabricación. Los procesos en lote (batch) llevan a cabo una secuencia de operaciones con el objeto de producir una cantidad de un producto (el lote), y esta secuencia se repite para producir más lotes. La especificación del producto o su composición exacta puede cambiar entre los distintos lotes.

En las industrias de fabricación y/o montaje, además de manufacturación en lote, se usa generalmente otra modalidad de fabricación, llamada continua. El término continuo se usa para procesos en los cuales la producción se mantiene sin interrupciones por largos periodos de tiempo (Ej: un catalizador de petróleo donde entra petróleo crudo y se fracciona en varios productos puede funcionar durante meses o incluso años sin parar).

En la actualidad hay un gran número de procesos mixtos. Por Ejemplo, para manufacturar gaseosas, el líquido se produce en lotes pero se embotellan en líneas de montaje continuas, donde las botellas se introducen lentamente por medio de una cinta transportadora.

Otro tipo de proceso, son los de laboratorio. En estos se puede usar una computadora para controlar experimentos complejos, o controlar algún equipo.

En la actualidad, las categorías previamente mencionadas no son mutuamente exclusivas: la manufacturación de un producto dado puede envolver secuencias de más de uno de los tipos mencionados anteriormente. Sin embargo, la clasificación es útil para describir las características generales de un proceso dado.

Definición de Sistema de Control de Procesos

El concepto es bastante simple: Un valor de salida (por ejemplo la presión de vapor que sale de una caldera), se mide y compara con un valor deseado (llamado valor de

Figura A.18. Ejemplo de material teórico narrativo.

ANEXO B INVENTARIO DE ESTILOS DE APRENDIZAJE DE FELDER (ILS) Y RESULTADOS.

A continuación se presentan los 44 ítems que componen el ILS. Este Test, fue implementado en el curso de manera tal, que los alumnos pudieran completarlo al acceder al sitio.

Finalizado el Test, se muestran las respuestas seleccionadas por cada alumno y el estilo de aprendizaje obtenido de acuerdo al procedimiento propuesto por Felder (Felder y Soloman, 2006).

1. Entiendo mejor algo

- a) si lo práctico.
- 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 completa.
- 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.

6. Si yo fuera profesor, yo preferiría dar un curso

- a) que trate sobre hechos y situaciones reales de la vida.
- b) que trate con ideas y teorías.

7. Prefiero obtener información nueva de

- a) imágenes, diagramas, gráficas o mapas.
- b) instrucciones escritas o información verbal.

8. Una vez que entiendo

- a) todas las partes, entiendo el total.
- b) el total de algo, entiendo como encajan sus partes.

9. En un grupo de estudio que trabaja con un material difícil, es más probable que

- a) participe y contribuya con ideas.
- b) no participe y sólo escuche.

10. Es más fácil para mí

- a) aprender hechos.
- b) aprender conceptos.

11. En un libro con muchas imágenes y gráficas es más probable que

- a) revise cuidadosamente las imágenes y las gráficas.
- b) me concentre en el texto escrito.

12. Cuando resuelvo problemas de matemáticas

- a) generalmente trabajo sobre las soluciones con un paso a la vez.
- b) frecuentemente sé cuáles son las soluciones, pero luego tengo dificultad para imaginarme los pasos para llegar a ellas.

13. En las clases a las que he asistido

- a) he llegado a saber cómo son muchos de los estudiantes.
- b) raramente he llegado a saber cómo son muchos estudiantes.

14. Cuando leo temas que no son de ficción, prefiero

- a) algo que me enseñe nuevos hechos o me diga cómo hacer algo.
- b) algo que me de nuevas ideas en que pensar.

15. Me gustan los maestros

- a) que utilizan muchos esquemas en el pizarrón.
- b) que toman mucho tiempo para explicar.

16. Cuando estoy analizando un cuento o una novela

- a) pienso en los incidentes y trato de acomodarlos para configurar los temas.
- b) me doy cuenta de cuáles son los temas cuando termino de leer y luego tengo que regresar y encontrar los incidentes que los demuestran.

17. Cuando comienzo a resolver un problema de tarea, es más probable que

- a) comience a trabajar en su solución inmediatamente.
- b) primero trate de entender completamente el problema.

18. Prefiero la idea de

- a) certeza.
- b) teoría.

19. Recuerdo mejor

- a) lo que veo.
- b) lo que oigo.

20. Es más importante para mí que un profesor

- a) exponga el material en pasos secuenciales claros.
- b) me dé un panorama general y relacione el material con otros temas.

21. Prefiero estudiar

- a) en un grupo de estudio.
- b) solo.

22. Me considero

- a) cuidadoso en los detalles de mi trabajo.
- b) creativo en la forma en la que hago mi trabajo.

23. Cuando alguien me da direcciones de nuevos lugares, prefiero

- a) un mapa.
- b) instrucciones escritas.

24. Aprendo

- a) a un paso constante. Si estudio con ahínco consigo lo que deseo.
- b) en inicios y pausas. Me llego a confundir y súbitamente lo entiendo.

25. Prefiero primero

- a) hacer algo y ver qué sucede.
- b) pensar cómo voy a hacer algo.

26. Cuando leo por diversión, me gustan los escritores que

- a) dicen claramente los que desean dar a entender.
- b) dicen las cosas en forma creativa e interesante.

27. Cuando veo un esquema o bosquejo en clase, es más probable que recuerde

- a) la imagen.
- b) lo que el profesor dijo acerca de ella.

28. Cuando me enfrento a un cuerpo de información

- a) me concentro en los detalles y pierdo de vista el total de la misma.
- b) trato de entender el todo antes de ir a los detalles.

29. Recuerdo más fácilmente

- a) algo que he hecho.
- b) algo en lo que he pensado mucho.

30. Cuando tengo que hacer un trabajo, prefiero

- a) dominar una forma de hacerlo.
- b) intentar nuevas formas de hacerlo.

31. Cuando alguien me enseña datos, prefiero

- a) gráficas.
- b) resúmenes con texto.

32. Cuando escribo un trabajo, es más probable que

- a) lo haga (piense o escriba) desde el principio y avance.
- b) lo haga (piense o escriba) en diferentes partes y luego las ordene.

33. Cuando tengo que trabajar en un proyecto de grupo, primero quiero

- a) realizar una "tormenta de ideas" donde cada uno contribuye con ideas.
- b) realizar la "tormenta de ideas" en forma personal y luego juntarme con el grupo para comparar las ideas.

34. Considero que es mejor elogio llamar a alguien

- a) sensible.
- b) imaginativo.

35. Cuando conozco gente en una fiesta, es más probable que recuerde

- a) cómo es su apariencia.
- b) lo que dicen de sí mismos.

36. Cuando estoy aprendiendo un tema, prefiero

- a) mantenerme concentrado en ese tema, aprendiendo lo más que pueda de él.
- b) hacer conexiones entre ese tema y temas relacionados.

37. Me considero

- a) abierto.
- b) reservado.

38. Prefiero cursos que dan más importancia a

- a) material concreto (hechos, datos).
- b) material abstracto (conceptos, teorías).

39. Para divertirme, prefiero

- a) ver televisión.
- b) leer un libro.

40. Algunos profesores inician sus clases haciendo un bosquejo de lo que enseñarán.

Esos bosquejos son

- a) algo útiles para mí.
- b) muy útiles para mí.

41. La idea de hacer una tarea en grupo con una sola calificación para todos

- a) me parece bien.
- b) no me parece bien.

42. Cuando hago grandes cálculos

- a) tiendo a repetir todos mis pasos y revisar cuidadosamente mi trabajo.
- b) me cansa hacer su revisión y tengo que esforzarme para hacerlo.

43. Tiendo a recordar lugares en los que he estado

- a) fácilmente y con bastante exactitud.
- b) con dificultad y sin mucho detalle.

44. Cuando resuelvo problemas en grupo, es más probable que yo

- a) piense en los pasos para la solución de los problemas.
- b) piense en las posibles consecuencias o aplicaciones de la solución en un amplio rango de campos.

Resultados

En la Tabla A.2.2, se puede observar el detalle del Test realizado por cada uno de los alumnos. En la Tabla A.2.1., se presenta el resultado final obtenido al procesar las respuestas de cada uno de los Test correspondientes a cada alumno.

	Procesamiento	Percepción	Entrada	Comprensión
	Activo/Reflexivo	Sensorial/Intuitivo	Visual/Verbal	Secuencial/Global
Alu	ILS	ILS	ILS	ILS
1	Equilibrado	Sensorial	Equilibrado	Equilibrado
2	Equilibrado	Sensorial	Equilibrado	Equilibrado
3	Activo	Sensorial	Visual	Equilibrado
4	Equilibrado	Sensorial	Equilibrado	Equilibrado
5	Equilibrado	Equilibrado	Visual	Equilibrado
6	Equilibrado	Sensorial	Visual	Global
7	Equilibrado	Equilibrado	Equilibrado	Equilibrado
8	Equilibrado	Sensorial	Equilibrado	Secuencial
9	Reflexivo	Sensorial	Visual	Equilibrado
10	Equilibrado	Sensorial	Equilibrado	Equilibrado
11	Activo	Equilibrado	Visual	Secuencial
12	Activo	Equilibrado	Equilibrado	Equilibrado
13	Equilibrado	Sensorial	Visual	Equilibrado
14	Equilibrado	Sensorial	Equilibrado	Equilibrado
15	Activo	Sensorial	Equilibrado	Equilibrado
16	Equilibrado	Sensorial	Equilibrado	Secuencial
17	Equilibrado	Equilibrado	Visual	Secuencial
18	Equilibrado	Equilibrado	Visual	Equilibrado
19	Activo	Equilibrado	Visual	Secuencial
20	Equilibrado	Equilibrado	Equilibrado	Equilibrado
21	Equilibrado	Sensorial	Visual	Equilibrado
22	Reflexivo	Sensorial	Equilibrado	Equilibrado

Tabla A.2.1 Tabla con los resultados obtenidos mediante el ILS para cada alumno

		Preguntas																																																		
Al	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44								
1	b	a	a	a	b	a	b	a	a	a	b	a	a	a	a	b	b	a	a	a	a	a	b	a	b	a	b	b	a	b	b	a	a	a	a	a	a	a	a	a	b	a	a	a	b							
2	a	a	a	a	a	a	a	b	a	a	b	a	a	b	b	a	b	a	b	b	b	a	b	a	b	a	b	b	a	a	a	a	b	a	a	b	b	a	b	b	b	a	b	a	a	b						
3	a	a	a	b	a	a	a	b	a	b	a	a	a	a	b	b	b	a	a	b	a	a	a	a	a	a	b	b	b	a	b	a	a	b	a	b	b	a	a	b	a	a	b	a	a	a	a					
4	a	a	a	b	a	a	b	b	b	a	a	a	b	b	b	a	b	a	a	a	a	b	b	a	b	a	a	a	a	a	a	b	b	b	b	a	a	b	a	a	b	a	a	b	a	a	a	a				
5	a	b	a	b	a	a	a	a	a	a	a	a	a	b	a	a	b	b	a	b	a	b	a	b	b	b	a	b	a	a	a	a	a	b	b	b	b	b	a	a	b	a	a	b	a	a	b	b				
6	b	a	a	b	b	a	b	b	b	a	a	a	a	a	a	b	b	a	a	b	a	a	a	b	b	b	a	b	a	a	a	a	b	a	b	a	a	b	a	a	a	a	b	a	a	a	b	a	a	b		
7	a	a	a	b	b	a	b	b	b	a	a	a	b	b	b	a	b	a	a	b	a	a	a	a	b	a	a	b	a	a	b	a	a	a	b	b	b	b	b	b	b	a	a	b	a	a	b	a	a			
8	a	a	a	a	a	a	b	a	a	a	b	a	b	a	b	a	b	a	a	a	a	a	a	a	a	b	a	b	a	a	a	b	a	a	b	a	b	b	a	a	a	a	a	a	a	a	a	a	a	a		
9	b	a	a	b	b	a	a	b	a	a	b	a	a	a	b	a	b	a	a	b	b	a	a	a	b	a	b	b	b	a	a	b	b	b	a	a	a	a	a	a	a	a	a	b	b	a	a	a	a			
10	a	a	b	b	a	a	b	a	a	a	b	a	b	a	b	b	b	a	a	a	a	a	b	b	b	a	b	b	a	a	b	a	a	a	a	a	a	a	b	b	a	a	a	a	a	a	a	a	a	a		
11	a	b	a	a	a	a	a	a	a	a	b	a	b	b	a	a	a	a	a	a	a	b	a	a	a	a	b	a	a	a	a	a	a	a	b	b	a	a	a	a	a	a	a	a	a	a	a	a	a	a		
12	a	a	a	b	a	a	b	b	a	a	a	a	a	b	b	a	b	b	a	a	b	b	a	a	b	b	b	b	b	a	a	a	a	a	b	b	b	a	a	a	a	a	a	a	a	a	a	a	a	a	a	
13	a	a	a	b	b	a	a	a	a	a	a	b	a	a	a	b	b	a	a	a	a	b	a	b	b	a	b	a	a	a	a	b	a	b	a	a	b	a	a	b	a	a	b	a	a	b	a	a	a	a	a	
14	a	a	b	b	b	a	a	b	a	a	b	a	b	a	a	b	b	a	a	a	a	a	a	b	b	b	a	b	a	b	a	b	a	a	a	a	a	b	a	a	a	a	a	a	a	a	a	a	b	a	a	
15	a	a	b	b	a	a	a	b	a	a	a	a	a	b	b	a	a	a	a	b	b	a	b	a	a	b	b	a	a	a	b	b	b	a	b	b	b	a	b	a	a	a	b	a	a	a	a	a	a	a	a	
16	b	b	a	b	b	a	b	a	a	a	b	a	a	a	b	a	b	a	a	a	b	a	a	a	b	b	a	b	a	a	b	a	a	b	a	a	b	b	a	b	a	a	b	a	a	b	a	a	a	a	a	
17	a	a	a	a	a	b	a	a	a	b	a	a	b	a	b	a	b	b	a	a	b	a	a	a	a	b	a	b	a	b	a	a	b	a	b	b	a	b	b	a	a	b	a	a	b	a	a	a	a	a	a	
18	a	a	a	b	b	b	a	b	b	a	a	a	a	b	a	a	a	a	a	a	b	a	a	b	b	a	b	b	b	b	a	b	a	b	a	b	a	a	b	a	a	a	a	a	a	a	a	a	a	b	b	
19	a	a	a	a	b	a	a	a	a	a	a	a	a	b	a	b	a	a	a	a	a	a	a	a	a	b	b	a	a	b	a	a	a	b	a	a	a	a	a	a	a	a	a	a	a	a	a	a	a	a	a	
20	a	b	b	a	a	a	b	a	a	b	b	a	b	b	b	a	b	a	a	a	a	a	b	a	b	b	b	b	a	b	a	b	a	b	a	b	b	b	b	a	a	b	b	b	a	a	b	b	a	a	a	
21	a	a	a	b	a	a	b	a	a	a	a	b	a	a	a	a	b	a	b	a	b	a	a	a	b	a	a	b	a	a	a	a	b	a	b	b	a	a	a	a	b	a	a	a	b	a	a	a	a	a	a	
22	b	a	a	b	b	a	a	b	b	b	b	a	a	b	b	a	b	a	a	a	b	a	a	a	a	b	a	b	b	b	b	a	a	a	a	a	b	b	b	a	b	b	b	a	b	b	a	b	b	a	b	b

Tabla A.2.2 Tabla el Test completo realizado por cada alumno

ANEXO C. RESULTADOS OBTENIDOS MEDIANTE LA APLICACIÓN DE LAS TÉCNICAS DE ANÁLISIS DE CLUSTER PARA CADA UNO DE LOS ALUMNOS.

En el siguiente anexo, se presentan los resultados obtenidos durante la evaluación del método propuesto para cada uno de los alumnos del curso “Sistemas de Supervisión y Control de Procesos”.

Para cada alumno, se detallan:

- El número k de clusters utilizado como parámetro del algoritmo FarthestFirst. Este número indica la cantidad de cluster obtenidos tras la ejecución del mismo.
- El cluster dominante obtenido.
- Las reglas aplicadas para cada una de las dimensiones del modelo de Felder y Silverman.

ALUMNO 1:

K (número de clusters): 2

Cluster Dominante:

<i>wiki</i>	<i>foro</i>	<i>chat</i>	<i>glosario</i>	<i>accesoT</i>	<i>accesoP</i>	<i>tipoMaterial</i>	<i>tipoEntrada</i>	<i>anaInf</i>	<i>partForo</i>
nousa	view	nousa	view	secuencial	secuencial	practica	ambos	global	view

Aplicación de reglas

Procesamiento

Por regla R2, el valor para la dimensión de Procesamiento es *Reflexivo*.

Percepción

Por regla R17, el valor para la dimensión de Percepción es *Sensorial*.

Entrada

Por regla R24, el valor de la dimensión de Entrada es *Mixto*.

Comprensión

Por reglas R6 y R13, el valor para la dimensión de Comprensión es *Mixto*.

ALUMNO 2:

K (número de clusters): 2

Cluster Dominante:

<i>wiki</i>	<i>foro</i>	<i>chat</i>	<i>glosario</i>	<i>accesoT</i>	<i>accesoP</i>	<i>tipoMaterial</i>	<i>tipoEntrada</i>	<i>anaInf</i>	<i>partForo</i>
nousa	view	nousa	view	secuencial	secuencial	practica	verbal	global	view

Aplicación de reglas

Procesamiento

Por regla R2, el valor para la dimensión de Procesamiento es *Reflexivo*.

Percepción

Por regla R17, el valor para la dimensión de Percepción es *Sensorial*.

Entrada

Por regla R23, el valor de la dimensión de Entrada es *Mixto*.

Comprensión

Por reglas R6 y R13, el valor para la dimensión de Comprensión es *Mixto*.

ALUMNO 3:

K (número de clusters): 3

Cluster Dominante:

<i>wiki</i>	<i>foro</i>	<i>chat</i>	<i>glosario</i>	<i>accesoT</i>	<i>accesoP</i>	<i>tipoMaterial</i>	<i>tipoEntrada</i>	<i>anaInf</i>	<i>partForo</i>
edit	Ambos	nousa	view	secuencial	secuencial	practica	verbal	detallado	ambos

Aplicación de reglas

Procesamiento

Por regla R4, el valor para la dimensión de Procesamiento es *Mixto*.

Percepción

Por regla R17, el valor para la dimensión de Percepción es *Sensorial*.

Entrada

Por regla R22, el valor de la dimensión de Entrada es *Verbal*.

Comprensión

Por reglas R6 y R11, el valor para la dimensión de Comprensión es *Secuencial*.

ALUMNO 4:

K (número de clusters): 3

Cluster Dominante:

<i>wiki</i>	<i>foro</i>	<i>chat</i>	<i>glosario</i>	<i>accesoT</i>	<i>accesoP</i>	<i>tipoMaterial</i>	<i>tipoEntrada</i>	<i>anaInf</i>	<i>partForo</i>
nousa	view	nousa	view	secuencial	secuencial	practica	verbal	noaccede	view

Aplicación de reglas

Procesamiento

Por regla R2, el valor para la dimensión de Procesamiento es *Reflexivo*.

Percepción

Por regla R17, el valor para la dimensión de Percepción es *Sensorial*.

Entrada

Por regla R23, el valor de la dimensión de Entrada es *Mixto*.

Comprensión

Por reglas R6 y R11, el valor para la dimensión de Comprensión es *Secuencial*.

ALUMNO 5:

K (número de clusters): 3

Cluster Dominante:

<i>wiki</i>	<i>foro</i>	<i>chat</i>	<i>glosario</i>	<i>accesoT</i>	<i>accesoP</i>	<i>tipoMaterial</i>	<i>tipoEntrada</i>	<i>anaInf</i>	<i>partForo</i>
nousa	view	view	view	secuencial	secuencial	practica	verbal	global	view

Aplicación de reglas

Procesamiento

Por regla R2, el valor para la dimensión de Procesamiento es *Reflexivo*.

Percepción

Por regla R17, el valor para la dimensión de Percepción es *Sensorial*.

Entrada

Por regla R23, el valor de la dimensión de Entrada es *Mixto*.

Comprensión

Por reglas R6 y R13, el valor para la dimensión de Comprensión es *Mixto*.

ALUMNO 6:

K (número de clusters): 3

Cluster Dominante:

<i>wiki</i>	<i>foro</i>	<i>chat</i>	<i>glosario</i>	<i>accesoT</i>	<i>accesoP</i>	<i>tipoMaterial</i>	<i>tipoEntrada</i>	<i>anaInf</i>	<i>partForo</i>
nousa	view	nousa	Ambos	secuencial	intermitente	practica	visual	ambos	view

Aplicación de reglas

Procesamiento

Por regla R4, el valor para la dimensión de Procesamiento es *Mixto*.

Percepción

Por regla R17, el valor para la dimensión de Percepción es *Sensorial*.

Entrada

Por regla R20, el valor de la dimensión de Entrada es *Visual*.

Comprensión

Por reglas R9 y R16, el valor para la dimensión de Comprensión es *Mixto*.

ALUMNO 7:

K (número de clusters): 2

Cluster Dominante:

<i>wiki</i>	<i>foro</i>	<i>chat</i>	<i>glosario</i>	<i>accesoT</i>	<i>accesoP</i>	<i>tipoMaterial</i>	<i>tipoEntrada</i>	<i>anaInf</i>	<i>partForo</i>
nousa	view	nousa	nousa	secuencial	secuencial	practica	verbal	global	view

Aplicación de reglas

Procesamiento

Por regla R2, el valor para la dimensión de Procesamiento es *Reflexivo*.

Percepción

Por regla R17, el valor para la dimensión de Percepción es *Sensorial*.

Entrada

Por regla R23, el valor de la dimensión de Entrada es *Mixto*.

Comprensión

Por reglas R6 y R13, el valor para la dimensión de Comprensión es *Mixto*.

ALUMNO 8:

K (número de clusters): 2

Cluster Dominante:

<i>wiki</i>	<i>foro</i>	<i>chat</i>	<i>glosario</i>	<i>accesoT</i>	<i>accesoP</i>	<i>tipoMaterial</i>	<i>tipoEntrada</i>	<i>anaInf</i>	<i>partForo</i>
nousa	nousa	talk	view	secuencial	secuencial	practica	verbal	detallado	nousa

Aplicación de reglas

Procesamiento

Por regla R4, el valor para la dimensión de Procesamiento es *Mixto*.

Percepción

Por regla R17, el valor para la dimensión de Percepción es *Sensorial*.

Entrada

Por regla R22, el valor de la dimensión de Entrada es *Verbal*.

Comprensión

Por reglas R6 y R11, el valor para la dimensión de Comprensión es *Secuencial*.

ALUMNO 9:

K (número de clusters): 3

Cluster Dominante:

<i>wiki</i>	<i>foro</i>	<i>chat</i>	<i>glosario</i>	<i>accesoT</i>	<i>accesoP</i>	<i>tipoMaterial</i>	<i>tipoEntrada</i>	<i>anaInf</i>	<i>partForo</i>
nousa	view	talk	view	secuencial	secuencial	practica	verbal	noaccede	view

Aplicación de reglas

Procesamiento

Por regla R2, el valor para la dimensión de Procesamiento es *Reflexivo*.

Percepción

Por regla R17, el valor para la dimensión de Percepción es *Sensorial*.

Entrada

Por regla R23, el valor de la dimensión de Entrada es *Mixto*.

Comprensión

Por reglas R6 y R11, el valor para la dimensión de Comprensión es *Secuencial*.

ALUMNO 10:

K (número de clusters): 2

Cluster Dominante:

<i>wiki</i>	<i>foro</i>	<i>chat</i>	<i>glosario</i>	<i>accesoT</i>	<i>accesoP</i>	<i>tipoMaterial</i>	<i>tipoEntrada</i>	<i>anaInf</i>	<i>partForo</i>
edit	post	nousa	view	secuencial	secuencial	practica	verbal	detallado	post

Aplicación de reglas

Procesamiento

Por regla R3, el valor para la dimensión de Procesamiento es *Activo*.

Percepción

Por regla R17, el valor para la dimensión de Percepción es *Sensorial*.

Entrada

Por regla R22, el valor de la dimensión de Entrada es *Verbal*.

Comprensión

Por reglas R6 y R11, el valor para la dimensión de Comprensión es *Secuencial*.

ALUMNO 11:

K (número de clusters): 3

Cluster Dominante:

<i>wiki</i>	<i>foro</i>	<i>chat</i>	<i>glosario</i>	<i>accesoT</i>	<i>accesoP</i>	<i>tipoMaterial</i>	<i>tipoEntrada</i>	<i>anaInf</i>	<i>partForo</i>
nousa	nousa	nousa	view	secuencial	secuencial	teoria	visual	detallado	nousa

Aplicación de reglas

Procesamiento

Por regla R2, el valor para la dimensión de Procesamiento es *Reflexivo*.

Percepción

Por regla R18, el valor para la dimensión de Percepción es *Intuitivo*.

Entrada

Por regla R20, el valor de la dimensión de Entrada es *Visual*.

Comprensión

Por reglas R6 y R11, el valor para la dimensión de Comprensión es *Secuencial*.

ALUMNO 12:

K (número de clusters): 3

Cluster Dominante:

<i>wiki</i>	<i>foro</i>	<i>chat</i>	<i>glosario</i>	<i>accesoT</i>	<i>accesoP</i>	<i>tipoMaterial</i>	<i>tipoEntrada</i>	<i>anaInf</i>	<i>partForo</i>
nousa	view	nousa	nousa	secuencial	secuencial	practica	ambos	global	view

Aplicación de reglas

Procesamiento

Por regla R2, el valor para la dimensión de Procesamiento es *Reflexivo*.

Percepción

Por regla R17, el valor para la dimensión de Percepción es *Sensorial*.

Entrada

Por regla R24, el valor de la dimensión de Entrada es *Mixto*.

Comprensión

Por reglas R6 y R13, el valor para la dimensión de Comprensión es *Mixto*.

ALUMNO 13:

K (número de clusters): 2

Cluster Dominante:

<i>wiki</i>	<i>foro</i>	<i>chat</i>	<i>glosario</i>	<i>accesoT</i>	<i>accesoP</i>	<i>tipoMaterial</i>	<i>tipoEntrada</i>	<i>anaInf</i>	<i>partForo</i>
nousa	view	nousa	nousa	secuencial	secuencial	practica	verbal	global	view

Aplicación de reglas

Procesamiento

Por regla R2, el valor para la dimensión de Procesamiento es *Reflexivo*.

Percepción

Por regla R17, el valor para la dimensión de Percepción es *Sensorial*.

Entrada

Por regla R23, el valor de la dimensión de Entrada es *Mixto*.

Comprensión

Por reglas R6 y R13, el valor para la dimensión de Comprensión es *Mixto*.

ALUMNO 14:

K (número de clusters): 3

Cluster Dominante:

<i>wiki</i>	<i>foro</i>	<i>chat</i>	<i>glosario</i>	<i>accesoT</i>	<i>accesoP</i>	<i>tipoMaterial</i>	<i>tipoEntrada</i>	<i>anaInf</i>	<i>partForo</i>
nousa	view	nousa	view	secuencial	secuencial	ambos	verbal	global	view

Aplicación de reglas

Procesamiento

Por regla R2, el valor para la dimensión de Procesamiento es *Reflexivo*.

Percepción

Por regla R19, el valor para la dimensión de Percepción es *Mixto*.

Entrada

Por regla R23, el valor de la dimensión de Entrada es *Mixto*.

Comprensión

Por reglas R6 y R13, el valor para la dimensión de Comprensión es *Mixto*.

ALUMNO 15:

K (número de clusters): 2

Cluster Dominante:

<i>wiki</i>	<i>foro</i>	<i>chat</i>	<i>glosario</i>	<i>accesoT</i>	<i>accesoP</i>	<i>tipoMaterial</i>	<i>tipoEntrada</i>	<i>anaInf</i>	<i>partForo</i>
nousa	view	view	nousa	secuencial	secuencial	practica	verbal	global	view

Aplicación de reglas

Procesamiento

Por regla R2, el valor para la dimensión de Procesamiento es *Reflexivo*.

Percepción

Por regla R17, el valor para la dimensión de Percepción es *Sensorial*.

Entrada

Por regla R23, el valor de la dimensión de Entrada es *Mixto*.

Comprensión

Por reglas R6 y R13, el valor para la dimensión de Comprensión es *Mixto*.

ALUMNO 16:

K (número de clusters): 2

Cluster Dominante:

<i>wiki</i>	<i>foro</i>	<i>chat</i>	<i>glosario</i>	<i>accesoT</i>	<i>accesoP</i>	<i>tipoMaterial</i>	<i>tipoEntrada</i>	<i>anaInf</i>	<i>partForo</i>
nousa	view	nousa	nousa	secuencial	secuencial	ambos	ambos	global	view

Aplicación de reglas

Procesamiento

Por regla R2, el valor para la dimensión de Procesamiento es *Reflexivo*.

Percepción

Por regla R19, el valor para la dimensión de Percepción es *Mixto*.

Entrada

Por regla R24, el valor de la dimensión de Entrada es *Mixto*.

Comprensión

Por reglas R6 y R13, el valor para la dimensión de Comprensión es *Mixto*.

ALUMNO 17:

K (número de clusters): 2

Cluster Dominante:

<i>wiki</i>	<i>foro</i>	<i>chat</i>	<i>glosario</i>	<i>accesoT</i>	<i>accesoP</i>	<i>tipoMaterial</i>	<i>tipoEntrada</i>	<i>anaInf</i>	<i>partForo</i>
edit	view	talk	view	secuencial	secuencial	practica	verbal	noaccede	view

Aplicación de reglas

Procesamiento

Por regla R4, el valor para la dimensión de Procesamiento es *Mixto*.

Percepción

Por regla R17, el valor para la dimensión de Percepción es *Sensorial*.

Entrada

Por regla R23, el valor de la dimensión de Entrada es *Mixto*.

Comprensión

Por reglas R6 y R11, el valor para la dimensión de Comprensión es *Secuencial*.

ALUMNO 18:

K (número de clusters): 2

Cluster Dominante:

<i>wiki</i>	<i>foro</i>	<i>chat</i>	<i>glosario</i>	<i>accesoT</i>	<i>accesoP</i>	<i>tipoMaterial</i>	<i>tipoEntrada</i>	<i>anaInf</i>	<i>partForo</i>
edit	view	talk	view	secuencial	secuencial	teoria	verbal	detallado	view

Aplicación de reglas

Procesamiento

Por regla R4, el valor para la dimensión de Procesamiento es *Mixto*.

Percepción

Por regla R18, el valor para la dimensión de Percepción es *Intuitivo*.

Entrada

Por regla R23, el valor de la dimensión de Entrada es *Mixto*.

Comprensión

Por reglas R6 y R11, el valor para la dimensión de Comprensión es *Secuencial*.

ALUMNO 19:

K (número de clusters): 2

Cluster Dominante:

<i>wiki</i>	<i>foro</i>	<i>chat</i>	<i>glosario</i>	<i>accesoT</i>	<i>accesoP</i>	<i>tipoMaterial</i>	<i>tipoEntrada</i>	<i>anaInf</i>	<i>partForo</i>
nousa	view	nousa	nousa	secuencial	secuencial	practica	visual	global	view

Aplicación de reglas

Procesamiento

Por regla R2, el valor para la dimensión de Procesamiento es *Reflexivo*.

Percepción

Por regla R17, el valor para la dimensión de Percepción es *Sensorial*.

Entrada

Por regla R20, el valor de la dimensión de Entrada es *Visual*.

Comprensión

Por reglas R6 y R13, el valor para la dimensión de Comprensión es *Mixto*.

ALUMNO 20:

K (número de clusters): 3

Cluster Dominante:

<i>wiki</i>	<i>foro</i>	<i>chat</i>	<i>glosario</i>	<i>accesoT</i>	<i>accesoP</i>	<i>tipoMaterial</i>	<i>tipoEntrada</i>	<i>anaInf</i>	<i>partForo</i>
nousa	nousa	talk	nousa	secuencial	secuencial	practica	verbal	noaccede	nousa
nousa	nousa	talk	nousa	secuencial	secuencial	ambos	verbal	global	nousa
nousa	nousa	talk	nousa	secuencial	secuencial	teoria	ambos	global	nousa

Aplicación de reglas

Procesamiento

Por regla R3, el valor para la dimensión de Procesamiento es *Activo*.

Percepción

Por regla R17, el valor para la dimensión de Percepción es *Sensorial*.

Entrada

Por regla R22, el valor de la dimensión de Entrada es *Verbal*.

Comprensión

Por reglas R6 y R13, el valor para la dimensión de Comprensión es *Mixto*.

ALUMNO 21:

K (número de clusters): 2

Cluster Dominante:

<i>wiki</i>	<i>foro</i>	<i>chat</i>	<i>glosario</i>	<i>accesoT</i>	<i>accesoP</i>	<i>tipoMaterial</i>	<i>tipoEntrada</i>	<i>anaInf</i>	<i>partForo</i>
nousa	view	view	view	secuencial	secuencial	ambos	verbal	global	view

Aplicación de reglas

Procesamiento

Por regla R2, el valor para la dimensión de Procesamiento es *Reflexivo*.

Percepción

Por regla R19, el valor para la dimensión de Percepción es *Mixto*.

Entrada

Por regla R23, el valor de la dimensión de Entrada es *Mixto*.

Comprensión

Por reglas R6 y R13, el valor para la dimensión de Comprensión es *Mixto*.

ALUMNO 22:

K (número de clusters): 2

Cluster Dominante:

<i>wiki</i>	<i>foro</i>	<i>chat</i>	<i>glosario</i>	<i>accesoT</i>	<i>accesoP</i>	<i>tipoMaterial</i>	<i>tipoEntrada</i>	<i>anaInf</i>	<i>partForo</i>
nousa	view	view	view	secuencial	secuencial	practica	verbal	global	view

Aplicación de reglas

Procesamiento

Por regla R2, el valor para la dimensión de Procesamiento es *Reflexivo*.

Percepción

Por regla R17, el valor para la dimensión de Percepción es *Sensorial*.

Entrada

Por regla R23, el valor de la dimensión de Entrada es *Mixto*.

Comprensión

Por reglas R6 y R13, el valor para la dimensión de Comprensión es *Mixto*.