

UNIVERSIDAD NACIONAL DE SANTIAGO DEL ESTERO



FACULTAD DE CIENCIAS EXACTAS Y TECNOLÓGICAS

LICENCIATURA EN SISTEMAS DE INFORMACIÓN

TRABAJO FINAL DE GRADUACIÓN

"DETECCIÓN AUTOMÁTICA DEL NIVEL DE CONOCIMIENTO DE ESTUDIANTES EN ENTORNOS DE E-LEARNING"

Autor:

Carlos Gustavo Paladea

Profesar Guía:

Dra. Elena Durán

Profesar Asesora:

Dra. Rosanna Costaguta

-Santiago del Estero -

Argentina

TRABAJO FINAL DE GRADUACIÓN DE LA LICENCIATURA EN SISTEMAS DE INFORMACIÓN

"DETECCIÓN AUTOMÁTICA DEL NIVEL DE CONOCIMIENTO DE ESTUDIANTES EN ENTORNOS DE E-LEARNING"

Autor:		
Carlos Gusta	vo Paladea	
Profesor Guía:		
Dra. Elena D		
Asesor:		
Dra. Rosani	 na Costaguta 	*
Aprobado el día por el Tribunal in		del año 20
(firma)	(firma)	(firma)
(aclaración)	(aclaración)	(aclaración)
<i></i> ≈	Santiago del Estero – A	rgentina 🤜

A mi familia
A mis amigos
Y a Dios o a quien corresponda.

Agradecimientos

A las profesoras que colaboraron en el desarrollo de este trabajo final:

Dra. Elena Durán por su dedicación, apoyo y compromiso.

Dra. Rosanna Costaguta por compartir su consejo y experiencia.

Profesor Elvio Suárez por brindar ayuda y orientaciones adicionales.

A los alumnos participantes del curso e-learning por haber colaborado en esta

experiencia.

Carlos Gustavo Paladea Santiago del Estero, Argentina Julio de 2011

RESUMEN

El e-learning es una modalidad de enseñanza que entre sus ventajas posee la capacidad de individualizar el aprendizaje. Es decir, provee a cada estudiante la libertad de aprender a su propio ritmo, de acuerdo a sus propias capacidades y tiempos. Pero, además, el estudiante necesita que la interfaz del sistema esté personalizada, adaptada a sus exigencias, que contribuya a mejorar el aprendizaje de la asignatura.

Todo sistema con enseñanza individualizada necesita poseer características adaptativas a cada alumno, en cada momento del tiempo. Para ello necesita un modelo o perfil de alumno que contenga información del estudiante, y le permita al sistema incrementar la calidad de sus adaptaciones.

Una de las características más importantes a registrar en el modelo del alumno es el conocimiento del dominio que posee el estudiante. Contar con esta información en el modelo permitirá asistirlo más eficientemente ofreciéndole contenidos, ejercicios, evaluaciones adaptadas a su nivel de conocimiento.

Para contar en el modelo de alumno con información del nivel de conocimiento del alumno es necesario disponer de técnicas que provean esta información de manera automática. Estas técnicas corresponden al dominio de la Inteligencia Artificial. Dentro de esas técnicas se encuentran las Redes de Bayes. Una Red de Bayes es una técnica para realizar inferencias o diagnósticos de un hecho, basándose en evidencias que se exteriorizan como síntomas observables. En este caso, las evidencias son el desempeño de los alumnos en actividades y el hecho a diagnosticar es el nivel de conocimiento del alumno en un tema.

En este trabajo se propone la creación de un modelo del alumno basado en Redes de Bayes, para detectar automáticamente el nivel de conocimiento del estudiante en un curso e-learning, bajo la plataforma Moodle, a partir de analizar sus iteraciones con el sistema.

Palabras Clave

Modelo de Alumno, e-learning, Red de Bayes, conocimiento del estudiante.

Contenido

CAPÍTULO 1. Planteamiento del Problema	1
1.1 Introducción	1
1.2 Planteamiento y Formulación del Problema	2
1.3 Antecedentes.	4
1.4 Objetivos.	12
1.4.1 Objetivo General	12
1.4.2 Objetivos Específicos	12
1.5 Justificación	13
1.6 Organización del Trabajo.	13
CAPÍTULO 2. Marcos Referenciales.	14
2.1 Introducción	14
2.2 Marco Teórico	14
2.2.1 Educación a distancia	14
2.2.2 E-elearning	15
2.2.3 Ambiente Virtual de Aprendizaje	17
2.2.3.1 Entornos de un Ambiente Virtual de Aprendizaje	18
2.2.3.2 Consideraciones para un Ambiente Virtual de Aprendizaje	
2.2.4 Sistema Hipermedia Adaptativa	20
2.2.4.1 Componentes de un sistema hipermedia adaptativo	22
2.2.4.1.1 Modelo de dominio	23
2.2.4.1.2 Modelo de usuario	24
2.2.3.1.3 Modelo de Adaptación	26
2.2.4.2 Áreas de aplicación de los Sistemas Hipermedia Adaptativa	27
2.2.4.3 Que puede ser adaptado	28
2.2.5 Técnicas de IA de Soporte a Perfiles de Usuario	29
2.2.5.1 Redes de Bayes	31

2.3 Marco Metodológico	34
2.3.1 Construcción de una Red de Bayes	34
2.3.2.1 Construcción Manual.	35
2.3.2.1.1 Fases para la construcción de una Red de Bayes	36
2.4. Marco Empírico	39
CAPÍTULO 3. Modelo Bayesiano del Alumno	40
3.1 Introducción	40
3.2 Modelo Bayesiano del Alumno	40
3.2.1 Tipos de nodos	40
3.2.2 Modelado de las relaciones	41
3.3 Inicialización del Modelo de Alumno	41
3.3.1 Descripción de los Temas y Actividades del Curso	42
3.3.2 Relación entre las actividades y temas del curso	43
3.3.3 Carga de las tablas de probabilidades condicionales	44
3.4 Inferencia del Nivel de Conocimiento del Alumno	45
3.5 Priorización de la Salida de las Redes	49
CAPITULO 4: Evaluación del Modelo Bayesiano del Alumno	50
4.1 Introducción	50
4.2 Sistematización de la Información sobre el Curso	50
4.3 Inicialización de las Redes de Bayes	51
4.4 Implementación del Modelo de alumno Basado en Redes de Bayes	51
4.5 Evaluación de Modelo	57
4.5.1 Métricas de Evaluación	57
4.5.2 Cálculo de las Métricas en el Modelo de Alumno	58
4.5.3 Análisis de los resultados	66
CAPITULO 5. Conclusiones	67
5.1 Conclusiones	67
5.2. Trabajos futuros	68

REFERENCIAS	70
ANEXOS	
Anexo A: Documentación del Curso E-learning	73
A.1 Introducción	73
A.2 Plataforma Moodle	73
A.3 Descripción del Curso.	74
A.4 Implementación del curso	88
Anexo B: Tablas de Probabilidades Condicionales	89
Tema 1: Conceptos Básicos y Fundamentos de Realidad Virtual	89
Tema 2: Arquitectura de Hardware	103
Tema 3: Desarrollo de Aplicaciones de Realidad Virtual	106

Capítulo 1:

Planteamiento del Problema

CAPÍTULO 1

Planteamiento del Problema

1.1 Introducción

El e-learning está transformando substancialmente la manera de aprender y enseñar en el siglo XXI. Esto se debe a que ofrece una gran infraestructura con grandes capacidades de comunicación y gestión del conocimiento junto con un tratamiento más personalizado hacia el alumno. En el campo educativo ha permitido, además, propuestas novedosas para que los alumnos puedan aprender y navegar libremente en un conjunto de enlaces en la Web.

Sin embargo, en esta innovación tecnológica debe enfrentarse a algunos inconvenientes que presentan los estudiantes al momento de operar con ella; como por ejemplo, la desorientación en el ciberespacio, el finalizar actividades antes de tiempo sin fijar adecuadamente los contenidos, o la incompatibilidad entre los recursos didácticos presentados al alumno y su estilo de aprendizaje o nivel de conocimiento sobre la asignatura, entre otras cosas.

Para mejorar la calidad de la educación a través de Internet, el sistema debería tener la capacidad de personalizar o adaptarse a las características de cada alumno. Los sistemas que tienen esta capacidad son los llamados sistemas adaptativos. Son sistemas con la facultad de ajustar su funcionamiento a las metas, tareas intereses y otras características de los alumnos o grupos de alumnos. Para esto, el sistema debe registrar a través de la interacción con el alumno, información correspondiente al mismo, y volcarla en un modelo que el sistema mantiene acerca de las características de dicho alumno. Este modelo recibe el nombre de modelo de alumno. Una de las características del alumno más ampliamente modelada es el nivel de conocimiento, el objetivo es detectar la falta de conocimientos o errores para establecer una futura intervención instruccional (por ejemplo mostrar u ocultar información y vínculos, o consejos de tutoría del sistema). Tales intervenciones se denominan adaptaciones, y se realizan automáticamente en base a las suposiciones que hace el sistema sobre el usuario. Para registrar en el modelo de estudiante los conocimientos que va adquiriendo el alumno, y motivar adecuadamente su participación, es preciso aplicar técnicas de Inteligencia Artificial que permitan detectar automáticamente el nivel de conocimiento del estudiante en cada tema del dominio.

En el contexto de los Sistemas Adaptativos se utilizan técnicas de la Inteligencia Artificial para dar más y mejor soporte a los usuarios Brusilovsky [28]. La Inteligencia Artificial proporciona más autonomía al sistema a la hora de tomar decisiones. Esto se debe a que el programador provee los medios para que la computadora resuelva los problemas cuando se presenten, utilizando mecanismos que simulan la toma de decisiones o el razonamiento humano. Así el sistema puede responder inteligentemente a situaciones que no fueron específicamente anticipadas por el programador.

Las Redes de Bayes, son una técnica de Inteligencia Artificial que simula el razonamiento humano, asociando probabilidades a eventos y utilizando cálculos probabilísticos para llegar a conclusiones. Las Redes de Bayes se basan en la teoría de probabilidades, que modela la toma de decisiones en un entorno incierto, para llegar a obtener un resultado o decisión, en base a información disponible en el entorno o evidencia.

En este trabajo se utilizan las Redes de Bayes para detectar el nivel de conocimiento de cada alumno, en un curso implementado sobre la plataforma Moodle.

1.2 PLANTEAMIENTO Y FORMULACIÓN DEL PROBLEMA

La principal ventaja del e-learning es la posibilidad de desarrollar un proceso educativo que se adapte al ritmo de aprendizaje del alumno, en el horario y en el lugar que éste prefiera. Sin embargo, favorece la dispersión ya que la navegación por los software educativos, llenos de aspectos interesantes, inclina a los usuarios a desviarse de los objetivos del aprendizaje. Los alumnos se resisten a emplear el tiempo necesario para consolidar los aprendizajes y confunden el conocimiento con la acumulación de datos. Esto favorece la generación de aprendizajes incompletos y superficiales.

Es necesario, entonces, una educación personalizada. Esta se resume a tres principios metódicos que deben cumplirse. Primero adecuación a la singularidad personal de cada alumno armonizándola con las formas cooperativas de trabajo. Segundo posibilidad de elección de contenido y técnica de trabajo por parte de los alumnos. Y por último flexibilidad en la programación y utilización de las técnicas de aprendizaje [13].

La educación personalizada es una actividad educativa centrada en el alumno, que realiza un seguimiento individual del mismo, busca adaptarse a las necesidades únicas de cada alumno, el profesor se encarga de guiar el aprendizaje individual de cada estudiante.

El hecho de que la enseñanza se realice a través de la Web, provee facilidades pero también dificulta el aprendizaje; por lo tanto, se hace necesario un seguimiento individual de cada alumno a través de una educación personalizada. Para ello, existen herramientas que hacen posible el seguimiento individual del alumno como los foros y los chats, que son de mucha ayuda para el profesor. Pero existen vacíos que el profesor no puede cubrir adecuadamente debido a la gran cantidad de alumnos que puede llegar a tener y a la heterogeneidad de los mismos. Los estudiantes tienen diferentes velocidades de aprendizaje, conocimientos previos, estilos de aprendizaje, etc. La Web al romper las barreras geográficas-temporales de un aula tradicional también provoca una mayor diversidad en las características de los alumnos, (culturales, sociales, de idiosincrasia). Todas estas variables hacen difícil al profesor diagnosticar el problema de aprendizaje. Los profesores no pueden adaptar su enseñanza a tal diversidad de alumnos, no pueden personalizar la educación en grupos demasiado numerosos y heterogéneos de alumnos.

El nivel de conocimiento que cada alumno posee sobre el tema de un curso, es una de las características más importantes a atender. No todos los alumnos logran el mismo nivel de conocimiento de un tema, ya que tienen la libertad de estudiar y completar las actividades cuando les es posible hacerlo, y además, poseen diferentes velocidades de aprendizaje. Pero sistemas de aprendizaje a distancia, generalmente les ofrecen el mismo material a todos los alumnos sin tener en cuenta su nivel de conocimiento y en muchos casos sin brindar una asesoría o consejos adecuados cuando el alumno los necesita. Esto puede llegar a causar confusión durante el aprendizaje de la asignatura.

Debido a estos problemas es importante que el sistema de educación virtual se adapte al nivel de conocimiento que cada estudiante tiene sobre el dominio; es decir, si un alumno presenta un nivel de conocimiento bajo en algún tema, el sistema pueda proveer algún consejo sobre cómo abordar las dificultades, o ofrecer material didáctico o actividades ajustadas a sus conocimientos.

Entre los sistemas de educación virtual más utilizadas por los educadores se encuentra la plataforma de e-learning Moodle. Esta provee algunas capacidades adaptativas que están disponibles en su última versión 2.0. Se trata de las actividades condicionales y las completadas. Las actividades condicionales permiten que el alumno tenga acceso a ellas, si se ha cumplido una fecha límite, o si obtuvo cierta calificación, o si ha culminado otra actividad

como requisito para comenzar esta. Estas pueden además, encadenarse para permitir revelar progresivamente el contenido del curso, si así se desea. Las actividades completadas son aquellas donde los profesores pueden especificar condiciones, que definen cuando cualquier actividad o curso es visto como concluido o finalizado por un estudiante. Por ejemplo, cuando se ha realizado un cierto número de publicaciones o elecciones, o se ha alcanzado una determinada calificación.

Pero estas actividades no modelan adecuadamente el nivel de conocimiento del alumno, teniendo en cuenta la estructura curricular del curso. Se utiliza información simple que es poco útil para realizar consejos instructivos. También existen antecedentes de adaptaciones realizadas que no han sido incorporadas aún a esta plataforma e-learning [10][11][14][15].

A diferencia de lo que hoy existe, en este trabajo se propone diseñar un modelo de estudiante que por medio de Redes de Bayes reconozca el nivel de conocimiento (alto, medio, bajo) de un estudiante en relación a una temática particular de un curso. Para ello, se tomarán como evidencias las acciones del estudiante en un curso implementado sobre la plataforma Moodle.

1.3 Antecedentes

La Información sobre el conocimiento del dominio incluye suposiciones acerca del conocimiento del estudiante sobre ciertos conceptos, relaciones entre conceptos, hechos y reglas de acuerdo al dominio de aplicación del sistema. Existen diversos Sistemas Tutoriales Inteligentes que realizan adaptaciones teniendo en cuenta el conocimiento del estudiante mediante Redes de Bayes. Entre ellos es posible citar los siguientes.

Una de las primeras aproximaciones orientadas a evaluar el aprendizaje por medio de redes bayesianas se llevó a cabo con estudiantes de secundaria en una asignatura de física. OLAE [30] (acrónimo de la expresión anglosajona Off-Line Assessment of Expertise) es un sistema que evalúa diferentes aspectos claves en la resolución de problemas de física. Consta de una interfaz gráfica dividida en cuatro secciones: una barra de tareas para seleccionar categorías de problemas, un recuadro que presentaba el enunciado del problema junto a una representación gráfica del mismo, un croquis del problema destinado a que el aprendiz señale las fuerzas y las ecuaciones implicadas en el problema y, por último, una sección donde se proporciona la respuesta. El sistema va creando Redes de Bayes a partir de las respuestas del usuario para modelar el nivel de conocimiento del estudiante. No obstante, OLAE es más herramienta de evaluación y su funcionamiento no es dinámico sino estático ya que realiza las operaciones

después de que el usuario ha dado sus respuestas. Por otro lado, se limita a estimar la probabilidad relativa a la utilización de ecuaciones y principios físicos, no a enseñarlos. OLAE supuso un avance en la estimación de habilidades con Redes de Bayes y dio paso a sistemas de tutorización dinámicos más sofisticados.

El sistema SIETTE (Sistema Inteligente de Evaluación mediante Test para la TeleEducación) [33] integrado en el proyecto TREE (TRaining of European Environmental

Trainers and Technicians) utiliza la filosofía de los Tests Adaptativos Computarizados (TAC) basados en la Teoría de Respuesta al Ítem (TRI) como herramientas básicas para desarrollar sistemas de tutorización inteligente más eficientes. Una de las características más importantes del sistema SIETTE es que funciona a través de Internet. Sin embargo, el sistema no está implementado en un STI per se; sino que, más bien, SIETTE se dedica a evaluar el conocimiento de forma adaptativa por medio de procedimientos eficientes.

El sistema HYDRIVE [34] fue desarrollado por los Laboratorios Amstrong de las Fuerzas Aéreas de los Estados Unidos para simular el funcionamiento del avión de combate F-15. Los problemas se presentan en formato de video donde el piloto describe algunas deficiencias en el funcionamiento de un aparato que está aterrizando o que ya ha aterrizado (por ejemplo, el chequeo rutinario del timón de aterrizaje no responde correctamente). La interfaz gráfica permite al estudiante llevar a cabo una tarea de resolución de problemas revisando videos del aparato y actuando sobre ellos. La Red de Bayes generada a partir de HYDRIVE consta de 22 nodos organizados jerárquicamente en cuatro capas. En la cúspide de la jerarquía aparece la ejecución global del usuario. En un nivel inferior se reflejan los tres tipos de conocimientos que el sistema evalúa: conocimiento del sistema, conocimiento estratégico y conocimiento procedimental. En la tercera capa están los subcomponentes de cada tipo de conocimiento. La cuarta capa sirve para recoger los datos de la ejecución del alumno. Todos los arcos están orientados en sentido decreciente desde las capas superiores a las inferiores.

En Millan [1] se propone un modelo de alumno basado en una Red bayesiana estática, destinada a realizar test adaptativos. El objetivo principal de un test adaptativo es mejorar la precisión del diagnóstico reduciendo el número de preguntas, (adecuándolo al nivel de conocimientos del alumno).

El Sistema Andes [2] usa una Red de Bayes para modelar el conocimiento del estudiante en física. El problema era encontrar un algoritmo de diagnóstico, es decir, un algoritmo que dadas

las respuestas de un alumno a las preguntas y las relaciones entre preguntas y reglas, determinase el subconjunto de reglas que eran conocidas por el alumno que ha hecho el examen.

El sistema Desktop Associate [3] modela la habilidad del estudiante usando un procesador de texto, considera que tener una habilidad tiene influencia causal en ser capaz de realizar una tarea o contestar una pregunta, y que poseer una habilidad general tiene influencia en poseer las habilidades en las que se descompone. Los nodos que utiliza la Red de Bayes son de dos tipos. Nodos de habilidades, que miden si el alumno es capaz de hacer algo, como dar formato a un párrafo, cambiar el tipo de letra, etc. Nodos evidencia, que son los nodos encargados de recoger la información sobre el alumno que después servirá para determinar su nivel de conocimiento. Dicha información se puede recoger de tres formas distintas (que se corresponden con tres clases distintas de nodos evidencia): realizando preguntas al alumno, pidiéndole que realice cierta tarea o, si el profesor observa de forma directa que el alumno tiene cierta habilidad, introduciendo esta información en la red.

En Bunt et al. [4] se propone un instructor en un ambiente de aprendizaje dentro del dominio de las funciones matemáticas, las Redes de Bayes que modelan el conocimiento del alumno sirven de información para generar advertencias cuando el estudiante deja un ejercicio que no ha sido suficientemente explorado.

Conati y Muldner [5] presentan un sistema tutorial inteligente diseñado para ayudar a los estudiantes a resolver problemas de física. Se incluye una interfaz que permite a los estudiantes resolver los problemas en el dominio de la física newtoniana y pedir un ejemplo cuando sea necesario. Consiste en proporcionar ayuda a los estudiantes con ejemplos seleccionados de forma adaptativa. Para encontrar los mejores ejemplos se tiene en cuenta las características de los estudiantes, incluidos los conocimientos de dominio, la capacidad de resolver el problema sin ayuda, la capacidad de aprender de sus errores, y la similitud entre un problema y el ejemplo candidato. En base a ello se elige el ejemplo que genere una mayor utilidad total calculada en la Red de Bayes.

CIMEL [6] es un sistema tutorial inteligente para aprendices de programación en Java. Este sistema trabaja con multimedia y el ambiente de programación Eclipse, proporcionándole al estudiante tanto refuerzos con material multimedia como asistencia en tareas de programación. Se registra cada pantalla las visitas de estudiantes, cada interacción en los ejercicios, y cada

resultado de los cuestionarios a una base de datos del lado del servidor, que el modelo de estudiante examina. El modelo de estudiante representa la comprensión del estudiante de los conceptos. Este tiene tres capas. En primer lugar, la capa de problemas de dominio, es un conjunto de grafos, cada uno modela la probabilidad de que un estudiante comprenda un concepto y sus requisitos previos, teniendo en cuenta su rendimiento en un ejercicio. Por ejemplo en un ejercicio de preguntas sobre el concepto de "atributo UML". Hay un vínculo desde el concepto "atributo" hasta el nodo "respuesta del estudiante". También hay vínculos desde los conceptos prerrequisitos, los conceptos "objeto" y "clase" al concepto "atributo". El concepto "atributo" también aparece como nodo raíz de otras redes de las que es un requisito previo. Una vez que el modelo de estudiante determina la probabilidad del concepto "atributo" todos los otros conceptos de las redes para las cuales "atributo" es prerrequisito se actualizan.

En segundo lugar la capa histórica de conocimiento actualiza un modelo del estado del conocimiento del estudiante desde las soluciones del estudiante a un problema o muchos problemas. Si hay muchas respuestas erróneas, esta capa identifica las posibles razones, tales como que el estudiante no entiende el concepto (atributo), o los conceptos prerrequisitos (objeto y clases), o si el estudiante ha olvidado estos conceptos con el tiempo (por ejemplo ha pasado más de tres días).

Finalmente, la capa cognitiva infiere si el estudiante exhibe problemas generales en los patrones de solución (tales como descomposición o analogía) o antipatrones (adivinar o intuir). Por ejemplo si estudiante omite la pregunta, la capa cognitiva infiere que el estudiante puede no estar prestando atención. El modelo de estudiante empaqueta su diagnóstico, incluyendo todas las posibles razones con valores de probabilidad, y como paquete lo envía al Agente Pedagógico. Luego éste proporciona información y tutoría a los estudiantes.

En el sistema ITS-TB [7] para el entrenamiento en Enfermedades Infecciosas, se aplican dos técnicas de modelado de usuario: Redes de Bayes y Razonamiento Basado en Casos, y luego se hace una comparación cualitativa entre ellas.

ASSISTment [8] es un sistema e-learning que además realiza evaluaciones por internet, aquí se analiza cual es el mejor nivel de granularidad para la Red de Bayes del sistema.

En Hernández et al. [9] se muestra un sistema tutorial inteligente integrado a un juego educativo para aprender a factorizar números. Se modela tanto el conocimiento del estudiante

como su estado emocional para poder inferir las acciones tutoriales pertinentes. Se presenta el desarrollo de un modelo probabilístico afectivo del usuario, diseñado para permitir que un agente inteligente reconozca las múltiples emociones del usuario durante la interacción con un juego educativo. Reconoce una variedad de emociones del usuario mediante la combinación de información tanto sobre las causas y los efectos de las reacciones emocionales mediante una red bayesiana dinámica. El modelo se basa en registro de expresiones corporales obtenidas mediante sensores, rasgos de personalidad, considerados según una teoría psicométrica y el nivel de conocimiento en la tarea de factorizar números. El objetivo es emplear este modelo de usuario para orientar las intervenciones de adaptación del sistema para mejorar el éxito general de la experiencia educativa del estudiante con el juego.

En el estudio realizado por Gong, Beck, y Heffernan, titulado "Comparación entre la Traza de conocimientos y Análisis factorial de Rendimiento usando Múltiples Modelos de Ajuste" [35], se han utilizado los datos de ASSISTment. En el mismo, se compararon dos modelos del alumno en cuanto a su predicción exactitud y verosimilitud de los parámetros. Uno de estos modelos se basa en regresión logística y el otro en una Red de Bayes dinámica. La Red de Bayes tiene dos tipos de nodos: los nodos evidencia, que registran el desempeño de los estudiantes; y los nodos de conocimiento que miden el conocimiento del alumno. El modelo toma el rendimiento de los estudiantes y los utiliza para estimar su nivel de conocimiento. Hay dos parámetros de rendimiento: desliz y adivinar, que miden el conocimiento del estudiante y el desempeño estudiantil. El parámetro desliz reconoce que incluso los estudiantes que entienden un tema pueden cometer un error por descuido ocasional. El parámetro adivinar representa el hecho de que el estudiante a veces puede generar una respuesta correcta a pesar de no saber el tema. Hay también dos parámetros de conocimiento del alumno. El primero es el conocimiento inicial, la probabilidad de que el estudiante conozca el tema la primera vez que utiliza el tutor. El segundo es la tasa de aprendizaje, la probabilidad de que un estudiante adquiera una habilidad como resultado de la oportunidad de practicarla.

Respecto a los antecedentes sobre adaptaciones realizadas en Moodle, que tienen en cuenta el conocimiento de dominio para personalización, pero que aún no han sido integrados oficialmente a la plataforma, se pueden citar los siguientes trabajos:

En Arteaga et al. [10] el objetivo del trabajo es generar una adaptación al aprendizaje colaborativo sobre Moodle. Obteniendo para cada alumno un conjunto de colaboradores

potenciales para una tarea. El modelo del alumno describe, la predisposición a colaborar o no, la cantidad de alumnos que está dispuesto a ayudar sin que eso dificulte su avance, el nivel de conocimiento alcanzado en la actividad (información obtenida de una actividad realizada).

En Rauch et al. [11] el objetivo principal del trabajo fue diseñar e implementar un algoritmo de personalización, dentro del entorno virtual de aprendizaje, capaz de crear automáticamente una ruta individual de aprendizaje. El algoritmo propuesto se basa en el enfoque de agentes, que asigna al conjunto de agentes la estructura del curso. Luego, mediante la comunicación entre los agentes, y los parámetros que determinan las habilidades aprendidas, permite la adecuada selección de actividades que constituyen la trayectoria de aprendizaje personalizada. También se puede citar el trabajo de Roa et al. [12] que presenta un modelo de estudiante para la plataforma Moodle basado en Redes Neuronales. La red propuesta contiene capas ocultas y su número depende de la rapidez buscada en el aprendizaje. En este caso sólo tiene una y el número de neuronas para esta capa se obtiene por prueba y error tratando de minimizar el tiempo de entrenamiento. En la fase de entrenamiento se obtienen los pesos de las conexiones que hacen que el error global sea menor a un valor preestablecido. Una vez entrenada la red, reconoce el desempeño del alumno al perfil más adecuado, según las características demostradas en la realización de la actividad actual.

Con respecto a modelos de alumno basado en Redes de Bayes para la plataforma Moodle se encuentran los siguientes trabajos.

Integración de cuestionarios adaptativos dentro de la plataforma Moodle [14]. El modelo del dominio de conocimiento que se elabora en este trabajo se compone de los conceptos en el dominio en cuestión. A tal fin, la lista de los conceptos que se enseñan en ese dominio se define como relaciones de requisito previo, participación, agregación, etc. Se utiliza una Red de Bayes donde cada nodo representa un concepto específico del dominio en cuestión y expresa la probabilidad de adquisición por parte del alumno. Se ha añadido este tipo de test para la estimación de la capacidad del alumno, y para poder seleccionar y administrar la pregunta más informativa. El modelo de alumno contiene su capacidad o error en dominios diferentes. La información se utiliza con fines de diagnóstico. El modelo de aprendizaje puede ser consultado por los profesores y descargado como un archivo XML.

En [15] se presenta un prototipo de herramienta complementaria, denominada SCOMAX/SCOMIN para la plataforma Moodle. La herramienta es una aplicación web para

detectar los conocimientos previos de un alumno y de autoayuda, con objeto de realizar un aprendizaje centrado en el alumno. Esta herramienta se basa en el uso de mapas conceptuales, creados por el profesor, que contienen los conceptos organizados en el mapa, partiendo desde los conceptos objetivos hasta los conocimientos previos. Dado el mapa conceptual de una determinada materia, SCOMAX permite identificar cuáles de los conceptos que aparecen en dicho mapa son conocidos por el alumno y con qué profundidad. Para ello, se deben definir cuáles son los conceptos previos y los conceptos objetivos a evaluar. El siguiente paso consiste en incorporar a la herramienta SCOMAX, para cada concepto, las preguntas que queremos realizar al alumno. Estas preguntas deben ser de opción múltiple. Las preguntas deben responder a varios niveles de dificultad, tener un grado de relación con el concepto, y se le debe asociar un tiempo de respuesta en segundos, que refleja el tiempo que se le permite al alumno para contestar la pregunta. Esta herramienta incluye un test adaptativo basado en Redes de Bayes, el cual es capaz, en función de las respuestas del alumno, estimar el grado de conocimiento del alumno para ese concepto. Para ello, este test lanza preguntas al alumno con un nivel de dificultad determinado en función de las respuestas del alumno a preguntas anteriores. Es decir, si el alumno va contestando correctamente, entonces el sistema va subiendo paulatinamente el grado de dificultad de la siguiente pregunta. Por el contrario, si a partir de un determinado momento el alumno falla en una respuesta, el sistema baja el nivel de dificultad de la siguiente pregunta. Además, el sistema dispone de un mecanismo de parada bien para cuando ya no puede obtener una mayor estimación sobre el grado de conocimiento de un concepto, o bien porque no existen más preguntas. La herramienta informática SCOMAX parte de los conceptos previos definidos en el mapa y comienza a evaluar los conceptos progresando en el mapa, siempre que el alumno vaya superando al menos con una nota de 0.5 los conceptos. Cuando un concepto no sea superado el sistema no prosigue evaluando por esa rama del mapa, pues se entiende que si ese concepto no ha sido superado no lo serán otros conceptos que van a continuación y que precisan del conocimiento de aquél que no fue superado. El sistema mostrará para cada concepto cuáles fueron las preguntas realizadas, cuáles fueron contestadas correctamente y cuál es la estimación realizada por el sistema sobre el grado de conocimiento de cada concepto.

El sistema SCOMAX está diseñado para que constituya una herramienta de evaluación de las diferentes asignaturas de un curso completo, o los diferentes temas de una disciplina completa o ambas cosas.

A la herramienta anterior se le ha incorporado la herramienta SCOMIN (Student Concept Map Introspective), permitiendo la incorporación de contenidos de aprendizaje, con lo que a la acción de autoevaluación se le incluye la de autoaprendizaje. Dicha combinación de herramientas posibilita que, sobre cada nodo de un mapa conceptual dado se le incorporen los contenidos, o mejor dicho los enlaces a los contenidos que el profesor considere. Realmente el sistema está preparado para incorporar dos tipos de contenidos: contenidos que un alumno deberá estudiar la primera vez que se enfrente con ese concepto, o bien contenidos para recuperación, que se deberían estudiar cuando un alumno no supera un test realizado sobre ese concepto.

Aquí se propone un modelo de alumno basado en Redes de Bayes que modele el nivel de conocimiento del alumno, utilizando actividades que funcionan dentro de la plataforma elearning Moodle.

Moodle es software libre. Los usuarios son libres de distribuir y modificar el software bajo los términos de la Licencia Pública General de GNU . Es una de las plataformas e-learning más utilizadas. Se ha popularizado para una gran cantidad de navegadores (Firefox 3 , Safari 3, Google Chrome 4 ,Opera 9 , MS Internet Explorer 7 , o versiones superiores de los mismos) Moodle posee módulos de actividades propias, nativas de la plataforma (tareas, consulta, foro, cuestionario, diario, encuesta, wiki) y otro tipo de objetos de aprendizaje que se pueden subir debido a los estándares de recursos y paquetes educativos existentes (IMS Content Packaging, SCORM, AICC (CBT), LAMS) para que ellos sean intercambiables y reutilizables.

La reciente versión 2.0 incorpora características adaptativas, pero Moodle aún no dispone de un modelo de alumno que permita determinar el nivel de conocimiento de cada alumno en un tema de la asignatura. En este momento solo se dispone y utiliza información correspondiente a la calificación obtenida por el alumno en las actividades.

Si bien existen modelos de alumno basados en Redes de Bayes dentro de Moodle, no han sido incorporados en versiones oficiales y sólo son utilizados en test adaptativos [14][15]. Este tipo de test se basa en respuestas de los estudiantes a preguntas, mediante ellas se va estableciendo el nivel de conocimiento y también se determina la siguiente pregunta más informativa para

continuar evaluando al alumno o decidir detener el test. Estos test no utilizan la información correspondiente a las actividades de Moodle, sino a un conjunto de preguntas definidas exclusivamente para este tipo de test.

Si bien estos modelos han demostrado ser apropiados en la realización de test adaptativos personalizados, es necesario disponer de un modelo que indique el nivel de conocimiento del alumno utilizando la información disponible en Moodle, para obtener información necesaria para personalizar el curso.

En esta propuesta se dispone de un modelo de alumno para determinar el nivel de conocimiento del alumno de una manera sencilla y que podría ser utilizada en cualquier dominio de conocimiento, además de utilizar información disponible dentro de la plataforma Moodle, sobre la calificación de los estudiantes en las diversas actividades, que están implementadas dentro de la plataforma.

La presente propuesta determina el nivel de conocimiento en base a actividades disponibles en Moodle. Aquí se propone un modelo de alumno que se beneficie de todas estas ventajas y que sea sencillo de utilizar e implementar en futuras versiones de Moodle.

1.4 Objetivos

1.4.1 Objetivo General

El presente trabajo tiene como objetivo general:

 Contribuir al desarrollo de adaptaciones para la plataforma Moodle, mediante la construcción y validación de un modelo del alumno que refleje el nivel de conocimiento que posee un estudiante sobre cada tema del dominio.

1.4.2 Objetivos Específicos

Los objetivos específicos definidos para el presente trabajo son:

- Diseñar un Modelo de Estudiante que refleje el nivel de conocimiento de un alumno en relación a cada tema de un curso implementado en la plataforma Moodle.
- Detectar por medio de una Red de Bayes el nivel de conocimiento del estudiante en cada tema del curso.
- Evaluar la validez del Modelo de Estudiante en un curso sobre Realidad Virtual para la asignatura Simulación.

1.5 Justificación

El modelado del alumno basado en Redes de Bayes tique aquí se propone tiene un fundamento teórico sólido, ya que se basa en la Teoría de Probabilidad. Por este motivo, existe un marco teórico firme para fundamentar y validar el funcionamiento del modelo del alumno, lo que permitirá obtener un modelo de alumno confiable.

El desarrollo de un modelo de estudiante probado posibilita una base para el desarrollo de nuevas adaptaciones estables en las plataformas de e-learning, y particularmente en la plataforma Moodle. Estas adaptaciones pueden tomar información del modelo de estudiante y proveer al alumno material de estudio o problemas ajustados a sus conocimientos. También permite ofrecer consejos que guíen al estudiante durante el aprendizaje o sugerir al alumno un compañero de estudio en el curso que pueda ayudarlo en una temática.

Teniendo en cuenta que el curso se desarrolla sobre una plataforma de software libre este modelo podría contribuir, en un futuro, al desarrollo de adaptaciones sobre Moodle, y también con algunas generalizaciones para otras plataformas e-learning que así lo requieran.

1.6 Organización del Trabajo.

Los capítulos que se exponen a continuación se estructuran de la siguiente manera.

En el Capítulo II se exhiben los marcos referenciales y metodológicos que sustentan este trabajo. Además, se detalla el marco empírico que se ha utilizado para la evaluación de la propuesta.

En el Capítulo III se describe el modelo de alumno basado en Redes de Bayes, utilizado para determinar el nivel de conocimiento del alumno.

En el Capítulo IV se describe la evaluación realizada al modelo en base a datos tomados de un curso de e-learning realizado en una asignatura de la carrera Licenciatura en Sistemas de Información de la Universidad Nacional de Santiago del Estero. Se presentan además los resultados de la aplicación de diversas métricas utilizadas para medir el rendimiento del modelo.

Finalmente en el Capítulo V se presentan las conclusiones del trabajo realizado.

Se complementa la documentación del trabajo con dos anexos. En el anexo A se describe el contenido del curso implementado bajo la plataforma e-learning Moodle. En el anexo B se muestran las tablas de probabilidades condicionales utilizadas en las Redes de Bayes.

Capítulo 2:

Marcos Referenciales

CAPÍTULO 2

Marcos Referenciales

2.1 Introducción

En este capítulo se documentan los Marcos Referenciales que sirven de sustento al presente trabajo. Se presentan tres marcos: el marco teórico, el marco metodológico y el marco empírico.

El marco teórico engloba la descripción de conceptos relacionados con la educación a distancia, e-learning, ambiente virtual de aprendizaje, sistema hipermadia adaptativa, sus componentes áreas y tipos de aplicación, modelo de usuario, técnicas de Inteligencia Artificial para soporte para la actualización del modelo de usuario, y en particular dentro de estas técnicas las Redes de Bayes.

En el marco metodológico se presenta la metodología para la construcción de una Red de Bayes.

Finalmente en el marco empírico se describe el ámbito dónde se realizó la validación del modelo bayesiano del alumno, la población de alumnos que participó en el estudio y el área curricular involucrada.

2.2 Marco Teórico

2.2.1 Educación a distancia.

Se presentan a continuación algunas definiciones de educación a distancia.

- Educación a Distancia es distribución de educación que no obligan a los estudiantes a estar físicamente presentes en el mismo lugar con el instructor. Históricamente Educación a Distancia significaba estudiar por correspondencia. Hoy el audio, el video y la tecnología en computación son modos más comunes de envío: (The Distance Learning Resource Network DLRN) [31].
- La Combinación de educación y tecnología para llegar a su audiencia a través de grandes distancias es el distintivo del aprendizaje a distancia. Esto viene a ser un medio estratégico para proporcionar entrenamiento, educación y nuevos canales de comunicación para negocios, instituciones educativas, gobierno, y otros públicos y

agencias privadas. Con pronósticos de ser uno de los siete mayores desarrollos en el área de la educación en el futuro, la educación a distancia es crucial en nuestra situación geopolítica como un medio para difundir y asimilar la información en una base global.- (Texas A&M University) [32].

- El término Educación a Distancia representa una variedad de modelos de educación que tienen en común la separación física de los maestros y algunos o todos los estudiantes (University of Maryland) [33].
- Otra definición de Educación a Distancia plantea que: "es el complemento idóneo y
 necesario de la llamada enseñanza tradicional.. conjunto de procedimientos e
 interacciones de mediación que se establece entre educandos y educadores en el
 desarrollo del proceso enseñanza-aprendizaje con la utilización de recursos
 tecnológicos informáticos y de las telecomunicaciones (Universidad ORT, Uruguay)"
 [16].
- Según Bates y Poole "el e-learning abarca todas las formas de aprendizaje en soporte electrónico y la enseñanza. Los sistemas de información y la omunicación, ya sea en red o no, sirven como medios de comunicación específicos para aplicar el proceso de aprendizaje" [36].

De las definiciones anteriores se pueden identificar tres criterios para definir Educación a Distancia, estos son:

- Separación de los docentes y estudiantes, al menos en la mayor parte del proceso,
- El uso de los medios tecnológicos educacionales para unir a maestros y estudiantes,
- El uso de comunicación en ambos sentidos entre estudiantes e instructores.

2.2.2 E-learning

E-learning es principalmente un medio electrónico para el aprendizaje a distancia o virtual, donde se puede interactuar con los profesores por medio de Internet. El usuario puede manejar los horarios, es un medio completamente autónomo. Constituye una propuesta de formación que contempla su implementación predominantemente mediante Internet, haciendo uso de los servicios y herramientas que esta tecnología provee.

La American Society of Training and Development lo define como "término que cubre un amplio grupo de aplicaciones y procesos, tales como aprendizaje basado en web, aprendizaje basado en ordenadores, aulas virtuales y colaboración digital. Incluye entrega de contenidos vía Internet, intranet/extranet, audio y vídeo grabaciones, transmisiones satelitales, TV interactiva, CD-ROM y más" [17].

Las ventajas que ofrece la formación online son las siguientes [16]:

- Inmersión práctica en un entorno Web 2.0
- Eliminación de barreras espaciales y temporales (desde su propia casa, en el trabajo, en un viaje a través de dispositivos móviles, etc.). Supone una gran ventaja para empresas distribuidas geográficamente.
- Gestión real del conocimiento: intercambio de ideas, opiniones, prácticas, experiencias. Enriquecimiento colectivo del proceso de aprendizaje sin límites geográficos.
- Actualización constante de los contenidos
- Reducción de costos, el e-learning podría sacar ventaja a la educación tradicional.
- Permite una mayor armonía de la vida familiar y laboral.
- Auto estudio. No sólo el aprendizaje es una ventaja del e-Learning. Participar en un programa de este tipo logra desarrollar, si el alumno tiene disposición, ciertas habilidades necesarias tanto para el campo laboral como para el desarrollo personal. La responsabilidad, la interacción con la tecnología, la disciplina, el orden, la búsqueda de alternativas a un problema y la iniciativa, son otras cualidades que permite adquirir la educación en línea.

Las desventajas son [16]:

- Economía. Aunque es considerada una ventaja del e-Learning, la accesibilidad representa también una enorme desventaja, sobre todo en países donde la mayoría de la población vive en la pobreza.
- Cultura. En muchas partes del mundo, todavía se tiene la mentalidad de que para aprender hay que ir a la escuela, sentarse y escuchar a los maestros.

- Motivación. El hecho de que el alumno asuma la responsabilidad de su propio aprendizaje implica que, si no encuentra una motivación para seguir o el curso no está bien diseñado, opte por la renuncia. El estudiante a distancia online es un personal capacitado que debe adaptarse a una nueva forma de estudio. Que debe ser organizado, con capacidad de actualización y motivación. Es posible; con disciplina, ilusión y una actitud que sepa recoger las ventajas de ser cada vez un poco más dueño de su tiempo.
- El e-Learning no es un remedio que sustituya a la formación presencial ni a otros métodos de formación. Pero resulta una opción particularmente interesante para la formación corporativa, así como para aquellos casos en los que haya limitaciones de horario o geográficas.

2.2.3 Ambiente Virtual de Aprendizaje

Los Ambientes Virtuales de Aprendizaje (AVA) son aplicaciones informáticas desarrolladas con un fin educativo. Fueron diseñados con el propósito de facilitar la comunicación pedagógica entre los participantes en un proceso educativo, fundamentalmente docentes y alumnos, sea éste completamente a distancia, presencial, o de naturaleza mixta, es decir, que combine ambas modalidades en diversas proporciones (blended). Funcionan utilizando principalmente Internet [19].

Los AVA no se limitan al aula, ni tampoco a una modalidad educativa en particular: Son espacios en donde se crean las condiciones para que el individuo se apropie de nuevos conocimientos, de nuevas experiencias, de nuevos elementos que le generen procesos de análisis, reflexión y apropiación. Llamémosle virtuales en el sentido que no se llevan a cabo en un lugar predeterminado y que el elemento distancia (no presencialidad física) está presente [19].

No es trasladar la docencia de un aula física a una virtual, ni cambiar el pizarrón a un texto que se lee en el monitor de la computadora. Se requiere que quienes participan en el diseño de estos ambientes conozcan todos los recursos tecnológicos disponibles (infraestructura, medios, recursos de información, etc.), así como las ventajas y limitaciones de éstos para poder relacionarlos con los objetivos, los contenidos, las estrategias y actividades de aprendizaje y la evaluación. Es una integración de medios como texto, gráficos, sonidos, animación y video, o

los vínculos electrónicos, que no tienen sentido sin las dimensiones pedagógicas que el diseñador del ambiente puede darles [19].

Los AVA ponen el énfasis en la interactividad como estrategia para favorecer los procesos educativos. Deben ser lo suficientemente versátiles como para no condicionar la propuesta pedagógica y permitir un amplio abanico de posibilidades en cuanto a los modelos susceptibles de ser utilizados, desde un modelo centrado en el docente hasta un modelo centrado en el alumno. Es decir, lo importante es que el diseño tecnológico acompañe al modelo pedagógico, sin perder de vista que la herramienta tecnológica solamente, aunque sea la mejor, no garantiza el cumplimiento de los procesos educativos [20].

El AVA es un programa que facilita el aprendizaje automatizado. Tales sistemas e-learning a veces también se llaman Sistemas de Gestión del Aprendizaje, del inglés Learning Management System (LMS), Sistema de Gestión de Curso, del inglés Course Management System (CMS), Sistema de Gestión de Contenido para el Aprendizaje, del inglés Learning Content Management System (LCMS), Ambientes de Aprendizaje Gestionado, del inglés Managed Learning Environment (MLE), Sistema de Apoyo al Aprendizaje, del inglés Learning Support System (LSS) o Plataforma de Aprendizaje, del inglés Learning Platform (LP); es un medio de educación llamado "comunicación mediante el computador", del inglés computer-mediated communication (CMC) o "educación en línea", del inglés online education [18].

Un término más correcto puede ser un Ambiente Virtual de Aprendizaje, en lugar de Ambiente Educativo Virtual. Esto quita cualquier ambigüedad e identifica que el ambiente es virtual y no el aprendizaje.

2.2.3.1 Entornos de un Ambiente Virtual de Aprendizaje

Los entornos en los cuales opera un AVA son: el entorno de conocimiento, el de colaboración, el de asesoría, el de experimentación, y el de gestión [19].

Entorno de Conocimiento. Está basado en el elemento currícula. A través de contenidos digitales se invita al estudiante a buscar y manipular la información en formas creativas, atractivas y colaborativas. La construcción de este entorno es a partir de "objetos de aprendizaje" y pueden ser desde una página Web con contenidos temáticos, hasta un curso completo. Cabe señalar que las principales características de los contenidos en AVA residen

en la interactividad, en el tratamiento pedagógico, en su adaptación y en su función con el medio en el que va a ser consultado y tratado por los alumnos.

Entorno de colaboración. Aquí se lleva a cabo la retroalimentación y la interacción entre los alumnos y el facilitador, de alumnos con alumnos e incluso de facilitadores con facilitadores. La dinámica que se genera en este entorno es un trabajo colaborativo que se da de forma sincrónica, ya sea por videoconferencia o por chat, o bien, de forma asincrónica por correo electrónico, foros de discusión o listas de distribución. Aquí se construye el conocimiento y el facilitador modera las intervenciones de los participantes.

Entorno de asesoría. Está dirigido a una actividad más personalizada de alumno a facilitador y se maneja principalmente por correo electrónico (asincrónico), aunque el facilitador puede programar sesiones sincrónicas por chat o videoconferencia con cada uno de sus alumnos, su intención es la resolución de dudas y la retroalimentación de los avances.

Entorno de experimentación. Es un entorno que puede complementar los contenidos, pero que no necesariamente se incluye, depende del tipo y naturaleza de los contenidos y de lo que se quiere lograr con ellos.

Entorno de Gestión. Muy importante para los alumnos y para los facilitadores, ya que los alumnos necesitan llevar a cabo trámites escolares como en cualquier curso presencial, esto es: inscripción, historial académico y certificación. Por otro lado, los facilitadores deben dar seguimiento al aprendizaje de sus alumnos, registrar sus calificaciones y extender la acreditación.

2.2.3.2 Consideraciones para un Ambiente Virtual de Aprendizaje

Finalmente, para que un ambiente virtual de aprendizaje tenga un "clima" adecuado para los actores educativos se deben cuidar aspectos de [19]:

Confianza: Es importante que los estudiantes e instructores tengan la suficiente confianza en la calidad de los medios y los materiales que estarán utilizando en el proceso de aprendizaje. Esto lo puede dar una estrecha relación con la institución educativa a la cual pertenecen, para evitar la angustia que sufren comúnmente los estudiantes de estas modalidades. También se debe cuidar el sistema de administración de aprendizaje que se elija para soportar los cursos.

Interacción: El ambiente siempre debe propiciar la relación entre los actores educativos y entre la institución educativa, además de la interacción que se da a través de las actividades de

aprendizaje. El éxito de un AVA depende fundamentalmente de la manera en que ha sido planeada la interacción., así como de una buena moderación por parte del facilitador.

Accesibilidad: En ambientes saturados de información y tecnología, hay estudiantes y profesores que pueden quedar relegados, confundidos y angustiados. Por ello en un AVA no debe perderse de vista la accesibilidad de quienes participan en el proceso de aprendizaje y considerar, en la medida de lo posible, sus condiciones tecnológicas, culturales y económicas de los usuarios.

Motivación: Imprescindible no sólo para minimizar la deserción, sino para enriquecer el ambiente de aprendizaje. La motivación está dada principalmente por el facilitador hacia su grupo con actividades y estrategias creativas y atractivas. Pero también con la armonía de los tres aspectos anteriores: la confianza que da una institución educativa de calidad, el diálogo permanente con los actores educativos y la institución, así como la accesibilidad, desde los recursos hasta los trámites escolares, todos en conjunto son fundamentales para conformar un "clima" adecuado para los estudiantes y facilitadores.

2.2.4 Sistema Hipermedia Adaptativa

La accesibilidad a las conexiones de Internet ha favorecido que la Web sea un medio ideal para poner en contacto a profesores y alumnos, superando los obstáculos de tiempo y espacio. Desde el punto de vista pedagógico *constructivista*, la Web facilita aplicaciones educativas, porque proporciona acceso inmediato a grandes cantidades de información y hace posible que el alumno explore por sí mismo el dominio de estudio.

Estas ventajas han convertido la Web en una herramienta fundamental para el desarrollo de sistemas educativos basados en computadoras. Estos sistemas educativos se montan en lo que se denomina sistemas hipermedia. Un sistema hipermedia es un sistema que combina las propiedades del hipertexto (acceso no lineal a la información) con la multimedia (documentos de texto, gráficos, sonido y video), generalmente basado en Internet.

A pesar de las ventajas de este medio, los sistemas hipermedia presentan limitaciones inherentes al hipertexto como son la desorientación (desubicación en el hiperespacio) y la sobrecarga cognitiva (exceso de información). También hacen frente a otro tipo de inconveniente como es la heterogeneidad de las características de los usuarios. En dichos ambientes encontramos grupos de individuos con diferentes personalidades, estilos de aprendizaje gustos, conocimientos previos, etc. que desean realizar un mismo curso [28].

Los sistemas hipermedia sufren de la incapacidad de satisfacer necesidades heterogéneas de muchos usuarios. Esto obliga a los profesor/es a aportar una misma metodología, el mismo material de estudio, los mismos ejercicios a un grupo numeroso de alumnos. Dichos alumnos tienen necesidad de metodologías, materiales de estudio y ejercicios ajustados a sus características únicas de aprendizaje. El resultado final se traduce en grandes dificultades para producir una educación de calidad. Aunque los profesores buscaran adaptar el curso a cada estudiante, no lograrían hacerlo por la gran cantidad de los mismos, y es porque el sistema no está diseñado para tales fines.

En cambio, los Sistemas Tutores Inteligentes (STI) son aplicaciones educativas basadas en técnicas de Inteligencia Artificial, que utilizan un enfoque pedagógico *instructivo*. Estos sistemas guían al alumno estructurando, adaptando y supervisando su aprendizaje y no permiten explorar libremente los conocimientos. Un Tutor Inteligente "es un sistema de software que utiliza sistemas inteligentes para asistir al estudiante que requiere de un tutorizado uno a uno y lo guía en su aprendizaje, adicionalmente posee una representación del conocimiento y una interface que permite la interacción con los estudiantes para que puedan acceder al mismo" [20].

Ambos tipos de sistemas presentan desventajas. Los primeros dejan al usuario muy libre, delegando la tarea de enseñar en el propio usuario del sistema y los segundos convierten a la tarea educacional en excesivamente restringida a las órdenes del tutorial.

Los Sistemas Hipermedia Adaptativos (SHA) se han convertido con el tiempo en una evolución lógica de los sistemas hipermedia tradicionales en su uso para la educación.

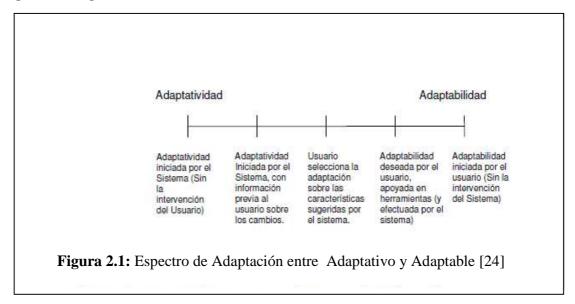
Gaudioso [20] define los SHA "como aquellos sistemas de hipermedia capaces de ajustar su presentación y navegación a las diferencias de los usuarios, reduciendo así los problemas de desorientación y falta de comprensión, propios de los sistemas hipermedia no adaptativos".

Estos sistemas no sólo proporcionan información sino que intentan adaptarse a las características del usuario de manera que la tarea con el sistema sea mucho más sencilla y que éste aprenda mejor y más rápido. Dichos sistemas surgen del mestizaje entre los sistemas hipermedia tradicionales y los STI.

El concepto de adaptación ha sido ampliamente investigado en el campo de los Sistemas Hipermedia [24], [25] y se ha demostrado que se puede proporcionar mejores ambientes de aprendizaje, y que con ellos los estudiantes alcanzan un mayor rendimiento.

Oppermann et al. en [24] define dos clases de sistemas para dar soporte a los usuarios (figura 2.1):

- Los sistemas Adaptables permiten al usuario cambiar ciertos parámetros del sistema y adaptar su comportamiento de acuerdo a estos cambios.
- Los sistemas Adaptativos se adaptan a los usuarios automáticamente basándose en las suposiciones que el sistema hace de las necesidades de los usuarios.



2.2.4.1 Componentes de un sistema hipermedia adaptativo.

La idea fundamental en los SHA es la necesidad de conocer las particularidades de quien usa el sistema y de esta manera poder ofrecerle un material acorde a sus características en un dominio específico. El objetivo es incrementar la funcionalidad de los sistemas hipermedia de modo que, tanto la forma de presentar la información como la propia información presentada, se adapten a las necesidades de cada usuario concreto.

Para conseguir este objetivo, un SHA construye un modelo que representa las metas, preferencias y conocimientos de cada usuario, lo emplea y modifica según la interacción del usuario con el sistema, con lo que adecua el contenido y los enlaces que presentan en el hipertexto a las necesidades específicas de cada individuo

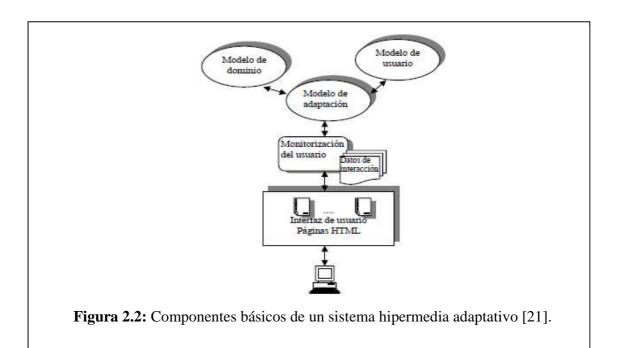
Esto implica diseñar y construir un modelo con las características del usuario que se tendrán en cuenta, como así también, cómo y cuando se actualizará el modelo de usuario y que

adaptación se aplicará de acuerdo al modelo del usuario y al dominio en el que se está trabajando.

De este modo, cuando un alumno se conecta a un sistema de este tipo, éste genera dinámicamente las páginas del curso de acuerdo al modelo que de él ha construido.

Existen tres elementos que están presentes en la mayoría de los SHA, (figura 2.2) el modelo de dominio, el modelo de usuario, y un motor de adaptación [21].

En las siguientes subsecciones se tratarán cada uno de estos componentes.



2.2.4.1.1 Modelo de dominio

Describe la estructura del dominio en forma de conceptos y relaciones entre conceptos. Existen varios métodos comúnmente usados para estructurar un modelo de dominio. Estos incluyen, estructura lineal, grafos de conceptos, red semántica, árbol jerárquico, estructuras combinadas [22]. En la figura 2.3 se muestran algunas de estas estructuras.

En una **estructura lineal**, se establece una relación secuencial entre un conjunto de conceptos identificados o unidades de información, permitiendo solo la exploración secuencial del hiperespacio.

Un **grafo de conceptos** compone la estructura del dominio mediante nodos (que representan unidades de información, conceptos o tareas) y flechas (que representan relaciones entre los

nodos). El grafo de prerrequisitos es un tipo específico de grafo de conceptos que se utiliza, para representar la relación "es previamente necesario".

La red semántica también representa la estructura de dominio mediante nodos y flechas solo que a diferencia del grafo de conceptos, las flechas pueden representar diferentes tipos de relaciones; por ejemplo "es similar a", "es lo contrario a" "es previamente necesario", "es parte de", "es ejemplo de".

El árbol jerárquico consiste de un conjunto de nodos que representan unidades básicas de conocimiento y un conjunto de flechas que representa la relación de descomposición, entre los nodos (la relación "es parte de"). En esta estructura, cada nodo representa un concepto con solo un ascendiente, y sus directos descendientes representan subconceptos.

En una estructura combinada, varias estructuras serán utilizadas para representar el modelo de dominio.

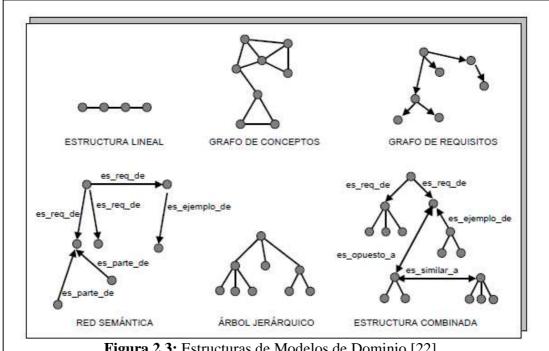


Figura 2.3: Estructuras de Modelos de Dominio [22].

2.2.4.1.2 Modelo de usuario

El modelo de usuario captura características individuales de cada usuario. Por lo tanto, en un sistema hipermedia adaptativo, un modelo de usuario es crucial para determinar el éxito del proceso de adaptación.

De acuerdo a Kavcik [23], hay tres aspectos importantes que tienen que ser considerados cuando se diseña un modelo de usuario:

- 1) Los tipos de información del usuario que necesita ser capturada y cómo obtenerla
- 2) Como representar la información en el sistema
- 3) Cómo construir y actualizar el modelo.

La información que normalmente es capturada en un modelo de usuario puede dividirse en dos categorías: información estática e información dinámica. A la información estática la transmite el usuario, como por ejemplo: datos personales o conocimientos previos. La información dinámica se refriere a la información del usuario que se necesita actualizar como resultado de las iteraciones con el sistema, tales como niveles de conocimiento y metas de aprendizaje.

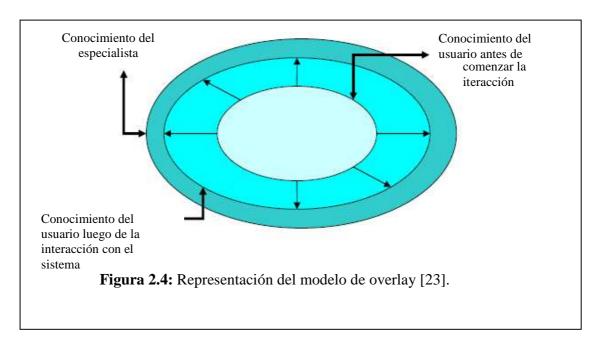
La información estática puede ser obtenida por medio de solicitudes al usuario de llenado de un formulario en una ventana de diálogo. El valor inicial para la información dinámica puede obtenerse utilizando la misma aproximación. Sin embargo el valor deberá actualizarse al final de la sesión o a través de las interacciones de los usuarios con el sistema.

En un SHA educativo para representar la información del usuario, se emplean distintos tipos de modelos. El tipo más empleado es el modelo de overlay, el modelo de estereotipo, o la combinación de ambos.

En el modelo de overlay [23] el conocimiento del usuario es considerado como un subconjunto del conocimiento del experto (Figura 2.4). Por lo tanto el modelo del usuario usualmente contiene una lista de conceptos del modelo de dominio con los valores correspondientes que indican la creencia del sistema sobre la manera en que un estudiante ha dominado un concepto dado. Estos valores pueden ser binarios (sabe o ignora), cualitativos (bueno, regular, débil, etc) o cuantitativos (la probabilidad de saber o no un es valor real entre 0 y 1, etc.).

El sistema no permite la representación del conocimiento erróneo que el estudiante pueda tener. Esta solución permite una gran flexibilidad en el modelo de conocimientos de los alumnos para cada tema. En este trabajo se adoptará este tipo de modelo para representar el conocimiento del alumno sobre el dominio.

El uso de estereotipos clasifica los usuarios en grupos y se generaliza características de los estudiantes de ese grupo [23]. Los usuarios que pertenecen al mismo grupo poseen las mismas características.



Hay varias formas de crear y actualizar el modelo del usuario. En ciertos sistemas el modelo de usuario es creado al comenzar el proceso de aprendizaje y se actualiza continuamente la información almacenada, cuando el usuario interactúa con el sistema

Mientras que en otros sistemas el modelo de usuario es creado al final de la sesión de aprendizaje, en donde el desempeño del usuario, o intereses son monitoreados durante un largo período de tiempo. En algunos sistemas es la combinación de ambos [23].

2.1.3.1.3 Modelo de Adaptación

Un modelo de adaptación usualmente contiene reglas que definen como el modelo de dominio relaciona al modelo de usuario con una adaptación específica. La regla usualmente toma la forma de "if <condicion> then <acción> ". Por medio de la interpretación de esta regla un motor adaptativo generará la adaptación resultante ya sea manipulando la presentación de los links, o de los fragmentos de hipermedia contenidos en las páginas. La página adaptada será luego enviada al usuario.

2.2.4.2 Áreas de aplicación de los Sistemas Hipermedia Adaptativa

Los motivos por los que puede resultar necesario adaptar los contenidos a los usuarios dependen del área de aplicación [26]. Las áreas consideradas en este apartado son:

Sistemas Hipermedia Educacionales: El objetivo del estudiante es aprender todo o la mayor parte del material disponible. Pero no todos los estudiantes tienen los mismos conocimientos previos sobre cada curso ni la misma capacidad de aprendizaje o estilo de aprendizaje. Por otra parte, los estudiantes que abordan un curso sin tener conocimientos previos sobre la materia objeto de estudio pueden requerir ayuda para encontrar el camino de navegación más apropiado y no perderse en el hiperespacio.

Los Sistemas Educacionales, están orientados a satisfacer necesidades de aprendizaje, en ellos la presentación de la información está sujeta a ciertos requisitos los cuales están en función de la temática a estudiar, del grado de conocimiento del estudiante y otros. Utilizando algunas técnicas de adaptación se puede guiar al estudiante de forma más adecuada. Por ejemplo mostrando información ó enlaces de acuerdo a ciertas condiciones. En este contexto la adaptación busca hacer el aprendizaje más eficiente y efectivo.

Sistemas de Información en línea: Abarcan desde la documentación disponible en Internet hasta las enciclopedias electrónicas, y tienen como objetivo suministrar acceso a la información a usuarios con distintos niveles de conocimiento sobre un tema en cuestión.

Cuando el hiperespacio es grande, los usuarios necesitan ayuda para navegar y encontrar la información que les resulta relevante. La adaptación puede reducir significativamente el tiempo de exploración y el volumen de información a ser revisado.

Sistemas de Ayuda en Línea: Estos sistemas muy parecidos a los anteriores, están orientados a apoyar algún tipo de trabajo específico con sistemas informáticos. Generalmente se encuentran incrustados en otros sistemas, que para ser aplicados necesitan de Ayudas en Línea. No funcionan independientemente. Al proveer de características adaptativas a tales sistemas se puede optimizar el proceso de consulta y llegar a resultados más rápidamente.

Sistemas Hipermedia de Recuperación de Información: Estos sistemas combinan las técnicas de recuperación de información tradicional, con acceso a los documentos similar al hipertexto. Dan la posibilidad de explorar un hiperespacio de documentos con enlaces entre ellos. Estos sistemas se orientan más a profesionales de distintas ramas, quienes requieren acceder a algunos documentos con diferentes objetivos y necesidades diarias. Los Sistemas

Hipermedia de Recuperación de Información, pueden ser aplicados para reducir el espacio de búsqueda y realizar sugerencias de acuerdo a los objetivos de los usuarios.

Hipermedia Institucional: Los sistemas de información institucional ponen a disposición de los usuarios toda la información requerida para su trabajo dentro de la institución. Los empleados, de acuerdo a la labor que desempeñen, normalmente utilizarán sólo un área específica de todo el hiperespacio, y según sus objetivos en cada momento esta área puede reducirse. Estos sistemas están específicamente diseñados para apoyar al trabajo diario de una institución, lo cual puede requerir cierto grado de adaptación al usuario, pues en muchos casos tiene objetivos específicos, y no necesita que se le despliegue toda la información contenida en las bases de datos, sino aquella necesaria para su trabajo.

Combinan las técnicas tradicionales de recuperación de datos con un acceso a la información en forma de hipertexto, accediendo a los documentos a partir de un índice de términos, y ofrecen la posibilidad de navegar entre los documentos a través de enlaces que unen documentos similares. El tamaño del hiperespacio suele ser muy grande y no se puede estructurar "a mano"; por ello, se responsabiliza al sistema de realizar la composición de los enlaces.

Vistas Personalizadas: permiten a los usuarios que necesitan acceder con frecuencia a algunos subconjuntos del hiperespacio definir vistas personalizadas del hiperespacio completo. Además, dado que la información disponible en la WWW evoluciona, aparece y desaparece, las vistas personalizadas están dotadas de capacidad para realizar una búsqueda de nuevos elementos relevantes e identificar los documentos que han cambiado o desaparecido, y de esta forma facilitar el trabajo a los usuarios. La adaptación a los objetivos, intereses y procedencia de los usuarios puede contribuir a la consecución de este mismo objetivo

2.2.4.3 Que puede ser adaptado

Básicamente la adaptación que se puede realizar está en dos direcciones; por un lado la adaptación de la presentación y por otro lado la adaptación de enlaces [22].

A nivel de contenidos (**presentación**), podemos considerar los siguientes elementos:

• Adaptar el texto: adaptación al lenguaje natural o a trozos de texto (insertar y eliminar párrafos, extender texto, alterar fragmentos, ordenarlos ...)

- Adaptar la tecnología multimedia: es adaptar el tipo de contenido multimedia (video, sonido, imágenes etc) a la tecnología que dispone el usuario (computadora, celular, palm, etc). Adaptar el tipo de información transmitida a formatos compatibles que se permite exhibir en la terminal utilizada por el usuario, teniendo en cuenta el ancho de banda disponible y las preferencias de los usuarios. Satisfacer la necesidad de ajustar la información al usuario, al dispositivo y a la red.
- Adaptar la modalidad: el mismo contenido se puede presentar utilizando diferentes medios según las preferencias del usuario, habilidades, estilo de aprendizaje y entorno de trabajo.

A nivel de enlaces (navegación), podemos utilizar las siguientes técnicas:

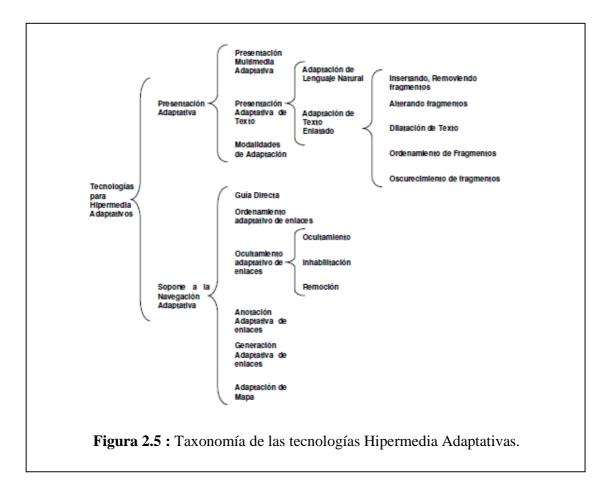
- Ocultar enlaces: deshabilitar, ocultar y eliminar
- Ordenarlos
- Poner anotaciones
- Dar una guía directa
- Adaptar el mapa de hipertexto
- Adaptar los enlaces que estaban en la página que escribió el autor
- Generar nuevos enlaces que no ha puesto el autor: a otros documentos, a otros conceptos relacionados y a sitios relevantes

En la Figura 2.5 se presenta un resumen de las principales técnicas, sus objetivos y la manera como lo solucionan.

2.2.5 Técnicas de IA de Soporte a Perfiles de Usuario

Los Sistemas Adaptativos tienen la característica principal de ajustar su comportamiento a las características individuales de cada usuario. Si nos encontramos ante un sistema cuyos usuarios realizan acciones predecibles, el modelo de usuario puede definirse *a priori* y tendrá poca labor de mantenimiento. En general esto no ocurre porque el usuario es una entidad dinámica que cambia constantemente. Por esta razón, los sistemas están obligados a observar constante el comportamiento del usuario, de forma que se mantenga actualizado su perfil y de esta forma garantizar la calidad de las adaptaciones del sistema. Es importante conocer al usuario y adquirir este conocimiento de forma automática e inteligente. De forma que se minimicen las desventajas de la retroalimentación explícita (manual). En este aspecto es donde el

campo de la Inteligencia Artificial ha solventado muchos de los problemas que esta circunstancia plantea. Las técnicas de representación e inferencia mostradas en la Inteligencia Artificial (IA) permiten la construcción de modelos que pueden ir actualizándose, según sea la interacción del usuario con el sistema (retroalimentación implícita) [29].



Entre estas técnicas de Inteligencia Artificial se encuentran los agentes software, el aprendizaje de máquina, las Redes de Bayes, los modelos probabilísticos-estadísticos, las neuronas artificiales, los árboles de decisión, las cadenas de Markov, la programación lógica inductiva, el clustering, el razonamiento basado en casos y la lógica difusa.

En el presente trabajo, se optó por las Redes de Bayes, como alternativa para crear y mantener el modelo del estudiante por las siguientes razones:

 Son adecuadas para representar y razonar bajo incertidumbre, debido a que se basan en el método estadístico. Este es un método consistente y axiomático para razonar en condiciones de incertidumbre.

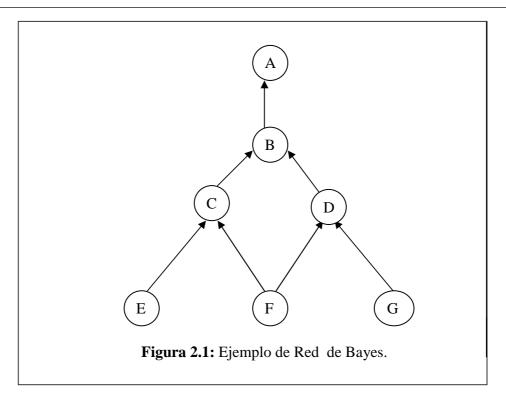
- Forma intuitiva de representar y razonar con relaciones entre eventos inciertos. Se puede analizar procesos inciertos de forma natural.
- Permiten descubrir nuevo conocimiento combinando conocimiento experto de dominio junto con datos estadísticos.
- La disponibilidad de herramientas de software para redes bayesianas, como Netica [38], permite la aplicabilidad de la metodología propuesta.
- Facilidad para que el experto entienda la información que debe proporcionar. Las probabilidades son un valor cualitativo fácil de entender.
- Permite una representación adecuada y simple del dominio de conocimiento, ya que representa relaciones de causa-efecto. En este caso si el alumno conoce sobre las actividades, entonces conoce el tema con las que se relaciona.
- Las Redes de Bayes permiten modelar la realidad tanto cuantitativamente como cualitativamente.
- Gracias a su habilidad para representar los estados de un sistema de incertidumbres relacionadas, la utilización de Redes de Bayes en el modelado del alumno se ha mostrado fructífera y se ha utilizado en una gran diversidad de sistemas.

2.2.5.1 Redes de Bayes

La Red de Bayes es un grafo dirigido acíclico [38]. Es dirigido porque las flechas entre los vértices de la estructura están orientadas. Es acíclico porque no pueden existir ciclos o bucles en el grafo, significa que si se empieza a recorrer un camino dirigido desde un nodo, nunca se podría regresar al punto de partida (Figura 2.1).

Una conexión tipo $A \to B$ indica dependencia o relevancia directa entre las variables (Figura 2.2). En este caso se está representando que B depende de A o que A es la causa de B y B el efecto de A.

Si existe un arco que une un nodo A con otro nodo B, A es denominado un padre de B, y B es llamado un hijo de A. La probabilidad es una manera de cuantificar la incertidumbre asociada a la ocurrencia de eventos. Una probabilidad es condicional si la tenemos que tener en cuenta para definir las probabilidades de la ocurrencia de otro evento. Caso contrario es incondicional. Si el nodo A no tiene padres, su distribución de probabilidad se toma como incondicional, en otro caso es condicional.



En la Figura 2.2 se puede observar un ejemplo. Si se supone que A representa llueve y B hace frío, la red simboliza la influencia de la lluvia sobre la temperatura ambiente. La probabilidad de que llueva se puede obtener de datos históricos o de la experiencia de un lugareño. Continuando con el ejemplo, para el caso que llueva se tiene 0.70, para el caso que no llueva 0.30. Como B, hace frío, está condicionada por llueve o no, si llueve la probabilidad de que haga frío es 0.80, si no llueve 0.20. Si no llueve puede hacer frío por otros factores, se le asigna una probabilidad de 0.1. La probabilidad de que no haga frío dado que no llovió es 0.9. El nodo A no presenta influencia de algún otro nodo, por lo tanto la ocurrencia del suceso A es incondicional. En cambio B está influenciado por A, entonces está condicionado.

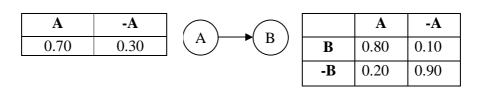


Figura 2.2: Red de Bayes con tablas de probabilidades correspondientes. Las variables simbolizan: $\mathbf{A} = "llueve"$, $\mathbf{B} = "hace frío"$ $-\mathbf{A} = "no llueve"$, $-\mathbf{B} = "no hace frío".$

Si el valor de un nodo es observable (y por lo tanto etiquetado como observado), dicho nodo es un nodo evidencia.

Las redes de bayesianas utilizan el Teorema de Bayes como herramienta básica para actualizar probabilidades con base en las evidencias aportadas sobre el modelo. El Teorema de Bayes, dentro de la teoría probabilística, proporciona la distribución de probabilidad condicional de un evento "A" dado otro evento "B" (P(A/B)), en función de la distribución de probabilidad condicional del evento "B" dado "A" (P(B/A)) y de la distribución de probabilidad marginal del evento "A" y "B" , P(A) y P(B) respectivamente (Fórmula 2. 3).

$$\mathbf{P}(\mathbf{A}/\mathbf{B}) = \underline{P(B/A)*P(A)}$$

$$P(B)$$

P(A)= Probabilidad a priori de A

P(B/A)= Es la probabilidad condicional de B dado A

P(**B**)= Probabilidad a priori de B

Formula 2.3: Teorema de Bayes

En primer lugar hay que compilar la red para que se cree una representación interna de las probabilidades del modelo. De esta manera se estima lo que se conoce como distribución previa (o *distribución a priori*) del modelo. A continuación se van añadiendo evidencias sobre el estado de las variables del modelo y se obtiene sucesivamente lo que se conoce como distribuciones posteriores (o *a posteriori*).

2.3 Marco Metodológico

2.3.1 Construcción de una Red de Bayes.

Para construir una Red de Bayes es necesario realizar varias etapas [28]. Actualmente existen dos formas de construir una red bayesiana, la forma automática y la forma manual; e incluso se puede incluir como otro proceso de construcción la combinación de ambos tipos.

El proceso manual construye la red a partir de la ayuda de un experto humano que conoce a fondo el problema que se quiere modelar. Bajo el proceso manual se establece primero la estructura de la red causal, y posteriormente se añadirán las probabilidades (condicionales y no condicionales) de los nodos creados. El proceso automático consiste en tomar una base de datos en la que todas las variables que interesan estén representadas y que contenga un número de casos suficientemente grande. Aplicando entonces alguno de los algoritmos se obtienen los enlaces y las probabilidades condicionales que definen la Red de Bayes [38]. Este proceso de inducir un modelo, estructura y parámetros a partir de datos se denomina aprendizaje. Este puede dividirse en dos partes:

- 1. Aprendizaje estructural: Consiste en obtener la topología de la red, es decir, encontrar las relaciones de dependencia entre las variables, de forma que se pueda establecer la estructura de la red de bayesiana. De acuerdo al tipo de estructura se utilizan distintos algoritmos. Para el aprendizaje de árboles, se utiliza el algoritmo de Chow y Liu, dicho algoritmo no provee las direcciones de los arcos, por lo que esta se puede asignar en forma arbitraria o mediante la ayuda de un experto. Para el aprendizaje de poliárboles se parte del algoritmo de Chow y Liu, después se determinan las direcciones de los arcos utilizando pruebas de dependencia entre tripletas de variables. Finalmente para el aprendizaje de redes multiconectadas existen dos clases de métodos, los métodos basados en medidas globales y los métodos basados en pruebas de independencia. En los métodos basados en medidas globales se generan diferentes estructuras y se evalúan respecto de los datos utilizando alguna medida de calidad de la estructura. En los métodos basados en pruebas de independencia se realizan pruebas de dependencia entre subconjuntos de variables, normalmente dos o tres.
- 2. Aprendizaje paramétrico: Dada la estructura, se obtienen las probabilidades. Cuando se tienen datos completos y suficientes para todas las variables del modelo, es

relativamente fácil obtener los parámetros si la estructura de la red está dada. El algoritmo más comúnmente utilizado es el estimador de máxima verosimilitud, que permite estimar las probabilidades en base a la frecuencia de datos. En la práctica en muchas ocasiones los datos no están completos, por ello se dispone de diversas estrategias para paliar esta situación. En estos casos, el algoritmo más comúnmente utilizado es el de la maximización de la expectación, es un método estadístico muy utilizado para estimar probabilidades cuando hay variables no observables.

En muchos problemas reales, es muy difícil contar con una base de datos suficientemente grande y detallada para la construcción de la red. La combinación de ambas posibilidades (la construcción automática y la construcción manual), permite orientar al experto, y a quien construye la red afianzar o corregir su percepción del dominio. Se puede optar por obtener el modelo de forma manual, a través de la ayuda de expertos humanos y aplicar alguno de los algoritmos de aprendizaje para la obtención de las probabilidades. Por otro lado, también se puede aprender la red a partir de una base de datos y posteriormente realizar una depuración refinando la estructura y los parámetros con la ayuda de expertos humanos.

Todas las formas de construcción, aunque de distinta manera, implican en su proceso de construcción básicamente tres tareas:

- 1. Identificar las variables y sus estados posibles. Por ejemplo, si se está modelando el clima se podría incluir la variable "lluvia", por ser una variable de interés dentro del fenómeno modelado, y los estados que podría asumir esta variable serían por ejemplo " llueve" o "no llueve". Si se considera la variable "temperatura" los estados a asumir podrían ser "caliente", "templada" o "fría".
- 2. Identificar las relaciones entre las variables. Se indica qué variables están relacionadas, vinculándolas mediante flechas. Las flechas que unen las variables indican relaciones de influencia causal, que representan relaciones de causa y efecto. Este grafo simboliza cómo se influyen las variables del fenómeno que se desea representar.
- 3. Obtener las probabilidades asociadas a cada nodo del grafo. Se trata de las probabilidades condicionales y no condicionales de cada nodo del grafo. El primer caso es cuando el nodo o variable tiene al menos un padre, caso contario, si el nodo no tiene padres, se trata de una probabilidad incondicional.

2.3.2.1 Construcción Manual

La construcción manual de modelos gráficos probabilísticos no es una tarea trivial y no existen criterios definidos que se puedan aplicar de manera general ante cualquier problema. Aún así, en esta tarea puede contarse con la experiencia previa del experto humano, si existiese, para aventurar las relaciones entre las variables; pero normalmente el sentido común y la experiencia propia son los aspectos más importantes a la hora de la construcción manual de una Red de Bayes.

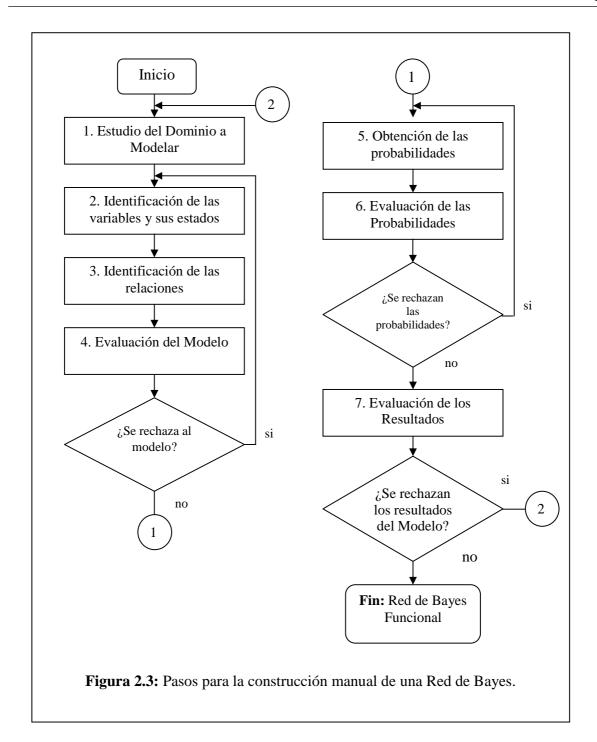
2.3.2.1.1 Fases para la construcción de una Red de Bayes

La construcción de una Red de Bayes es un proceso que comienza con un modelo inicial que sirve de referencia para que, en etapas posteriores y mediante refinamientos sucesivos, se vaya aproximando al diseño de la red definitiva. Por consiguiente, en el proceso de construcción de la red se podrán ir obteniendo distintas versiones de la red y así, explorar la exactitud de cada una de ellas. La decisión de determinar si está correcta o completa la información correspondiente al modelo en cada etapa, recae sobre el constructor de la red, que puede asesorase para tomar esta decisión con el experto en el dominio de conocimiento. En la construcción manual de una red bayesiana las fases que se tienen que realizar son:

- 1. Estudio del Dominio a Modelar: Es importante recopilar todas las fuentes de información relacionadas con el dominio a modelar, para obtener así el mayor conocimiento posible. Obtener bibliografía sobre el dominio a trabajar, que puede recopilarse de distintos medios como son libros, actas de conferencias, revistas, medios electrónicos, informes, etc. Contar en la medida de lo posible, con la colaboración de al menos un experto humano, ya que será el único modo de obtener la información ausente y corregir la errónea. Aunque no es necesaria la colaboración del experto humano, sí es recomendable ya que la bibliografía sobre el domino puede estar desactualizada, ser imprecisa, o no contener los datos que se necesitan
- 2. **Identificación de las variables y sus estados:** El primer paso consistirá en determinar las variables del modelo y cuántos estados podrá asumir cada variable. Este es un proceso de refinamiento en el cual se pueden ir incorporando y quitando variables, como también ir ajustando los estados que puede tomar cada variable.
- 3. **Identificación de las relaciones:** Esta etapa requiere una notable cantidad de tiempo ya que existen evidencias empíricas en las que se señala que es más importante para el correcto funcionamiento del sistema la estructura de la red que la precisión que se pueda obtener de los datos numéricos.

- 4. **Evaluación del Modelo:** el informático que construye la red, explica el grafo del dominio al experto y éste asesora si existen omisiones o errores en el grafo. Si esto sucede se regresa a la etapa dos.
- 5. Obtención de las probabilidades: consiste en la obtención de los datos cuantitativos, es decir, de las probabilidades de las variables que presenten nodos padres y de las probabilidades condicionadas para aquellas variables que son nodos hijo. El experto pondera las probabilidades mencionadas anteriormente. La tarea de adquisición de las probabilidades es la labor más complicada en la construcción manual de una red bayesiana.
- 6. **Evaluación de las Probabilidades:** Se analiza junto al experto la ponderación de las diferentes probabilidades, analizando las justificaciones de las elecciones de dichos valores, para que puedan realizarse ajustes necesarios.
- 7. Evaluación de los Resultados: El constructor de la red y el experto del dominio de conocimiento analizan el funcionamiento de la Red de Bayes. Para ello es necesario disponer de una herramienta de edición y procesado de Redes de Bayes con el fin de ayudar tanto en la construcción como en la depuración de la red.

Si el modelo resultante de todas las fases es aceptado y no requiere de refinamientos en los datos numéricos, ni de nuevas variables y/o enlaces, se terminará el proceso de construcción y se dispondrá de una red funcional. Todo el proceso y las etapas seguidas para la construcción manual de una Red de Bayes, puede observarse en la Figura 2.3.



2.4 Marco Empírico

La propuesta se ha probado en el marco de un curso de e-learning sobre el tema *Realidad Virtual*, correspondiente a la asignatura Simulación de la carrera Licenciatura en Sistemas de Información de la Universidad Nacional de Santiago del Estero. Esta materia se corresponde con el quinto año de dicha carrera, y conforma un nexo de vinculación entre el área de los Sistemas de información, las Ciencias Básicas, y Algoritmos y Lenguajes. Está orientada fundamentalmente a brindar a los alumnos conocimientos a cerca de metodologías y técnicas de la Simulación a fin de que puedan desarrollar software de Simulación para distintos campos de aplicación, y experimenten con dicho software como herramientas de soporte a la toma de decisiones.

En particular este curso de Realidad Virtual está destinado a que el alumno logre:

- a) Reconocer los sistemas de Realidad Virtual y sus características.
- b) Conocer cómo funcionan los sistemas de Realidad Virtual y cuáles son las tecnologías de hardware y software que hoy en día se utilizan
- c) Conocer las etapas en el desarrollo de software de Realidad Virtual desde diferentes enfoques.
- d) Adquirir habilidad para sintetizar e integrar informaciones e ideas, y organizar eficazmente su trabajo.
- e) Experimentar con una nueva forma de aprendizaje: el aprendizaje a distancia.

Capítulo 3:

Modelo Bayesiano del Alumno

CAPÍTULO 3

Modelo Bayesiano del Alumno

3.1 Introducción

En este capítulo se explica la estructura, la información almacenada y el funcionamiento del Modelo Bayesiano del Alumno. Se describen los tipos de nodos que van a usarse y las relaciones causales que se establecen entre ellos. Se describe además, la forma de inicializar el modelo, teniendo en cuenta la estructura curricular del curso e-learning sobre Realidad Virtual y el conocimiento del experto que se almacena en las tablas de probabilidades. Por último, se explica cómo se infiriere el nivel de conocimiento del alumno y cómo se priorizan las salidas de la red.

3.2 Modelo Bayesiano del Alumno

Para modelar el nivel de conocimiento del alumno se ha elegido utilizar una Red de Bayes. Este tipo de red aporta una estructura gráfica de relaciones de causa y efecto, apropiada para modelar la estructura curricular de un curso; es decir, las actividades y los temas relacionados con los mismos. Posibilita además, representar e inferir con términos vagos o difusos. En este sentido, el nivel de conocimiento alcanzado por un estudiante respecto de un curso puede ser cualificado como alto, medio, o bajo; con una cierta probabilidad asociada a cada nivel.

Las Redes de Bayes permiten razonar bajo incertidumbre utilizando cálculos de probabilidad. Por ejemplo, para averiguar cuál es la probabilidad de que un alumno en particular tenga un nivel de conocimiento alto en un tema, es necesario utilizar operaciones que permitan razonar bajo incertidumbre. Las Redes de Bayes cuentan con un sólido respaldo teórico que brinda un grado de confianza en los resultados obtenidos.

A continuación se describen los diferentes tipos de nodos y las relaciones entre ellos, utilizados en este trabajo para conformar la Red de Bayes que representa el modelo de estudiante de un curso de e-learning.

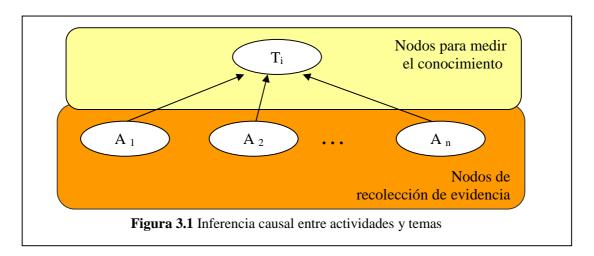
3.2.1. Tipos de nodos

Los nodos de la Red de Bayes donde está estructurado el modelo de alumno se clasifican en nodos, cuyo objetivo es medir el conocimiento, y nodos que se usarán para recolectar evidencia. Se utilizarán los siguientes nodos:

- Nodos Tema: Este tipo de nodo medirá el nivel de conocimiento del alumno, en cada tema del curso, con la escala alto, medio, bajo. Se utilizará la letra T para referenciarlos.
- *Nodos Actividad:* Estos nodos recolectan evidencia sobre las calificaciones obtenidas por el estudiante durante la realización de un curso e-learning. Estos nodos toman los siguientes estados mutuamente excluyentes: *excelente, muy bien, bien, regular, mal ó no hizo.* Los nodos actividad se referencian con la letra A.

3.2.2 Modelado de las relaciones

Se considera que dominar los elementos particulares tiene influencia causal en dominar el elemento general. Entonces si el alumno conoce la actividad, tiene influencia en que el alumno conozca ese tema. La estructura de esta red se muestra en la Figura 3.1.



3.3 Inicializar el Modelo de Alumno

Inicializar un modelo significa capturar los parámetros y variables iniciales del mismo, y generar tabla de probabilidades condicionales.

En este caso se establece cuáles serán los temas y las actividades relacionadas con cada uno, teniendo en cuenta cómo están vinculados según la currícula de la asignatura Simulación. Para modelar las relaciones entre temas y actividades, se construye el grafo que conforma la red.

También se carga la tabla de probabilidades condicionales de cada tema, a partir de la información obtenida de un experto en el tema, que en este caso es la docente de la asignatura.

3.3.1 Descripción de los Temas y Actividades del Curso

El curso de e-learning que se modela corresponde a la unidad Realidad Virtual de la asignatura Simulacón de la carrera Licenciatura en Sistemas de Información. Los contenidos que abarca el curso son los siguientes:

- Tema 1. Conceptos Básicos: Fundamentos de Realidad Virtual: Definición. Antecedentes. Características. Tipos de Sistemas de Realidad Virtual. Software de Realidad Virtual. Arquitectura de Hardware. Diagrama General. Dispositivos de Entrada. Dispositivos de Salida. Estación de Proceso.
- **Tema 2. Arquitectura de Hardware:** Diagrama General. Dispositivos de Entrada. Dispositivos de Salida. Estación de Proceso.
- Tema 3. Desarrollo de Aplicaciones de Realidad Virtual: Proceso de desarrollo de un Sistema de Realidad Virtual. Especificación de requisitos. Desarrollo e Integración en la Plataforma. Diseño Gráfico de los Objetos. Otros enfoques de Desarrollo.

A continuación se muestran las actividades que se realizaron, relacionadas con cada tema de esta unidad.

Tema 1: Conceptos Básicos y Fundamentos de Realidad Virtual.

Actividad 1_Conceptos principales sobre Realidad Virtual: Elaborar un glosario con los conceptos fundamentales sobre Realidad Virtual (R.V.).

Actividad 2_Línea Temporal: Construir una línea temporal identificando los principales antecedentes de la R.V.

Actividad 3_Tipos de Sistemas de Realidad Virtual en una aplicación concreta: Luego de leer el artículo "Estudian Océanos con Realidad Virtual", discutir y acordar las conclusiones en el foro sobre las siguientes cuestiones:

- a) ¿Consideran que la aplicación descripta responde a la definición de sistema de RV?
- b) ¿A qué categoría de sistema de RV corresponde la aplicación descripta. Justificar.

c) ¿Qué características de los sistemas de realidad virtual se ponen de manifiesto en la aplicación descripta? Justificar.

Actividad 4_Software de Realidad Virtual: Responder con verdadero o falso, preguntas relacionadas con el tema, que se formulan en un cuestionario.

Tema 2: Arquitectura de hardware.

Actividad 5_Arquitectura de Hardware: Elaborar un escrito de manera colaborativa utilizando Wiki, sobre técnicas que se utilizan para entrar al mundo virtual; y acompañar el escrito con una esquema que represente la arquitectura de hardware básico para un Sistema de R.V.

Actividad 6_Dispositivos de Entrada Salida: Resolver un crucigrama sobre dispositivos de entrada y salida para aplicaciones de R.V.

Actividad 7_Motores y Arquitecturas: Completar espacios en blanco de las afirmaciones sobre estación de proceso y arquitecturas para sistemas de R.V.

Tema 3: Desarrollo de Aplicaciones de Realidad Virtual

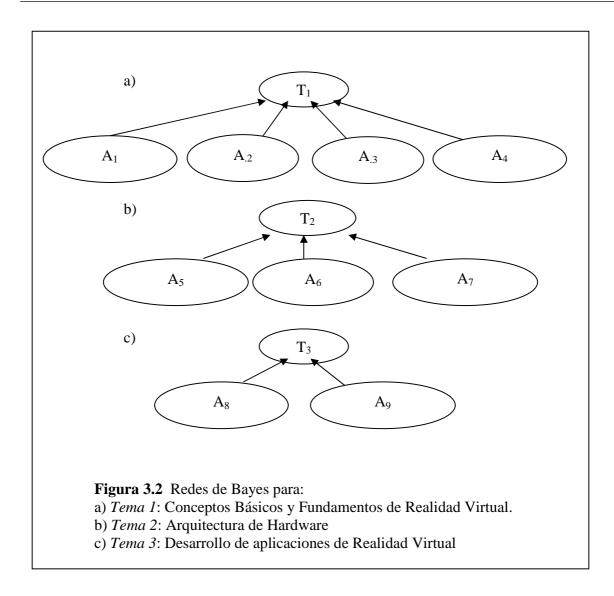
Actividad 8_Etapas de Desarrollo: Realizar la siguiente tarea: elaborar un mapa conceptual que sintetice las principales etapas en el desarrollo de aplicaciones de R.V.

Actividad 9_Enfoques de Desarrollo de RV: Utilizando el foro discutir sobre las principales diferencias en los enfoques de desarrollo presentados en el material teórico.

3.3.2 Relación entre las actividades y temas para este curso

A continuación, en la Figura 3.2 se muestra cómo se relacionan las actividades con sus respectivos temas para este curso, utilizando Redes de Bayes.

La variable *Tema* (T) representa el nivel de conocimiento que un estudiante tiene sobre ese tema, y puede asumir uno de los siguientes valores: *alto, medio* y *bajo*. El valor asumido por esta variable depende de los valores asociados a las variables *Actividad* (A) y de las probabilidades condicionadas. La variable *Actividad* representa la calificación obtenida por estudiante en esa actividad y puede tomar alguna de los siguientes valores: *excelente, muy bien, regular, y mal - no hizo*).



3.3.3 Carga de las tablas de probabilidades condicionales.

Con la ayuda del experto se definieron las probabilidades condicionadas para las 5^m combinaciones posibles de las variables *Actividad*, donde *m* es el número de actividades para ese tema, y 5 es la cantidad de estados posibles de la variable *Actividad* (*excelente*, *muy bien*, *bien*, *regular*, *y mal - no hizo*). A continuación, en la Tabla 3.1 se muestran las probabilidades condicionadas de la variable *Tema 3* a fin de ilustrar el funcionamiento de esta red. Las tablas correspondientes a las variables *Tema 1* y *Tema 2* se documentan en el Anexo B.

Activ	vidades	Probabilidades Condicional para el Tema 3				
Actividad 8	Actividad 9	alto	medio	bajo		
excelente	excelente	1	0	0		
excelente	muy bien	0.9	0.1	0		
excelente	bien	0.8	0.2	0		
excelente	regular	0.7	0.2	0.1		
excelente	mal_nohizo	0.6	0.3	0.1		
muy bien	excelente	0.9	0.1	0		
muy bien	muy bien	0.8	0.2	0		
muy bien	bien	0.7	0.3	0		
muy bien	regular	0.7	0.2	0.1		
muy bien	mal_nohizo	0.6	0.2	0.2		
bien	excelente	0.9	0.1	0		
bien	muy bien	0.7	0.3	0		
bien	bien	0	1	0		
bien	regular	0.2	0.6	0.2		
bien	mal_nohizo	0	0.6	0.4		
regular	excelente	0.7	0.2	0.1		
regular	muy bien	0.7	0.2	0.1		
regular	bien	0.2	0.6	0.2		
regular	regular	0.1	0.5	0.4		
regular	mal_nohizo	0	0.3	0.7		
mal_nohizo	excelente	0.6	0.3	0.1		
mal_nohizo	muy bien	0.6	0.2	0.2		
mal_nohizo	bien	0	0.6	0.4		
mal_nohizo	regular	0	0.3	0.7		
mal_nohizo	mal_nohizo	0	0	1		

Tabla 3.1: Tabla de probabilidades condicionales para el tema 3.

3.4 Inferencia del Nivel de Conocimiento del Alumno

En base a la calificación obtenida en las actividades, se determina el nivel de cocimiento del estudiante sobre el tema. Por ejemplo, si para un estudiante *a* se recolectaron los resultados que se muestran en la Tabla 3.2.

Tema 3					
Alumno a					
Actividades	Calificación				
8	muy bien				
9	excelente				

Tabla 3.2: Calificaciones de un alumno correspondiente a actividades relacionadas con el Tema 3.

Se realiza el cálculo para determinar la probabilidad de que el alumno tenga un nivel de conocimiento *alto, medio o bajo*. Teniendo en cuenta la Fórmula 3.1, las probabilidades conjuntas resultan del producto de las probabilidades condicionales expresadas por el experto (Tabla 3.1), por la probabilidad de la evidencia presentada en la Tabla 3.3. De este modo, la probabilidad de que el estudiante posea un nivel de conocimiento alto en el Tema 3, dadas las calificaciones (evidencias) obtenidas en las actividades *A8* y *A9*, queda expresada por la siguiente Fórmula (Formula 3.1).

```
p(T3 = alto/A8, A9) = p(T3 = alto/A8 = ex, A9 = ex) p(A8 = ex) p(A9 = ex) +
          p(T3=alto / A8 = ex, A9=mb) p(A8=ex) p(A9=mb) +
            p(T3=alto / A8 = ex, A9=b) p(A8=ex) p(A9=b) +
            p(T3=alto / A8 = ex, A9_r) p(A8_ex) p(A9_r) +
           p(T3=alto / A8 = ex, A9=m) p(A8=ex) p(A9=m) +
          p(T3=alto /A8 = mb, A9=ex) p(A8=mb) p(A9=ex) +
          p(T3=alto / A8 = mb, A9=mb) p(A8=mb) p(A9=mb) +
           p(T3=alto / A8 = mb, A9=b) p(A8=mb) p(A9=b) +
           p(T3=alto / A8 = mb, A9=r) p(A8=mb) p(A9=r) +
           p(T3=alto / A8 = mb, A9=m) p(A8=mb) p(A9=m) +
            p(T3=alto / A8 = b, A9=ex) p(A8=b) p(A9=ex) +
           p(T3=alto / A8 = b, A9=mb) p(A8=b) p(A9=mb) +
             p(T3=alto / A8 = b, A9=b) p(A8=b) p(A9=b) +
             p(T3=alto / A8 = b, A9=r) p(A8=b) p(A9=r) +
            p(T3=alto / A8 = b, A9=m) p(A8=b) p(A9=m) +
            p(T3=alto /A8 = r, A9=ex) p(A8=r) p(A9=ex) +
           p(T3=alto / A8 = r, A9=mb) p(A8=r) p(A9=mb) +
             p(T3=alto / A8 = r, A9=b) p(A8=r) p(A9=b) +
             p(T3=alto /A8=r, A9=r) p(A8=r) p(A9=r) +
             p(T3=alto / A8 = r, A9=m) p(A8=r) p(A9=m) +
           p(T3=alto /A8=m, A9=ex) p(A8=m) p(A9=ex) +
           p(T3=alto / A8 = m_A A9=mb) p(A8=m) p(A9=mb) +
            p(T3=alto / A8 = m_A A9=b) p(A8=m) p(A9=b) +
             p(T3=alto /A8=m, A9_r) p(A8_m) p(A9_r) +
            p(T3=alto / A8 = m, A9=m) p(A8=m) p(A9=m) =
   Formula 3.1: Fórmula para el cálculo de la Probabilidad (tema 3=alto)
```

Reemplazando los valores se obtiene la Fórmula 3.2.

Formula 3.2: Probabilidad del Tema 3 = alto dada la evidencia de las actividades 8 y 9.

De igual forma se procede para calcular la probabilidad de que el estudiante posea un nivel de conocimiento *medio o bajo* en el tema 3, dadas las calificaciones (evidencias) obtenidas en las actividades A8 y A9. Estos cálculos se muestran a continuación en las formulas 3.3, 3.4, 3.5 y 3.6.

```
p(T3=medio/A8, A9)= p(T3=medio/A8=ex, A9=ex) p(A8=ex) p(A9=ex)
          +p(T3=medio / A8 = ex, A9=mb) p(A8=ex) p(A9=mb) +
            p(T3=medio / A8 = ex, A9_b) p(A8_ex) p(A9_b) +
            p(T3=medio / A8 = ex, A9_r) p(A8_ex) p(A9_r) +
            p(T3=medio / A8 = ex, A9=m) p(A8=ex) p(A9=m) +
           p(T3=medio / A8 = mb, A9_ex) p(A8_emb) p(A9_ex) +
          p(T3=medio / A8 = mb, A9=mb) p(A8=mb) p(A9=mb) +
            p(T3=medio / A8 = mb, A9_b) p(A8_mb) p(A9_b) +
            p(T3=medio / A8 = mb, A9_r) p(A8_mb) p(A9_r) +
           p(T3=medio / A8 = mb, A9_m) p(A8_mb) p(A9_m) +
            p(T3=medio / A8 = b, A9=ex) p(A8=b) p(A9=ex) +
            p(T3=medio / A8 = b, A9=mb) p(A8=b) p(A9=mb) +
             p(T3=medio / A8 = b, A9_b) p(A8_b) p(A9_b) +
              p(T3=medio / A8 = b, A9_r) p(A8_b) p(A9_r) +
             p(T3=medio / A8 = b, A9_m) p(A8_b) p(A9_m) +
             p(T3=medio / A8 = r, A9 = x) p(A8 = r) p(A9 = x) +
            p(T3=medio / A8 = r, A9=mb) p(A8=r) p(A9=mb) +
              p(T3=medio / A8 = r, A9_b) p(A8_r) p(A9_b) +
              p(T3=medio / A8 = r, A9_r) p(A8_r) p(A9_r) +
             p(T3=medio / A8 = r, A9_m) p(A8_r) p(A9_m) +
            p(T3=medio / A8 = m, A9_ex) p(A8_m) p(A9_ex) +
           p(T3=medio / A8 = m, A9=mb) p(A8=m) p(A9=mb) +
             p(T3=medio / A8 = m, A9_b) p(A8_m) p(A9_b) +
             p(T3=medio / A8 = m, A9_r) p(A8_m) p(A9_r) +
             p(T3=medio / A8 = m, A9_m) p(A8_m) p(A9_m) =
    Formula 3.3: Fórmula para el cálculo de la Probabilidad (Tema 3= medio)
```

```
p(T3= medio/ A8, A9)= 0 * 0* 1 + 0.1 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0
+ 0.3 * 0 * 0 + 0.1 * 1 * 1 + 0.2 * 1 * 0 + 0.3 * 1 * 0 + 0.2 * 1 * 0 + 0.2 * 1 * 0
+ 0.1 * 0 * 1 + 0.3 * 0 * 0 + 1 * 0 * 0 + 0.6 * 0 * 0 + 0.6 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 1
+ 0.2 * 0 * 0 + 0.6 * 0 * 0 + 0.5 * 0 * 0 + 0.3 * 0 * 0 + 0.3 * 0 * 1 + 0.2 * 0 * 0
+ 0.6 * 0 * 0 + 0.3 * 0 * 0 + 0 * 0 * 0 = 0.1
```

Formula 3.4: Probabilidad del **Tema 3 = medio** dada la evidencia de las actividades 8 y 9.

```
p(T3=bajo/A8, A9) = p(T3=bajo/A8 = ex, A9=ex) p(A8=ex) p(A9=ex) +
           p(T3=bajo / A8=ex, A9=mb) p(A8=ex) p(A9=b) +
            p(T3=bajo / A8=ex, A9_b) p(A8_ex) p(A9_b) +
            p(T3=bajo / A8=ex, A9_r) p(A8_ex) p(A9_r) +
           p(T3=bajo / A8=ex, A9_m) p(A8_ex) p(A9_m) +
          p(T3=bajo / A8=mb, A9=ex) p(A8=mb) p(A9=ex) +
          p(T3=bajo / A8=mb, A9=mb) p(A8=mb) p(A9=mb) +
           p(T3=bajo / A8=mb, A9=b) p(A8=mb) p(A9=b) +
            p(T3=bajo / A8=mb, A9=r) p(A8=mb) p(A9=r) +
           p(T3=bajo / A8=mb, A9_m) p(A8_mb) p(A9_m) +
            p(T3=bajo / A8=b, A9=ex) p(A8=b) p(A9=ex) +
           p(T3=bajo / A8=b, A9=mb) p(A8=b) p(A9=mb) +
             p(T3=bajo / A8=b, A9=b) p(A8=b) p(A9=b) +
             p(T3=bajo / A8=b, A9=r) p(A8=b) p(A9=r) +
            p(T3=bajo / A8=b, A9_m) p(A8_b) p(A9_m) +
            p(T3=bajo / A8=r, A9=ex) p(A8=r) p(A9=ex) +
            p(T3=bajo / A8=r, A9=mb) p(A8=r) p(A9=mb) +
             p(T3=bajo / A8=r, A9=b) p(A8=r) p(A9=b) +
             p(T3=bajo / A8=r, A9_r) p(A8_r) p(A9_r) +
             p(T3=bajo / A8=r, A9_m) p(A8_r) p(A9_m) +
           p(T3=bajo / A8=m, A9=ex) p(A8=m) p(A9=ex) +
           p(T3=bajo / A8=m, A9=mb) p(A8=m) p(A9=mb) +
            p(T3=bajo / A8=m, A9=b) p(A8=m) p(A9=b) +
             p(T3=bajo / A8=m, A9_r) p(A8_m) p(A9_r) +
            p(T3=bajo / A8=m, A9=m) p(A8=m) p(A9=m) =
```

Formula 3.5: Fórmula de la Probabilidad del Tema 3= bajo dadas las evidencias

```
p( T3= bajo/ A8 , A9)= 0 * 0 * 0 + 0 * 0 * 0 + 0 * 0 * 0 + 0.1 * 0 * 0 + 0.1 * 0 * 0 + 0.1 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.1 * 0 * 0 + 0.1 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.1 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.1 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.1 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.1 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.4 * 0 * 0 + 0.7 * 0 * 0 + 0.1 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2 * 0 * 0 + 0.2
```

Formula 3.6: Probabilidad del **Tema 3 =bajo** dada la evidencia de las actividades 8 y 9.

De este modo, los resultados obtenidos para el tema 3 se muestran en la tabla 3.4.

Tema	Tema 3: Nivel de conocimiento							
alto	medio	bajo						
0.9	0.1	0						

Tabla 3.4 : Probabilidades del nivel de conocimiento del alumno correspondiente al Tema 3.

De esta forma la red infiere que el valor asumido por T3 es *alto*. Es decir que el nivel de conocimiento del alumno en el *Tema 3* es *alto*.

3.6 Priorización de la Salida de las Redes

Se tomará como salida el estado del nodo *Tema* que tenga el mayor valor de probabilidad. Por ejemplo en la tabla 3.4 se elige *alto*. Es posible que en determinados casos el mayor valor de probabilidades sea coincidente en dos o en tres de los estados posibles, en estos casos se elegirá como valor a asignar el nivel más bajo (entre *alto*, *medio* y *bajo*). Por ejemplo, si al propagar las probabilidades marginales obtenemos que p(T3=*alto*/A8,A9)=0,20; p(T3=*medio*/A8,A9)=0,40; p(T3=*bajo*/A8,A9)=0,40 entonces se le asigna a T3 el valor bajo.

Capítulo 4: Evaluación del Modelo Bayesiano del Alumno

CAPÍTULO 4

Evaluación del Modelo Bayesiano del Alumno

4.1 Introducción

En este capítulo se describe la validación del funcionamiento del Modelo Bayesiano del Alumno. El modelo de alumno sirve para estimar el grado de conocimiento del alumno sobre un tema en particular. En este trabajo, se estima si el nivel de conocimiento del alumno respecto a cada tema de un curso en particular es *alto*, *medio* o *bajo*. Para ello se toman como evidencias las calificaciones obtenidas por cada estudiante en las diferentes actividades realizadas en el marco de un curso de e-learning, implementado en Moodle, sobre la unidad "Realidad Virtual" de la asignatura Simulación. El modelo de alumno toma la calificación de cada estudiante y calcula sus niveles de conocimiento. Este diagnóstico puede servir como información para adaptar el curso para cada alumno de acuerdo al nivel de conocimiento de cada uno de ellos.

Para medir el desempeño del modelo de alumno diseñado, se utilizaron métricas que evalúan la exactitud de los resultados arrojados por el modelo. Se mide la tasa de error, la exactitud y la sensibilidad de las predicciones del modelo. Estas métricas confrontan los resultados obtenidos en el modelo, contra los resultados obtenidos en una evaluación final realizada por el docente de la materia. La evaluación final representa datos certeros y válidos a cerca de lo que se sabe sobre el nivel de conocimiento del alumno. Los resultados del modelo representan estimaciones del nivel de conocimiento, que se hacen en base al desempeño del alumno en el curso. Al confrontar ambas informaciones mediante las métricas se puede evaluar el marco de confianza en el que se mueven los resultados del modelo.

4.2 Sistematización de la Información sobre el Curso.

Como primera actividad de la evaluación del modelo, se obtuvo la información generada por el curso e-learning para probar el desempeño del Modelo de Alumno. Se reunieron datos sobre las calificaciones de los alumnos en todas las actividades del curso y en la evaluación final del mismo.

En la mayoría de las actividades se obtuvo la calificación de manera inmediata, porque la misma plataforma califica automáticamente dichas actividades. En cambio, en otras actividades, fue necesario que el sea el profesor quien asigne una calificación en base al análisis del registro de las actividades que posee Moodle.

Las calificaciones obtenidas por cada estudiante (identificado en la columna CASO), en cada actividad (identificadas como Ai) y en cada tema incluido en la evaluación del final del curso (identificados como Ti) se muestran en la Tabla 4.1.

4.3 Inicialización de las Redes de Bayes

El paso siguiente en la evaluación del modelo fue la inicialización de las Redes de Bayes. Se dispone de tres Redes de Bayes, cada una representa un tema dentro del curso sobre Realidad Virtual y las actividades que se relacionan con cada tema. Los temas son:

Tema 1: Conceptos Básicos y Fundamentos de Realidad Virtual. Tema 2: Arquitectura de hardware. Tema 3: Desarrollo de Aplicaciones de Realidad Virtual.

Para el funcionamiento de las redes se necesita estimar las probabilidades condicionales. Esta probabilidad condicional representa cuánto conoce el alumno del tema (alto, medio, bajo) dependiendo de la nota en cada una de las actividades de dicho tema. Estas probabilidades se utilizan para calcular el grado de conocimiento en un tema para cada alumno. Para cargar las tablas de probabilidades se tuvo en cuenta la opinión de un experto en el dominio de conocimiento. En este caso fue la docente de la asignatura la encargada de estimar las probabilidades que se adjuntan en las Tablas del Anexo B.

4.4 Implementación del modelo de alumno Basado en Redes de Bayes

Esta actividad consiste en generar las redes que se utilizan y estimar a través de ella el grado de conocimiento de cada alumno en cada tema del curso. Para ello se utilizó Netica [38], que es un software completo de interfaz intuitiva para trabajar con una Red de Bayes. Para generar la red con Nética, es preciso establecer primero su estructura. Es decir, se relaciona cada una de las actividades con el tema que le corresponde, teniendo en cuenta la currícula del curso. Como ejemplo se muestra en la Figura 4.1 la interface de Netica luego de haber construido la Red de Bayes correspondiente al tema 3.

Caso	A1	A2	А3	A4	A5	A6	A7	A8	A9	T1	T2	Т3
1	regular	muybien	excelente	excelente	muybien	muybien	mal_nh	excelente	excelente	alto	alto	alto
2	mal_nh	muybien	excelente	excelente	mal_nh	excelente	regular	muybien	bien	alto	alto	alto
3	bien	muybien	excelente	excelente	excelente	excelente	excelente	excelente	muybien	alto	alto	alto
4	bien	muybien	mal_nh	muybien	mal_nh	excelente	bien	excelente	mal_nh	alto	alto	alto
5	regular	bien	mal_nh	excelente	mal_nh	regular	excelente	regular	mal_nh	alto	alto	alto
6	bien	muybien	mal_nh	muybien	excelente	excelente	bien	mal_nh	mal_nh	alto	alto	alto
7	regular	bien	excelente	bien	muybien	excelente	muybien	excelente	mal_nh	alto	alto	medio
8	bien	excelente	excelente	excelente	muybien	muybien	excelente	excelente	muybien	alto	alto	alto
9	mal_nh	bajo	bajo	bajo								
10	bien	mal_nh	mal_nh	bien	mal_nh	regular	bien	mal_nh	mal_nh	bajo	bajo	bajo
11	mal_nh	bajo	bajo	bajo								
12	muybien	muybien	excelente	excelente	muybien	excelente	excelente	excelente	muybien	alto	alto	alto
13	muybien	muybien	excelente	muybien	excelente	muybien	regular	muybien	mal_nh	alto	alto	alto
14	mal_nh	muybien	mal_nh	muybien	mal_nh	excelente	excelente	muybien	mal_nh	alto	alto	alto
15	regular	muybien	mal_nh	excelente	excelente	excelente	excelente	mal_nh	mal_nh	alto	alto	alto
16	mal_nh	muybien	excelente	excelente	excelente	excelente	excelente	excelente	muybien	alto	alto	alto
17	regular	regular	muybien	bien	muybien	regular	mal_nh	regular	mal_nh	bajo	bajo	bajo

Tabla 4.1: Calificaciones de los alumnos dentro del curso e-learning, las nueve actividades, y la evaluación final discriminada por temas

Luego, se cargan las tablas de probabilidades condicionales definidas por el experto en el paso anterior. Para cada nodo *Tema* se carga la tabla de probabilidades condicionales. A manera de ejemplo se muestra este paso en la Figura 4.2.

En el siguiente paso se cargan los nodos evidencia para cada red. Es decir, se ingresa la calificación del alumno en los nodos *Actividad*. Para ello, Nética requiere generar un archivo de casos que se van a examinar, como el que se muestra en la Tabla 4. 2.

Con toda esta información el software realiza la propagación de las probabilidades y se obtiene como resultado la estimación del conocimiento logrado por cada estudiante en cada uno de los temas del curso. En la Figura 4.3 se muestra el resultado obtenido para el alumno 1 en el tema 3, a partir del archivo de casos ingresado. En el mismo el alumno obtuvo excelente en las actividades ocho y nueve, y la red correspondiente al tema 3 infiere un nivel de conocimiento alto.

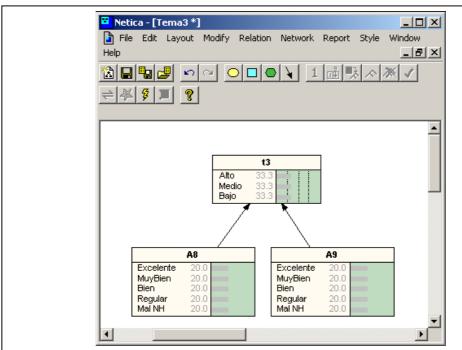


Figura 4.1: Interfase de Nética, con la estructura de la Red de Bayes correspondiente al Tema 3. Las notas de las actividades ocho y nueve (A8, A9) influyen en el nivel de conocimiento del tema tres (T3).

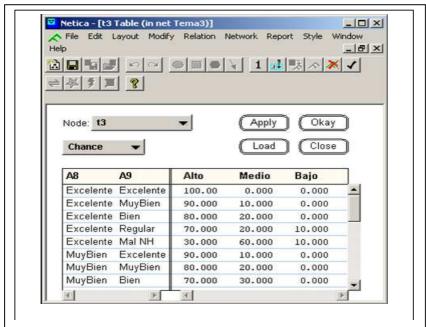


Figura 4.2: Carga de la tabla de probabilidades correspondiente al tema3, usando Netica.

	// ~->[0	CASE-1]->	~							
l	IDnum	A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7	A8	A9
l	1	regular	muybien	excelente	excelente	muybien	muybien	mal_nh	excelente	excelente
l	2	mal_nh	muybien	excelente	excelente	mal_nh	excelente	regular	muybien	bien
l	3	bien	muybien	excelente	excelente	excelente	excelente	excelente	excelente	muybien
l	4	bien	muybien	mal_nh	muybien	mal_nh	excelente	bien	excelente	mal_nh
l	5	regular	bien	mal_nh	excelente	mal_nh	regular	excelente	regular	mal_nh
l	6	bien	muybien	mal_nh	muybien	excelente	excelente	bien	mal_nh	mal_nh
l	7	regular	bien	excelente	bien	muybien	excelente	muybien	excelente	mal_nh
l	8	bien	excelente	excelente	excelente	muybien	muybien	excelente	excelente	muybien
l	9	mal_nh								
l	10	bien	mal_nh	mal_nh	bien	mal_nh	regular	bien	mal_nh	mal_nh
l	11	mal_nh								
l	12	muybien	muybien	excelente	excelente	muybien	excelente	excelente	excelente	muybien
l	13	muybien	muybien	excelente	muybien	excelente	muybien	regular	muybien	mal_nh
l	14	mal_nh	muybien	mal_nh	muybien	mal_nh	excelente	excelente	muybien	mal_nh
l	15	regular	muybien	mal_nh	excelente	excelente	excelente	excelente	mal_nh	mal_nh
l	16	mal_nh	muybien	excelente	excelente	excelente	excelente	excelente	excelente	muybien
l	17	regular	regular	muybien	bien	muybien	regular	mal_nh	regular	mal_nh
1										

Tabla 4.2: Archivo de casos correspondiente a las evidencias del comportamiento de los alumnos en el curso e-learninig.

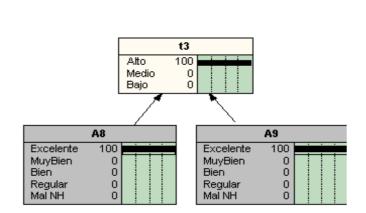


Figura 4.3: Red de Bayes correspondiente al Tema 3, mediante el archivo de casos se han ingresado las evidencias correspondientes al caso del alumno uno. Dicho alumno obtuvo excelente en las actividades ocho y nueve, la red correspondiente al tema 3 infiere un nivel de conocimiento alto.

Las Tablas 4.3, 4.4 y 4.5 presentan los resultados obtenidos con las Redes de Bayes para todos los estudiantes del curso.

Caso	A 1	A2	А3	A4	Predicción
1	regular	muybien	excelente	excelente	alto
2	mal_nh	muybien	excelente	excelente	alto
3	bien	muybien	excelente	excelente	alto
4	bien	muybien	mal_nh	muybien	alto
5	regular	bien	mal_nh	excelente	bajo
6	bien	muybien	mal_nh	muybien	alto
7	regular	bien	excelente	bien	medio
8	bien	excelente	excelente	excelente	alto
9	mal_nh	mal_nh	mal_nh	mal_nh	bajo
10	bien	mal_nh	mal_nh	bien	bajo
11	mal_nh	mal_nh	mal_nh	mal_nh	bajo
12	muybien	muybien	excelente	excelente	alto
13	muybien	muybien	excelente	muybien	alto
14	mal_nh	muybien	mal_nh	muybien	bajo
15	regular	muybien	mal_nh	excelente	bajo
16	mal_nh	muybien	excelente	excelente	alto
17	regular	regular	muybien	bien	bajo

Tabla 4.3: Resultados del diagnóstico por medio de la Red de Bayes correspondiente al Tema 1

Caso	A5	A6	A7	Predicción
1	muybien	muybien	mal_nh	alto
2	mal_nh	excelente	regular	bajo
3	excelente	excelente	excelente	alto
4	mal_nh	excelente	bien	bajo
5	mal_nh	regular	excelente	bajo
6	excelente	excelente	bien	alto
7	muybien	excelente	muybien	alto
8	muybien	muybien	excelente	alto
9	mal_nh	mal_nh	mal_nh	bajo
10	mal_nh	regular	bien	bajo
11	mal_nh	mal_nh	mal_nh	bajo
12	muybien	excelente	excelente	alto
13	excelente	muybien	regular	alto
14	mal_nh	excelente	excelente	medio
15	excelente	excelente	excelente	alto
16	excelente	excelente	excelente	alto
17	muybien	regular	mal_nh	alto

Tabla 4.4: Resultados del diagnóstico por medio de la Red de Bayes correspondiente al Tema 2

Caso	A8	Α9	Predicción
1	excelente	excelente	
· ·			alto
2	muybien	bien	alto
3	excelente	muybien	alto
4	excelente	mal_nh	alto
5	regular	mal_nh	bajo
6	mal_nh	mal_nh	bajo
7	excelente	mal_nh	alto
8	excelente	muybien	alto
9	mal_nh	mal_nh	bajo
10	mal_nh	mal_nh	bajo
11	mal_nh	mal_nh	bajo
12	excelente	muybien	alto
13	muybien	mal_nh	alto
14	muybien	mal_nh	alto
15	mal_nh	mal_nh	bajo
16	excelente	muybien	alto
17	regular	mal_nh	bajo

Tabla 4.5: Resultados del diagnóstico por medio de la Red de Bayes correspondiente al Tema 3.

4.5 Evaluación de Modelo

Primero se define que es un clasificador y qué implica evaluarlo. A continuación se definen qué métricas se utilizan y se las adapta para poder evaluar este modelo. Luego se realiza el proceso de evaluación, se exponen los resultados obtenidos. Finalmente se analizan estos resultados.

4.5.1 Métricas de Evaluación

Un clasificador es un elemento que proporciona una clase etiquetada como salida a partir de un conjunto de características tomadas como entradas. Por ejemplo, de los datos climatológicos de los últimos meses se extraen unos patrones de comportamiento que indiquen una pauta que trate de reflejar el comportamiento de un día, dados los datos del día anterior. Al tratarse de un problema complejo que no es posible acertar siempre, admitiremos que nuestro clasificador puede cometer un error en su diagnóstico.

Estimar la bondad de un clasificador, lo que se conoce como validar, sirve para medir su capacidad de predicción sobre nuevas instancias que lleguen en el futuro para que las clasifique. La validación se realiza habitualmente basándose en la tasa de error del clasificador, entendiendo como error a una clasificación incorrecta (ver Formula 4.1).

Tasa de error = <u>número de errores</u> número total de casos

Formula 4.1: Tasa de error

En una matriz de confusión se muestra, mediante una tabla de contingencia la distribución de los errores cometidos por un clasificador a lo largo de las distintas categorías del problema. En dicha tabla de contingencia se cruza la variable derivada de la clasificación predicha por el clasificador con la variable que guarda la verdadera clasificación [38]. Una matriz de confusión para el caso de dos clases tiene la forma que se puede apreciar en la Tabla 4.6.

		Clase V	erdadera	
		0+	1_	
Clase	0+	a	b	p ₀
predicha	1-	c	d	p_1
		Π_0	Π_1	N

Tabla 4. 6: Matriz de Confusión para el caso de estudio de las dos clases.

 Π_0 denota la probabilidad a priori de la clase 0.

 Π_1 denota la probabilidad a priori de la clase 1

p_o indica la proporción de casos que el clasificador predice en la clase 0;

 p_1 indica la proporción de casos que el clasificador predice en la clase 1;

N=a+b+c+d.

De una matriz de confusión se pueden extraer los siguientes conceptos, que contribuyen a la hora de comprender la distribución y naturaleza de los errores cometidos por un clasificador:

- *Precisión:* proporción de verdaderos entre los predichos como positivos a/(a+b).
- Sensibilidad Se= a/(a+c) proporción de verdaderos positivos.

Para entender de manera concreta lo que significan *precisión* y *sensibilidad* se va plantear un ejemplo. Para un test de embarazo, si se mide la proporción de predicciones positivas reales (el test da positivo y está embarazada) sobre el total de los test positivos ocurridos se está midiendo la *precisión*. Se esta midiendo la proporción de que un diagnóstico positivo haya acertado. También se puede realizar un estudio del clasificador en otra dirección, si de la muestra de mujeres que intervinieron en el estudio, se separan las que se tiene certeza total de que están embarazadas. Y de ellas se cuenta el número de resultados positivos del test. Al dividirse el segundo número sobre el primero se obtiene la *sensibilidad* del test. Es decir si se conoce que el resultado es positivo, cuánto se acerca el test a ese resultado.

4.5.2 Cálculo de las Métricas en el Modelo de Alumno.

Para cada Red de Bayes que modela el conocimiento de un estudiante sobre un tema, se realiza el cálculo de la tasa de error, precisión y sensibilidad. A fin de poder calcular

precisión y sensibilidad, se adapta la matriz de confusión (Tabla 4.6) a las clases que intervienen en la clasificación del nivel de conocimiento del estudiante; es decir, nivel de conocimiento alto, medio o bajo (Tabla 4.7).

		Clas	se Verdad	era	
		alto	medio	bajo	
Clase predicha	alto medio bajo	a d g	b e h	c f i	p _a p _m
		Π_{a}	Π_{m}	$\Pi_{\rm b}$	N

Tabla 4.7: Matriz de Confusión para el caso de estudio de las tres clases del Modelo de Alumno (alto, medio, bajo).

 Π_a denota la probabilidad a priori de la clase alto.

 $\Pi_{\rm m}$ denota la probabilidad a priori de la clase medio

 Π_b denota la probabilidad a priori de la clase bajo.

 p_a indica la proporción de casos que el clasificador predice en la clase alto; p_m indica la proporción de casos que el clasificador predice en la clase

medio; p_b indica la proporción de casos que el clasificador predice en la clase bajo; N=a+b+c+d+e+f+g+h+i.

El límite que se va a considerar como aceptable respecto de cada métrica es, para la tasa de error menor que 0.30, es decir que el 70% de las predicciones sean correctas. Y para la precisión y sensibilidad mayor o igual a 0.70, es decir que en cada nivel de conocimiento (alto,medio,bajo) se detecte una precisión y sensibilidad mayor o igual al 70 %. De la matriz de confusión presente en la Tabla 4.3, se pueden deducir las siguientes fórmulas:

• $Precisi\'on_{Alta} = a/(a+b+c)$.

- $Precisi\'on_{Media} = e/(d+e+f)$.
- $Precisi\'on_{Bajo} = i/(g+h+i)$.
- Sensibilidad Alto = a/(a+d+g).
- *Sensibilidad* $_{Medio}$ = e/ (b+e+h).
- Sensibilidad Bajo = i/(c+f+i).

Primero se calcula la tasa de error para el tema1:

Tasa de error T1 = número de errores / número total de casos = 4/17=0.24 (ver tabla 4. 8).

Caso	A 1	A2	А3	A4	Final	Predicción
1	regular	muybien	excelente	excelente	alto	alto
2	mal_nh	muybien	excelente	excelente	alto	alto
3	bien	muybien	excelente	excelente	alto	alto
4	bien	muybien	mal_nh	muybien	alto	alto
5	regular	bien	mal_nh	excelente	alto	bajo
6	bien	muybien	mal_nh	muybien	alto	alto
7	regular	bien	excelente	bien	alto	medio
8	bien	excelente	excelente	excelente	alto	alto
9	mal_nh	mal_nh	mal_nh	mal_nh	bajo	bajo
10	bien	mal_nh	mal_nh	bien	bajo	bajo
11	mal_nh	mal_nh	mal_nh	mal_nh	bajo	bajo
12	muybien	muybien	excelente	excelente	alto	alto
13	muybien	muybien	excelente	muybien	alto	alto
14	mal_nh	muybien	mal_nh	muybien	alto	bajo
15	regular	muybien	mal_nh	excelente	alto	bajo
16	mal_nh	muybien	excelente	excelente	alto	alto
17	regular	regular	muybien	bien	bajo	bajo

Tabla 4.8: Resultados del desempeño de los alumnos. Actividades (columnas A1 hasta A4) relacionadas con el tema 1. Calificación de la evaluación final con respecto al tema1, (columna *Final*). Predicción del resultado de la misma teniendo en cuenta el desempeño del alumno en cada actividad (columna *Predicción*). Las casillas sombreadas son los errores cometidos en la clasificación.

A continuación se completa la Matriz de Confusión teniendo en cuenta la información de la tabla 4.4 (ver tabla 4.5).

	Clase Verdadera					
		alto	medio	bajo		
Clase predicha	alto medio	9 1	0 0	0 0	9/17	
	bajo	3	0	4	7/17	
		13/17	0/17	4/17	17	

Tabla 4.9: Matriz de Confusión para el Tema 1, particularizada con la información de la tabla 4.8

Se calcula presición y sensibilidad para cada uno de los niveles de conocimiento dentro del Tema1 usando la tabla 4.9:

- $Precisi\'on_{alto} = 9/(9+0+0) = 1$
- $Precisi\'on_{medio} = 0/(1+0+0) = 0$
- $Precisi\'{o}n_{bajo} = 4/(3+0+4) = 0.57$
- Sensibilidad _{alto} = 9/(9+1+3) = 0.69
- Sensibilidad $_{\text{medio}} = 0/(0+0+0) = \text{indeterminado}$
- *Sensibilidad* $_{\text{bajo}} = 4/(0+0+4)=1$

Ahora se calcula la tasa de error para el tema2:

Tasa de error T2 = número de errores / número total de casos = <math>5/17=0.29 (ver Tabla 4.10).

Caso 1	A5 muybien	A6 muybien	A7 mal_nh	Final alto	Predicción alto
2	mal_nh	excelente	regular	alto	bajo
3	excelente	excelente	excelente	alto	alto
4	mal_nh	excelente	bien	alto	bajo
5	mal_nh	regular	excelente	alto	bajo
6	excelente	excelente	bien	alto	alto
7	muybien	excelente	muybien	alto	alto
8	muybien	muybien	excelente	alto	alto
9	mal_nh	mal_nh	mal_nh	bajo	bajo
10	mal_nh	regular	bien	bajo	bajo
11	mal_nh	mal_nh	mal_nh	bajo	bajo
12	muybien	excelente	excelente	alto	alto
13	excelente	muybien	regular	alto	alto
14	mal_nh	excelente	excelente	alto	medio
15	excelente	excelente	excelente	alto	alto
16	excelente	excelente	excelente	alto	alto
17	muybien	regular	mal_nh	bajo	alto

Tabla 4.10: Resultados del desempeño de los alumnos. Actividades (columnas A5 hasta A7) relacionadas con el Tema 2. Calificación de la evaluación final con respecto al tema 2, (columna *Final*). Predicción del resultado de la misma teniendo en cuenta el desempeño del alumno en cada actividad (columna *Predicción*). Las casillas sombreadas son los errores cometidos en la clasificación.

A continuación se completa la Matriz de Confusión (Tabla 4.11) teniendo en cuenta la información de la Tabla 4.10.

		Cla	se Verdade	era	
		alto	medio	bajo	
	alto	9	0	1	10/17
Clase predicha	medio	1	0	0	1/17
	bajo	3	0	3	6/17
		13/17	0	4/17	17

Tabla 4.11: Matriz de Confusión para el tema 2, particularizada con la información de la Tabla 4.10.

Se calcula presición y sensibilidad para cada uno de los niveles de conocimiento dentro del tema 2 (ver Tabla 4.11):

- $Precisi\'on_{alto} = 9/(9+0+1) = 0.9$
- $Precisi\'on_{medio} = 0/(1+0+0) = 0$
- $Precisi\'on_{bajo} = 3/(3+0+3) = 0.5$
- Sensibilidad _{alto} = 9/(9+1+3) = 0.69
- Sensibilidad $_{\text{medio}} = 0/(0+0+0) = \text{indeterminado}$
- *Sensibilidad* $_{\text{bajo}} = 3/(1+0+3) = 0.75$

Se calcula la tasa de error para el Tema3:

Tasa de error T3 = número de errores / número total de casos = 4/17=0.24 (ver Tabla 4.12)

Caso	A8	A9	Final	Predicción
1	excelente	excelente	alto	alto
2	muybien	bien	alto	alto
3	excelente	muybien	alto	alto
4	excelente	mal_nh	alto	alto
5	regular	mal_nh	alto	bajo
6	mal_nh	mal_nh	alto	bajo
7	excelente	mal_nh	medio	alto
8	excelente	muybien	alto	alto
9	mal_nh	mal_nh	bajo	bajo
10	mal_nh	mal_nh	bajo	bajo
11	mal_nh	mal_nh	bajo	bajo
12	excelente	muybien	alto	alto
13	muybien	mal_nh	alto	alto
14	muybien	mal_nh	alto	alto
15	mal_nh	mal_nh	alto	bajo
16	excelente	muybien	alto	alto
17	regular	mal_nh	bajo	bajo

Tabla 4.12: Resultados del desempeño de los alumnos. Actividades ocho y nueve, relacionadas con el tema 3. Calificación de la evaluación final con respecto al tema 3, (columna *Final*). Predicción del resultado de la misma teniendo en cuenta el desempeño del alumno en cada actividad (columna *Predicción*). Las casillas sombreadas representan los errores cometidos en la clasificación.

En base a los resultados de la tabla 4.12, se procede a llenar la matriz de confusión para el Tema 3 (Tabla 4.9).

	Clase Verdadera					
		alto	medio	bajo		
	alto	9	1	0	10/17	
Clase predicha	medio	0	0	0	0/17	
	bajo	3	0	4	7/17	
		12/17	1	4/17	17	

Tabla 4.13: Matriz de Confusión para el tema 3, particularizada con la información de la tabla 4.12.

Se calcula la precisión y la sensibilidad para cada uno de los niveles de conocimiento dentro del Tema 3 (Tabla 4.13):

- $Precisi\'{o}n_{alto} = 9/(9+1+0) = 0.9$
- $Precisi\'on_{medio} = 0/(0+0+0) = indeterminado$
- $Precisi\'on_{bajo} = 4/(3+0+4) = 0.57$
- $Sensibilidad_{alto} = 9 / (9+0+3) = 0.75$
- $Sensibilidad_{medio} = 0/(1+0+0) = 0$
- Sensibilidad bajo = 4/(0+0+4)=1

En la Tabla 4.14 y en la Figura 4.4 se muestra un resumen de los resultados obtenidos anteriormente.

Tema	Tasa de	Precisión			Sensibilidad		
	error	alto	medio	bajo	alto	medio	bajo
1	0.24	1	0	0.57	0.69	Indet.	1
2	0.29	0.9	0	0.5	0.69	Indet.	0.75
3	0.24	0.9	Indet.	0.57	0.75	0	1
Promedio	0.26	0.93	-	0.55	0.71	-	0.92

Tabla 4.14: Resumen de los resultados obtenidos mediante las métricas para las tres redes de Bayes. Tasa de error, precisión y sensibilidad para los tres niveles (alto, medio, bajo). Y el promedio de cada métrica.

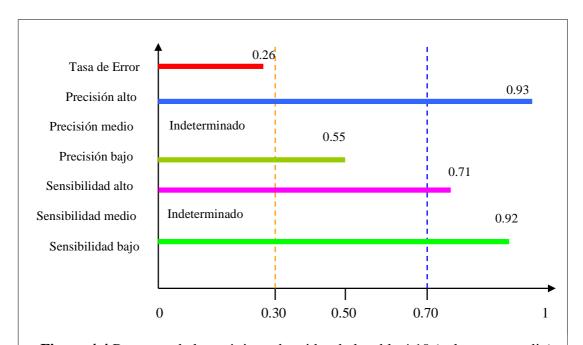


Figura 4.4 Resumen de las métricas obtenidas de la tabla 4.10 (valores promedio).

4. 5. 3 Análisis de los resultados

De los resultados obtenidos de las métricas se observa que la tasa de error en promedio es 0.26. Es una tasa de error baja que indica un buen comportamiento del Modelo de Alumno, de pocos errores en la clasificación del perfil del alumno (menor al 30%).Con respecto a la precisión dentro del nivel de conocimiento alto se tiene una media de 0.93 y para los niveles medio y bajo, indeterminado y 0.55 respectivamente. Esto indica un gran desempeño del clasificador dentro del nivel alto (mayor al 70%) (ver figura 4.4). Para el nivel medio no existen ocurrencias de alumnos que hayan obtenido esta calificación en la evaluación final en alguno de los temas, ni tampoco se dieron casos en que ocurrió un diagnóstico de este tipo, por eso la precisión es indeterminada. Y dentro del nivel bajo se obtiene un desempeño bajo en lo que respecta a la precisión (menor al 70%). Este hecho se puede deber a que los alumnos se esforzaron mucho más en la evaluación final que en realizar las actividades del curso (obtuvieron notas más altas en la evaluación final que en las actividades del curso). En lo que se refiere a la sensibilidad del modelo para el nivel alto y bajo se tienen las medias de 0.71 y 0.92 respectivamente, que indica un buen comportamiento del modelo en este aspecto. Con respecto al nivel medio la sensibilidad es indeterminado, porque no existen instancias. Por lo dicho anteriormente se concluye que el funcionamiento del modelo Bayesiano del Alumno ofrece pruebas de buen desempeño, en la calificación de los niveles de conocimiento presentes en los alumnos del curso e-learning dictado.

Capítulo 5:

Conclusiones

CAPÍTULO 5

Conclusiones

5.1 Conclusiones

Durante el desarrollo del presente trabajo se ha diseñado, descripto e implementado un nuevo Modelo Bayesiano de Alumno, que refleja el nivel de conocimiento del estudiante en relación a cada tema de un curso de e-learning, implementado en la plataforma Moodle. Particularmente, se ha realizado la implementación en un curso sobre la temática "Realidad Virtual" correspondiente a la currícula de la asignatura Simulación de la carrera Licenciatura en Sistemas de Información. De esta forma se ha dado cumplimiento al primer objetivo específico enunciado en el Capitulo 1.

El valor de esta experiencia es que se ha construido un modelo bayesiano del alumno que estima automáticamente su nivel de conocimiento en un curso e-learning; y se ha validado el mismo en una situación concreta de aprendizaje de la asignatura Simulación correspondiente a la carrera Licenciatura en Sistemas de Información de la UNSE. El modelo construido, con muy pocas adaptaciones, podría ser utilizado en cualquier curso e-learning bajo la plataforma Moodle u otras. El modelo es sencillo de utilizar y la validación ha demostrado en esta oportunidad que logra alcanzar un desempeño dentro de límites aceptables.

Por otra parte, utilizando una técnica de Inteligencia Artificial, las Redes de Bayes, y utilizando información sobre las intervenciones de los alumnos en el curso de e-learning, se ha diagnosticado el nivel de conocimiento alcanzado por cada alumno involucrado en el curso. De esta manera se ha dado cumplimiento al segundo objetivo específico enunciado en el Capítulo 1.

El uso de Redes de Bayes requiere que se obtengan las probabilidades para su funcionamiento. Esto constituye una actividad crítica. Contar con información estadística histórica sobre el desempeño de alumnos en la asignatura contribuye a la obtención de probabilidades condicionales para el aprendizaje de las redes. En este caso, fue la docente responsable de la asignatura, quien en base a la información estadística de años anteriores y a su experiencia y conocimiento del grupo de estudiantes, estimó las probabilidades condicionales. Cabe destacar que no fue necesario ajustar estos valores para asegurar buenos resultados en los diagnósticos

de las redes. Se optó por una red mínima. Porque el área curricular a desarrollarse no requiere una red de muchos niveles de granularidad. Esto muestra que también se puede llegar exitosamente a buenos resultados, a trabes de modelos simples.

Para trabajar con Redes de Bayes es necesario disponer de un software para la edición y compilación de las redes, para que sea posible examinar diversas opciones de Redes de Bayes. Además, este software realiza los cálculos de forma automática. En este trabajo se eligió Nética para tal propósito. Fue posible utilizar la versión gratuita que está disponible en la Web. Este software demostró ser simple de usar y cuenta, además, con muchas herramientas que podrían ser útiles en desarrollos futuros.

En relación a la validación del modelo, se midió la bondad del mismo utilizando las métricas de tasa de error, precisión y sensibilidad, y al comparar dichas métricas con los niveles esperados de ellas, se encontró que están dentro de los niveles aceptables, que permiten concluir un buen funcionamiento del Modelo Bayesiano de Alumno. Aunque hubiera sido deseable utilizar una muestra de alumnos más amplia, que permita establecer una mayor diversidad de casos a analizar, la cantidad de alumnos que participó en el curso fue suficiente para dar peso estadístico a las conclusiones arribadas. De esta manera, se ha dado cumplimiento al tercer objetivo específico enunciado en el Capítulo 1.

Los resultados obtenidos son muy prometedores, y demuestran que el Modelo Bayesiano propuesto es simple pero muy eficaz, por lo que se ha cumplido el objetivo de definir un Modelo Bayesiano del Alumno que permita diagnosticar automáticamente el nivel de conocimiento del estudiante.

De esta manera se espera haber contribuido con los desarrolladores de módulos de personalización para la plataforma Moodle, que utilicen el modelo propuesto para adaptar diferentes aspectos pedagógicos en un curso de e-learning.

5.2. Trabajos futuros

En trabajos futuros se podría paliar el crecimiento excesivo de las tablas de probabilidad condicional. El tamaño de la tabla de probabilidad condicional crece exponencialmente con el número de padres de un nodo, por lo que puede crecer demasiado. Una forma de reducir este problema es utilizando ciertos modelos para representar las tablas sin requerir especificar todas las probabilidades, utilizando lo que se conoce como modelos canónicos. Otras formas

de representar las tablas de probabilidad condicional son mediante árboles de decisión y redes neuronales [38]. En desarrollos futuros se podría intentar alguna de estas alternativas para obtener un modelo con menos parámetros.

Por otra parte, el modelo del alumno diseñado en este trabajo, queda disponible para ser utilizado en trabajos futuros de personalización de la plataforma MOODLE, sobre la base del nivel de conocimiento de los estudiantes. Es decir, que podría tomarse la información que aporta este modelo para personalizar contenidos a ofrecer a un estudiante, actividades pedagógicas, e inclusive servir de base para la conformación de grupos de aprendizaje colaborativos, entre otras aplicaciones.

Referencias

- [1] Millan E. V., Sistema Bayesiano para el modelado del alumno, Tesis Doctoral, Universidad de Málaga, España, 2000.
- [2] Gertner A., VanLehn, K. Andes: A Coached Problem Solving Environment for Physics, Intelligent Tutoring Systems: 5th International Conference 131-142, Alemania, 2000.
- [3] Murray W. An easily implemented linear-time algorithm for Bayesian Student Modeling in Multi-level trees, 9th World Conference on Artificial Intelligence and Education, 413-420, Amsterdam, 1999.
- [4] Bunt A., Conati C., Huggett M., Muldner K. On Improving the Effectiveness of Open Learning Environments Through Tailored Support for Exploration, World Conference of Artificial Intelligence and Education, U.S.A., 2001.
- [5] Muldner K., Conati C., Evaluating a Decision-Theoretic Approach to Tailored Example Selection. In Proceedings of International Joint Conference on Artificial Intelligence, India, 2007.
- [6] Blank G., Pardez S., Wei F., Morits S., A Web-Based ITS for OO Design, In Proceedings of the 12 th International Conference on Artificial Intelligence in Education, Amsterdam, 2005.
- [7] Gonzáles C., Bruguillo J. C., Llamas M., A Qualitative Comparison of Tecniques for Student Modeling in Intelligent Tutoring Systems, 36 th ASEE/IEEE Frontiers in Education Conference, U.S.A, 2006.
- [8] Pardos Z. A., Hefferman N. Z. Anderson B., Hefferman C., The Effect of Model Granularity on Student Performance Prediction Using Bayesian Networks. Submited to the International User Modelling Conference, Grecia, 2007.
- [9] Hernández Y., Sucar E., Conati C., Incorporating an Affective Behavior Model to an Intelligent Tutor, IEEE Education Society Awards and Frontiers in Education Conference Awards, 2009.
- [10] Arteaga C., Fabregat R., Mérida D., Implementación del Ambiente de Aprendizaje Ascil Usando Moodle, Tesis Doctoral, Instituto de Informática y Aplicaciones Universitat de Girona, España ,2006.
- [11] Rauch L., Andrelczyk K., Kusiak J., Agent-based algorithm dedicated to personalization of e-learning courses, European Association of Distance Teaching Universities Conference, Portugal ,2007.
- [12] Roa J., Karanik M., Gramajo S., Pérez J., Vigil R., Ramirez R. Mejora de la Plataforma de e-learning Moodle Utilizando Redes Neuronales, Primeras Jornadas de Educación en Informática y TICS, Argentina, 2005

- [13] Carrasco J. B., Baignol J. B., Técnicas y Recursos para Motivar a los Alumnos. Ediciones Rialp, 1995.
- [14] Sodoké K., Raîche G., Nkambou R., Riopel M., Lesage M., Extending Moodle functionalities to adaptive testing framework, Congrès E-Learn de l'Association for the advancement of computing in education (AACE), Canadá, 2007.
- [15] Moreno L., González E. J., Groenwald C., Popescu B., González C. Propuesta de mejora en el proceso de aprendizaje del alumno y su aplicación a una asignatura de Arquitectura de Computadores, IEEE-RITA (Revista Iberoamericana electrónica de Tecnologías del Aprendizaje). 2009.
- [16] Arelco G., La educación a distancia vs. La educación presencial tradicional , Revista Educativa Eliceo, 2009.
- [17] Karrer T., Uderstanding E-Learning 2.0 ,American Society for Training & Development, Conference & Exposition, U.S.A., 2010.
- [18] Paulsen M. F., Online Education and Learning Management Systems, Revista Global Elearning in a Scandinavian Perspective. Oslo, 2003.
- [19] López A., Parra E., Escajeda S., Saucedo R., Comunidades y Ambientes Virtuales de Aprendizaje, Simposio SOMECE, Mexico, 2002.
- [20] VanLehn, K. Polson M. Student Modelling.. Foundations of Intelligent Tutoring systems. Publishers' Catalogues Lawrence Erlbaum Associates, USA, 1988
- [21] Gaudioso, E. Contribuciones al Modelado del Usuario en Entornos Adaptativos de Aprendizaje y Colaboración a través de Internet mediante técnicas de Aprendizaje Automático. Universidad Complutense de Madrid ,Tesis Doctoral, Madrid, España 2002.
- [22] Medina N., Garcia L., Rodríguez M.J., y Parets J.. Adaptación al Usuario en Sistemas Hipermedia: El modelo sem-hp. Actas de las II Jornadas de trabajo DOLMEN. Valencia, España, 2002.
- [23] Kavcic, A. Enhancing Educational Hypermedia: Personalization through Fuzzy Logic, Proceedings of the 1st Workshop on Information and Knowledge Management for Integrated Media Communication, España, 2001.
- [24] Oppermann, R. Rashev, R. and Kinshuk F., Adaptability and Adaptativity in Learning Systems. Knowledge Transfer (Volume II), Ed. A. Behrooz, London, 1997.
- [25] De Bra, P. Design Issues in Adaptive Web-Site Development. Proceedings of the 2nd Workshop on Adaptive Systems and User Modelling on the WWW ,USA 1999.
- [26] Carro R. Clasificación de los Sistemas Hipermedia Adaptativos, Revista Iberoamericana de Educación a Distancia, España ,2006.

- [27] Brusilovsky, P., Adaptive Hypermedia. User Modeling and User Adapted Interaction, Ten Year Anniversary Issue, Alfred Kobsa ed., 2001.
- [28] Lacave C. Explicacion en Redes Bayesianas. Aplicaciones Médicas, Universidad Complutense de Madrid., Tesis de grado, España, 2002.
- [29] Rui A., Cruz F., García L., Perfiles De Usuario: En La Senda De La Personalización, Informe Técnico Departamento de Informática y Automática Universidad de Salamanca, España, 2003.
- [30] Puga J., Garcia J. Sistemas de Tutorizacion Inteligente Basados en Redes Bayesianas, Revista Electrónica de Metodología Aplicada, España, 2008.
- [31] Steiner E., What is Distance Education? Revista Digital de Postrado Investigación y Extensión Del Campus Monterrey, España, 2007.
- [32] Barrera, J., Hoyos, M, ESaD ¿Un Modelo Pedagógico? Análisis de la Experiencia de la Universidad de Santo Tomás. Revista Cognición, Ecuador, 2008.
- [33] Conejo R., Guzmán E., Millán E., Trella M., Perez J. y Ríos, A. SIETTE: A webbased tool for adaptive testing. Journal International Journal of Artificial Intelligence, Netherlands, 2004.
- [34] Mislevy R., Gitomer, D. The role of probability-based inference in an intelligent tutoring system., Armstrong Laboratories of the United States Air Force, USA ,1996.
- [35] Gong Y., Beck J., Heffernan N., Comparing Knowledge Tracing and Performance Factor Analysis by Using Multiple Model Fitting, Intelligent Tutoring Systems: 10th International Conference, ITS 2010, USA, 2010.
- [36] Bates, A. and Poole, G. Effective Teaching with Technology in Higher Education, Jossey-Bass Publishers, U.S.A, 2003.
- [37] Netica, Software de desarrollo de redes de Bayes, disponible en, http://www.norsys.com
- [38] Basilio S. A., Aprendizaje Automático: Conceptos Básicos y Avanzados, Editorial Pearson Prentice Hall, 2006.
- [39] Brusilovsky, P. Adaptive and Intelligent Web-based Education Systems. Journal Artificial Intelligence in Education, The Netherlands, 2003.
- [40] Moodle, Softwarwe para la elaboración de cursos basados en Internet, disponible en http://www.Moodle.org
- [41] Hot Potatoes, Suite para creación de ejercicios interactivos basados en Internet, disponible en, http://hotpot.uvic.ca
- [42] SCORM conjunto de standards para productos de software e-learning, disponible en http://scorm.com/scorm-explained/

Anexo A:

Documentación del Curso E-learning

ANEXO A

Documentación del Curso E-learning

A.1 Introducción

En este Anexo se describe el curso sobre "Realidad Virtual" dictado a los alumnos de la asignatura Simulación de la carrera Licenciatura en Sistemas de Información. El mismo fue implementado en la plataforma de educación a distancia Moodle, bajo la modalidad de blearning. En primer término, se presenta una breve descripción de las características de Moodle; a continuación se presenta la descripción del curso y finalmente se detalla su implementación.

A.2. Plataforma Moodle

Moodle es una plataforma para la creación de cursos a distancia [40]. Se distribuye como software libre ,bajo la Licencia pública GPL (*General Public License*, Licencia Pública General). Básicamente esto significa que Moodle tiene derechos de autor (copyright), pero puede ser usado y modificado siempre que se mantenga el código fuente abierto para todos, no modificar o eliminar la licencia original, y aplicar esta misma licencia a cualquier trabajo derivado de él.

La palabra Moodle era, en sus comienzos, un acrónimo de Modular Object-Oriented Dynamic Learning Environment (Entorno de Aprendizaje Dinámico Orientado a Objetos y Modular), lo que resulta fundamentalmente útil para programadores y teóricos de la educación. También es un verbo que describe el proceso de deambular perezosamente a través de algo, y hacer las cosas cuando se desea hacerlas, un trabajo espontáneo que a menudo lleva a la visión y la creatividad. Las dos acepciones tienen orientaciones diferentes. La primera tiene que ver con la manera en que se desarrolló Moodle, y la segunda con la manera en que un alumno o profesor se puede aproximar al estudio o enseñanza de un curso en línea.

Algunas de las principales características de esta plataforma son:

• Da soporte a una educación social constructivista (colaboración, actividades, reflexión crítica, etc.). Aunque puede soportar otros enfoques educativos.

- La mayoría de las actividades (wikis, foros, glosarios, etc.) pueden ser editadas en forma sencilla, tanto por profesores, alumnos, o por el mismo administrador.
- Ofrece una serie de actividades flexibles para los cursos: foros, cuestionarios, consultas, encuestas etc.
- En la página principal del curso se pueden presentar los cambios ocurridos en el curso desde la última vez que el usuario entró. Esto le permite al alumno tener contacto con los últimos eventos importantes.
- Incluye la posibilidad de acceder como invitado a un curso.
- Registro y seguimiento completo de los accesos del usuario.
- Integración del correo electrónico, permitiendo enviar por este medio copias de los mensajes enviados a un foro, los comentarios de los profesores, etc. en formato HTML o de texto.
- Puede funcionar en cualquier ordenador en el que pueda correr PHP, y soporta varios tipos de bases de datos (en especial MySQL). Es fácil de instalar en casi cualquier plataforma que soporte PHP. Sólo requiere que exista una base de datos.
- Apropiada para el cien por ciento de las clases en línea, así como también para complementar el aprendizaje presencial.
- Tiene una interfaz de navegador de tecnología sencilla, ligera, eficiente, y compatible.
- Ofrece una lista detallada con todas las características de los cursos que hay en el servidor.
- Se ha puesto énfasis en una seguridad sólida en toda la plataforma. Todos los formularios son revisados, las cookies encriptadas, etc.

A.3 Descripción del Curso.

El curso implementado sobre plataforma Moodle tuvo como tema central "Realidad Virtual". El curso tiene la siguiente estructura curricular:

Tema 1: Conceptos Básicos y Fundamentos de Realidad Virtual

- Subtema 1: Definición de Realidad Virtual
- Subtema 2: Antecedentes de la Realidad Virtual
- Subtema 3: Características de los Sistemas de Realidad Virtual
- Subtema 4: Tipos de Sistemas de Realidad Virtual

• Subtema 5: Software de Realidad Virtual

Tema 2: Arquitectura de Hardware para Realidad Virtual

- Subtema 1: Arquitectura Básica
- Subtema 2: Dispositivos de Entrada
- Subtema 3: Dispositivos de Salida
- Subtema 4: Estación de Proceso.

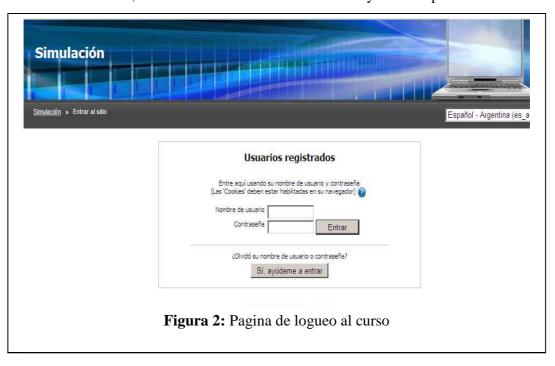
Tema 3: Desarrollo de Aplicaciones de Realidad Virtual

- Subtema 1: Proceso de desarrollo de un Sistema de Realidad Virtual.
- Subtema 2: Especificación de requisitos.
- Subtema 3: Desarrollo e Integración en la Plataforma.
- Subtema 4: Diseño Gráfico de los Objetos.
- Subtema 5: Otros enfoques de Desarrollo.

En la página inicial del aula virtual de la asignatura Simulación (Figura 1) se puede leer información sobre los objetivos del curso, los contenidos, la metodología de enseñanza, y la forma de evaluación que regirá para que los alumnos obtengan la acreditación del curso, el acceso a esta información es libre para cualquier persona.

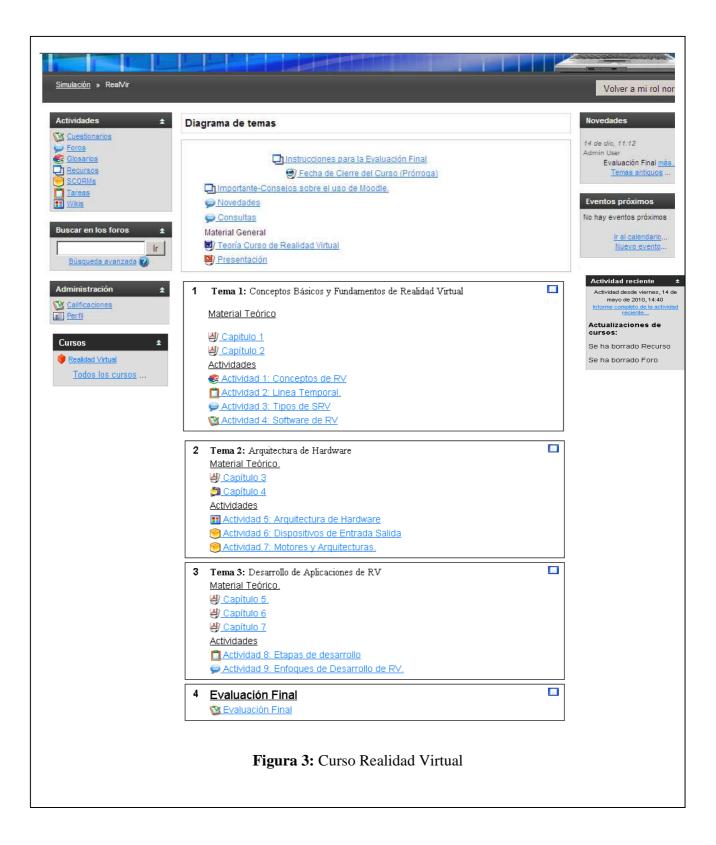


Sin embargo para tener acceso a los contenidos y actividades del curso es necesario identificarse como usuario registrado (Figura 2), ya sea como alumno, profesor o administrador del curso, suministrando el nombre de usuario y la correspondiente contraseña.

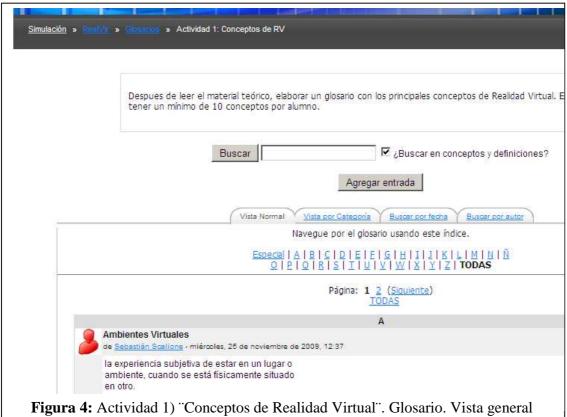


La página principal del Curso Realidad Virtual, agrupa vínculos que permiten tener acceso a material teórico, actividades del curso, foros donde los alumnos pueden presentar sus dudas sobre el uso de la plataforma, etc.. Las áreas novedades, eventos próximos, y actividades recientes permiten mantener al alumno al tanto de la evolución del dictado del curso (Figura 3). Se puede elegir cuándo hacer visible las actividades a los alumnos, para permitir su acceso en el momento adecuado. Es lo que sucedió con la evaluación final del curso, que se la mostró disponible en el último día del curso (Figura 3).

Se incluyen los siguientes tipos de actividades, glosario (Figura 4 y 5), tarea (Figura 6), foro (Figura 7, 8 y 9), cuestionario (Figura 10, 11), Scorm en este caso un crucigrama (figuras 12 y 13) y un ejercicio para completar espacios en blanco (Figura 14), generadas con el software Hot Potatoes [41] y un wiki (Figura 15 y 16).

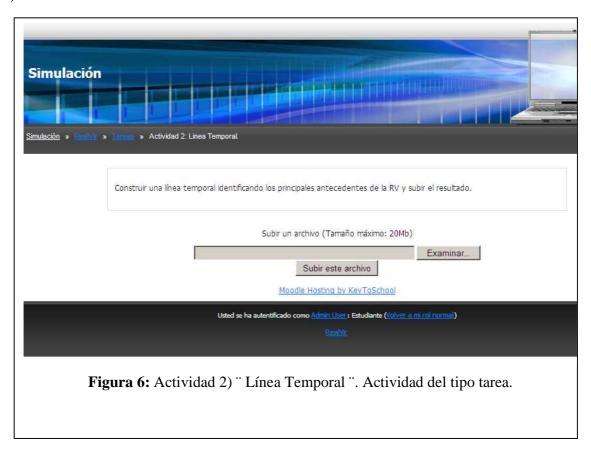


La Actividad 1 "Conceptos de Realidad Virtual" es del tipo glosario. Una actividad glosario consta de una lista de conceptos creada por los alumnos. Tales conceptos pueden ir acompañados de imágenes y links a archivos adjuntos de diferentes tipos (pdf, doc, etc). El alumno puede navegar por el glosario, de diferentes maneras, de principio a fin, por una letra en particular, por categoría, por fecha de la entrada, o por autor.





Las Actividad 2 "Línea Temporal" y la Actividad 8 "Etapas de Desarrollo" son de tipo *tarea*. Una *tarea* es un módulo que posibilita a los alumnos el envío de trabajos encomendados por el profesor. El formato del archivo digital es decidido por el docente de la cátedra, el tamaño máximo del archivo configurado en la plataforma e-learning es de veinte megabytes (Figura 6).



Para las Actividades 3 "Tipos de Sistemas de Realidad Virtual" y 9 "Enfoques de Desarrollo de Realidad Virtual", se optó por un *foro*. El foro es una actividad que consiste en un espacio donde los alumnos debaten e intercambian opiniones. En este caso a los alumnos se le permite proponer temas de debate, dentro de cada tema son libres de dejar mensajes que representan un punto de vista con respecto a un tema, estos diálogos quedan plasmados en el foro. En el caso de la Actividad 3, el foro fue grupal, es decir que se crearon tantos foros como grupos participantes había. Para dejar una contribución en un foro grupal, es preciso ser miembro del grupo (Figura 7). En el caso del foro correspondiente a la Actividad 9 "Enfoques de Desarrollo

de Realidad Virtual", se trató de un foro en el que todos los alumnos del curso podían participar libremente en los debates (Figura 8).



Figura 7: Actividad 3) "Tipos de Sistemas de Realidad Virtual ". Foro grupal.

	Colocar un r	nuevo tema de di <u>s</u> cusión aquí	
Tema	Comenzado por	Respuestas	Último mensaje
NFOQUE LANTEADO OR ONZALO	Pablo Andrés Villalba	<u>5</u>	Ana Carolina Schnyder sáb, 12 de dic de 2009, 00:10
iferencia en is enfoques	<u>Carlos Herrera</u>	<u>0</u>	Carlos Herrera vie, 11 de dic de 2009, 22:39
rincipales iferencias ntra los nfoques de	Gloria Ester Avila	<u>6</u>	María de los Angeles Suarez vie, 11 de dic de

La Figura 9 muestra un ejemplo de debate suscitado en respuesta a la Actividad 9. Los alumnos tienen una interfaz sencilla con la cual pueden responder, borrar, y editar los mensajes, entre otras cosas. Esto permite una fácil y fluida comunicación entre los alumnos. Además el alumno puede recibir notificaciones de los cambios que se producen en los foros en los que participa, mediante su correo electrónico.

Re: ENFOQUE PLANTEADO POR GONZALO VELEZ

de Mauricio Andres Dí az Navarro - domingo, 6 de diciembre de 2009, 03:15

Coincido con vos Pablo, todos plantean enfoques similares, cada uno con su particularidad.

Me gustaron las recomendaciones que hace Gonzalo Velez, tratando de balancear entre lo que se pretende hacer, y lo que se puede hacer. Depende de la capacidad personal y de las herramientas con las que se cuente. Sugiere hacer un desarrollo más bien modesto antes que ostentoso. "Se puede comenzar el desarrollo en forma sencilla, y luego sofisticarlo".

Mostrar mensaje anterior | Editar | Partir | Borrar | Responder



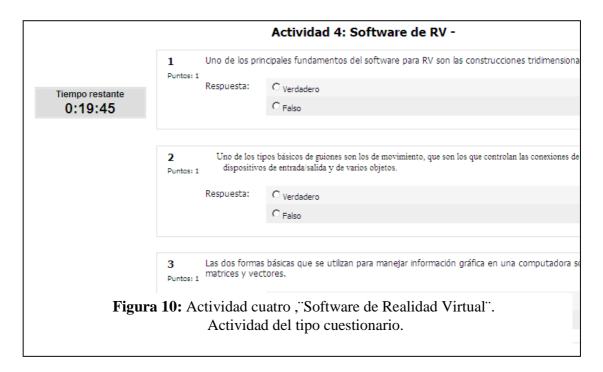
Re: ENFOQUE PLANTEADO POR GONZALO VELEZ

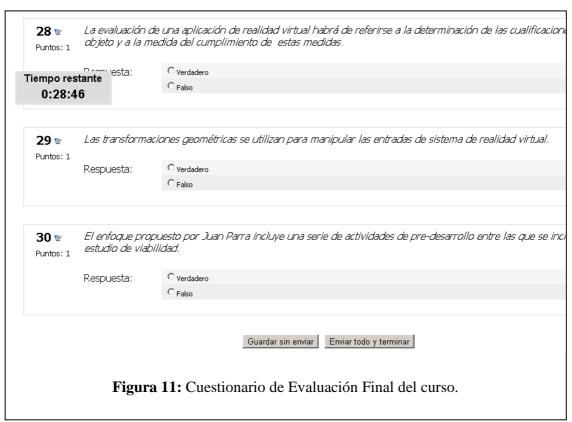
de Fernando Gaván - viernes, 11 de diciembre de 2009, 09:58

Gonzáles Vélez, plantea una secuencia de pasos a seguir para el desarrollo de aplicaciones en realidad virtual. Este autor se basa en un ciclo que se repite hasta que se logra un producto deseado. Por otra parte, existen dos visiones para desarrollar un sistema de RV, que son: **Top-down y Bottorn-up.** Además, en la práctica, la creación de un mundo virtual dependerá de la naturaleza del problema y de la experiencia del diseñador.

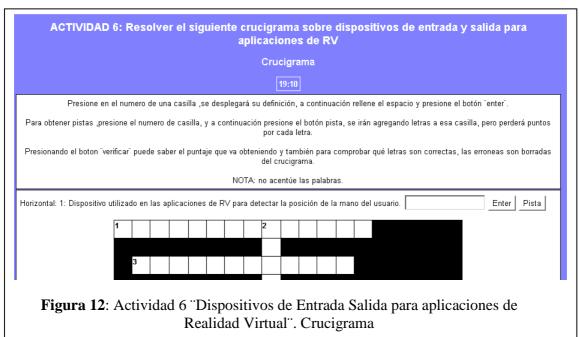
Figura 9: Ejemplo de los mensajes dejados en los foros por alumnos. Corresponde a la actividad nueve "Enfoques de Desarrollo de Realidad Virtual"

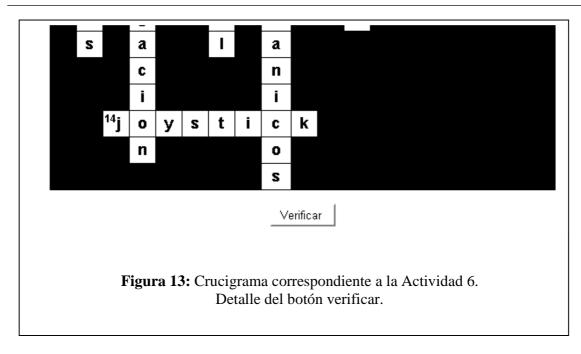
Para la Actividad 4 "Software de Realidad Virtual" y la evaluación final del curso se optó por utilizar un *cuestionario*. Esta es una actividad de evaluación, una lista de preguntas a responder. Para este caso se eligieron preguntas del tipo verdadero-falso, y el alumno disponía de un tiempo para responder dichas preguntas. En el caso de la Actividad 4 y la actividad de Evaluación Final del curso (Figura 11), los alumnos tuvieron veinte y treinta minutos respectivamente para completar el cuestionario. El alumno mientras completa el cuestionario puede ir guardando las respuestas parciales, presionando el botón *guardar sin enviar*. Si el alumno termina el cuestionario antes del tiempo establecido puede *enviar y terminar* esta actividad (Figura 11), o cuando se acaba el tiempo las respuestas se envían automáticamente.



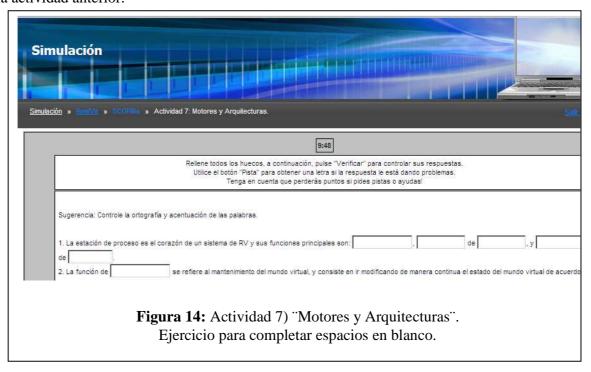


SCORM (del inglés Sharable Content Object Reference Model) es una especificación que permite crear objetos pedagógicos estructurados [42]. Los sistemas de gestión de contenidos en web originales usaban formatos propietarios para los contenidos que distribuían. Como resultado, no era posible el intercambio de tales contenidos. Con SCORM se hace posible crear contenidos que puedan importarse dentro de sistemas de gestión de aprendizaje diferentes, siempre que estos soporten la norma SCORM. Se utilizó el software Hot Potatoes 6 [41] que respeta esta especificación. Dicho software es un conjunto de seis herramientas de autor, desarrollado por el equipo del University of Victoria CALL Laboratory Research and Development, que permiten elaborar ejercicios interactivos basados en páginas Web de seis tipos básicos (elección múltiple, rellenar huecos crucigramas, ejercicios de emparejamiento, palabras desordenadas, o encadenar las actividades mencionadas anteriormente en un orden deseado). La Actividad 6 "Dispositivos de Entrada Salida para aplicaciones de Realidad Virtual" es un crucigrama generado mediante este software. Los alumnos debían completarlo, teniendo en cuenta las definiciones (Figura 12). Se pueden pedir pistas (mostrar letras que forman parte de la palabra) pero al hacerlo se pierden puntos en el ejercicio. Se dispone de veinte minutos para terminarlo. El alumno ingresa la respuesta y presiona el botón enter. Luego presiona el botón verificar para saber si su respuesta es correcta y los puntos que va acumulando (Figura 13). Se concluye la actividad cuando el crucigrama está completo o cuando finaliza el tiempo.

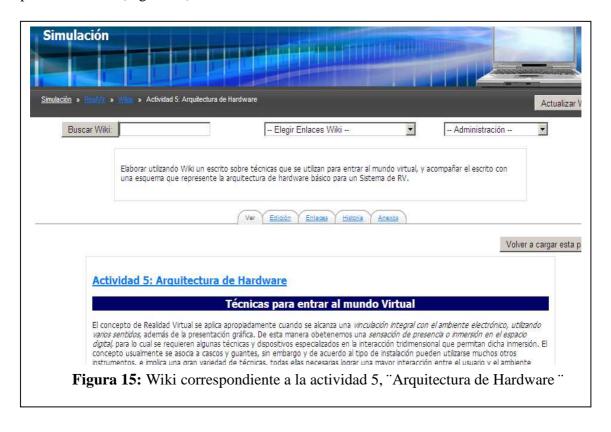


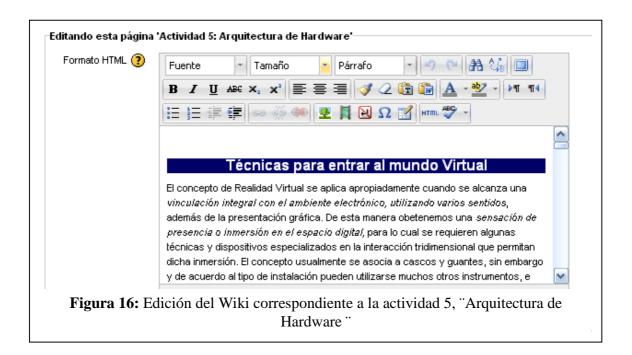


La Actividad 7 "Motores y Arquitecturas" (Figura 14) también es un Scorm y se desarrolló mediante Hot Potates, pero este caso consiste en un ejercicio para completar espacios en blanco en oraciones. Se deben completar oraciones rellenando los espacios en blanco con las palabras correctas. Se dispone de un tiempo máximo de diez minutos para finalizar esta actividad. El ingreso de los datos, y el uso de los botones *enter*, *pista* y *verificar* es idéntico a la actividad anterior.

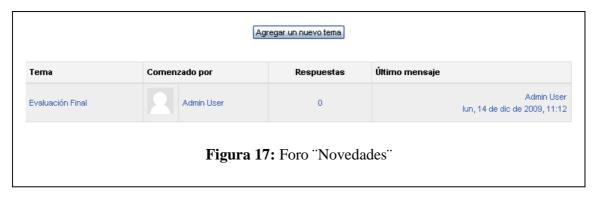


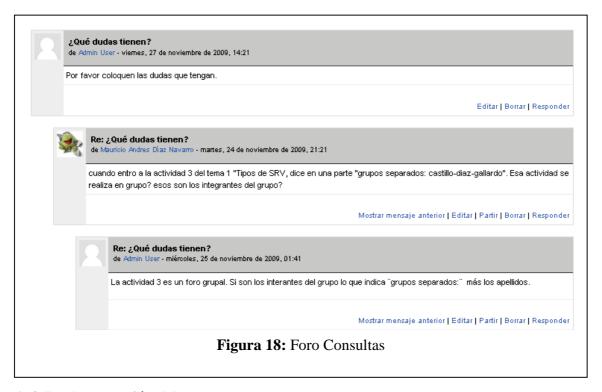
En la Actividad 5 "Arquitectura de Hardware" se propuso la creación de un único documento en forma colaborativa empleando la herramienta *wiki* (Figura 15). Esta herramienta permite a los alumnos ir realizando modificaciones con sus aportes y correcciones, a medida que se van generando distintas versiones del documento. El resultado final es un único documento que refleja el trabajo conjunto del curso. Para realizar la publicación del documento los alumnos disponen de un editor integrado a la página Web (Figura 16), al que se accede mediante la pestaña edición (Figura 15).





Además de las actividades a realizar se utilizaron recursos destinados a mantener informados a los alumnos sobre los distintos aspectos del curso. Se generaron páginas Web con instrucciones sobre la evaluación final, la fecha de cierre del curso, y consejos sobre el uso de Moodle. También se habilitaron dos foros, uno titulado *Novedades* (Figura 17) en el cual se publicaron noticias importantes del dictado del curso y la calificación final, y el foro titulado *Consultas* dónde el administrador de la plataforma aportó aclaraciones a las dudas sobre Moodle planteadas por los estudiantes (Figura 18).





A.4. Implementación del curso.

El curso fue implementado sobre plataforma Moodle, utilizando el servidor del sitio keytoschool.com. Dicho sitio ofrece alojamiento gratuito a aulas virtuales Moodle, y actualizaciones automáticas a la versión más estable de Moodle, en este caso se realizó una actualización de la versión 1.9.6 a la versión la versión 1.9.7 durante el dictado del curso.

El nombre de dominio que se adoptó para esta aula virtual fue http://simulacion.moodlehub.com.

Los alumnos inscriptos al curso fueron los estudiantes de la asignatura Simulación del año 2009, correspondiente a la carrera Licenciatura en Sistemas de Información de la Facultad de Ciencias Exactas y Tecnológicas de la Universidad Nacional de Santiago del Estero.

El curso se llevó a cabo entre el sábado 21 de noviembre y sábado 12 de diciembre del 2009, del mismo participaron 17 alumnos regulares.

Anexo B:

Tablas de Probabilidades Condicionales

Tema 1: Conceptos Básicos y Fundamentos de Realidad Virtual.

A1	A2	А3	A4	Alto	Medio	Bajo
Excelente	Excelente	Excelente	Excelente	1	0	0
Excelente	Excelente	Excelente	MuyBien	0.9	0.1	0
Excelente	Excelente	Excelente	Bien	0.8	0.2	0
Excelente	Excelente	Excelente	Regular	0.8	0.1	0.1
Excelente	Excelente	Excelente	Mal NH	0.8	0	0.2
Excelente	Excelente	MuyBien	Excelente	0.9	0.1	0
Excelente	Excelente	MuyBien	MuyBien	0.8	0.2	0
Excelente	Excelente	MuyBien	Bien	0.7	0.3	0
Excelente	Excelente	MuyBien	Regular	0.7	0.2	0.1
Excelente	Excelente	MuyBien	Mal_NH	0.7	0.1	0.2
Excelente	Excelente	Bien	Excelente	0.8	0.2	0
Excelente	Excelente	Bien	MuyBien	0.7	0.3	0
Excelente	Excelente	Bien	Bien	0.5	0.5	0
Excelente	Excelente	Bien	Regular	0.5	0.4	0.1
Excelente	Excelente	Bien	Mal_NH	0.5	0.2	0.3
Excelente	Excelente	Regular	Excelente	0.7	0.2	0.1
Excelente	Excelente	Regular	MuyBien	0.7	0.2	0.1
Excelente	Excelente	Regular	Bien	0.5	0.4	0.1
Excelente	Excelente	Regular	Regular	0.5	0.2	0.3
Excelente	Excelente	Regular	Mal_NH	0.5	0.1	0.4
Excelente	Excelente	Mal_NH	Excelente	8.0	0	0.2
Excelente	Excelente	Mal_NH	MuyBien	0.7	0.1	0.2
Excelente	Excelente	Mal_NH	Bien	0.5	0.2	0.3
Excelente	Excelente	Mal_NH	Regular	0.5	0.1	0.4
Excelente	Excelente	Mal_NH	Mal_NH	0.5	0	0.5
Excelente	MuyBien	Excelente	Excelente	0.9	0.1	0
Excelente	MuyBien	Excelente	MuyBien	0.8	0.2	0
Excelente	MuyBien	Excelente	Bien	0.7	0.3	0
Excelente	MuyBien	Excelente	Regular	0.7	0.2	0.1
Excelente	MuyBien	Excelente	Mal_NH	0.7	0.1	0.2
Excelente	MuyBien	MuyBien	Excelente	8.0	0.2	0
Excelente	MuyBien	MuyBien	MuyBien	0.7	0.3	0
Excelente	MuyBien	MuyBien	Bien	0.6	0.4	0
Excelente	MuyBien	MuyBien	Regular	0.6	0.2	0.2
Excelente	MuyBien	MuyBien	Mal_NH	0.6	0.1	0.3
Excelente	MuyBien	Bien	Excelente	0.7	0.3	0
Excelente	MuyBien	Bien	MuyBien	0.6	0.4	0
Excelente	MuyBien	Bien	Bien	0.4	0.6	0
Excelente	MuyBien	Bien	Regular	0.4	0.5	0.1
Excelente	MuyBien	Bien	Mal_NH	0.4	0.3	0.3
Excelente	MuyBien	Regular	Excelente	0.7	0.2	0.1
Excelente	MuyBien	Regular	MuyBien	0.6	0.2	0.2
Excelente	MuyBien	Regular	Bien	0.4	0.5	0.1
Excelente	MuyBien	Regular	Regular	0.4	0.2	0.4
Excelente	MuyBien	Regular	Mal_NH	0.4	0.1	0.5
Excelente	MuyBien	Mal_NH	Excelente	0.7	0.1	0.2

A 1	A2	А3	A4	Alto	Medio	Вајо
Excelente	MuyBien	Mal_NH	MuyBien	0.6	0.1	0.3
Excelente	MuyBien	Mal_NH	Bien	0.4	0.3	0.3
Excelente	MuyBien	Mal_NH	Regular	0.4	0.1	0.5
Excelente	MuyBien	Mal_NH	Mal_NH	0.4	0	0.6
Excelente	Bien	Excelente	Excelente	0.8	0.2	0
Excelente	Bien	Excelente	MuyBien	0.7	0.3	0
Excelente	Bien	Excelente	Bien	0.5	0.5	0
Excelente	Bien	Excelente	Regular	05	0.4	0.1
Excelente	Bien	Excelente	Mal_NH	0.5	0.2	0.3
Excelente	Bien	MuyBien	Excelente	0.7	0.3	0
Excelente	Bien	MuyBien	MuyBien	0.6	0.4	0
Excelente	Bien	MuyBien	Bien	0.4	0.6	0
Excelente	Bien	MuyBien	Regular	0.4	0.5	0.1
Excelente	Bien	MuyBien	Mal_NH	0.4	0.3	0.3
Excelente	Bien	Bien	Excelente	0.5	0.5	0
Excelente	Bien	Bien	MuyBien	0.6	0.4	0
Excelente	Bien	Bien	Bien	0.3	0.7	0
Excelente	Bien	Bien	Regular	0.2	0.6	0.2
Excelente	Bien	Bien	Mal_NH	0.2	0.5	0.3
Excelente	Bien	Regular	Excelente	0.5	0.4	0.1
Excelente	Bien	Regular	MuyBien	0.4	0.5	0.1
Excelente	Bien	Regular	Bien	0.2	0.6	0.2
Excelente	Bien	Regular	Regular	0.2	0.3	0.5
Excelente	Bien	Regular	Mal_NH	0.2	0.2	0.6
Excelente	Bien	Mal_NH	Excelente	0.5	0.2	0.3
Excelente	Bien	Mal_NH	MuyBien	0.4	0.3	0.3
Excelente	Bien	Mal_NH	Bien	0.2	0.5	0.3
Excelente	Bien	Mal_NH	Regular	0.2	0.2	0.6
Excelente	Bien	Mal_NH	Mal_NH	0.2	0.1	0.7
Excelente	Regular	Excelente	Excelente	8.0	0.1	0.1
Excelente	Regular	Excelente	MuyBien	0.7	0.2	0.1
Excelente	Regular	Excelente	Bien	0.5	0.4	0.1
Excelente	Regular	Excelente	Regular	0.5	0.2	0.3
Excelente	Regular	Excelente	Mal_NH	0.5	0.1	0.4
Excelente	Regular	MuyBien	Excelente	0.7	0.2	0.1
Excelente	Regular	MuyBien	MuyBien	0.6	0.2	0.2
Excelente	Regular	MuyBien	Bien	0.4	0.5	0.1
Excelente	Regular	MuyBien	Regular	0.4	0.2	0.4
Excelente	Regular	MuyBien	Mal_NH	0.4	0.1	0.5
Excelente	Regular	Bien	Excelente	0.5	0.4	0.1
Excelente	Regular	Bien	MuyBien	0.4	0.5	0.1
Excelente	Regular	Bien	Bien	0.2	0.6	0.2
Excelente	Regular	Bien	Regular	0.4	0.1	0.5
Excelente	Regular	Bien	Mal_NH	0.2	0.2	0.6
Excelente	Regular	Regular	Excelente	0.5	0.2	0.3
Excelente	Regular	Regular	MuyBien	0.4	0.2	0.4
Excelente	Regular	Regular	Bien	0.2	0.3	0.5
Excelente	Regular	Regular	Regular	0.2	0.2	0.6

A1	A2	А3	A4	Alto	Medio	Bajo
Excelente	Regular	Regular	Mal_NH	0.2	0.1	0.7
Excelente	Regular	Mal_NH	Excelente	0.5	0.1	0.4
Excelente	Regular	Mal_NH	MuyBien	0.4	0.1	0.5
Excelente	Regular	Mal_NH	Bien	0.2	0.2	0.6
Excelente	Regular	Mal_NH	Regular	0.2	0.1	0.7
Excelente	Regular	Mal_NH	Mal_NH	0.2	0	0.8
Excelente	Mal_NH	Excelente	Excelente	0.8	0	0.2
Excelente	Mal_NH	Excelente	MuyBien	0.7	0.1	0.2
Excelente	Mal_NH	Excelente	Bien	0.5	0.2	0.3
Excelente	Mal_NH	Excelente	Regular	0.4	0.1	0.5
Excelente	Mal_NH	Excelente	Mal_NH	0.4	0	0.6
Excelente	Mal_NH	MuyBien	Excelente	0.5	0.2	0.3
Excelente	Mal_NH	MuyBien	MuyBien	0.4	0.3	0.3
Excelente	Mal_NH	MuyBien	Bien	0.2	0.5	0.3
Excelente	Mal_NH	MuyBien	Regular	0.2	0.2	0.6
Excelente	Mal_NH	MuyBien	Mal_NH	0.4	0	0.6
Excelente	Mal_NH	Bien	Excelente	0.5	0.1	0.4
Excelente	Mal_NH	Bien	MuyBien	0.4	0.1	0.5
Excelente	Mal_NH	Bien	Bien	0.4	0	0.6
Excelente	Mal_NH	Bien	Regular	0.5	0.2	0.3
Excelente	Mal_NH	Bien	Mal_NH	0.4	0.3	0.3
Excelente	Mal_NH	Regular	Excelente	0.2	0.5	0.3
Excelente	Mal_NH	Regular	MuyBien	0.4	0.1	0.5
Excelente	Mal_NH	Regular	Bien	0.2	0.2	0.6
Excelente	Mal_NH	Regular	Regular	0.2	0.1	0.7
Excelente	Mal_NH	Regular	Mal_NH	0.2	0	0.8
Excelente	Mal_NH	Mal_NH	Excelente	0.5	0	0.5
Excelente	Mal_NH	Mal_NH	MuyBien	0.4	0	0.6
Excelente	Mal_NH	Mal_NH	Bien	0.2	0.1	0.7
Excelente	Mal_NH	Mal_NH	Regular	0.2	0	0.8
Excelente	Mal_NH	Mal_NH	Mal_NH	0.1	0	0.9
MuyBien	Excelente	Excelente	Excelente	0.9	0.1	0
MuyBien	Excelente	Excelente	MuyBien	0.8	0.2	0
MuyBien	Excelente	Excelente	Bien	0.7	0.3	0
MuyBien	Excelente	Excelente	Regular	0.7	0.2	0.1
MuyBien	Excelente	Excelente	Mal_NH	0.7	0.1	0.2
MuyBien	Excelente	MuyBien	Excelente	0.8	0.2	0
MuyBien	Excelente	MuyBien	MuyBien	0.7	0.3	0
MuyBien	Excelente	MuyBien	Bien	0.6	0.4	0
MuyBien	Excelente	MuyBien	Regular	0.6	0.2	0.2
MuyBien	Excelente	MuyBien	Mal_NH	0.6	0.1	0.3
MuyBien	Excelente	Bien	Excelente	0.7	0.3	0
MuyBien	Excelente	Bien	MuyBien	0.6	0.4	0
MuyBien	Excelente	Bien	Bien	0.4	0.6	0
MuyBien	Excelente	Bien	Regular	0.4	0.5	0.1
MuyBien	Excelente	Bien	Mal_NH	0.4	0.3	0.3
MuyBien	Excelente	Regular	Excelente	0.7	0.2	0.1
MuyBien	Excelente	Regular	MuyBien	0.6	0.2	0.2

A1	A2	А3	A4	Alto	Medio	Bajo
MuyBien	Excelente	Regular	Bien	0.4	0.5	0.1
MuyBien	Excelente	Regular	Regular	0.4	0.2	0.4
MuyBien	Excelente	Regular	Mal_NH	0.4	0.1	0.5
MuyBien	Excelente	Mal NH	Excelente	0.7	0.1	0.2
MuyBien	Excelente	Mal_NH	MuyBien	0.6	0.1	0.3
MuyBien	Excelente	Mal_NH	Bien	0.4	0.3	0.3
MuyBien	Excelente	Mal_NH	Regular	0.4	0.1	0.5
MuyBien	Excelente	Mal_NH	Mal_NH	0.4	0	0.6
MuyBien	MuyBien	Excelente	Excelente	0.8	0.2	0
MuyBien	MuyBien	Excelente	MuyBien	0.7	0.3	0
MuyBien	MuyBien	Excelente	Bien	0.6	0.4	0
MuyBien	MuyBien	Excelente	Regular	0.6	0.2	0.2
MuyBien	MuyBien	Excelente	Mal_NH	0.6	0.1	0.3
MuyBien	MuyBien	MuyBien	Excelente	0.7	0.3	0
MuyBien	MuyBien	MuyBien	MuyBien	0.8	0.2	0
MuyBien	MuyBien	MuyBien	Bien	0.6	0.4	0
MuyBien	MuyBien	MuyBien	Regular	0.5	0.3	0.2
MuyBien	MuyBien	MuyBien	Mal_NH	0.5	0.2	0.3
MuyBien	MuyBien	Bien	Excelente	0.6	0.4	0
MuyBien	MuyBien	Bien	MuyBien	0.6	0.4	0
MuyBien	MuyBien	Bien	Bien	0.4	0.6	0
MuyBien	MuyBien	Bien	Regular	0.4	0.4	0.2
MuyBien	MuyBien	Bien	Mal_NH	0.4	0.2	0.4
MuyBien	MuyBien	Regular	Excelente	0.6	0.2	0.2
MuyBien	MuyBien	Regular	MuyBien	0.5	0.3	0.2
MuyBien	MuyBien	Regular	Bien	0.4	0.2	0.4
MuyBien	MuyBien	Regular	Regular	0.4	0.4	0.2
MuyBien	MuyBien	Regular	Mal_NH	0.4	0.1	0.5
MuyBien	MuyBien	Mal_NH	Excelente	0.6	0.1	0.3
MuyBien	MuyBien	Mal_NH	MuyBien	0.5	0.2	0.3
MuyBien	MuyBien	Mal_NH	Bien	0.4	0.2	0.4
MuyBien	MuyBien	Mal_NH	Regular	0.4	0.1	0.5
MuyBien	MuyBien	Mal_NH	Mal_NH	0.5	0.2	0.3
MuyBien	Bien	Excelente	Excelente	0.4	0.2	0.4
MuyBien	Bien	Excelente	MuyBien	0.4	0.1	0.5
MuyBien	Bien	Excelente	Bien	0.4	0	0.6
MuyBien	Bien	Excelente	Regular	0.6	0.4	0
MuyBien	Bien	Excelente	Mal_NH	0.6	0.4	0
MuyBien	Bien	MuyBien	Excelente	0.6	0.4	0
MuyBien	Bien	MuyBien	MuyBien	0.6	0.4	0
MuyBien	Bien	MuyBien	Bien	0.4	0.6	0
MuyBien	Bien	MuyBien	Regular	0.4	0.4	0.2
MuyBien	Bien	MuyBien	Mal_NH	0.4	0.2	0.4
MuyBien	Bien	Bien	Excelente	0.4	0.6	0
MuyBien	Bien	Bien	MuyBien	0.4	0.6	0
MuyBien	Bien	Bien	Bien	0.3	0.7	0
MuyBien	Bien	Bien	Regular	0.3	0.5	0.2
MuyBien	Bien	Bien	Mal_NH	0.3	0.6	0.1

A1	A2	A3	A4	Alto	Medio	Bajo
MuyBien	Bien	Regular	Excelente	0.4	0.5	0.1
MuyBien	Bien	Regular	MuyBien	0.4	0.4	0.2
MuyBien	Bien	Regular	Bien	0.4	0.2	0.4
MuyBien	Bien	Regular	Regular	0.3	0.3	0.4
MuyBien	Bien	Regular	Mal_NH	0.4	0.1	0.5
MuyBien	Bien	Mal_NH	Excelente	0.4	0.3	0.3
MuyBien	Bien	Mal_NH	MuyBien	0.4	0.2	0.4
MuyBien	Bien	Mal_NH	Bien	0.3	0.6	0.1
MuyBien	Bien	Mal_NH	Regular	0.3	0.2	0.5
MuyBien	Bien	Mal_NH	Mal_NH	0.3	0.1	0.6
MuyBien	Regular	Excelente	Excelente	0.7	0.2	0.1
MuyBien	Regular	Excelente	MuyBien	0.6	0.2	0.2
MuyBien	Regular	Excelente	Bien	0.4	0.5	0.1
MuyBien	Regular	Excelente	Regular	0.4	0.2	0.4
MuyBien	Regular	Excelente	Mal_NH	0.4	0.1	0.5
MuyBien	Regular	MuyBien	Excelente	0.6	0.2	0.2
MuyBien	Regular	MuyBien	MuyBien	0.5	0.3	0.2
MuyBien	Regular	MuyBien	Bien	0.4	0.2	0.4
MuyBien	Regular	MuyBien	Regular	0.4	0.4	0.2
MuyBien	Regular	MuyBien	Mal_NH	0.4	0.1	0.5
MuyBien	Regular	Bien	Excelente	0.4	0.5	0.1
MuyBien	Regular	Bien	MuyBien	0.4	0.4	0.2
MuyBien	Regular	Bien	Bien	0.3	0.5	0.2
MuyBien	Regular	Bien	Regular	0.3	0.3	0.4
MuyBien	Regular	Bien	Mal_NH	0.3	0.2	0.5
MuyBien	Regular	Regular	Excelente	0.4	0.2	0.4
MuyBien	Regular	Regular	MuyBien	0.4	0.4	0.2
MuyBien	Regular	Regular	Bien	0.3	0.3	0.4
MuyBien	Regular	Regular	Regular	0.1	0.3	0.6
MuyBien	Regular	Regular	Mal_NH	0.1	0.2	0.7
MuyBien	Regular	Mal_NH	Excelente	0.4	0.1	0.5
MuyBien	Regular	Mal_NH	MuyBien	0.4	0.1	0.5
MuyBien	Regular	Mal_NH	Bien	0.2	0.1	0.7
MuyBien	Regular	Mal_NH	Regular	0.1	0.2	0.7
MuyBien	Regular	Mal_NH	Mal_NH	0.1	0.1	0.8
MuyBien	Mal_NH	Excelente	Excelente	0.7	0.1	0.2
MuyBien	Mal_NH	Excelente	MuyBien	0.6	0.1	0.3
MuyBien	Mal_NH	Excelente	Bien	0.4	0.3	0.3
MuyBien	Mal_NH	Excelente	Regular	0.4	0.1	0.5
MuyBien	 Mal_NH	Excelente	Mal_NH	0.4	0	0.6
MuyBien	Mal_NH	MuyBien	Excelente	0.6	0.1	0.3
MuyBien	Mal_NH	MuyBien	MuyBien	0.5	0.2	0.3
MuyBien	 Mal_NH	MuyBien	Bien	0.4	0.2	0.4
MuyBien	 Mal_NH	MuyBien	Regular	0.4	0.1	0.5
MuyBien	Mal_NH	MuyBien	Mal_NH	0.5	0.2	0.3
MuyBien	Mal_NH	Bien	Excelente	0.4	0.3	0.3
MuyBien	 Mal_NH	Bien	MuyBien	0.4	0.2	0.4
MuyBien	Mal_NH	Bien	Bien	0.3	0.1	0.6

A1	A2	A3	A4	Alto	Medio	Вајо
MuyBien	Mal_NH	Bien	Regular	0.3	0.2	0.5
MuyBien	Mal_NH	Bien	Mal_NH	0.3	0.1	0.6
MuyBien	Mal_NH	Regular	Excelente	0.4	0.1	0.5
MuyBien	Mal_NH	Regular	MuyBien	0.4	0.1	0.5
MuyBien	Mal_NH	Regular	Bien	0.4	0.1	0.5
MuyBien	Mal_NH	Regular	Regular	0.1	0.2	0.7
MuyBien	Mal_NH	Regular	Mal_NH	0.2	0	0.8
MuyBien	Mal_NH	Mal_NH	Excelente	0.6	0.1	0.3
MuyBien	Mal_NH	Mal_NH	MuyBien	0.5	0.2	0.3
MuyBien	Mal_NH	Mal_NH	Bien	0.3	0.1	0.6
MuyBien	Mal_NH	Mal_NH	Regular	0.1	0.1	0.8
MuyBien	Mal_NH	Mal_NH	Mal_NH	0.1	0	0.9
Bien	Excelente	Excelente	Excelente	0.8	0.2	0
Bien	Excelente	Excelente	MuyBien	0.7	0.3	0
Bien	Excelente	Excelente	Bien	0.5	0.5	0
Bien	Excelente	Excelente	Regular	0.5	0.4	0.1
Bien	Excelente	Excelente	Mal_NH	0.5	0.2	0.3
Bien	Excelente	MuyBien	Excelente	0.7	0.3	0
Bien	Excelente	MuyBien	MuyBien	0.6	0.4	0
Bien	Excelente	MuyBien	Bien	0.4	0.6	0
Bien	Excelente	MuyBien	Regular	0.4	0.5	0.1
Bien	Excelente	MuyBien	Mal_NH	0.4	0.3	0.3
Bien	Excelente	Bien	Excelente	0.5	0.5	0
Bien	Excelente	Bien	MuyBien	0.4	0.6	0
Bien	Excelente	Bien	Bien	0.3	0.7	0
Bien	Excelente	Bien	Regular	0.2	0.6	0.2
Bien	Excelente	Bien	Mal_NH	0.2	0.5	0.3
Bien	Excelente	Regular	Excelente	0.5	0.4	0.1
Bien	Excelente	Regular	MuyBien	0.4	0.5	0.1
Bien	Excelente	Regular	Bien	0.5	0.4	0.1
Bien	Excelente	Regular	Regular	0.2	0.3	0.5
Bien	Excelente	Regular	Mal_NH	0.2	0.2	0.6
Bien	Excelente	Mal_NH	Excelente	0.5	0.2	0.3
Bien	Excelente	Mal_NH	MuyBien	0.4	0.3	0.3
Bien	Excelente	Mal_NH	Bien	0.2	0.5	0.3
Bien	Excelente	Mal_NH	Regular	0.2	0.2	0.6
Bien	Excelente	Mal_NH	Mal_NH	0.2	0.1	0.7
Bien	MuyBien	Excelente	Excelente	0.7	0.3	0
Bien	MuyBien	Excelente	MuyBien	0.6	0.4	0
Bien	MuyBien	Excelente	Bien	0.4	0.6	0
Bien	MuyBien	Excelente	Regular	0.4	0.5	0.1
Bien	MuyBien	Excelente	Mal_NH	0.4	0.3	0.3
Bien	MuyBien	MuyBien	Excelente	0.6	0.4	0
Bien	MuyBien	MuyBien	MuyBien	0.6	0.4	0
Bien	MuyBien	MuyBien	Bien	0.4	0.6	0
Bien	MuyBien	MuyBien	Regular	0.4	0.4	0.2
Bien	MuyBien	MuyBien	Mal_NH	0.4	0.2	0.4
Bien	MuyBien	Bien	Excelente	0.4	0.6	0

A1	A2	А3	A4	Alto	Medio	Bajo
Bien	MuyBien	Bien	MuyBien	0.4	0.6	0
Bien	MuyBien	Bien	Bien	0.3	0.7	0
Bien	MuyBien	Bien	Regular	0.3	0.5	0.2
Bien	MuyBien	Bien	Mal_NH	0.3	0.6	0.1
Bien	MuyBien	Regular	Excelente	0.4	0.5	0.1
Bien	MuyBien	Regular	MuyBien	0.4	0.4	0.2
Bien	MuyBien	Regular	Bien	0.3	0.5	0.2
Bien	MuyBien	Regular	Regular	0.3	0.3	0.4
Bien	MuyBien	Regular	Mal_NH	0.3	0.2	0.5
Bien	MuyBien	Mal_NH	Excelente	0.4	0.3	0.3
Bien	MuyBien	Mal_NH	MuyBien	0.5	0.3	0.2
Bien	MuyBien	Mal_NH	Bien	0.3	0.6	0.1
Bien	MuyBien	Mal_NH	Regular	0.3	0.2	0.5
Bien	MuyBien	Mal_NH	Mal_NH	0.3	0.1	0.6
Bien	Bien	Excelente	Excelente	0.5	0.5	0
Bien	Bien	Excelente	MuyBien	0.4	0.6	0
Bien	Bien	Excelente	Bien	0.3	0.7	0
Bien	Bien	Excelente	Regular	0.2	0.6	0.2
Bien	Bien	Excelente	Mal_NH	0.2	0.5	0.3
Bien	Bien	MuyBien	Excelente	0.4	0.6	0
Bien	Bien	MuyBien	MuyBien	0.4	0.6	0
Bien	Bien	MuyBien	Bien	0.3	0.7	0
Bien	Bien	MuyBien	Regular	0.3	0.5	0.2
Bien	Bien	MuyBien	Mal_NH	0.3	0.6	0.1
Bien	Bien	Bien	Excelente	0.3	0.7	0
Bien	Bien	Bien	MuyBien	0.3	0.7	0
Bien	Bien	Bien	Bien	0	1	0
Bien	Bien	Bien	Regular	0	0.9	0.1
Bien	Bien	Bien	Mal_NH	0	0.8	0.2
Bien	Bien	Regular	Excelente	0.2	0.6	0.2
Bien	Bien	Regular	MuyBien	0.3	0.5	0.2
Bien	Bien	Regular	Bien	0	0.9	0.1
Bien	Bien	Regular	Regular	0	0.6	0.4
Bien	Bien	Regular	Mal_NH	0	0.4	0.6
Bien	Bien	Mal_NH	Excelente	0.2	0.5	0.3
Bien	Bien	Mal_NH	MuyBien	0.3	0.6	0.1
Bien	Bien	Mal_NH	Bien	0	8.0	0.2
Bien	Bien	Mal_NH	Regular	0	0.4	0.6
Bien	Bien	Mal_NH	Mal_NH	0	0.5	0.5
Bien	Regular	Excelente	Excelente	0.5	0.4	0.1
Bien	Regular	Excelente	MuyBien	0.4	0.5	0.1
Bien	Regular	Excelente	Bien	0.2	0.6	0.2
Bien	Regular	Excelente	Regular	0.2	0.3	0.5
Bien	Regular	Excelente	Mal_NH	0.2	0.2	0.6
Bien	Regular	MuyBien	Excelente	0.4	0.5	0.1
Bien	Regular	MuyBien	MuyBien	0.5	0.3	0.2
Bien	Regular	MuyBien	Bien	0.3	0.5	0.2
Bien	Regular	MuyBien	Regular	0.3	0.3	0.4

A 1	A2	A3	A4	Alto	Medio	Вајо
Bien	Regular	MuyBien	Mal_NH	0.3	0.2	0.5
Bien	Regular	Bien	Excelente	0.2	0.6	0.2
Bien	Regular	Bien	MuyBien	0.3	0.5	0.2
Bien	Regular	Bien	Bien	0	0.9	0.1
Bien	Regular	Bien	Regular	0	0.6	0.4
Bien	Regular	Bien	Mal_NH	0	0.4	0.6
Bien	Regular	Regular	Excelente	0.2	0.3	0.5
Bien	Regular	Regular	MuyBien	0.3	0.3	0.4
Bien	Regular	Regular	Bien	0	0.6	0.4
Bien	Regular	Regular	Regular	0	0.3	0.7
Bien	Regular	Regular	Mal_NH	0	0.2	8.0
Bien	Regular	Mal_NH	Excelente	0.2	0.2	0.6
Bien	Regular	Mal_NH	MuyBien	0.3	0.2	0.5
Bien	Regular	Mal_NH	Bien	0	0.4	0.6
Bien	Regular	Mal_NH	Regular	0	0.2	0.8
Bien	Regular	Mal_NH	Mal_NH	0	0.2	0.8
Bien	Mal_NH	Excelente	Excelente	0.5	0.2	0.3
Bien	Mal_NH	Excelente	MuyBien	0.4	0.3	0.3
Bien	Mal_NH	Excelente	Bien	0.2	0.5	0.3
Bien	Mal_NH	Excelente	Regular	0.2	0.2	0.6
Bien	Mal_NH	Excelente	Mal_NH	0.2	0.1	0.7
Bien	Mal_NH	MuyBien	Excelente	0.4	0.3	0.3
Bien	Mal_NH	MuyBien	MuyBien	0.4	0.2	0.4
Bien	Mal_NH	MuyBien	Bien	0.3	0.6	0.1
Bien	Mal_NH	MuyBien	Regular	0.3	0.2	0.5
Bien	Mal_NH	MuyBien	Mal_NH	0.3	0.1	0.6
Bien	Mal_NH	Bien	Excelente	0.2	0.5	0.3
Bien	Mal_NH	Bien	MuyBien	0.3	0.6	0.1
Bien	Mal_NH	Bien	Bien	0	0.8	0.2
Bien	Mal_NH	Bien	Regular	0	0.4	0.6
Bien	Mal_NH	Bien	Mal_NH	0	0.5	0.5
Bien	Mal_NH	Regular	Excelente	0.2	0.2	0.6
Bien	Mal_NH	Regular	MuyBien	0.3	0.2	0.5
Bien	Mal_NH	Regular	Bien	0	0.4	0.6
Bien	Mal_NH	Regular	Regular	0	0.2	0.8
Bien	Mal_NH	Regular	Mal_NH	0	0.2	0.8
Bien	Mal_NH	Mal_NH	Excelente	0.2	0.1	0.7
Bien	Mal_NH	Mal_NH	MuyBien	0.3	0.1	0.6
Bien	Mal_NH	Mal_NH	Bien	0	0.5	0.5
Bien	Mal_NH	Mal_NH	Regular	0	0.2	0.8
Bien	Mal_NH	Mal_NH	Mal_NH	0	0.1	0.9
Regular	Excelente	Excelente	Excelente	0.8	0.1	0.1
Regular	Excelente	Excelente	MuyBien	0.7	0.2	0.1
Regular	Excelente	Excelente	Bien	0.5	0.4	0.1
Regular	Excelente	Excelente	Regular	0.5	0.2	0.3
Regular	Excelente	Excelente	Mal_NH	0.5	0.1	0.4
Regular	Excelente	MuyBien	Excelente	0.7	0.2	0.1
Regular	Excelente	MuyBien	MuyBien	0.6	0.2	0.2

A 1	A2	А3	A4	Alto	Medio	Вајо
Regular	Excelente	MuyBien	Bien	0.4	0.5	0.1
Regular	Excelente	MuyBien	Regular	0.4	0.2	0.4
Regular	Excelente	MuyBien	Mal_NH	0.4	0.1	0.4
Regular	Excelente	Bien	Excelente	0.5	0.4	0.1
Regular	Excelente	Bien	MuyBien	0.4	0.5	0.1
Regular	Excelente	Bien	Bien	0.2	0.3	0.5
Regular	Excelente	Bien	Regular	0.2	0.3	0.5
Regular	Excelente	Bien	Mal_NH	0.2	0.2	0.6
Regular	Excelente	Regular	Excelente	0.5	0.2	0.3
Regular	Excelente	Regular	MuyBien	0.4	0.2	0.4
Regular	Excelente	Regular	Bien	0.2	0.3	0.5
Regular	Excelente	Regular	Regular	0.2	0.2	0.6
Regular	Excelente	Regular	Mal_NH	0.2	0.1	0.7
Regular	Excelente	Mal_NH	Excelente	0.5	0.1	0.4
Regular	Excelente	Mal_NH	MuyBien	0.4	0.5	0.1
Regular	Excelente	Mal_NH	Bien	0.2	0.2	0.6
Regular	Excelente	Mal_NH	Regular	0.2	0.1	0.7
Regular	Excelente	Mal_NH	Mal_NH	0.2	0	8.0
Regular	MuyBien	Excelente	Excelente	0.7	0.2	0.1
Regular	MuyBien	Excelente	MuyBien	0.6	0.2	0.2
Regular	MuyBien	Excelente	Bien	0.4	0.5	0.1
Regular	MuyBien	Excelente	Regular	0.4	0.2	0.4
Regular	MuyBien	Excelente	Mal_NH	0.4	0.1	0.5
Regular	MuyBien	MuyBien	Excelente	0.6	0.2	0.2
Regular	MuyBien	MuyBien	MuyBien	0.5	0.3	0.2
Regular	MuyBien	MuyBien	Bien	0.4	0.4	0.2
Regular	MuyBien	MuyBien	Regular	0.4	0.2	0.4
Regular	MuyBien	MuyBien	Mal_NH	0.4	0.1	0.5
Regular	MuyBien	Bien	Excelente	0.4	0.5	0.1
Regular	MuyBien	Bien	MuyBien	0.4	0.4	0.2
Regular	MuyBien	Bien	Bien	0.3	0.5	0.2
Regular	MuyBien	Bien	Regular	0.3	0.3	0.4
Regular	MuyBien	Bien	Mal_NH	0.3	0.2	0.5
Regular	MuyBien	Regular	Excelente	0.4	0.2	0.4
Regular	MuyBien	Regular	MuyBien	0.4	0.2	0.4
Regular	MuyBien	Regular	Bien	0.3	0.3	0.4
Regular	MuyBien	Regular	Regular	0.1	0.3	0.6
Regular	MuyBien	Regular	Mal_NH	0.1	0.2	0.7
Regular	MuyBien	Mal_NH	Excelente	0.4	0.1	0.5
Regular	MuyBien	Mal_NH	MuyBien	0.4	0.1	0.5
Regular	MuyBien	Mal_NH	Bien	0.3	0.2	0.5
Regular	MuyBien	Mal_NH	Regular	0.1	0.2	0.7
Regular	MuyBien	Mal_NH	Mal_NH	0.1	0.1	0.8
Regular	Bien	Excelente	Excelente	0.5	0.4	0.1
Regular	Bien	Excelente	MuyBien	0.4	0.5	0.1
Regular	Bien	Excelente	Bien	0.2	0.6	0.2
Regular	Bien	Excelente	Regular	0.2	0.3	0.5
Regular	Bien	Excelente	Mal_NH	0.2	0.2	0.6

A 1	A2	A3	A4	Alto	Medio	Вајо
Regular	Bien	MuyBien	Excelente	0.4	0.5	0.1
Regular	Bien	MuyBien	MuyBien	0.4	0.4	0.2
Regular	Bien	MuyBien	Bien	0.3	0.5	0.2
Regular	Bien	MuyBien	Regular	0.3	0.3	0.4
Regular	Bien	MuyBien	Mal_NH	0.3	0.2	0.5
Regular	Bien	Bien	Excelente	0.2	0.6	0.2
Regular	Bien	Bien	MuyBien	0.3	0.5	0.2
Regular	Bien	Bien	Bien	0	0.9	0.1
Regular	Bien	Bien	Regular	0	0.6	0.4
Regular	Bien	Bien	Mal_NH	0	0.4	0.6
Regular	Bien	Regular	Excelente	0.2	0.3	0.5
Regular	Bien	Regular	MuyBien	0.3	0.3	0.4
Regular	Bien	Regular	Bien	0	0.6	0.4
Regular	Bien	Regular	Regular	0	0.3	0.7
Regular	Bien	Regular	Mal_NH	0	0.2	0.8
Regular	Bien	Mal_NH	Excelente	0.2	0.2	0.6
Regular	Bien	Mal_NH	MuyBien	0.3	0.2	0.5
Regular	Bien	Mal_NH	Bien	0	0.4	0.6
Regular	Bien	Mal_NH	Regular	0	0.2	0.8
Regular	Bien	Mal_NH	Mal_NH	0	0.2	0.8
Regular	Regular	Excelente	Excelente	0.5	0.2	0.3
Regular	Regular	Excelente	MuyBien	0.4	0.2	0.4
Regular	Regular	Excelente	Bien	0.2	0.3	0.5
Regular	Regular	Excelente	Regular	0.2	0.2	0.6
Regular	Regular	Excelente	Mal_NH	0.2	0.1	0.7
Regular	Regular	MuyBien	Excelente	0.4	0.2	0.4
Regular	Regular	MuyBien	MuyBien	0.4	0.4	0.2
Regular	Regular	MuyBien	Bien	0.3	0.3	0.4
Regular	Regular	MuyBien	Regular	0.1	0.3	0.6
Regular	Regular	MuyBien	Mal_NH	0.1	0.2	0.7
Regular	Regular	Bien	Excelente	0.2	0.3	0.5
Regular	Regular	Bien	MuyBien	0.3	0.3	0.4
Regular	Regular	Bien	Bien	0	0.6	0.4
Regular	Regular	Bien	Regular	0	0.3	0.7
Regular	Regular	Bien	Mal_NH	0	0.2	0.8
Regular	Regular	Regular	Excelente	0.2	0.2	0.6
Regular	Regular	Regular	MuyBien	0.1	0.3	0.6
Regular	Regular	Regular	Bien	0	0.3	0.7
Regular	Regular	Regular	Regular	0	0.3	0.7
Regular	Regular	Regular	Mal_NH	0	0.2	0.8
Regular	Regular	Mal_NH	Excelente	0.2	0.1	0.7
Regular	Regular	Mal_NH	MuyBien	0.1	0.2	0.7
Regular	Regular	Mal_NH	Bien	0	0.2	0.8
Regular	Regular	Mal_NH	Regular	0	0.2	0.8
Regular	Regular	Mal_NH	Mal_NH	0	0.2	0.8
Regular	Mal_NH	Excelente	Excelente	0.5	0.1	0.4
Regular	Mal_NH	Excelente	MuyBien	0.4	0.1	0.5
Regular	Mal_NH	Excelente	Bien	0.2	0.2	0.6

A 1	A2	А3	A4	Alto	Medio	Bajo
Regular	Mal_NH	Excelente	Regular	0.2	0.1	0.7
Regular	Mal_NH	Excelente	Mal_NH	0.2	0	0.8
Regular	Mal_NH	MuyBien	Excelente	0.4	0.1	0.5
Regular	Mal NH	MuyBien	MuyBien	0.4	0.1	0.5
Regular	Mal_NH	MuyBien	Bien	0.3	0.2	0.5
Regular	Mal_NH	MuyBien	Regular	0.1	0.2	0.7
Regular	Mal_NH	MuyBien	Mal_NH	0.1	0.1	0.8
Regular	Mal_NH	Bien	Excelente	0.2	0.2	0.6
Regular	Mal_NH	Bien	MuyBien	0.3	0.2	0.5
Regular	Mal_NH	Bien	Bien	0	0.2	0.8
Regular	Mal_NH	Bien	Regular	0	0.2	0.8
Regular	Mal_NH	Bien	Mal_NH	0	0.2	0.8
Regular	Mal_NH	Regular	Excelente	0.2	0.1	0.7
Regular	Mal_NH	Regular	MuyBien	0.1	0.2	0.7
Regular	Mal_NH	Regular	Bien	0	0.2	0.8
Regular	Mal_NH	Regular	Regular	0	0.2	0.8
Regular	Mal_NH	Regular	Mal_NH	0	0.2	0.8
Regular	Mal_NH	Mal_NH	Excelente	0.2	0	0.8
Regular	Mal_NH	Mal_NH	MuyBien	0.1	0.1	0.8
Regular	Mal_NH	Mal_NH	Bien	0	0.2	0.8
Regular	Mal_NH	Mal_NH	Regular	0	0.2	0.8
Regular	Mal_NH	Mal_NH	Mal_NH	0	0.1	0.9
Mal_NH	Excelente	Excelente	Excelente	0.8	0	0.2
Mal_NH	Excelente	Excelente	MuyBien	0.7	0.1	0.2
Mal_NH	Excelente	Excelente	Bien	0.5	0.2	0.3
Mal_NH	Excelente	Excelente	Regular	0.5	0.1	0.4
Mal_NH	Excelente	Excelente	Mal_NH	0.5	0	0.5
Mal_NH	Excelente	MuyBien	Excelente	0.7	0.1	0.2
Mal_NH	Excelente	MuyBien	MuyBien	0.6	0.1	0.3
Mal_NH	Excelente	MuyBien	Bien	0.4	0.3	0.3
Mal_NH	Excelente	MuyBien	Regular	0.4	0.1	0.5
Mal_NH	Excelente	MuyBien	Mal_NH	0.4	0	0.6
Mal_NH	Excelente	Bien	Excelente	0.5	0.2	0.3
Mal_NH	Excelente	Bien	MuyBien	0.4	0.3	0.3
Mal_NH	Excelente	Bien	Bien	0.2	0.5	0.3
Mal_NH	Excelente	Bien	Regular	0.2	0.2	0.6
Mal_NH	Excelente	Bien	Mal_NH	0.2	0.1	0.7
Mal_NH	Excelente	Regular	Excelente	0.5	0.1	0.4
Mal_NH	Excelente	Regular	MuyBien	0.4	0.1	0.5
Mal_NH	Excelente	Regular	Bien	0.2	0.2	0.6
Mal_NH	Excelente	Regular	Regular	0.2	0.1	0.7
Mal_NH	Excelente	Regular	Mal_NH	0.2	0	0.8
Mal_NH	Excelente	Mal_NH	Excelente	0.5	0	0.5
Mal_NH	Excelente	Mal_NH	MuyBien	0.2	0.1	0.7
Mal_NH	Excelente	Mal_NH	Bien	0.2	0.1	0.7
Mal_NH	Excelente	Mal_NH	Regular	0.2	0	0.8
Mal_NH	Excelente	Mal_NH	Mal_NH	0.1	0	0.9
Mal_NH	MuyBien	Excelente	Excelente	0.7	0.1	0.2

A1	A2	А3	A4	Alto	Medio	Bajo
Mal_NH	MuyBien	Excelente	MuyBien	0.6	0.1	0.3
Mal_NH	MuyBien	Excelente	Bien	0.4	0.3	0.3
Mal_NH	MuyBien	Excelente	Regular	0.4	0.1	0.5
Mal NH	MuyBien	Excelente	Mal NH	0.4	0	0.6
Mal_NH	MuyBien	MuyBien	Excelente	0.6	0.1	0.3
Mal NH	MuyBien	MuyBien	MuyBien	0.5	0.2	0.3
Mal NH	MuyBien	MuyBien	Bien	0.4	0.2	0.4
Mal_NH	MuyBien	MuyBien	Regular	0.4	0.1	0.5
Mal_NH	MuyBien	MuyBien	Mal_NH	0.4	0	0.6
Mal_NH	MuyBien	Bien	Excelente	0.4	0.3	0.3
Mal_NH	MuyBien	Bien	MuyBien	0.4	0.2	0.4
Mal_NH	MuyBien	Bien	Bien	0.3	0.6	0.1
Mal_NH	MuyBien	Bien	Regular	0.3	0.2	0.5
Mal NH	MuyBien	Bien	Mal_NH	0.3	0.1	0.6
Mal_NH	MuyBien	Regular	Excelente	0.4	0.1	0.5
Mal_NH	MuyBien	Regular	MuyBien	0.4	0.1	0.5
Mal NH	MuyBien	Regular	Bien	0.3	0.2	0.5
Mal NH	MuyBien	Regular	Regular	0.1	0.2	0.7
Mal NH	MuyBien	Regular	Mal_NH	0.1	0.1	0.8
Mal NH	MuyBien	Mal_NH	Excelente	0.4	0	0.6
Mal_NH	MuyBien	Mal_NH	MuyBien	0.4	0	0.6
Mal_NH	MuyBien	Mal_NH	Bien	0.3	0.1	0.6
Mal_NH	MuyBien	Mal_NH	Regular	0.1	0.1	0.8
Mal_NH	MuyBien	Mal_NH	Mal_NH	0.1	0	0.9
Mal_NH	Bien	Excelente	Excelente	0.5	0.2	0.3
Mal_NH	Bien	Excelente	MuyBien	0.4	0.3	0.3
Mal_NH	Bien	Excelente	Bien	0.2	0.5	0.3
Mal_NH	Bien	Excelente	Regular	0.2	0.2	0.6
Mal_NH	Bien	Excelente	Mal_NH	0.2	0.1	0.7
Mal_NH	Bien	MuyBien	Excelente	0.4	0.3	0.3
Mal_NH	Bien	MuyBien	MuyBien	0.4	0.2	0.4
Mal_NH	Bien	MuyBien	Bien	0.3	0.6	0.1
Mal_NH	Bien	MuyBien	Regular	0.3	0.2	0.5
Mal_NH	Bien	MuyBien	Mal_NH	0.3	0.1	0.6
Mal_NH	Bien	Bien	Excelente	0.2	0.5	0.3
Mal_NH	Bien	Bien	MuyBien	0.3	0.6	0.1
Mal_NH	Bien	Bien	Bien	0	0.8	0.2
Mal_NH	Bien	Bien	Regular	0	0.4	0.6
Mal_NH	Bien	Bien	Mal_NH	0	0.5	0.5
Mal_NH	Bien	Regular	Excelente	0.2	0.2	0.6
Mal_NH	Bien	Regular	MuyBien	0.3	0.2	0.5
Mal_NH	Bien	Regular	Bien	0	0.4	0.6
Mal_NH	Bien	Regular	Regular	0	0.2	8.0
Mal_NH	Bien	Regular	Mal_NH	0	0.2	0.8
Mal_NH	Bien	Mal_NH	Excelente	0.2	0.1	0.7
Mal_NH	Bien	Mal_NH	MuyBien	0.3	0.1	0.6
Mal_NH	Bien	Mal_NH	Bien	0	0.5	0.5
Mal_NH	Bien	Mal_NH	Regular	0	0.2	0.8

A1	A2	A3	A4	Alto	Medio	Вајо
Mal_NH	Bien	Mal_NH	Mal_NH	0	0.1	0.9
Mal_NH	Regular	Excelente	Excelente	0.5	0.1	0.4
Mal_NH	Regular	Excelente	MuyBien	0.4	0.1	0.5
Mal_NH	Regular	Excelente	Bien	0.2	0.2	0.6
Mal_NH	Regular	Excelente	Regular	0.2	0.1	0.7
Mal_NH	Regular	Excelente	Mal_NH	0.2	0	0.8
Mal_NH	Regular	MuyBien	Excelente	0.4	0.1	0.5
Mal_NH	Regular	MuyBien	MuyBien	0.4	0.1	0.5
Mal_NH	Regular	MuyBien	Bien	0.3	0.2	0.5
Mal_NH	Regular	MuyBien	Regular	0.1	0.2	0.7
Mal_NH	Regular	MuyBien	Mal_NH	0.1	0.1	0.8
Mal_NH	Regular	Bien	Excelente	0.2	0.2	0.6
Mal_NH	Regular	Bien	MuyBien	0.3	0.2	0.5
Mal_NH	Regular	Bien	Bien	0	0.4	0.6
Mal_NH	Regular	Bien	Regular	0	0.2	0.8
Mal_NH	Regular	Bien	Mal_NH	0	0.2	0.8
Mal_NH	Regular	Regular	Excelente	0.2	0.1	0.7
Mal_NH	Regular	Regular	MuyBien	0.1	0.2	0.7
Mal_NH	Regular	Regular	Bien	0	0.2	0.8
Mal_NH	Regular	Regular	Regular	0	0.2	0.8
Mal_NH	Regular	Regular	Mal_NH	0	0.2	0.8
Mal_NH	Regular	Mal_NH	Excelente	0.2	0	0.8
Mal_NH	Regular	Mal_NH	MuyBien	0.2	0	0.8
Mal_NH	Regular	Mal_NH	Bien	0	0.2	8.0
Mal_NH	Regular	Mal_NH	Regular	0	0.2	8.0
Mal_NH	Regular	Mal_NH	Mal_NH	0	0.1	0.9
Mal_NH	Mal_NH	Excelente	Excelente	0.5	0	0.5
Mal_NH	Mal_NH	Excelente	MuyBien	0.4	0	0.6
Mal_NH	Mal_NH	Excelente	Bien	0.2	0.1	0.7
Mal_NH	Mal_NH	Excelente	Regular	0.2	0	0.8
Mal_NH	Mal_NH	Excelente	Mal_NH	0.1	0	0.9
Mal_NH	Mal_NH	MuyBien	Excelente	0.4	0	0.6
Mal_NH	Mal_NH	MuyBien	MuyBien	0.4	0	0.6
Mal_NH	Mal_NH	MuyBien	Bien	0.3	0.1	0.6
Mal_NH	Mal_NH	MuyBien	Regular	0.1	0.1	0.8
Mal_NH	Mal_NH	MuyBien	Mal_NH	0.1	0	0.9
Mal_NH	Mal_NH	Bien	Excelente	0.2	0.1	0.7
Mal_NH	Mal_NH	Bien	MuyBien	0.3	0.1	0.6
Mal_NH	Mal_NH	Bien	Bien	0	0.5	0.5
Mal_NH	Mal_NH	Bien	Regular	0	0.2	0.8
Mal_NH	Mal_NH	Bien	Mal_NH	0	0.1	0.9
Mal_NH	Mal_NH	Regular	Excelente	0.2	0	0.8
Mal_NH	Mal_NH	Regular	MuyBien	0.1	0.1	0.8
Mal_NH	Mal_NH	Regular	Bien	0	0.2	0.8
Mal_NH	Mal_NH	Regular	Regular	0	0.2	0.8
Mal_NH	Mal_NH	Regular	Mal_NH	0	0.1	0.9
Mal_NH	Mal_NH	Mal_NH	Excelente	0.1	0	0.9
Mal_NH	Mal_NH	Mal_NH	MuyBien	0.1	0	0.9

A 1	A2	А3	A4	Alto	Medio	Bajo
Mal_NH	Mal_NH	Mal_NH	Bien	0	0.1	0.9
Mal_NH	Mal_NH	Mal_NH	Regular	0	0.1	0.9
Mal_NH	Mal_NH	Mal_NH	Mal_NH	0	0	1

Tema 2: Arquitectura de Hardware

A5	A6	A7	Alto	Medio	Bajo
Excelente	Excelente	Excelente	1	0	0
Excelente	Excelente	MuyBien	0.9	0.1	0
Excelente	Excelente	Bien	0.8	0.2	0.1
Excelente	Excelente	Regular	0.8	0.1	0.1
Excelente	Excelente	Mal NH	0.8	0	0.2
Excelente	MuyBien	Excelente	0.9	0.1	0
Excelente	MuyBien	MuyBien	0.8	0.2	0
Excelente	MuyBien	Bien	0.7	0.3	0
Excelente	MuyBien	Regular	0.7	0.2	0.1
Excelente	MuyBien	Mal_NH	0.7	0.1	0.2
Excelente	Bien	Excelente	0.8	0.2	0
Excelente	Bien	MuyBien	0.7	0.3	0
Excelente	Bien	Bien	0.6	0.4	0
Excelente	Bien	Regular	0.6	0.3	1
Excelente	Bien	Mal_NH	0.6	0.1	0.3
Excelente	Regular	Excelente	0.8	0.1	0.1
Excelente	Regular	MuyBien	0.7	0.2	0.1
Excelente	Regular	Bien	0.6	0.3	0.1
Excelente	Regular	Regular	0.6	0.2	0.2
Excelente	Regular	Mal_NH	0.6	0	0.4
Excelente	Mal_NH	Excelente	0.8	0.2	0
Excelente	Mal_NH	MuyBien	0.7	0.1	0.2
Excelente	Mal_NH	Bien	0.6	0.1	0.3
Excelente	Mal_NH	Regular	0.6	0	0.4
Excelente	Mal_NH	Mal_NH	0.4	0	0.6
MuyBien	Excelente	Excelente	0.9	0.1	0
MuyBien	Excelente	MuyBien	0.7	0.3	0
MuyBien	Excelente	Bien	0.6	0.4	0
MuyBien	Excelente	Regular	0.6	0.3	0.1
MuyBien	Excelente	Mal_NH	0.6	0.2	0.2
MuyBien	MuyBien	Excelente	0.7	0.3	0
MuyBien	MuyBien	MuyBien	0.7	0.3	0
MuyBien	MuyBien	Bien	0.6	0.4	0
MuyBien	MuyBien	Regular	0.6	0.3	0.1
MuyBien	MuyBien	Mal_NH	0.6	0.2	0.2
MuyBien	Bien	Excelente	0.6	0.4	0
MuyBien	Bien	MuyBien	0.6	0.4	0
MuyBien	Bien	Bien	0.6	0.3	0.1
MuyBien	Bien	Regular	0.5	0.4	0.1
MuyBien	Bien	Mal_NH	0.5	0.3	0.2
MuyBien	Regular	Excelente	0.6	0.3	0.1
MuyBien	Regular	MuyBien	0.6	0.3	0.1
MuyBien	Regular	Bien	0.5	0.4	0.1
MuyBien	Regular	Regular	0.5	0.2	0.3
MuyBien	Regular	Mal_NH	0.5	0.1	0.4

A5	A6	A7	Alto	Medio	Bajo
MuyBien	Mal_NH	Excelente	0.6	0.2	0.2
MuyBien	Mal_NH	MuyBien	0.7	0.3	0
MuyBien	Mal_NH	Bien	0.5	0.3	0.2
MuyBien	Mal NH	Regular	0.5	0.1	0.4
MuyBien	Mal_NH	Mal_NH	0.1	0.4	0.5
Bien	Excelente	Excelente	0.7	0.3	0
Bien	Excelente	MuyBien	0.6	0.4	0
Bien	Excelente	Bien	0.5	0.5	0
Bien	Excelente	Regular	0.5	0.4	0.1
Bien	Excelente	Mal NH	0.5	0.3	0.2
Bien	MuyBien	Excelente	0.6	0.4	0
Bien	MuyBien	MuyBien	0.5	0.5	0
Bien	MuyBien	Bien	0.3	0.7	0
Bien	MuyBien	Regular	0.3	0.5	0.2
Bien	MuyBien	Mal_NH	0.3	0.4	0.3
Bien	Bien	Excelente	0.5	0.5	0
Bien	Bien	MuyBien	0.3	0.7	0
Bien	Bien	Bien	0	1	0
Bien	Bien	Regular	0	0.8	0.2
Bien	Bien	Mal_NH	0	0.7	0.3
Bien	Regular	Excelente	0.5	0.4	0.1
Bien	Regular	MuyBien	0.3	0.5	0.2
Bien	Regular	Bien	0	0.8	0.2
Bien	Regular	Regular	0	0.4	0.6
Bien	Regular	Mal_NH	0	0.3	0.7
Bien	Mal NH	Excelente	0.5	0.3	0.2
Bien	Mal_NH	MuyBien	0.3	0.4	0.3
Bien	Mal_NH	Bien	0	0.7	0.3
Bien	Mal NH	Regular	0	0.3	0.7
Bien	Mal NH	Mal_NH	0	0.2	0.8
Regular	Excelente	Excelente	0.4	0.5	0.1
Regular	Excelente	MuyBien	0.3	0.5	0.2
Regular	Excelente	Bien	0.4	0.4	0.2
Regular	Excelente	Regular	0.2	0.4	0.4
Regular	Excelente	Mal_NH	0.2	0.3	0.5
Regular	MuyBien	Excelente	0.3	0.5	0.2
Regular	MuyBien	MuyBien	0.2	0.6	0.2
Regular	MuyBien	Bien	0.2	0.5	0.3
Regular	MuyBien	Regular	0.2	0.4	0.4
Regular	MuyBien	Mal_NH	0.2	0.2	0.6
Regular	Bien	Excelente	0.4	0.4	0.2
Regular	Bien	MuyBien	0.2	0.5	0.3
Regular	Bien	Bien	0.2	0.4	0.4
Regular	Bien	Regular	0	0.4	0.6
Regular	Bien	Mal_NH	0	0.3	0.7
Regular	Regular	Excelente	0.2	0.4	0.4
Regular	Regular	MuyBien	0.2	0.4	0.4
Regular	Regular	Bien	0	0.4	0.6

A5	A6	A7	Alto	Medio	Bajo
Regular	Regular	Regular	0	0.3	0.7
Regular	Regular	Mal_NH	0	0.2	0.8
Regular	Mal_NH	Excelente	0.2	0.3	0.5
Regular	Mal_NH	MuyBien	0.2	0.2	0.6
Regular	Mal_NH	Bien	0	0.3	0.7
Regular	Mal_NH	Regular	0	0.2	0.8
Regular	Mal_NH	Mal_NH	0	0.1	0.9
Mal_NH	Excelente	Excelente	0.3	0.5	0.2
Mal_NH	Excelente	MuyBien	0.3	0.4	0.3
Mal_NH	Excelente	Bien	0.2	0.4	0.4
Mal_NH	Excelente	Regular	0.1	0.3	0.6
Mal_NH	Excelente	Mal_NH	0.1	0	0.9
Mal_NH	MuyBien	Excelente	0.3	0.4	0.3
Mal_NH	MuyBien	MuyBien	0.2	0.5	0.3
Mal_NH	MuyBien	Bien	0.2	0.4	0.4
Mal_NH	MuyBien	Regular	0.1	0.4	0.5
Mal_NH	MuyBien	Mal_NH	0	0.1	0.9
Mal_NH	Bien	Excelente	0.2	0.4	0.4
Mal_NH	Bien	MuyBien	0.2	0.4	0.4
Mal_NH	Bien	Bien	0	0.7	0.3
Mal_NH	Bien	Regular	0	0.4	0.6
Mal_NH	Bien	Mal_NH	0	0.3	0.7
Mal_NH	Regular	Excelente	0.1	0.3	0.6
Mal_NH	Regular	MuyBien	0.1	0.4	0.5
Mal_NH	Regular	Bien	0	0.4	0.6
Mal_NH	Regular	Regular	0	0.2	0.8
Mal_NH	Regular	Mal_NH	0	0.1	0.9
Mal_NH	Mal_NH	Excelente	0.1	0	0.9
Mal_NH	Mal_NH	MuyBien	0	0.1	0.9
Mal_NH	Mal_NH	Bien	0	0.3	0.7
Mal_NH	Mal_NH	Regular	0	0.1	0.9
Mal_NH	Mal_NH	Mal_NH	0	0	1

Tema 3: Desarrollo de Aplicaciones de Realidad Virtual

A8	A9	Alto	Medio	Bajo
Excelente	Excelente	1	0	0
Excelente	MuyBien	0.9	0.1	0
Excelente	Bien	0.8	0.2	0
Excelente	Regular	0.7	0.2	0.1
Excelente	Mal_NH	0.6	0.3	0.1
MuyBien	Excelente	0.9	0.1	0
MuyBien	MuyBien	0.8	0.2	0
MuyBien	Bien	0.7	0.3	0
MuyBien	Regular	0.7	0.2	0.1
MuyBien	Mal_NH	0.6	0.2	0.2
Bien	Excelente	0.9	0.1	0
Bien	MuyBien	0.7	0.3	0
Bien	Bien	0	1	0
Bien	Regular	0.2	0.6	0.2
Bien	Mal_NH	0	0.6	0.4
Regular	Excelente	0.7	0.2	0.1
Regular	MuyBien	0.7	0.2	0.1
Regular	Bien	0.2	0.6	0.2
Regular	Regular	0.1	0.5	0.4
Regular	Mal_NH	0	0.3	0.7
Mal_NH	Excelente	0.6	0.3	0.1
Mal_NH	MuyBien	0.6	0.2	0.2
Mal_NH	Bien	0	0.6	0.4
Mal_NH	Regular	0	0.3	0.7
Mal_NH	Mal_NH	0	0	1