



29 de octubre al 9 de noviembre de 2008

# Optimización del Proceso de Aprendizaje en Línea Personalizado usando Redes Bayesianas.

Francisco Javier Tapia Moreno<sup>1</sup>,

[ftapia@gauss.mat.uson.mx](mailto:ftapia@gauss.mat.uson.mx)

Claudio Alfredo López Miranda<sup>1</sup>,

[claudio@gauss.mat.uson.mx](mailto:claudio@gauss.mat.uson.mx)

<sup>1</sup>Universidad de Sonora/Departamento de Matemáticas, Hermosillo, Sonora, México.

Eje temático: 5. Calidad y Materiales educativos y Herramientas Tecnológicas en Educación a Distancia.

**Resumen.** En este artículo, proponemos un modelo basado en Redes Bayesianas para optimizar el proceso de aprendizaje en línea personalizado. Este modelo determina el tipo de personalización requerido por el alumno de acuerdo a sus necesidades reales, para ello hemos considerado los objetos y objetivos de personalización. Asimismo, realizamos relaciones de causa y efecto entre los objetos y objetivos de personalización con las fases del aprendizaje, el estudiante y el Sistema Tutorial Inteligente (STI). Las relaciones de causa y efecto se codificaron en una Red Bayesiana. Puesto que la mayoría de los modelos bayesianos actuales sólo diagnostican una característica del alumno, nuestro modelo es más completo ya que éste involucra todo el proceso de aprendizaje en línea personalizado. Consideramos cuatro fases que tienen un efecto directo en el proceso de aprendizaje del alumno: Fase de los Conocimientos Previos, Fase del Progreso del Conocimiento, Fase de los Objetivos y Metas del Profesor/Alumno y la Fase de las Experiencias y Preferencias de Navegación. La evaluación del modelo se realizó con datos recabados de la simulación de un curso en línea, en este curso se seleccionaron estudiantes de las diferentes áreas del conocimiento. Probamos la eficacia de las Redes Bayesianas en la primera fase. El tipo de personalización requerido por el alumno se pronostica, usando un conjunto de perfiles y sus probabilidades asociadas.



*Palabras claves:* Aprendizaje en línea, Métricas de aprendizaje, Redes Bayesianas.

## I. Introducción.

El proceso de aprendizaje en línea personalizado (PALP) es un sistema de enseñanza- aprendizaje en línea en el cual las fases del conocimiento se adaptan a las necesidades del alumno. En este sistema, se estudian las características principales del alumno en cada etapa del proceso de enseñanza-aprendizaje, para optimizar el PALP de acuerdo a sus necesidades reales. Esto va en conjunción con los objetivos y metas del profesor y del alumno en relación al programa de estudios.

El proceso de aprendizaje en línea supone el uso de las tecnologías multimedia e hipertexto para desarrollar y mejorar nuevas estrategias de aprendizaje [57]. Este proceso utiliza herramientas de la tecnología de la información tales como: CD-ROMs, Internet, intranet, o dispositivos móviles para hacer el conocimiento accesible al mayor número de personas. Así, el conocimiento se obtiene por medio de cursos en línea, correos electrónicos, aprendizaje por computadora, libros electrónicos, CD-ROMs, simulación virtual, y otros tipos de software tales como: wikis, forum y otros espacios colaborativos. Por otro lado, el aprendizaje en línea personalizado es un proceso de enseñanza-aprendizaje ajustado individualmente al estudiante, seleccionando y presentando los contenidos de acuerdo a su grado escolar, necesidades personales, estilo de aprendizaje, conocimientos previos y preferencias individuales. Por lo tanto, el PALP facilita la construcción de los ambientes de aprendizaje requeridos [58].

Los trabajos previos sobre aprendizaje en línea basados en Modelos Bayesianos (MBs) se han implementado para identificar sólo una característica del alumno. Un MB es un conjunto de distribuciones de probabilidades previas; un conjunto de distribuciones de probabilidades condicionales; y una red representando las relaciones de independencia entre sus nodos. Ejemplos de tales trabajos son los softwares: OLAE, (On-line Assessment of Expertise) que es sistema de cómputo para evaluar el conocimiento del alumno de física y mecánica Newtoniana, [34], [35]; POLA: (Probabilistic On-Line Assessment ) [12], [13] ANDES: [53], [20], [54]; HYDRIVE: [42]; SIETTE: (Sistema Inteligente de Evaluación mediante Test) [41], CAPIT: [38], [39]; and POET (the On line Preference Elicitation Tool) [47]. Los Bms usados en estas referencias son usados exitosamente para construir y actualizar el modelo del alumno, pero éstos sólo realizan diagnósticos del nivel de conocimientos del alumno, mientras que en otros MBs, únicamente sirven predecir un sólo objetivo de personalización, por ejemplo, el estilo de aprendizaje [19]. Consecuentemente, tales MBs no toman en cuenta las preferencias, necesidades, metas, intereses y otra información acerca del alumno, las cuales son muy importantes para determinar el perfil deseable de una manera realista. En [49] John Self afirma que un modelo amplio del alumno debe considerar información acerca del dominio de conocimiento del alumno, el progreso del alumno, preferencias, metas, intereses y otra información que es importante para el sistema. Asimismo, existen Sistemas Tutoriales Inteligentes (STI) [7], Sistemas de Hipertexto Personalizables (SHP) [8]. [9]. [10], [11], [26] y los Sistemas de Hipertexto Educativos Personalizables (SHEP) [11], [26], que son programas o software que tienen un amplio conocimiento en alguna materia específica. La mayoría de estos programas asumen que el



29 de octubre al 9 de noviembre de 2008

conocimiento se ofrece a los estudiantes mediante un proceso interactivo personalizado. Basado en el modelo del alumno, estos sistemas tratan de imitar el estilo de enseñanza de un tutor o un maestro real. El modelo del alumno representa la creencia del sistema acerca del objetivo principal de su usuario, el alumno, y le proporciona la información necesaria para ajustar el conocimiento, a las necesidades del alumno.

En este artículo, presentamos un MB mejorado para optimizar el PALP. Este modelo probabilístico se desarrolló considerando los objetivos y objetos de adaptividad [28] en las cuatro fases fundamentales: Adaptividad para los conocimientos previos del alumno, adaptividad para el progreso de los conocimientos, adaptividad para los objetivos y las metas del profesor/alumno, y adaptividad para las experiencias y preferencias de navegación [27]. Para optimizar el PALP de una manera individualizada, es necesario recopilar todas las posibles métricas de aprendizaje (MA). MA son toda clase de evaluación formativa y sumativa, toda clase de información acerca de los procesos y actividades de aprendizaje, y todas las maneras de registrar el desarrollo del aprendizaje [50]. La introducción de métricas de aprendizaje en los sistemas de información y comunicación (TICs), pueden generar investigaciones pedagógicas y psicológicas de los sistemas de enseñanza y aprendizaje en línea, que podrían mejorarlos substancialmente. Por lo tanto, en este artículo consideramos un conjunto extenso de métricas tales como: Nivel de conocimientos (Alto, Intermedio y Bajo), estilo cognitivo (dependiente e independiente). Estilo de comunicación (pasivo, asertivo y agresivo), estilo de aprendizaje (activo, reflexivo, teórico y pragmático), entre otros. La evaluación del modelo se efectúa mediante un curso en línea simulado con 45 alumnos de diversas áreas del conocimiento, tales como bellas artes, ciencias exactas y naturales, ingeniería, biología y ciencias de la vida, ciencias sociales y ciencias económico-administrativas. Además, incluimos una lista de objetos y objetivos de personalización, para determinar las potencialidades, cualidades y preferencias personales del alumno. Esta información puede usarse para inicializar nuestro modelo u otros modelo probabilísticos similares.

En la sección 2 revisamos algunas técnicas de modelado del alumno, mientras que la BN se presenta en la sección 3. El diseño del experimento es descrito en la sección 4. Además, las fases del conocimiento son definidas en la sección 5, estas fases son fundamentales para la personalización del PALP. La sección 6, contiene los resultados principales de esta investigación, los cuales son muy útiles para inferir las distribuciones de probabilidades condicionales y conjuntas, además del tipo de perfil del alumno del alumno en cada una de las fases y las probabilidades previas y posteriores de los nodos padres y de los nodos hijos. En la sección 7, se discuten los resultados y la síntesis. La conclusión y las observaciones se presentan en la sección 8.

## II. Técnicas de modelado del alumno.

El problema de inferir y actualizar el modelo del alumno a su preferencia, es conocido como el problema del modelado del alumno. El modelado del alumno en curso en línea involucra sin duda, datos inciertos. En esta sección, se mencionan varios métodos para manejar los casos de incertidumbre en los STIs.



29 de octubre al 9 de noviembre de 2008

Para construir el modelo del alumno, necesitamos inferir cierta característica de éste, tales como sus habilidades, creencias, motivos, preferencias individuales, necesidades personales, estilos de aprendizaje, conocimientos previos, acciones futuras y así sucesivamente. Esa característica, invariablemente implica incertidumbre cuando se usa en un STI. La incertidumbre necesariamente involucra información imprecisa o información dudosa [1], [5].

Existen algunas técnicas para tratar los casos de incertidumbre: 1) Métodos deterministas. Estos métodos suponen que toda la información requerida puede cuantificarse a priori y hacerla disponible en caso de ser necesario [2]. 2) métodos de extensión algorítmicos y deterministas. Estas técnicas asumen que algunos algoritmos prudentemente, pueden abarcar todos los planes y sus acciones correspondientes [30], [6]. 3) Aprendizaje de máquina. Los sistemas del modelado tradicional del usuario tienen desventajas, algunas de éstas pueden ser cubiertas con las técnicas del aprendizaje de máquina del aprendizaje personalizado [21]. También, los métodos del aprendizaje de máquina son capaces de expresar una gran variedad de decisiones superficiales no lineales [60]. Esos métodos, en general procesan datos de aprendizaje/entrada e intentan tomar una decisión o clasificación en base a esta entrada 4) Lógica difusa. Estas técnicas son usadas para representar y concluir con conceptos vagos, para imitar el estilo humano de razonamiento. Este razonamiento puede ser del usuario, cuyas inferencias o evaluaciones se están anticipando, o puede ser de un experto cuyo conocimiento constituye la base para el razonamiento del sistema [51]. 5) Métodos probabilistas. La mayoría de las metodologías de gestión de la incertidumbre cuantifican datos inciertos en forma de varias medidas probabilistas que se propagan durante el razonamiento [45]. Ejemplos de estos métodos son: Las Redes Bayesianas de Creencia, Factores de Certeza, Dempster-Shafer y otros más. Tales métodos se basan en la premisa de que asignar un cierto valor a la hipótesis del plan refleja la probabilidad de lo que está siendo demandado por el usuario [29]. Así, esto se presta por si mismo para que varias medidas de probabilidad se usen como representación de la información acerca de las preferencias individuales del usuario [59]. Este punto clave de usar métodos probabilistas es idóneo para representación de dependencias probabilistas en dominio de asignación. De acuerdo con Heckerman [23], una Red Bayesiana (RB) ofrece un gran número de ventajas para el análisis de datos, algunos de ellos son: a) el modelo puede manejar situaciones donde algunos datos de entrada están perdidos. Esto se debe a que el modelo codifica dependencias entre todas las variables o nodos, y b) El modelo también nos permite deducir relaciones causales entre variables o nodos. Estas dos razones motivaron nuestro estudio.

### III. Redes Bayesianas.

Conforme a Friedman y Goldsmidt [16], una RB es un modelo gráfico para representar eficientemente una distribución de probabilidad conjunta en un conjunto de variables aleatorias  $V$ . Una RB es denotada por  $(G, P)$  donde  $G$  es una gráfica acíclica dirigida (GAD) definida en  $V$  (esta gráfica codifica relaciones de independencia entre las variables contenidas en  $V$ ); y  $P$  denota un conjunto de distribuciones de probabilidad locales, una por cada variable condicionada por sus padres. Las variables están representadas por los *nodos* que indican "conceptos" y las *flechas* que denotan dependencias de causa-efecto entre los conceptos. Los



29 de octubre al 9 de noviembre de 2008

los nodos finales se visualizan como “efectos” (valores recabados de los ambientes de aprendizaje), mientras que el nodo de mayor nivel se toma como “causas”. Cada nodo tiene dos o más resultados posibles; cada resultado es denominado un *estado* de la variable. Así, la probabilidad asociada a cierto perfil del alumno se obtiene desde una DAG. Una vez que el perfil del estudiante es determinado, puede usarse ocasionalmente para construir el modelo de aprendizaje personalizado de este alumno.

Sea  $V = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  el dominio, tal que su RB asociada represente la distribución de probabilidad conjunta  $P(x)$  sobre el conjunto de variables aleatorias  $x_i$ . La probabilidad conjunta se calcula mediante la fórmula [18]:

$$P(x_1, x_2, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^n P(x_i | \Pi_i) \quad (1)$$

en donde  $\Pi_i$  es un conjunto de padres relativos a cada una de las variables  $x_i$ , tal que  $\Pi_i \subseteq \{x_1, x_2, \dots, x_{n-1}\}$  es un subconjunto de variables en donde  $x_i$  es condicionalmente dependiente. Usando la regla de la cadena para variables aleatorias [44] podemos reescribir la distribución de probabilidad conjunta como sigue:

$$P(x_1, x_2, \dots, x_n / e) = \prod_{i=1}^n P(x_i | x_1, x_2, \dots, x_{n-1}, e) \quad (2)$$

donde  $e$  representa la *evidencia* con respecto a la variable  $x_i$ .

Ahora, para cada  $x_i$  habrá alguno subconjunto  $\Pi_i \subseteq V$  tal que  $x_i$  y  $V$  sean condicionalmente independientes dado  $\Pi_i$ . Esto es,

$$P(x_i | x_1, x_2, \dots, x_{n-1}, e) = P(x_i | \Pi_i, e) \quad (3)$$

La estructura de la RB codifica las afirmaciones de independencia condicional como una gráfica acíclica dirigida tal que: a) cada nodo corresponde a una sola variable; b) los padres del nodo correspondiente a  $x_i$  son los nodos asociados a las variables en  $\Pi_i$ . El par formado por la estructura (la gráfica) y la colección de las distribuciones locales  $P(x_i | \Pi_i)$  de cada nodo en el dominio, constituye la RB para este dominio.

El modelado estructural de las redes de creencia es una modificación generosa de las técnicas existentes de la ingeniería del conocimiento, se usaron en este artículo para construir la RB que representa el tipo de personalización del alumno (TPA). Podemos construir una RB usando los bordes causales [44]; también podemos interactuar con el dominio para identificar aspectos de un problema cualitativo, tales como las relaciones directas existentes entre las variables. Esas relaciones entonces quedan codificadas en forma de una red.

#### IV. Diseño del experimento.

Nuestro experimento aleatoriamente asigna un *estilo de aprendizaje* a cada uno de los 45 alumnos simulados ([33], [31], [3]), un *estilo cognitivo* [58], un *estilo de*



29 de octubre al 9 de noviembre de 2008

comunicación [24], un *estilo de enseñanza preferido* [22], *técnicas de aprendizaje preferidas* [32], un *nivel de conocimientos previos* [48], *preferencias individuales* [17], un *currículum* o experiencia en el área (Ciencias Exactas y Naturales, Ingeniería, Biología y Ciencias de la Vida, Ciencias Sociales, Ciencias Económico Administrativas y Humanidades y Bellas Artes), y *necesidades personales* [4]. Cada característica representa un objetivo de personalización del alumno en la MB. Además, asignamos aleatoriamente a cada uno de los estudiantes las siguientes particularidades: Selección de *objetos de aprendizaje* (CD-ROM, en línea, cualquier combinación de estas dos formas) [46], selección de *métodos de entrada* (ratón, teclado, pulsador, sistema de reconocimiento de lenguaje) [40], *dispositivos de aprendizaje preferidos* [14] y *nivel de usabilidad del sistema* por parte del alumno [52]. Cada característica representa un objeto de personalización del alumno en el MB. Tanto los objetivos como los objetos de personalización, son considerados como eventos independientes entre sí. Cada objeto u objetivo de personalización representa una causa que tiene un efecto directo en alguna de las cuatro fases del conocimiento antes mencionadas. Cada fase, a su vez, es considerada como una causa que tiene un efecto en el aprendizaje del alumno y el la adecuación del sistema de enseñanza/aprendizaje. También, el alumno y el sistema de cómputo son tomados como eventos mutuamente independientes. Así, es posible determinar el perfil deseable en cada fase. En la siguiente sección, vemos cómo se construyó el MB para la optimización del PALP.

## V. Modelación de las fases del conocimiento con redes Bayesianas.

El análisis de datos se realizó considerando las probabilidades más altas de los resultados obtenidos en cada una de las fases de personalización. Estas probabilidades representan la credibilidad del STI usado para el proceso de enseñanza/aprendizaje en línea, acerca de las características del alumno que determinan su tipo de personalización. El resultado final se obtiene multiplicando las probabilidades calculadas en el nodo del alumno y en el nodo del STI.

Construir una MB para un dominio implica una diversidad de tareas [25], [44]. La primera tarea consiste en identificar las variables significativas y sus posibles valores. En nuestro dominio de aplicación, las variables representas objetivos y objetos de personalización, las fases de personalización, el alumno y el sistema (STI). La tabla I muestra las variables y sus estados que se usan en este artículo.

TABLA I. VARIABLES DEL MB Y SUS ESTADOS

Variable	Estados o resultados posibles y su notación
<b>Objetivos de Personalización</b>	
1. Conocimientos previos.	1) Bajo, 2) Intermedio, y 3) Alto
2. Estilo de aprendizaje.	1) Activo, 2) Reflexivo, 3) Teórico, y 4) Pragmático.
3. Estilo cognitivo.	1) Dependiente (DEP), y 2) Independiente (IND).
4. Estilo de comunicación.	1) Pasivo (PAS), 2) Asertivo (ASE), 3) Agresivo (AGR).
5. Estilo de enseñanza preferido.	1) Autoritario, 2) Demostrador, 3) Facilitador, y 4) Delegador.
6. Técnicas de aprendizaje.	1) Para aprendizaje visual, 2) Para aprendizaje activo, y 3) Para



29 de octubre al 9 de noviembre de 2008

	aprendizaje colaborativo (COL).
7. Preferencias individuales.	1) Visuales, 2) Auditivas, y 3) Kinestéticas (KIN).
8. Currículo.	1) Ciencias Exactas y Naturales, 2) Ingeniería, 3) Biología y Ciencias de la Salud, 4) Ciencias Sociales, 5) Económicas y Administrativas, y 6) Humanidades y Bellas Artes.
<b>Objetos de Personalización</b>	
9. Necesidades personales.	1) Ambientales (AMB), 2) Emocionales (EMO), 3) Sociales (SOC), y 4) Fisiológicas (FIS).
10. Selección de los objetos de aprendizaje.	1) En CD ROM, 2) En línea, y 3) Combinado.
11. Presentación de los objetos de aprendizaje.	1) Por necesidad del programa de enseñanza, y 2) Como una facilidad para tener acceso a un objeto de aprendizaje particular sugerido.
12. Selección de métodos de entrada.	1) Ratón, 2) Teclado, 3) Pulsador, 4) Sistema de reconocimiento de lenguaje (SRL)
13. Dispositivos de aprendizaje.	1) Objetos inteligentes, (OI) 2) Infraestructuras de la información (II), y 3) Ambientes artificiales compartidos (AAC).
14. Usabilidad del sistema de software por parte del alumno	1) Buena, 2) Regular, 3) Deficiente.
<b>Fase de personalización</b>	
15. para el pre-conocimiento	1) Adaptar, 2) No adaptar
para el progreso del conocimiento	1) Adaptar, 2) No adaptar
para los objetivos y metas del profesor/alumno.	1) Adaptar, 2) No adaptar
para las preferencias y experiencia de navegación.	1) Adaptar, 2) No adaptar
<b>Demanda</b>	
<b>Demanda fase 1</b>	
Sistema	1) Adecuación automática (AA) , 2) Adecuación manual (AM)
Alumno	1) Capacitar (CAP), 2) No capacitar (NCAP)
<b>Demanda fase 2</b>	
Sistema	1) Adecuación automática (AA), 2) Adecuación manual (AM)
Alumno	1) Capacitar (CAP), 2) No capacitar (NCAP)
<b>Demanda fase 3</b>	
Sistema	1) Adecuación automática (AA) , 2) Adecuación manual (AM)
Alumno	1) Capacitar (CAP), 2) No capacitar (NCAP)



29 de octubre al 9 de noviembre de 2008

<b>Demanda fase 4</b>	
Sistema	1) Adecuación automática (AA) , 2) Adecuación manual (AM)
Alumno	1) Capacitar (CAP), 2) No capacitar (NCAP)

La segunda tarea consiste en construir la parte cualitativa identificando las independencias entre las variables. Luego, debemos expresar esto en una GAD que codifique las afirmaciones de las independencias condicionales. Esta gráfica es denominada *estructura* de la RB y es mostrada en la figura 1. En esta figura, el PALP está dividido en cuatro fases [27], [28]:





29 de octubre al 9 de noviembre de 2008

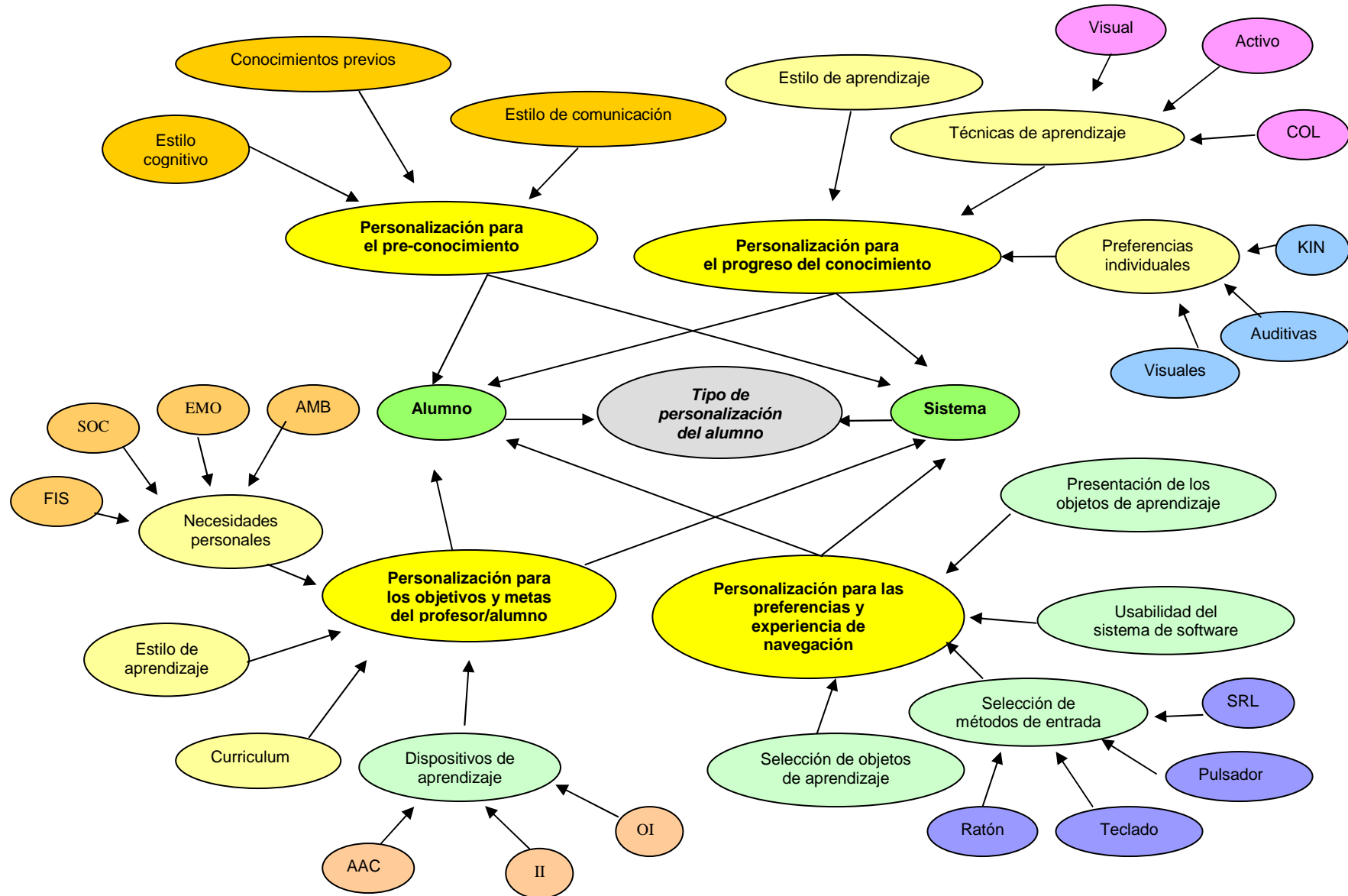


Figura 1. Estructura de la Red Bayesiana (ver nomenclatura en la Tabla I)



29 de octubre al 9 de noviembre de 2008

1. **Fase de los conocimientos previos.** En esta etapa, se detecta el nivel de conocimientos del alumno por medio de una evaluación individual, y mediante algún procedimiento, los objetos de aprendizaje son seleccionados y puestos al alcance del alumno dependiendo del nivel de conocimientos detectado. En nuestro MB esta fase es considerada como una causa de los siguientes objetivos de personalización: *Conocimientos previos del alumno, estilo cognitivo del alumno y estilo de comunicación.* Teniendo estos objetivos en mente, es posible capacitar al alumno (si es necesario) para usar el STI óptimamente y obtener información particular del alumno. Así, el STI se podrá adaptar a las necesidades del alumno y estará listo para usarse en las fases siguientes.

2. **Fase del progreso del conocimiento.** En esta paso, el proceso de aprendizaje del alumno se controla mediante trayectorias o itinerarios personales de aprendizaje, de acuerdo a algunas características específicas del alumno. Esta fase se considera como causa de los objetivos de personalización: *Estilo de aprendizaje, Técnicas de aprendizaje,* y el objeto de personalización de las *preferencias individuales.* Así, es posible capacitar al alumno y adecuar al STI de modo que el alumno obtenga el conocimiento deseado durante la etapa de aprendizaje, de acuerdo a los objetivos y objetos de personalización identificados en esta fase y en la primera.

3. **Fase de los objetivos y metas del profesor/alumno.** En esta etapa, se guía al alumno mediante trayectorias especiales de aprendizaje acordes a los objetivos y metas tanto del profesor como del alumno. Esta fase es considerada como una causa de los objetivos de personalización: *Curriculum o experiencia en el área, necesidades personales, estilo de enseñanza preferido* y el objeto de personalización: *dispositivos de aprendizaje preferidos.* Con estos objetivos y objeto de personalización, es posible preparar al estudiante y al STI de acuerdo a los objetivos y metas tanto del profesor como del alumno, y seleccionar los contenidos y su presentación.

4. **Fase de la experiencia y preferencias de navegación.** En esta paso, se ofrecen al alumno varios apoyos a la navegación. Aquí, el estudiante puede tener la libertad total de navegación, o puede ser guiado a objetivos y metas específicos mediante itinerarios de aprendizaje previamente establecidos. En el MB, esta fase se considera como una causa de los objetos de personalización: *Usabilidad del sistema por el alumno, elección de los métodos de entrada, selección de los objetos de aprendizaje y presentación de los objetos de aprendizaje.* Conociendo estos objetos de personalización es posible preparar al alumno para la navegación y al STI de acuerdo a las preferencias y experiencia del alumno. El resultado obtenido en cada una de las fases, son usados para determinar el modelo personalizado de aprendizaje del alumno.

## VI. Resultados del experimento.

Ahora discutiremos las estadísticas obtenidas en nuestro experimento (curso en línea simulado), el cual describimos en la sección 4. Las probabilidades mostradas en esta sección, son las frecuencias relativas obtenidas en la simulación.

### A. Distribuciones de probabilidad condicional y probabilidad conjunta.



29 de octubre al 9 de noviembre de 2008

Las independencias condicionales entre los objetos y los objetivos de personalización definen la estructura de la RB de la Figura 1. Esta estructura se usa para obtener probabilidades conjuntas de perfiles del alumno tales como (ver nomenclatura de la Tabla I:

$$P(\text{Alto, IND, ASE, Adaptar, CAP, AA}) \quad (4)$$

en la fase 1.

$$P(\text{Activo, COL, Visual, Adaptar, CAP, AA}) \quad (5)$$

en la fase 2, y así sucesivamente.

En cada fase, los perfiles se obtienen mediante el producto de probabilidades tales como:

$$P(\text{Alto, IND, ASE, Adaptar, CAP, AA}) \times P(\text{Alto, IND, ASE, Adaptar, CAP, AA}) \quad (6)$$

donde el primer factor corresponde a la probabilidad del nodo del alumno, y el segundo factor a la probabilidad del nodo del STI. Se selecciona el perfil con mayor probabilidad y se establece como el TPA en la fase correspondiente. Este perfil representa la credibilidad del STI en relación a las características del estudiante. Para construir la RB completa, debemos calcular el valor de un conjunto probabilidades condicionales, correspondientes a las distribuciones locales  $P(x_i|\Pi_i)$ . El modelo queda completo estableciendo el valor de las probabilidades asociadas a cada nodo de la gráfica. Esto es, en cada fase estableceremos una función de distribución de probabilidad (*fdp*),  $\Pi_i$ , para cada estado de los nodos. Las *fdps* asociadas con los nodos independientes tienen una distribución multinomial [44].

#### *B. Perfiles del alumno en la primera fase.*

La Figura 2 muestra la estructura de la RB de la personalización de los conocimientos previos en la fase 1. Las Tablas II, III y IV contienen las estadísticas de esta fase, las cuales representan las distribuciones de probabilidad de los nodos padres: *Nivel de conocimientos previos*, *Estilo cognitivo* y *Estilo de comunicación*, respectivamente.



29 de octubre al 9 de noviembre de 2008

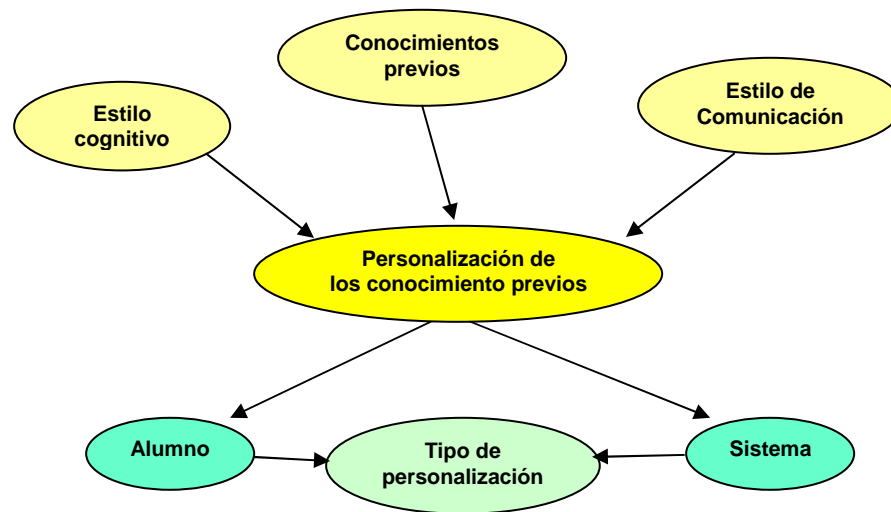


Figura 2. RB de la fase 1: Personalización de los conocimientos previos.

TABLA II. FDP DEL NIVEL DE CONOCIMIENTOS PREVIOS.

1. Nivel de conocimientos previos	Prob.
1. Alto	0.2667
2. Intermedio	0.4222
3. Bajo	0.3111

TABLA III. FDP DEL ESTILO DE COMUNICACIÓN.

4. Estilo de comunicación	Prob.
1. Pasivo	0.4444
2. Asertivo	0.2223
3. Agresivo	0.3333

TABLA IV. FDP DEL ESTILO DE COGNITIVO.

3. Estilo cognitivo	Prob.
1. Dependiente	0.5556
2. Independiente	0.4444

En la Tabla II note que el 42.22% de las veces, el nivel de conocimientos previos del alumno ha sido intermedio. Estos valores se actualizan al mismo tiempo que el administrador del sistema de cómputo, recopile información acerca del nivel de conocimiento de sus usuarios. Las probabilidades de las Tablas III y IV indican algo similar.

Procediendo de una manera análoga, las Tablas V, VI y VII muestran las probabilidades condicionales de los nodos hijos “Personalización de los conocimientos previos”, “Alumno” y “Sistema”, respectivamente.

TABLA V. PROBABILIDADES CONDICIONALES PARA EL NODO DE LA FASE 1

Nodos padres			Adecuación del sistema en la fase de los conocimientos previos	
Nivel de conocimientos previos	Estilo de comunicación	Estilo cognitivo	Adaptar	No adaptar
Bajo	Pasivo	Dependiente	0.5	0.5
		Independiente	1	0
	Asertivo	Dependiente	0	1
		Independiente	1	0
	Agresivo	Dependiente	0.6667	0.3333
		Independiente	0.3333	0.6667
Intermedio	Pasivo	Dependiente	0.25	0.75



29 de octubre al 9 de noviembre de 2008

	Asertivo	Independiente	0.5	0.5
		Dependiente	0.6	0.4
		Independiente	0	1
	Agresivo	Dependiente	1	0
		Independiente	0.6667	0.3333
		Dependiente	0.5	0.5
Alto	Pasivo	Independiente	1	0
		Dependiente	0.6667	0.3333
		Independiente	1	0
	Asertivo	Dependiente	0	1
		Independiente	0.6667	0.3333
		Independiente	0.6667	0.3333

El cuarto renglón y la cuarta columna de la Tabla VI, indica la siguiente probabilidad condicional

$$P(\text{Adaptar/Bajo, Agresivo, Dependiente}) \quad (7)$$

Las probabilidades de las Tablas VI y VII indican algo similar.

TABLA VI. PROBABILIDADES CONDICIONALES PARA EL NODO "ALUMNO" DE LA FASE 1.

Nodo Personalización de los conocimientos previos	Alumno	
	Capacitar	No capacitar
Adaptar	0.5769	0.4230
No adaptar	0.6316	0.3684

TABLA VII. PROBABILIDADES CONDICIONALES PARA EL NODO "SISTEMA" DE LA FASE 1.

Nodo Personalización de los conocimientos previos	Sistema	
	Adecuación automática	Adecuación manual
Adaptar	0.6484	0.3516
No adaptar	0.5544	0.4456

Figura 1. Las tablas VIII, IX y X presentan los resultados obtenidos en esta fase. Estos valores representan, respectivamente, las distribuciones de probabilidad de los nodos padres *Estilo de aprendizaje*, *Técnicas de aprendizaje* y *Preferencias individuales*.

TABLA VIII. FUNCION DE PROBABILIDAD DEL ESTILO DE APRENDIZAJE.

Estilo de aprendizaje	Prob.
1. Activo	0.1778
2. Reflexivo	0.2445
3. Teórico	0.3333
4. Pragmático	0.2444

TABLA IX. FUNCION DE PROBABILIDAD DE LAS TÉCNICAS DE APRENDIZAJE.

Técnicas de aprendizaje	Prob.
1. Para aprendizaje visual (PAV)	0.2444
2. Para aprendizaje activo (PAA)	0.1556
3. Para aprendizaje colaborativo (PAC)	0.2444

TABLA X. FUNCION DE PROBABILIDAD DE LAS PREFERENCIAS INDIVIDUALES.

Preferencias individuales	Prob.
1. Visuales	0.3778
2. Auditivas	0.3556
3. Kinestéticas	0.2666

Las tablas XI, XII y XIII muestran las probabilidades condicionales de los nodos hijos "*Personalización para el progreso del conocimiento*", "*Alumno*" y "*Sistema*".

TABLA XI. PROBABILIDADES CONDICIONALES PARA EL NODO DE LA FASE 2.

Nodos padres		Adecuación del sistema en la fase del progreso del conocimiento		
Estilo de aprendizaje	Técnicas de aprendizaje	Preferencias Individuales	Adaptar	No Adaptar
Activo	Visual	Visual	1	0
		Auditivo	0	1
		Kinestético	0.5	0.5
	Activo	Visual	0.5	0.5
		Auditivo	0	1
		Kinestético	1	0
	Colaborativo	Visual	1	0
		Auditivo	0	1
		Kinestético	1	0



TABLA XII. PROBABILIDADES CONDICIONALES  
PREVIAS PARA EL NODO "ALUMNO" EN LA FASE 2.

<b>Nodo Padre</b>	<b>Alumno</b>	
<b>Personalización en el progreso del conocimiento</b>	<b>Con capacitación</b>	<b>Sin capacitación</b>
Adaptar	0.5909	0.4090
No adaptar	0.3043	0.6957

TABLA XII. PROBABILIDADES CONDICIONALES  
PREVIAS PARA EL NODO "SISTEMA" EN LA FASE 2.

<b>Nodo Padre</b>	<b>Sistema</b>	
<b>Personalización en el progreso del conocimiento</b>	<b>Adecuación automática</b>	<b>Adecuación manual</b>
Adaptar	0.4545	0.5455
No adaptar	0.5217	0.4783

#### D. Perfiles del estudiante en la fase 3.

De la Figura 1, la estructura de la RB de la personalización de los objetivos y metas del profesor/alumno corresponde a la fase 3. Las Tablas XIV, XV, XVI y XVII presentan los resultados obtenidos en esta fase. Estos resultados representan, respectivamente, las distribuciones de probabilidad de los nodos padres "necesidades personales", "estilo de enseñanza", "dispositivos de aprendizaje" y "currículum" de nuestro modelo.

TABLA XIV. FUNCION DE PROBABILIDAD  
DE LAS NECESIDADES REALES.

<b>Necesidades personales</b>	<b>Probabilidad</b>
1. Ambientales	0.4
2. Emocionales	0.2889
3. Sociales	0.2
4. Fisiológicas	0.1111

TABLA XV. FUNCION DE PROBABILIDAD DE LOS  
DISPOSITIVOS DE APRENDIZAJE.

<b>Dispositivo de aprendizaje</b>	<b>Probabilidad</b>
1. Objetos inteligentes (OI)	0.3111
2. Infraestructuras de la información (II)	0.4
3. Ambientes artificiales compartidos (AAC)	0.2889



29 de octubre al 9 de noviembre de 2008

TABLA XVII. FUNCION DE PROBABILIDAD DEL ESTILO DE ENSEÑANZA.

Estilo de enseñanza	Probabilidad
1. Autoritario	0.2444
2. Demostrador	0.1556
3. Facilitador	0.2444
4. Delegador	0.3556

TABLA XVII. FUNCION DE PROBABILIDAD DEL CURRÍCULUM.

Currículo o área de experiencia	Probabilidad
Ciencias Exactas y Naturales (CEN)	0.2
Ingeniería (ING)	0.0889
Biología y Ciencias de la Vida (BCV)	0.2444
Ciencias Sociales (CS)	0.1778
Ciencias Económico Administrativas (CEA)	0.1556
Humanidades y Bellas Artes (HBA)	0.1333

Las tablas XVIII, XIX y XX, muestran las probabilidades condicionales para los nodos hijos “*Personalización de los objetivos y metas del profesor/alumno*”, “*Alumno*” y “*Sistema*”. En la Tabla XVIII algunos perfiles fueron truncados debido al espacio.

TABLA XVII. PROBABILIDADES CONDICIONALES PARA EL NODO DE LA FASE 3.

Nodos padres			Adjusting of system in Personalization for Learner's /Teacher's Aims and Goals phase		
Necesidades personales	Estilo de aprendizaje	Dispositivos de aprendizaje	Curriculum	Adaptar	No Adaptar
Ambientales	Autoritario	OI	CEN	0	1
			ING	0	1
			BCV	0	1
			SC	0	1
			CEA	0	1
			HBA	0	1
		II	CEN	1	0
			ING	0	1
			BCV	0	1
			SC	0	1
			CEA	0	1
			HBA	0	1
		ACC	CEN	0	1
			ING	0	1
			BCV	0	1
			SC	0	1
			CEA	1	0
			HBA	0	1
Sección truncada para los estilos de aprendizaje: Demotrador y Facitador.					



29 de octubre al 9 de noviembre de 2008

TABLA XIX. PROBABILIDADES CONDICIONALES PREVIAS PARA EL NODO "ALUMNO" EN LA FASE 3.

Nodo Padre	Alumno	
	Con Capac.	Sin Capac.
<b>Personalización en Los objetivos y metas del profesor/alumno</b>		
Con adaptación	0.2727	0.7273
Sin adaptación	0.8696	0.1304

TABLA XX. PROBABILIDADES CONDICIONALES PREVIAS PARA EL NODO "SISTEMA" EN LA FASE 3.

Nodo Padre	Sistema	
	Adecuación automática	Adecuación Manual
<b>Personalización en Los objetivos y metas del profesor/alumno</b>		
Con adaptación	0.55	0.45
Sin adaptación	0.2444	0.7556

"Personalización de las preferencias y experiencia de navegación", "Alumno" y "Sistema"

TABLA XXI. FUNCION DE PROBABILIDAD DE LA SELECCIÓN DE LOS MÉTODOS DE ENTRADA.

Selección de los métodos de entrada	Probabilidad	
	(Usado)	(No usado)
Ratón	0.9333	0.0667
Teclado	0.9556	0.0444
Pulsador	0.0222	0.9778
Sistema de reconocimiento de lenguaje (SRL)	0.6667	0.3333

TABLA XXII. FUNCION DE PROBABILIDAD DE LA SELECCIÓN DE LOS OBJETOS DE APRENDIZAJE.

Selección de los objetos de aprendizaje	Probabilidad
Por necesidad del programa de enseñanza (NPE)	0.6444
Como una facilidad para tener acceso a un objeto de aprendizaje particular sugerido (FAO)	0.3556

TABLA XXIII. FUNCION DE PROBABILIDAD DE LA SELECCIÓN DE LA PRESENTACIÓN DE LOS OBJETOS DE APRENDIZAJE.

Presentación de los objetos de aprendizaje	Probabilidad
1. En CD ROM	0.3111
2. En línea	0.2667
3. Combinado	0.4222

TABLA XXIV. FUNCION DE PROBABILIDAD DE LA SELECCIÓN DE LA PRESENTACIÓN DE LOS OBJETOS DE APRENDIZAJE.

Usabilidad	Probabilidad
1. Deficiente	0.4222
2. Regular	0.3556
3. Buena	0.2222





29 de octubre al 9 de noviembre de 2008

Las tablas XV, XVI, y XVII muestran las probabilidades de los nodos “Personalización de las preferencias y experiencia de navegación”, “Alumno” y “Sistema”.

TABLA XXV. PROBABILIDADES CONDICIONAL PARA EL NODO DE LA FASE 4.

Nodos Padres		Adjusting of system in Personalization for Navigation Preferences and Experiences phase			
Presentación de los objetos de aprendizaje	Usabilidad del sistema de software	Selección de los método de entrada	Selección de los objetos de aprendizaje	Adaptar	No Adaptar
CD ROM	Bueno	Ratón	NPE	0.6667	0.3333
			FAO	1	0
		Teclado	NPE	0.6667	0.3333
			FAO	1	0
		Pulsador	NPE	0	1
			FAO	0	1
		SRL	NPE	0	1
			FAO	0	1
	Regular	Ratón	NPE	0.5	0.5
			FAO	0	1
		Teclado	NPE	0.5	0.5
			FAO	0	1
		Pulsador	NPE	0	1
			FAO	0	1
		SRL	NPE	0	1
			FAO	0	1
	Deficiente	Ratón	NPE	1	0
			FAO	0.5	0.5
		Teclado	NPE	1	0
			FAO	0.5	0.5
		Pulsador	NPE	0	1
			FAO	0	1
		SRL	NPE	0	1
			FAO	0	1
En línea	Bueno	Ratón	NPE	0	1
			FAO	1	0
		Teclado	NPE	1	0
			FAO	1	0
		Pulsador	NPE	1	0
			FAO	0	1
		SRL	NPE	0	1
			FAO	0	1
	Regular	Ratón	NPE	0	1
			FAO	1	0
		Teclado	NPE	0.6667	0.3333
			FAO	1	0
		Pulsador	NPE	0.6667	0.3333
			FAO	0	1
		SRL	NPE	0	1
			FAO	0	1
	Deficiente	Ratón	NPE	0	1
			FAO	0	1





29 de octubre al 9 de noviembre de 2008

Por consecuencia, la probabilidad total se calcula mediante la multiplicación directa, puesto que ambos nodos son independientes.

. E1. Probabilidades previas.

Para evaluar valores totales de probabilidades previas, tales como (7), primero tenemos que calcular la probabilidad asociada al nodo del alumno.

$$P(\text{High, Independiente, Asertivo, Adaptar, Capacitar}) \quad (8)$$

Aplicando la ecuación (1) dos veces, tenemos:

$$\begin{aligned} P(\text{Capacitar, Adaptar, Asertivo, Independiente, Alto}) &= \\ P(\text{Capacitar} | \text{Adaptar, Asertivo, Independiente, Alto}) &\times \quad (9) \\ \times P(\text{Adaptar, Asertivo, Independiente, Alto}) &= \\ P(\text{Capacitar} | \text{Adaptar, Asertivo, Independiente, Alto}) &\times \\ \times P(\text{Adaptar} | \text{Asertivo, Independiente, Alto}) &\times \\ \times P(\text{Asertivo, Independiente, Alto}) & \end{aligned}$$

Además, dado que el nivel de conocimientos previos, el estilo cognitivo y el estilo de comunicación son eventos independientes entre sí, tenemos:

$$\begin{aligned} P(\text{Capacitar, Adaptar, Asertivo, Independiente, Alto}) &= \\ = P(\text{Capacitar} | \text{Adaptar, Asertivo, Independiente, Alto}) &\times \quad (10) \\ \times P(\text{Adaptar} | \text{Asertivo, Independiente, Alto}) &\times \\ \times P(\text{Asertivo}) \times P(\text{Independiente}) \times P(\text{Alto}) &= \end{aligned}$$

Usando los datos de las Tablas VI, V, IV, III, y II, las probabilidades del nodo del alumno (5) resulta

$$(0.5769)(1)(0.2223)(0.4444)(0.2667) = 0.0152 \quad (11)$$

Por otro lado, las probabilidades previas del nodo del sistema (7) se derivan de

$$\begin{aligned} P(\text{adecuación Automática} | \text{Adaptar, Asertivo, Independiente, Alto}) & \quad (12) \\ \times P(\text{Adaptar, Asertivo, Independiente, Alto}) & \end{aligned}$$

Lo que se convierte en



29 de octubre al 9 de noviembre de 2008

$$P(\text{Adecuación automática} | \text{Adaptar, Asertivo, Independiente, Alto}) \times \\ \times P(\text{Adaptar} | \text{Asertivo, Independiente, Alto}) \times \quad (13) \\ \times P(\text{Asertivo}) \times P(\text{Independiente}) \times P(\text{Alto})$$

De las Tablas VII, V, IV, III, y II, la probabilidad en (7) del nodo del sistema resulta

$$(0.6484)(1)(0.2223)(0.4444)(0.2667) = 0.0171 \quad (14)$$

Así, la probabilidad previa total en (5) se obtiene del producto

$$(0.0152)(0.0171) = 0.00026 \quad (15)$$

Esto indica que el 0.026 por ciento de las veces, el perfil del alumno ha sido (Alto, Independiente, Asertivo, Adaptar, Capacitar, Adecuación Automática )

Del mismo modo, podemos recurrir a la ley de probabilidad total [44] para calcular las probabilidades previas faltantes. Así, si estamos en la fase de los conocimientos previos, la probabilidad de que una actividad o módulo en el curso en línea requiera de adaptación antes de ser enseñada, a saber  $P(\text{Adaptar})$  se calcula como sigue:

$$P(A) = P(A | B) + P(A | C) + P(A | D) + P(A | E) + P(A | F) + P(A | G) + P(A | H) + P(A | I) + P(A | J) + P(A | K) + P(A | L) + P(A | M) + P(A | N) + P(A | O) + P(A | P) + P(A | Q) + P(A | R) + P(A | S) + P(A | T) + P(A | U) + P(A | V) + P(A | W) + P(A | X) + P(A | Y) + P(A | Z) + P(A | \text{Other}) \quad (16)$$



29 de octubre al 9 de noviembre de 2008

La expresión (16) puede calcularse usando los valores de las Tablas II-V. Obtenemos  $P(\text{Adaptar}) = 0.5221$ . Este resultado indica que el 52.21% de las veces se requirió alguna clase de adaptación antes de iniciar una actividad o módulo durante el proceso de enseñanza del curso en línea. Una vez que este valor se conoce, podemos usar la ecuación (16) junto con las tablas con las probabilidades II-V para recuperar datos perdidos o dudosos.

## E2. Probabilidades posteriores

Cuando se termina una actividad o módulo en el curso en línea, podemos hacer inferencias sobre la actividad o módulo siguiente, usando las probabilidades previas y calculando las probabilidades posteriores. Estas probabilidades pueden usarse para deducir las características y necesidades del alumno, adecuaciones del sistema y otros requerimientos del curso en línea. También, estas probabilidades pueden usarse para inferir perfiles parciales del alumno tales como  $P(A \mid P, D, e)$  o  $P(C \mid A, P, D, e)$ . En esta sección, estimaremos las probabilidades posteriores de cada nodo de nuestro modelo. Enseguida mostramos cómo llevar a cabo inferencias de perfiles parciales.

Para calcular las probabilidades posteriores de todos los nodos de la fase 1) de los conocimientos previos), usamos las probabilidades previas mostradas en las Tablas II-V y el software MSBNX [43]. Los resultados se muestran en la Figura 3. El valor de la primera columna y cuarto renglón representa la probabilidad  $P(\text{Adaptar})$  y significa que hay 56.19 por ciento de posibilidades de que el siguiente módulo o actividad en el curso en línea se requiera alguna clase de adaptación antes de iniciarla.

De acuerdo a nuestro modelo bayesiano, y el resultado de la Figura 3, hay un 60.09% de posibilidades de que un alumno dado necesite capacitarse antes de realizar cualquier actividad en la computadora. Por lo tanto, el STI tomará el 60.09% de las veces la decisión de sugerir alguna forma de capacitación del alumno. Similarmente, de acuerdo a la primera columna y primer renglón, existe el 55.56% de probabilidad de que un alumno particular tenga un estilo cognitivo dependiente. Así, el STI tomará esta probabilidad para asignar un estilo cognitivo al alumno con estilo cognitivo desconocido y así sucesivamente.



29 de octubre al 9 de noviembre de 2008

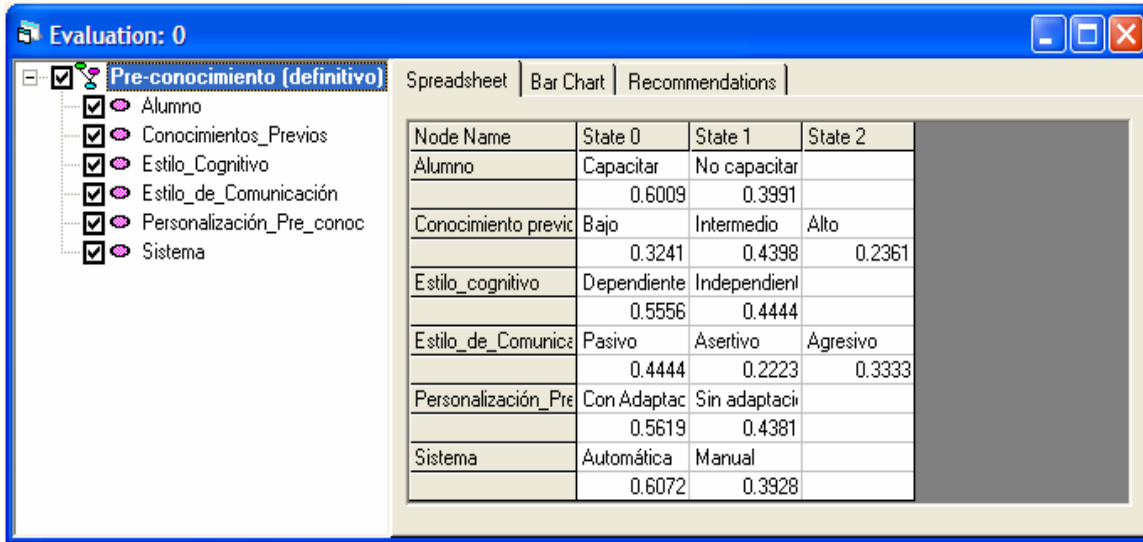


Figura 3. Probabilidades posteriores de la fase 1.

Por otro lado, usando los valores mostrados en la Figura 3, podemos aplicar el Teorema de Bayes [55] para calcular las probabilidades posteriores y hacer inferencias acerca del perfil parcial de personalización del alumno considerando su tipo de personalización. Este cálculo puede hacerse como sigue:

$$P(A_i | A, P, D, e) = \frac{P(A_i) \times P(A | A_i, P, D, e)}{P(A | A, P, D, e)}$$

$$= \frac{0.5619 \times (0.2361 \times 0.4444 \times 0.5556)}{0.052}$$

Así,

Esto indica que, cuando sabemos que en alguna actividad o módulo del curso en línea se necesitó adaptar el sistema, hay un 5.2% de posibilidad de que un alumno tendrá un perfil parcial (A, P, D, e).

De una manera similar, podemos hacer deducciones acerca de un perfil de personalización parcial en un curso en línea calculando las probabilidades previas, usando el valor de la Tabla V (primer columna y treceavo renglón y las probabilidades de las Tablas II-IV.

e

### III. Perfiles de personalización del alumno.

Usando los resultados de la Figura 3, obtenemos la Tabla XXVIII (Ver Tabla al final del artículo) mediante multiplicaciones directas dado que los eventos son



29 de octubre al 9 de noviembre de 2008

independientes. Esta tabla contiene todos los perfiles de personalización posibles en la fase 1 y sus probabilidades.

De acuerdo a nuestro BM, el perfil con la probabilidad más alta será la credibilidad del sistema experto (STI) acerca del TPA. En este caso, hay tres perfiles posible, ellos son los perfiles 49, 65 y 73 de la Tabla XVIII. El SIT escogerá aleatoriamente uno de estos perfiles. En estos tres perfiles, hay tres cosas en común 1) el sistema requiere adaptación, 2) el alumno necesita capacitación y 3) y la adecuación del sistema debe ser manual.

#### *F. Discusión de resultados.*

Hemos diseñado un modelo matemático útil para deducir el TPA, usando los objetivos y objetos de personalización. Nuestro modelo puede optimizar el proceso global del aprendizaje en línea del alumno siempre y cuando los contenidos, el apoyo, la infraestructura y la orientación adecuada sean dados al alumno. Por lo tanto, es necesaria una labor multidisciplinaria entre profesionales de la Educación, Psicología y Ciencias de la Computación, todas ellos apoyados en la Ingeniería del Conocimiento cuya aplicación puede responder, en general, a los requerimientos y problemas específicos de los alumnos y/o profesores.

Dada la complejidad y el costo que conlleva implantar nuestro modelo, en esta investigación usamos datos de estudiantes simulados, usando las recomendaciones de publicaciones recientes y nuestras proposiciones personales. Desde un punto de vista tecnológico, pensamos que nuestras iniciativas de simulación son significativas una vez que se prueba y confirma su efectividad, así estas iniciativas pueden ser aplicadas en el área educativa para evaluar efectos de situaciones reales.

Los principales resultados obtenidos en esta investigación son:

- Las características principales del modelo propuesto aquí son: las relaciones causales entre los objetivos y objetos de aprendizaje, las fases del conocimiento, alumno y sistema electrónico usado para gestionar el proceso de enseñanza-aprendizaje del alumno.
- Obtuvimos un conjunto de perfiles de personalización considerando las principales características del alumno. Estos perfiles pueden usarse para proponer un modelo de enseñanza-aprendizaje al alumno, con el cual pueda optimizar su PALP de acuerdo a sus necesidades reales.
- Usando la Tabla XXVIII, podemos diagnosticar el tipo de personalización de un alumno específico relativo a la primera fase.
- Además, dado que los datos del estudiante se recopilan, se podrán obtener otras métricas de aprendizaje y otros parámetros para las fdps.

El BM diseñado ofrece los siguientes resultados:

- Un conjunto de relaciones de causa y efecto entre los objetos de personalización, objetivos de personalización, fases del aprendizaje alumno y STI. Estas relaciones se usaron para gestionar el proceso de enseñanza-aprendizaje del alumno.



29 de octubre al 9 de noviembre de 2008

- Las Tablas con resultados simulados de las variables del MB, pueden utilizarse para inicializar otros modelos similares de diagnóstico de las características del alumno.
- Las Tablas de probabilidades previas y probabilidades posteriores de cada nodo del BM que fueron usadas para inicializar nuestro BM.
- Proponemos fdps para generar métricas de aprendizaje de los estados de las variables en el modelo. Los parámetros de las fdps serán determinados gradualmente mediante datos reales recabados de los alumnos.

### G. Conclusión.

Hemos construido un BM usando los objetos y objetivos de personalización. Este modelo puede usarse para determinar el TPA, con el propósito de optimizar su PALP. Esto fue mostrado por medio de simulación.

También este modelo puede servir total o parcialmente, durante el proceso de enseñanza-aprendizaje, para realizar diagnósticos acerca de TPA, en caso de incertidumbre o de datos perdidos relativos a las características individuales del alumno.

Es importante mencionar que el modelo por sí mismo no garantiza el aprendizaje del alumno, ya que el conocimiento de éste depende (en gran medida), de la actitud, el esfuerzo, el desempeño e interés por obtener el conocimiento. Ha sido probada experimentalmente la efectividad de las RBs en el modelado del alumno. La predicción acerca del TPA es posible mediante las RBs. Como trabajos futuros, se recomienda disminuir el número de variables en el modelo. Para ello, es necesario detectar las dependencias o independencias estadísticas entre los objetos y objetivos de personalización. Además, crear modelos probabilísticos que combinen las RBs con la lógica difusa que puedan reducir la carga cognitiva del alumno.

TABLA XVIII. PROBABILIDADES CONDICIONALES DEL NODO "SISTEMA" DE LA FASE 4.

Perfil	Conocimientos previos	Estilo cognitivo	Estilo de comunic.	Personalización de los conoc. previos	Estado del alumno	Adecuación del sistema	Prob.	
1	Bajo	Dependiente	Pasivo	Adaptar	Capacitar	Manual	0,0164	
2						Automático	0,0106	
3					No Capac.	Manual	0,0109	
4						Automático	0,0070	
5						Manual	0,0128	
6				No adaptar	Automático	0,0083		
7					Capacitar	Manual	0,0085	
8						Automático	0,0055	
9					No Capac.	Manual	0,0205	
10						Automático	0,0133	
11			Manual	0,0136				
12			Asertivo	Adaptar	Automático	0,0088		
13					Capacitar	Manual	0,0160	
14						Automático	0,0103	
15					No adaptar	Manual	0,0106	
16				Automático		0,0069		
17				Agresivo	Adaptar	Capacitar	Manual	0,0164
18							Automático	0,0106
19						No Capac.	Manual	0,0109





29 de octubre al 9 de noviembre de 2008

20					Automático	0,0070	
21					Manual	0,0128	
22				No adaptar	Automático	0,0083	
23					Manual	0,0085	
24				No Capac.	Automático	0,0055	
25					Manual	0,0164	
26				Adaptar	Automático	0,0106	
27					Manual	0,0109	
28				No Capac.	Automático	0,0070	
29			Pasivo	Capacitar	Manual	0,0128	
30					Automático	0,0083	
31				No adaptar	Manual	0,0085	
32					Automático	0,0055	
33					Manual	0,0131	
34				Adaptar	Automático	0,0085	
35					Manual	0,0087	
36				No Capac.	Automático	0,0056	
37			Asertivo	Capacitar	Manual	0,0102	
38					Automático	0,0066	
39				No adaptar	Manual	0,0068	
40					Automático	0,0044	
41					Manual	0,0164	
42				Adaptar	Automático	0,0106	
43					Manual	0,0109	
44				No Capac.	Automático	0,0070	
45			Agresivo	Capacitar	Manual	0,0128	
46					Automático	0,0083	
47				No adaptar	Manual	0,0085	
48					Automático	0,0055	
49	Intermedio				Manual	0,0223	
50				Adaptar	Automático	0,0144	
51					Manual	0,0148	
52				No Capac.	Automático	0,0096	
53					Manual	0,0174	
54				Capacitar	Automático	0,0112	
55				No adaptar	Manual	0,0115	
56					Automático	0,0075	
57					Manual	0,0278	
58				Adaptar	Automático	0,0180	
59					Manual	0,0185	
60				No Capac.	Automático	0,0120	
61			Asertivo	Capacitar	Manual	0,0217	
62					Automático	0,0140	
63				No adaptar	Manual	0,0144	
64					Automático	0,0093	
65					Manual	0,0223	
66				Adaptar	Automático	0,0144	
67					Manual	0,0148	
68				No Capac.	Automático	0,0096	
69			Agresivo	Capacitar	Manual	0,0174	
70					Automático	0,0112	
71				No adaptar	Manual	0,0115	
72					Automático	0,0075	
73					Manual	0,0223	
74				Adaptar	Automático	0,0144	
75					Manual	0,0148	
76				No Capac.	Automático	0,0096	
77			Pasivo	Capacitar	Manual	0,0174	
78					Automático	0,0112	
79				No adaptar	Manual	0,0115	
80					Automático	0,0075	
81			Asertivo	Adaptar	Capacitar	Manual	0,0178



29 de octubre al 9 de noviembre de 2008

82						Automático	0,0115
83					No Capac.	Manual	0,0118
84						Automático	0,0077
85				No adaptar	Capacitar	Manual	0,0139
86						Automático	0,0090
87					No Capac.	Manual	0,0092
88						Automático	0,0060
89						Manual	0,0223
90				Adaptar	Capacitar	Automático	0,0144
91					No Capac.	Manual	0,0148
92						Automático	0,0096
93			Agresivo			Manual	0,0174
94				No adaptar	Capacitar	Automático	0,0112
95					No Capac.	Manual	0,0115
96						Automático	0,0075
97	Alto					Manual	0,0120
98				Adaptar	Capacitar	Automático	0,0077
99					No Capac.	Manual	0,0079
100						Automático	0,0051
101			Pasivo			Manual	0,0093
102				No adaptar	Capacitar	Automático	0,0060
103					No Capac.	Manual	0,0062
104						Automático	0,0040
105						Manual	0,0149
106				Adaptar	Capacitar	Automático	0,0097
107					No Capac.	Manual	0,0099
108						Automático	0,0064
109		Dependiente	Asertivo			Manual	0,0117
110				No adaptar	Capacitar	Automático	0,0075
111					No Capac.	Manual	0,0077
112						Automático	0,0050
113						Manual	0,0120
114				Adaptar	Capacitar	Automático	0,0077
115					No Capac.	Manual	0,0079
116						Automático	0,0051
117			Agresivo			Manual	0,0093
118				No adaptar	Capacitar	Automático	0,0060
119					No Capac.	Manual	0,0062
120						Automático	0,0040
121		Independiente				Manual	0,0120
122				Adaptar	Capacitar	Automático	0,0077
123					No Capac.	Manual	0,0079
124						Automático	0,0051
125			Pasivo			Manual	0,0093
126				No adaptar	Capacitar	Automático	0,0060
127					No Capac.	Manual	0,0062
128						Automático	0,0040
129						Manual	0,0096
130				Adaptar	Capacitar	Automático	0,0062
131					No Capac.	Manual	0,0063
132						Automático	0,0041
133			Asertivo			Manual	0,0075
134				No adaptar	Capacitar	Automático	0,0048
135					No Capac.	Manual	0,0050
136						Automático	0,0032
137						Manual	0,0120
138			Agresivo			Automático	0,0077
139				Adaptar	Capacitar	Manual	0,0079
140					No Capac.	Automático	0,0051
141						Manual	0,0093
142				No adaptar	Capacitar	Automático	0,0060
143					No Capac.	Manual	0,0062



29 de octubre al 9 de noviembre de 2008

144					Automático	0,0040
-----	--	--	--	--	------------	--------

## REFERENCIAS

- [1] Ahmad, A. R., Basir, O. A., Hassanein, K., "Intelligent Decision Support System for Layout Design", Proc. of the 9<sup>th</sup> Asia-Pacific Decision Sciences Ins. Conf (APDSI'04), Korea, Julio 2004.
- [2] Ahmad, A. R., Basir, O. A., Hassanein, K., "Decision Preferences, Constraints, and Evaluation Objectives in Layout Design: A Review of Modeling Techniques", Proc. of the 5<sup>th</sup> Int'l Conf. on Op. and Quan. Manag (ICOQM-V), Oct. 2004, Seoul, Korea, to appear.
- [3] Alonso Catalina M., Gallego Domingo J., Honey Alonso Peter, "Los estilos de aprendizaje: procedimientos de diagnóstico y mejora", Ediciones Mensajero, Bilbao. 1994.
- [4] Askew Mary. "Cinco modelos de estilos de aprendizaje", [http://elhogar.tripod.com/2000/2000-10/cinco\\_modelos\\_de\\_estilos\\_de\\_aprendizaje.htm](http://elhogar.tripod.com/2000/2000-10/cinco_modelos_de_estilos_de_aprendizaje.htm) . 2000. (Última visita: Septiembre 2007).
- [5] Bianchi-Berthouze, N., L. Berthouze, and T. Kato, "Understanding Subjectivity: An Interactionist View", UM'99, Springer, NY, 3-12.
- [6] Bikel, D., Schwartz, R, Weischedel, R. "An algorithm that learns what is in a name", Machine Learning, 34(1), 211-231, 1999.
- [7] Brusilovsky, Peter. "The Construction and Application of Student Models in Intelligent Tutoring Systems". Journal of Computer and System Sciences International, vol. 32, no. 1 p.p. 70-89, 1994. <http://www2.sis.pitt.edu/~peterb/papers/studentmodels.pdf>. (Última visita: Mayo 2005).
- [8] Brusilovsky, Peter. "Methods and techniques of adaptive hypermedia". *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 6 (2-3), pp. 87-129. [PDF]. (Última visita: Septiembre 2007).
- [9] Brusilovsky, P. and Maybury, M. T. "From adaptive hypermedia to adaptive Web". In P. Brusilovsky and M. T. Maybury (eds.), *Communications of the ACM* 45 (5). (2002)
- [10] Brusilovsky, P. "Adaptive hypermedia". *User Modeling and User Adapted Interaction*, Ten Year Anniversary Issue (Alfred Kobsa, ed.) 11 (1/2), 87-110 [PDF]. (2001). (Última visita: Septiembre 2007).
- [11] Brusilovsky, P. and Peylo, C. (2003) "Adaptive and intelligent Web-based educational systems". In P. Brusilovsky and C. Peylo (eds.), *International Journal of Artificial Intelligence in Education* 13 (2-4), Special Issue on Adaptive and Intelligent Web-based Educational Systems, 159-172. (Última visita: Septiembre 2007).
- [12] Conati, C., and VanLehn, K. "POLA: A student modeling framework for probabilistic on-line assessment of problem solving performance". *Proceedings of the 5th International Conference on User Modeling UM'96* (pp. 75-82). User Modeling Inc.
- [13] Conati, C., and VanLehn, K. "Probabilistic Plan Recognition for Cognitive Apprenticeship". *Proceedings of the 18th Annual Conference of the Cognitive Science Society*. 1996.
- [14] Dede Chris "The Evolution of Learning Devices: Smart Objects, Information Infrastructures, and Shared Synthetic Environments. *The Future of Networking Technologies for Learning*". <http://www.ed.gov/Technology/Futures/dede.html> , 1997, (Visto Noviembre 2005).
- [15] European Education Partnership. "The critical importance of learning metrics in ICT-rich learning environments". <http://www.eepedu.org/innservice/Critical%20Issues/Learning%20Metrics.htm>. (Visto Mayo 2004).
- [16] Friedman, N. and Goldszmidt, M.: "Learning Bayesian networks from data". Aaai-98 tutorial. <http://ai.stanford.edu/~nir/tutorial/index.html> (1998). (Visto Nov 18th, 2006).
- [17] Gallego R. A. and Martínez C. E. "Estilos de aprendizaje y elearning. Hacia un mayor rendimiento académico". Depto. De Economía de la Empresa, Universidad Politécnica de Cartagena. 2004.
- [18] Gamboa H. and Fred A. "Designing Intelligent tutoring Systems: A Bayesian Approach". [http://ltodi.est.ips.pt/hgamboa/Publica/c2\\_331.pdf](http://ltodi.est.ips.pt/hgamboa/Publica/c2_331.pdf). (Visto Noviembre 2006).
- [19] García P., Amandi A. Schiaffino S. Campo M. "Using Bayesian Networks to Detect Student's Learning Styles in Web-based education system" 7o. Simposio Argentino de Inteligencia Artificial –ISAI2005. Rosario, 29-30 de Agosto de 2005.



29 de octubre al 9 de noviembre de 2008

- [20] Gertner, A. S. "Providing feedback to equation entries in an intelligent tutoring system for Physics". En *Lecture Notes in Computer Science: Vol. 1452. Intelligent Tutoring Systems. Proceedings of 4th International Conference ITS'98* (pp. 434-443). Berlin: Springer-Verlag.
- [21] Goecks, J., and Shavlik, J., "Learning Users Interests by Unobtrusively Observing Their Normal Behavior", IUI'00, New Orleans, LA. 2000.
- [22] Grasha, A. F. "A matter of style: The teacher as expert, formal authority, personal model, facilitator, and delegator." *College Teaching*. 42, 142-149. 1994.  
<http://teaching.uchicago.edu/pod/grasha.html> . 1994. (Última visita Enero 2007).
- [23] Heckerman, D. "A Tutorial on Learning Bayesian Networks". Technical Report MSR-TR-95 06, Microsoft Research, 1995.
- [24] Heffner C. L. "Communication Styles" <http://www.siu.edu/offices/counsel/talk.htm>. 2005 (Visto Mayo 2005).
- [25] Henrion, M., "Some Practical Issues in Constructing Belief Networks". In: Kanl, L. N., Levitt, T. S., Lemmer, J. F. (eds), *Uncertainty in Artificial Intelligence 3*. Elsevier Science Publishers, 1989.
- [26] Henze, N., y Nedjl, W. "Student Modelling for the KBS Hyperbook System using Bayesian Networks". En *Open Learning Environments: New Computational Technologies to Support Learning, Exploration and Collaboration. Proceedings of the 9th World Conference of Artificial Intelligence and Education AIED'99*. IOS Press.
- [27] Hockemeyer Cord and Dietrich Albert. "Adaptive e-Learning and the Learning Grid" .  
<http://wundt.unigraz.at/publicdocs/publications/file1085729925.pdf>. 2002. (Last access Noviembre 2006).
- [28] Hockemeyer Cord, Dietrich Albert, Gudrun Wesiak "Current Trends in eLearning based on Knowledge Space Theory and Cognitive Psychology" University of Graz (Austria), 2002.  
<http://wundt.unigraz.at/publicdocs/publications/file1084438217.doc> (Visto Noviembre 2006).
- [29] Jameson, A. "Modelling both the context & user", *Personal Technologies*, 5(1), 1-4. 2001.
- [30] Kautz, H. A., "A formal theory of plan recognition", PhD thesis, U. of Rochester, NY. 1987.
- [31] Keefe, J. W. "Profiling and utilizing learning style". Reston, VA: National Association of Secondary School Principals. 1988.
- [32] Knowledge manager. "Técnicas de Aprendizaje" Hypersoft-net SRL.  
<http://www.mapasconceptuales.info/KM-LearningTechesp.htm>. 2006. (Visto Junio 2006).
- [33] Kolb, 1984: Kolb, D. A. "Experiential learning: Experience as the source of learning and development." New Jersey: Prentice-Hall. 1984.
- [34] Martin, J., & VanLehn, K. "A Bayesian approach to cognitive assessment". En P. Nichols, S. Chipman, & R. L. Brennan (eds), *Cognitively Diagnostic Assessment* (pp. 141-165). Hillsdale, NJ: Erlbaum. 1995.
- [35] Martin, J., & VanLehn, K. "Student assessment using Bayesian nets". *International Journal of Human-Computer Studies*, 42, 575-591. 1995
- [36] Marrero Sonia, Ocon Antonio, Galan Manuel, Rubio Enrique "Methodology for the generation and maintenance of a "base of procedures" in process-oriented knowledge management strategy". CICEI (Center for Innovation in the Information Society) – U. Las Palmas Gran Canaria – Spain. 2005.  
[www.mc.manchester.ac.uk/eunis2005/medialibrary/papers/paper\\_131.pdf](http://www.mc.manchester.ac.uk/eunis2005/medialibrary/papers/paper_131.pdf) (Última visita Septiembre 15th , 2007)
- [37] Marrero Sonia, Nelson José C, Rubio Enrique, Carmona Edgar, "Los mapas Conceptuales para Compartir la Base de Procedimientos y las Ontologías en el Proyecto Suricata" *Concept Maps: Theory, Methodology, Technology Proc. of the Second Int. Conference on Concept Mapping* A. J. Cañas, J. D. Novak, Eds. San José, Costa Rica, 2006. Disponible en: <http://cmc.ihmc.us/cmc2006Papers/cmc2006-p20.pdf> ((Última visita Septiembre 15th , 2007)
- [38] Mayo M. J. "Bayesian Student Modelling and Decision- Theoretic Selection of Tutorial Actions in Intelligent Tutoring Systems". Tesis Doctoral, Universidad de Canterbury
- [39] Mayo M., Mitrovic A. and McKenzie J. "CAPIT: An Intelligent Tutoring System for Capitalisation and Punctuation." In Kinshuk, Jesshope C. and Okamoto T. (Eds.) *Advanced Learning Technology: Design and Development Issues*, Los Alamitos, CA: IEEE Computer Society (ISBN 0-7695-0653-4), pp. 151-154. See also Appendix F, this volume. 2000.



29 de octubre al 9 de noviembre de 2008

- [40] Microsoft Corporation. "Resource Guide for Individuals with Dexterity Difficulties and Impairments". <http://www.microsoft.com/enable/guides/dexterity.aspx> . 2007 (Última visita January 2007).
- [41] Millán E. "Sistema bayesiano para modelado del alumno". Tesis Doctoral, Universidad de Málaga. 2000.
- [42] Mislevy, R., & Gitomer, D. H. "The Role of Probability-Based Inference in an Intelligent Tutoring System". *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 5, 253-282. 1996.
- [43] Microsoft Research. "Bayesian Network Editor and Tool Kit." <http://research.microsoft.com/adapt/msbnx/> . 2001 (Última visita Junio 2007)
- [44] Neapolitan R.E. "Learning Bayesian Networks" Prentice Hall, 2004.
- [45] Negnevitsky, M., "Artificial Intelligence: A Guide to Intelligent Systems", Pearson. 2002.
- [46] Robertson M., Fluck A., y Webb I., "Children, on-line learning and authentic teaching skills in primary education". A LINKAGE project by the University of Tasmania, Tasmanian Department of Education, Catholic Education Office and Telstra. 2003. [http://www.educ.utas.edu.au/users/ilwebb/Research/learning\\_objects.htm](http://www.educ.utas.edu.au/users/ilwebb/Research/learning_objects.htm) . (Visto Junio, 2006)
- [47] Royalty, J., R. Holland, A. Dekhyar and J. Goldsmith, (2002). "POET, The Online Preference Elicitation Tool". Submitted for publication, 2002.
- [48] Rubio Enrique, Ocon Antonio, Galan Manuel, Marrero Sonia, and Nelson Jose-Carlos "A personal and corporative processoriented knowledge manager: Suricata model". EUNIS 2004.
- [49] Self John. "Student Modelling: the key to individualize knowledge based Instruction", chapter Formal Approaches to Student Modelling, P.p. 295–352. Springer-Verlag Berlin, 1994. <ftp://ftp.comp.lancs.ac.uk/pub/aai/aai-report-92.ps.Z> (Visto en Junio de 2005).
- [50] Tapia, F. Galán M., Ocón A., Rubio E., "Using Bayesian Networks In The Global Adaptive e-Learning Process". EUNIS, 2005. [http://www.mc.manchester.ac.uk/eunis2005/medialibrary/papers/paper\\_130.pdf](http://www.mc.manchester.ac.uk/eunis2005/medialibrary/papers/paper_130.pdf). (Última visita, Junio 2007.
- [51] Turban, E. and Aronson, J. E. "Decision Support & Intelligent Systems", Prentice Hall, NJ. 2001.
- [52] Turk, A., "A contingency approach to designing usability evaluation procedures for www sites", En *Ckompass 2000*, 2<sup>nd</sup> Workshop, Septiembre 2000.
- [53] VanLehn, K. "Conceptual and Meta Learning during Coached Problem Solving". En *Lecture Notes in Computer Science: Vol. 1086. Proceedings of 3rd International Conference ITS'96* (pp. 29-47). Berlin: Springer-Verlag. 1996.
- [54] VanLehn, K., Niu, Z., Siler, S., & Gertner, A. S. "Student modeling from conventional test data: A Bayesian approach without priors". En *Lecture Notes in Computer Science: Vol. 1452. Intelligent Tutoring Systems. Proceedings of 4<sup>th</sup> International Conference ITS'98* (pp. 434-443). Berlin: Springer-Verlag. 1998.
- [55] Walpole M, "Probabilidad y Estadística." McGraw-Hill. 1992.
- [56] Wilson J.R, "Adaptive Training," *Military Training Technology*: Online Edition. Vol 8: Issue 1, Jan 1, 2003. <http://www.military-trainingtechnology.com/article.cfm?DocID=227> . (Visto en Marzo, 2005).
- [57] Wilson, J "Lessons of a Virtual Timetable: Education. *The Economist*", (17 Febrero, 2001), p. 1 (CDROM).
- [58] Witkin, H. A., Moore, C. A., Goodenough, D. R., & Cox, P. W. "Field dependent and field independent cognitive styles and their educational implications". *Review of Educational Research*, 47, 1-64. 1977.
- [59] Zhou X. and Conati C. "Inferring User Goals from Personality and Behavior in a Causal Model of User Affect", *IUI'03*, Miami, FL, 211-218. 2003.
- [60] Zukerman, I. and Albrecht, D., "Predictive Statistical Models for User Modeling", *UMUAI*, 11(1). 2001.

## CURRÍCULUM AUTORES

**Francisco Javier Tapia Moreno**

**Licenciatura en Matemáticas** en la Universidad de Sonora en 1981.



29 de octubre al 9 de noviembre de 2008

**Maestría en Optimización de Sistemas Productivos** en el Instituto Tecnológico de Sonora en 1997.  
**Doctorado en Tecnologías de la Información y sus Aplicaciones** en Las Palmas de Gran Canaria, España en 2007.

**Trabajo actual:** Profesor-Investigador de Tiempo Completo Indeterminado Titular A en la Universidad de Sonora.

**Claudio Alfredo López Miranda**

**Licenciatura en Matemáticas** en la Universidad de Sonora en 1987.

**Maestría en ingeniería** con especialidad en Investigación de Operaciones en la Universidad Nacional Autónoma de México 1995.

**DOCTORADO EN CIENCIAS** con especialidad en Electrónica y Telecomunicaciones con orientación en Telecomunicaciones, en el Centro de Estudios Científicos y de Educación Superior de Ensenada, B. C.

**Trabajo actual:** Profesor-Investigador de Tiempo Completo Indeterminado Titular A en la Universidad de Sonora.



Dr. Francisco Javier Tapia Moreno