



UNIVERSIDAD AUTÓNOMA
DE AGUASCALIENTES

Universidad Autónoma de Aguascalientes

INTELIGENCIA ARTIFICIAL APLICADA A OBJETOS DE
APRENDIZAJE A TRAVÉS DE LA TECNOLOGÍA DEL
CHATBOT EXPERTO EN TEMAS ESPECÍFICOS

TESIS

QUE PARA OBTENER EL TÍTULO DE
DOCTOR EN CIENCIAS, EN
CIENCIAS COMPUTACIONALES

Presenta:

MCC MIGUEL ANGEL MEZA DE LUNA

Tutor:

DR. FRANCISCO JAVIER ÁLVAREZ RODRÍGUEZ

Comité Tutorial:

DR. ALEJANDRO PADILLA DÍAZ

DR. JAIME MUÑOZ ARTEAGA

DR. CARLOS ALBERTO OCHOA ORTÍZ ZEZZATTI

DRA. MARIA DE LOURDES YOLANDA MARGAIN FUENTES

Aguascalientes, Ags., Mayo de 2010



Centro de Ciencias Básicas

**M. en C. MIGUEL ÁNGEL MEZA DE LUNA
ALUMNO (A) DEL DOCTORADO EN CIENCIAS
DE LA COMPUTACIÓN
P R E S E N T E .**

Estimado (a) Alumno (a) Meza:

Por medio de este conducto me permito comunicar a Usted que habiendo recibido los votos aprobatorios de los revisores de su trabajo de tesis titulado: **“Inteligencia Artificial Aplicada a Objetos de Aprendizaje a través de la Tecnología del Chatbot experto en temas específicos”**, hago de su conocimiento que puede imprimir dicho documento y continuar con los trámites para la presentación de su examen de grado.

Sin otro particular me permito saludarle muy afectuosamente.

A T E N T A M E N T E
Aguascalientes, Ags., 25 de mayo de 2010
“LUMEN PROFERRE”
EL DECANO

DR. FRANCISCO JAVIER ÁLVAREZ RODRÍGUEZ



c.c.p.- Archivo

Centro de Ciencias Básicas

**DR. FRANCISCO JAVIER ÁLVAREZ RODRÍGUEZ
DECANO DEL CENTRO DE CIENCIAS BÁSICAS
P R E S E N T E .**

Estimado Dr. Álvarez:

Por medio de la presente le solicito a Usted, tenga a bien programar el examen de Grado del candidato a doctor **MIGUEL ÁNGEL MEZA DE LUNA**, estudiante del Doctorado en Ciencias de la Computación en el área de Inteligencia Artificial en la Modalidad de Doctorado Directo. El título de la tesis es: "Inteligencia Artificial Aplicada a Objetos de Aprendizaje a través de la tecnología del Chatbot experto en temas específicos".

Para tal efecto, le informo que los miembros actuales de su Comité Doctoral son:

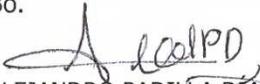
DR. FRANCISCO JAVIER ÁLVAREZ RODRÍGUEZ	Director de Tesis
DR. ALEJANDRO PADILLA DÍAZ	Asesor
DR. JAIME MUÑOZ ARTEAGA	Asesor
DR. CARLOS ALBERTO OCHOA ZEZZATTI	Asesor
DRA. MARÍA DE LOURDES YOLANDA MARGAN FUENTES	Asesor

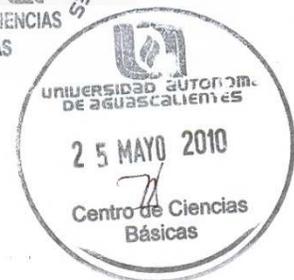
Sin otro particular me permito saludarle muy afectuosamente.

ATENTAMENTE
Aguascalientes, Ags., 25 de mayo de 2010
"SE LUMEN PROFERRE"

DR. FRANCISCO JAVIER ÁLVAREZ RODRÍGUEZ
DIRECTOR DE TESIS

Vo. Bo.


DR. ALEJANDRO PADILLA DÍAZ
SRIO. TÉCNICO DEL POSGRADO EN
CIENCIAS EXACTAS, SISTEMAS Y DE LA INF.





UNIVERSIDAD AUTONOMA
DE AGUASCALIENTES

Aguascalientes, Ags. Mayo de 2010

Dr. Francisco Javier Álvarez Rodríguez

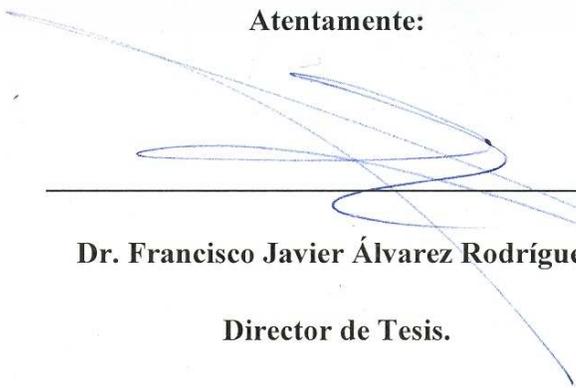
Decano del Centro de Ciencias Básicas

Universidad Autónoma de Aguascalientes

PRESENTE.

Por este conducto, hago de su conocimiento que el **MCC Miguel Angel Meza De Luna**, egresado del **Doctorado en Ciencias de la Computación** del Centro de Ciencias Básicas de la Universidad Autónoma de Aguascalientes, ha integrado satisfactoriamente el documento de tesis titulado: **“INTELIGENCIA ARTIFICIAL APLICADA A OBJETOS DE APRENDIZAJE A TRAVÉS DE LA TECNOLOGÍA DEL CHATBOT EXPERTO EN TEMAS ESPECÍFICOS”**, por lo que doy mi voto aprobatorio para que continúe con los trámites para presentar el examen de grado reglamentario.

Atentamente:



Dr. Francisco Javier Álvarez Rodríguez

Director de Tesis.





Aguascalientes, Ags. Mayo de 2010

Dr. Francisco Javier Álvarez Rodríguez
Decano del Centro de Ciencias Básicas
Universidad Autónoma de Aguascalientes

PRESENTE.

Por este conducto, hago de su conocimiento que el **MCC Miguel Angel Meza De Luna**, egresado del **Doctorado en Ciencias de la Computación** del Centro de Ciencias Básicas de la Universidad Autónoma de Aguascalientes, ha integrado satisfactoriamente el documento de tesis titulado: **“INTELIGENCIA ARTIFICIAL APLICADA A OBJETOS DE APRENDIZAJE A TRAVÉS DE LA TECNOLOGÍA DEL CHATBOT EXPERTO EN TEMAS ESPECÍFICOS”**, por lo que doy mi voto aprobatorio para que continúe con los trámites para presentar el examen de grado reglamentario.

Atentamente:



Dr. Alejandro Padilla Díaz



Aguascalientes, Ags. Mayo de 2010

Dr. Francisco Javier Álvarez Rodríguez

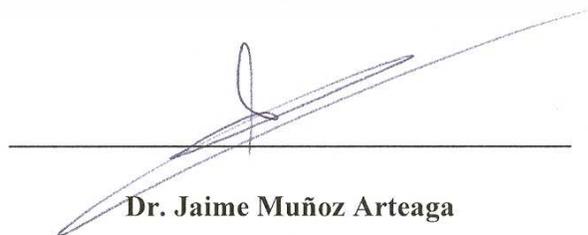
Decano del Centro de Ciencias Básicas

Universidad Autónoma de Aguascalientes

PRESENTE.

Por este conducto, hago de su conocimiento que el **MCC Miguel Angel Meza De Luna**, egresado del **Doctorado en Ciencias de la Computación** del Centro de Ciencias Básicas de la Universidad Autónoma de Aguascalientes, ha integrado satisfactoriamente el documento de tesis titulado: **“INTELIGENCIA ARTIFICIAL APLICADA A OBJETOS DE APRENDIZAJE A TRAVÉS DE LA TECNOLOGÍA DEL CHATBOT EXPERTO EN TEMAS ESPECÍFICOS”**, por lo que doy mi voto aprobatorio para que continúe con los trámites para presentar el examen de grado reglamentario.

Atentamente:


Dr. Jaime Muñoz Arteaga

Aguascalientes, Ags. Mayo de 2010



Dr. Francisco Javier Álvarez Rodríguez

Decano del Centro de Ciencias Básicas

Universidad Autónoma de Aguascalientes

P R E S E N T E.

Por este conducto, hago de su conocimiento que el **MCC Miguel Angel Meza De Luna**, egresado del **Doctorado en Ciencias de la Computación** del Centro de Ciencias Básicas de la Universidad Autónoma de Aguascalientes, ha integrado satisfactoriamente el documento de tesis titulado: **“INTELIGENCIA ARTIFICIAL APLICADA A OBJETOS DE APRENDIZAJE A TRAVÉS DE LA TECNOLOGÍA DEL CHATBOT EXPERTO EN TEMAS ESPECÍFICOS”**, por lo que doy mi voto aprobatorio para que continúe con los trámites para presentar el examen de grado reglamentario.

Atentamente:



Dr. Carlos Alberto Ochoa Ortiz Zezzatti

Asesor de tesis

Aguascalientes, Ags. Mayo de 2010



Dr. Francisco Javier Álvarez Rodríguez

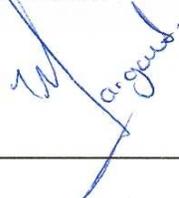
Decano del Centro de Ciencias Básicas

Universidad Autónoma de Aguascalientes

PRESENTE.

Por este conducto, hago de su conocimiento que el **MCC Miguel Angel Meza De Luna**, egresado del **Doctorado en Ciencias de la Computación** del Centro de Ciencias Básicas de la Universidad Autónoma de Aguascalientes, ha integrado satisfactoriamente el documento de tesis titulado: **“INTELIGENCIA ARTIFICIAL APLICADA A OBJETOS DE APRENDIZAJE A TRAVÉS DE LA TECNOLOGÍA DEL CHATBOT EXPERTO EN TEMAS ESPECÍFICOS”**, por lo que doy mi voto aprobatorio para que continúe con los trámites para presentar el examen de grado reglamentario.

Atentamente:



Dra. María De Lourdes Yolanda Margain Fuentes

Agradecimientos

Son muchas las personas que con sus consejos, su apoyo y/o su cariño han contribuido a la realización de esta tesis. En este trabajo quiero dejar constancia de mi agradecimiento y admiración a todas ellas.

En primer lugar quiero agradecer a DIOS por guiar mi destino y dar luz en el camino que recorro y por hacer que me sienta con felicidad, por cada minuto de mi vida que me ha dado para poder disfrutar de seres queridos y de la vida misma.

A mi ESPOSA e HIJOS que sin el apoyo y el amor que me brindan, estos logros académicos no podrían ser factibles. Por comprender mis ausencias y estar a mi lado en los momentos importantes y difíciles.

Al Dr. FRANCISCO JAVIER ÁLVAREZ RODRÍGUEZ director de tesis y a los asesores que con sus experiencias y paciencia me guiaron en todo momento para garantizar la culminación de este trabajo.

Al Dr. FELIPE PADILLA, Dr. FRANCISCO ÁLVAREZ, c. Dr. ELVA DIAZ, Dr. EUNICE PONCE, Dr. HERMILO SANCHEZ, Dr. JAIME MUÑOZ, c. Dr. PEDRO CARDONA, Dr. MIGUEL VARGAS, MC FELIPE RIZO y todos los maestros que compartieron sin reserva su experiencia y conocimiento para que asimiláramos el conocimiento que nos transmitían con mucho ahínco.

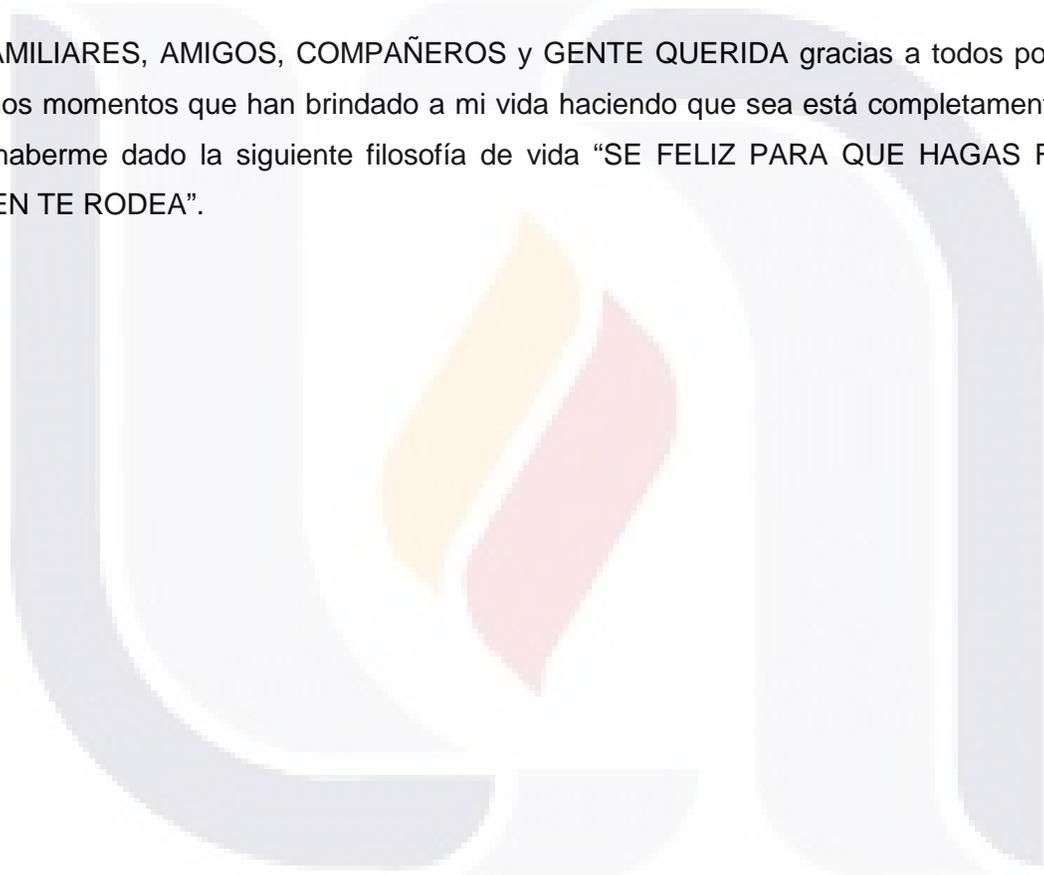
A mi hermano Dr. ALEJANDRO PADILLA DÍAZ que se caracteriza por su entusiasmo y positivismo ante cualquier situación. Le agradezco especialmente por su amistad y su sinceridad, él sabe cuánto la valoro, por todos los buenos y malos momentos que hemos compartido a lo largo de estos años.

A JULIO, FERNANDO, PACO, CRISTHIAN, LAURA, SAYURI, RICARDO compañeros y principalmente amigos. De todos ustedes aprendí mucho, me hicieron sentir su solidaridad y apoyo en tiempos difíciles.

A mis padres FERNANDO MEZA y LETICIA DE LUNA que han sido unos pilares inquebrantables y un ejemplo a seguir. Por sus consejos y sobre todo por ser unas personas maravillosas. Doy gracias a DIOS por haberme dado la oportunidad de tenerlos y permitir compartir tantas alegrías a lo largo de mi vida.

A mis hermanos FER, MAGO, LENIS, VALE, PACO, ALEX, TOMAS y LETY que siempre han sabido darle muy buenos momentos y buen sabor a mi existir.

A FAMILIARES, AMIGOS, COMPAÑEROS y GENTE QUERIDA gracias a todos por tantos buenos momentos que han brindado a mi vida haciendo que sea está completamente feliz, por haberme dado la siguiente filosofía de vida “SE FELIZ PARA QUE HAGAS FELIZ A QUIEN TE RODEA”.



ÍNDICE

	Pág.
Abstract.....	xiii
Capítulo I. Introducción	1
1.1 Contexto General de la Investigación.....	2
1.2 Descripción de la Problemática Específica de Investigación.....	3
1.3 Tipo y Propósito de la Investigación.....	6
1.4 Relevancia de la Investigación	7
1.5 Descripción de la Tesis	9
Capítulo II. Formulación del Problema de Investigación	11
2.1 Objetivo de Investigación	12
2.2 Preguntas de Investigación	13
2.3 Propositiones de Investigación	14
2.4 Definición de Variables Operacionales y sus Escalas de Medición.....	15
2.4.1 Variables Operacionales.....	16
2.4.2 Escala de Medición.....	17
Capítulo III. Teorías Bases-Trabajos Relacionados.....	20
3.1 Metodología y Diseño Específico de Investigación	21
3.2 Fase I de Formulación del Problema de Investigación	21
3.3 Fase II de Teorías Bases y Análisis de Trabajos Relacionados.....	21
3.3.1 Objetos de Aprendizaje (OA's)	21
3.3.1.1 Definición	21
3.3.1.2 Características principales.....	24
3.3.1.3 Ventajas de OA.....	24
3.3.2 Sistema Experto (SE)	27
3.3.2.1 Definición	27
3.3.2.2 Evolución histórica	28
3.3.2.3 Aplicaciones.....	30
3.3.2.4 Composición de un SE e interrelación entre sus partes	30
3.3.2.5 Diferencias entre un Sistema Experto y un programa tradicional	37
3.3.2.6 Razones para la utilización de Sistemas Expertos	39
3.3.2.7 Límites y dificultades de los Sistemas Expertos	40
3.3.2.8 Desarrollo de un Sistema Experto	41
3.3.2.9 Tipos de Sistemas Expertos	43
3.3.3 Procesamiento de Lenguaje Natural (PLN)	64
3.3.3.1 Definición	64
3.3.3.2 Historia.....	64
3.3.3.3 Dificultades en el procesamiento de lenguajes naturales	64
3.3.3.4 Componentes	65
3.3.3.5 Aplicaciones.....	66
3.4 Revisión de Estudios Relacionados	66
3.4.1 Trabajos Similares	66
3.4.2 AIML	67
3.4.2.1 Definición	67
3.4.2.2 Historia.....	67

3.3.4.3 Elementos del Lenguaje	68
3.3.4.4 Ejemplos populares	77
3.4.2 Contribuciones y Limitaciones de Estudios Relacionados	78
3.4.3 Análisis de Mejoras en este Trabajo de Tesis	78
Capítulo IV. Desarrollo de Investigación Conceptual	79
4.1 Fase III de Desarrollo del Modelo Conceptual.....	80
4.1.1 Marco Conceptual General	89
4.1.2 Desarrollo Creativo del Modelo Conceptual	91
Capítulo V. Caso de Aplicación.....	98
5.1 Descripción del Caso de Aplicación	99
5.2 Fase IV de Validación del Modelo Conceptual	99
5.2.1 Introducción	99
5.2.2 Resultados y Análisis.....	101
5.2.2.1 Estadísticas Descriptivas	101
5.2.2.2 Análisis de regresión lineal múltiple	101
5.2.2.3 Prueba de hipótesis para la diferencia de medias	105
5.2.2.4 Evaluación de los supuestos	106
5.2.3 Notas Técnicas	108
5.2.4 Instrumento de evaluación.....	115
5.2.3 Conclusiones	115
5.3 Test de Turing	115
Capítulo VI. Reporte y Discusión de Resultados	118
6.1 Reporte y Discusión del Modelo Conceptual Diseñado.....	119
6.2 Reporte y Discusión del Diseño de la Metodología	119
6.3 Reporte y Discusión de la Implementación de la Metodología	120
6.4 Reporte y Discusión de Resultados del Estudio Piloto	120
Capítulo VII. Conclusiones.....	122
7.1 Conclusiones de Resultados Obtenidos.....	123
7.2 Conclusiones de Aprendizaje Personal.....	123
7.3 Recomendaciones y Trabajo Futuro	124
ANEXO 1: Productividad Relacionada desde 2004	125
PUBLICACIÓN: Internacional.....	126
PUBLICACIÓN: Nacional	126
LIBROS	128
ANEXO 2	129
GLOSARIO	133
BIBLIOGRAFÍA.....	136

INTELIGENCIA ARTIFICIAL APLICADA A OBJETOS DE APRENDIZAJE A TRAVÉS DE LA TECNOLOGÍA DEL CHATBOT EXPERTO EN TEMAS ESPECÍFICOS

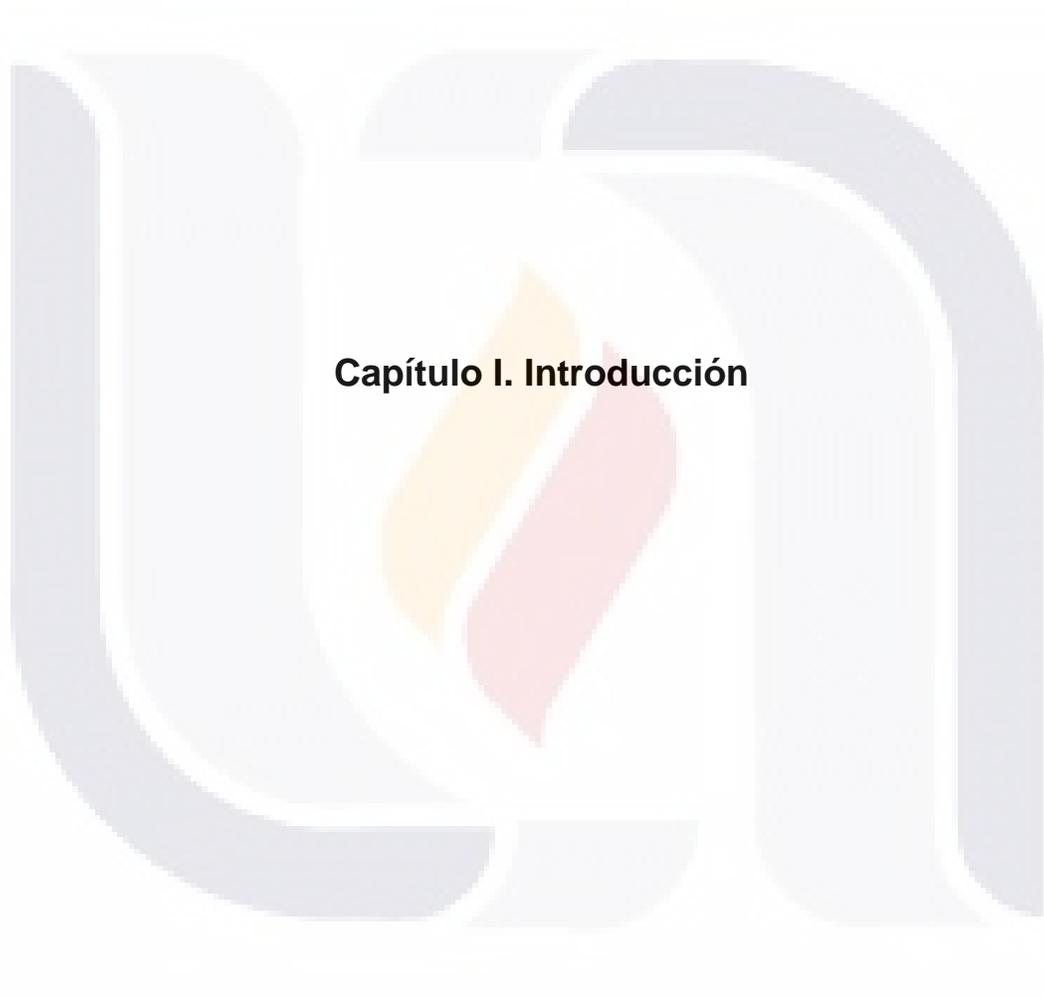
Abstract

En general, el proceso de construcción de un sistema que facilite el aprendizaje a través de la computadora es complejo por aspectos tanto tecnológicos como pedagógicos. En su desarrollo intervienen varios factores que deben ser cuidadosamente estudiados antes de plantear una posible alternativa a los sistemas ya existentes.

En el mundo actual, la tecnología juega un papel importante en los procesos de aprendizaje, esto nos obliga a reflexionar sobre los elementos involucrados en su uso y a buscar nuevas formas de enseñar y de aprender eficientemente haciendo uso de herramientas tecnológicas. La tecnología computacional puede cambiar radicalmente la forma de relacionarnos y conseguir información, pero en los sistemas educativos esto no es suficiente. Tenemos que ser capaces no sólo de transmitir información sino también de lograr la asimilación del conocimiento.

Una alternativa para la educación son los Objetos de Aprendizaje ya que tienen un sustento sólido básicamente en dos aspectos, uno el pedagógico y otro en lo tecnológico lo cual da una muy buena combinación en beneficio de los alumnos. Otra alternativa es la Inteligencia Artificial (IA) en la educación ya que permite entre otras cosas que el alumno perciba la educación mediante una computadora lo más semejante a la realidad o mejor aún, contar con un experto en el momento que él lo requiera para aclarar sus dudas. También la IA puede ayudar al alumno de una manera transparente poniéndole un contenido informativo en base a su estilo de aprendizaje de manera que le sea más fácil asimilarlo.

La hibridación de objetos de aprendizaje con inteligencia artificial garantiza llegar con mayor contundencia a uno de los objetivos primordiales de la educación la cual es garantizar el aprendizaje o la asimilación del conocimiento.



Capítulo I. Introducción

1.1 Contexto General de la Investigación

Existe poco desarrollo tecnológico en los objetos de aprendizaje que incorporan inteligencia artificial, el aporte que se realiza es en el fortalecimiento de objetos de aprendizaje mediante el uso de Inteligencia Artificial, permitiendo crear objetos de aprendizaje inteligentes.

Existen variables que limitan a los sistemas computacionales en el ámbito de la educación para que sean lo suficientemente potentes como para orientar y capacitar al estudiante en un tema en particular o más complejo aun en el proceso de aprendizaje.

Haciendo uso de la ingeniería del conocimiento se puede implantar un sistema experto en el objeto de aprendizaje (OA) para que por medio de un programa computacional que simula una conversación inteligente con una o más personas por lo general de manera escrita (chatbot), el alumno pueda interactuar con el OA como si fuera un experto humano ofreciéndole seguridad en el aprendizaje, la interacción del chatbot en el OA estará sustentada con el Procesamiento de Lenguaje Natural, permitiendo la comunicación entre computadora y humano de una manera más natural a como está acostumbrado a comunicarse el ser humano.

Sobre Objetos de Aprendizaje Inteligente, El Saddik et al. indican que el objeto de aprendizaje que responde a las necesidades de ciertos individuos o grupos cambiando su estado, contenido o presentación. Los objetos de aprendizaje inteligentes pueden ser adaptables, interactivos o ambos [El Saddik, A., Ghavam, A., Fischer, S., y Steinmetz, R. (2000)]. La parte medular es hacer que el objeto de aprendizaje tenga algún comportamiento humano, específicamente como la de un maestro en el aula, con la finalidad de ayudar al aprendizaje del alumno. Por otra parte la inserción de inteligencia en los objetos de aprendizaje se ofrece por medio de la adaptabilidad, basado en el perfil de usuario [Mustaro, P. N y Silveira, I. F. (2006)].

El desarrollo de una tecnología que cumpla los requisitos antes mencionados es un proceso complejo. Como lo es el extraer la experiencia de una persona en un tema particular con la finalidad de insertarla en un chatbot para que pueda atender las dudas del alumno cuando sea requerido. Otro punto que origina complejidad en el desarrollo es al querer integrar

tecnología nueva en el OA y no descuidar sus potencialidades como son la portabilidad, la granularidad, el que sean autocontenidos, etc.

Con la propuesta se atienden problemáticas diversas que se presentan en el proceso de enseñanza y el aprendizaje.

1.2 Descripción de la Problemática Específica de Investigación

El rasgo básico que caracteriza la educación haciendo uso de objetos de aprendizaje es la separación entre el profesor y el alumno, lo cual deja de manifiesto algunos requerimientos primordiales:

Dado el aislamiento de alumnos y profesores, es necesario facilitar la comunicación y la transmisión de información. Para ello, se hace especial hincapié en la utilización sistemática de medios y recursos técnicos [Desmond Keegan J. (1982)].

El proceso de enseñanza debe establecerse mediante el apoyo tutorial y un planteamiento educativo que favorezca un aprendizaje independiente y flexible [Aretio L. G. (2001)].

Respecto al primer punto, varia teoría sobre el aprendizaje insiste en que la calidad de la comunicación existente entre el profesor y el alumno es un factor decisivo en el proceso. Hoy en día, con el auge de los equipos de cómputo como herramienta en la educación, no se puede entender la enseñanza sin el uso de estas herramientas y si la reforzamos con técnicas inteligentes sería de gran apoyo en lo concerniente a la comunicación.

El segundo punto es, en cierto modo, dependiente de los recursos que se utilicen. No es posible plantear un modelo educativo efectivo para profesores, tutores y alumnos, si no se ponen a disposición de ellos, los servicios de comunicación adecuados.

Por estos puntos se pone de manifiesto la necesidad de implementar inteligencia artificial en los objetos de aprendizaje que garantice la calidad y claridad de los contenidos como en el

establecimiento de vías de comunicación adecuadas, que faciliten la interacción didáctica requerida.

El desarrollo de una tecnología que cumpla los requisitos antes mencionados es un proceso complejo. Fundamentalmente, la gran cantidad y heterogeneidad de fuentes de información disponibles hacen que el alumno pueda sentirse desorientado en el estudio de unos determinados contenidos. Cuando esto ocurre, el alumno ya no se focaliza tanto en el estudio de los contenidos, sino en el aprendizaje del uso de la herramienta.

Para evitar estos inconvenientes, y otros relacionados, se ve la necesidad de desarrollar nuevos sistemas interactivos que faciliten de forma inteligente la gestión personalizada del proceso de formación.

El uso de las computadoras en la educación constituye desde la década de los 50 una nueva área dentro de las aplicaciones informáticas. Desde los primeros sistemas CAI (del inglés Computer Aided Instruction), siguiendo por los más avanzados Sistemas Tutoriales Inteligentes (del inglés Intelligent Tutoring Systems), la tendencia en este campo es el desarrollo de plataformas genéricas que proporcionen los mecanismos de comunicación, compartición de información y personalizaciones necesarias. No obstante, los mecanismos de adaptación usualmente presentados en el desarrollo de estas plataformas, no son lo suficientemente genéricos y han derivado en el desarrollo de ciertos sistemas de enseñanza que, aunque con gran éxito, se han podido utilizar únicamente en dominios muy restringidos.

Aunado a esto con el auge del uso de objetos de aprendizaje en la enseñanza, la educación ha ido evolucionando para garantizar de manera más óptima el aprendizaje de quien hace uso de esta herramienta. Haciendo uso de técnicas inteligentes para potencializar el objeto de aprendizaje de manera que participe de manera inteligente en los cuatro elementos básicos del objeto de aprendizaje como son los objetivos, el contenido informático, las actividades y la evaluación, podrán ayudar a que se favorezca un aprendizaje significativo y activo.

La principal dificultad a la hora de implantar este tipo de planteamientos es la gran diversidad y heterogeneidad de los alumnos existentes.

En esta situación es casi imposible intentar controlar y apoyar a cualquier alumno de un determinado curso. Para favorecer un aprendizaje centrado en el alumno, es necesario implementar una guía inteligente dentro del objeto de aprendizaje, darles explicaciones adicionales a aquellas cuestiones que les pudieran haber resultado más complicadas, etc. Es necesario proporcionar al alumno una ayuda personalizada para que pueda centrarse en lo esencial.

Por otro lado se detecto varias problemática expuestas por diferentes autores del libro “Tecnologías de Objetos de Aprendizaje” de sus autores principales: Jaime Muñoz Arteaga, Francisco J. Álvarez Rodríguez, María Elena Chan Núñez, editado en UAA, UDGVIRTUAL.

En este libro Rafael Morales Gamboa expone una problemática importante que vive actualmente los OA, el expone con sus palabras que “las grandes promesas del modelo de objetos de aprendizaje han conducido primero a la cima de las expectativas exageradas y ahora nos arrastran a la cima de la desilusión. Los cambios son muy radicales y la flexibilidad es poca”, continua diciendo “es ahora justamente el momento de reflexionar, revisar sus bases y ajustar sus significados y sus procesos” (págs. 13 y 14).

En el capítulo I, Álvarez y Muñoz exponen que “uno de los principales problemas a enfrentar en el ámbito educativo es la correcta explotación de los medios tecnológicos (Tesler, 1998) y como aprender a utilizarlos con un máximo de provecho” (pág. 21), también indican que “al elaborar el material didáctico se busca potenciar el estudio independientemente del alumno” (pág. 26). Lo anterior deja ver que los autores recomiendan hacer uso de medios tecnológicos en la elaboración de material didáctico en busca de potenciar el estudio independientemente del alumno, existen técnicas de inteligentes en el aspecto tecnológico que permitirían cumplir con lo expuesto en cuanto a la independencia del alumno.

En el capítulo II, Chan y González citan a Gibbons y Richard “consideran que de lo que se trata es crear instrucción que sea: Adaptable al individuo, Generativa (en vez de pre-compuesta) y Escalable (a nivel industrial sin que se aumenten proporcionalmente los costos)” (pág. 35), en el análisis de la problemática de los OA, es importante la adaptabilidad al individuo. Chan y González indican que “aprendizaje centrado en el

estudiante han destacado la necesidad de que sea éste quien dirija su aprendizaje, para lo cual requeriría de materiales altamente flexibles, que pudiera elegir, o que se modelaran a sus requerimientos"... "La educación personalizada es una tendencia con al menos dos siglos de impulso, pero sin duda encuentra en la emergencia de la computación un mayor potencial para su desarrollo" (pág. 35).

Chan y González hablan del OA desde la perspectiva de la "adaptabilidad", así como de los de diseños instruccionales desde la "adaptabilidad". Hablan de la "generatividad", mencionando 3 puntos: "1. Repetición y prácticas individualizadas, 2. Sistemas tutoriales (se asemejan a la interacción que un tutor paciente tendría con un alumno individual y 3. Sistemas de diálogos (permiten al alumno tener un verdadero diálogo con la computadora)" (pág. 36). En este último punto se podría implementar los chatbots con lenguaje AIML.

Chan y González "La comunicación educativa tiene como principio la búsqueda irrenunciable de la expresión del estudiante como punto de llegada de un proceso de aprendizaje. El objeto de aprendizaje tendría que contener esa posibilidad expresiva en su propia estructura." (pág. 39), como se puede observar los autores indican que no existe aun la comunicación entre el estudiante y el OA.

En el capítulo III, Álvarez, González y Acosta mencionan que "Para que los objetos de aprendizaje conserven su utilidad en los ambientes de aprendizaje constructivistas, se hace necesario encontrar un equilibrio entre las salidas individualizadas del aprendizaje que considera el constructivismo eficiente uso y reutilización a gran escala de los objetos de aprendizaje" (pág. 65), una problemática que detectan es que "las personas dedicadas a la educación se pregunten de forma recurrente cuáles serán los ambientes más propicios para generar un aprendizaje óptimo y cómo implementar éstos de manera adecuada" (pág. 66)

1.3 Tipo y Propósito de la Investigación

Acorde algunos autores (Mora, Gelman, Paradice & Cervantes, 2008) el tipo de investigación es de diseño conceptual. En esta investigación un grupo de expertos, diseñadores y aprendices evaluarán la metodología propuesta.

En esta investigación el fenómeno de interés u objeto de estudio es el proceso enseñanza-aprendizaje.

Acorde a las teorías de Investigación Científica (Kervin, 1992), la investigación realizada en esta tesis puede ser clasificada por su propósito general como Investigación Aplicada General. La cual se ubica en la línea general de investigación de la Ingeniería de Software, dentro del área de e-learning. Mora M. (2003) basado en las teorías de Investigación indica que: "... este tipo de investigación, concierne al desarrollo de teorías particulares o a la aplicación y/o prueba de teorías generales para generar modelos y/o artefactos de aplicación mediata a un grupo general de entidades – eventos, objetos, relaciones, agregados, organizaciones o sistemas. Su contribución es una solución a un problema semi-general* o bien el contestar una pregunta particular relevante no contestada previamente, usando conocimiento ya generado."

Por el propósito particular de la investigación, esta se clasifica como un estudio exploratorio. Mora M. (2003) indica que: "... este tipo de estudios es realizado cuando el fenómeno o situación de interés a estudiarse es poco conocida y la teoría subyacente al fenómeno está aún en formación. También es útil cuando a pesar de que un fenómeno es relativamente bien entendido y existe suficiente teoría desarrollada, es necesario investigar tal fenómeno en un contexto socio-cultural diferente". El definir claramente el proceso enseñanza aprendizaje para el desarrollo de materiales digitales es una situación ya estudiada hoy en día en las instituciones. Sin embargo, el especificar de manera formal y desde la perspectiva de la ingeniería del software el fenómeno de las dinámicas de la colaboración contemplando el proceso enseñanza como la producción y el aprendizaje como el consumo de los materiales, es incierto en el contexto nacional e internacional.

[Margain Tesis Doctoral (2008)]

1.4 Relevancia de la Investigación

Es importante para la educación poder potencializar los objetos de aprendizaje con técnicas de inteligencia artificial, para esto se va a repasar brevemente cuáles son las técnicas utilizadas en los sistemas de educación. En concreto, esta revisión se va a centrar

fundamentalmente en las técnicas provenientes del campo de la Inteligencia Artificial, que se han utilizado en este tipo de sistemas.

El campo de la Inteligencia Artificial (IA) es uno de los que más ha influido en el desarrollo de los llamados sistemas inteligentes aplicados a la educación. Se puede considerar a los sistemas tutoriales inteligentes, como los primeros sistemas basados en la aplicación de técnicas de Inteligencia Artificial en la Educación.

A partir de los primeros desarrollos [Urretavizcaya-Loinaz M. y Fernández de Castro I. (2002)], cada vez son más numerosos los sistemas que utilizan este tipo de técnicas.

Los sistemas inteligentes para el soporte a la educación, tratan de emular, de cierta forma, las funciones que desempeñaría un profesor en la enseñanza tradicional. Para que el sistema sea capaz de simular dichas acciones, es necesario que se le proporcione una representación interna de las mismas. Dicha representación se basa en una serie de modelos formales que contienen el conocimiento necesario para realizar estas acciones (esto es, en definitiva, el conocimiento que aplica un experto para resolver una determinada tarea). Estas técnicas de modelado formal, se llevan aplicando desde hace tiempo en los llamados sistemas basados en el conocimiento. Los aspectos más importantes relativos al desarrollo de este tipo de sistemas pueden encontrarse en [Mira J. y Delgado A. E. (2002)] y más concretamente aplicadas en educación en [Mira J. y Delgado A. E. (2000)].

Los sistemas de educación se basan en los modelos formales que contienen información acerca del dominio de enseñanza, de las actividades pedagógicas y de las características de los usuarios. Por tanto, un proceso fundamental en el desarrollo de cualquiera de estos sistemas, es la construcción y mantenimiento de los modelos.

Cada uno de estos modelos contiene una serie de características cuyo valor se obtiene de muy diversas formas. Normalmente, las características consideradas en los modelos así como la técnica que se utilice para obtener su valor, depende, en gran medida, del dominio donde se aplique el sistema. Así, por ejemplo, si nos encontramos ante un sistema cuyos usuarios realizan acciones predecibles, el modelo puede definirse a priori y tendrá poca labor de mantenimiento.

No obstante, esto no suele ser así. Por lo general, al construir un sistema es difícil predefinir el modelo por completo. Es en este aspecto 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 IA permiten la construcción de modelos que pueden ir actualizándose, según sea la interacción del usuario con el sistema.

1.5 Descripción de la Tesis

Este trabajo está integrado de seis capítulos, los cuales se describen brevemente a continuación:

Capítulo 1. Introducción, se presenta una descripción general del contexto en el que se ubica la investigación de la tesis, así como la descripción de la problemática, la relevancia a realizar la investigación, justificación de la investigación y el propósito general de la misma.

Capítulo 2. Estructura de la investigación la cual se subdivide por la descripción específica del problema de adaptación en sistemas computacionales, objetivo general y específicos de la investigación, pregunta general y específicas de la investigación, proposición específica de la investigación y por ultimo propuestas principales de la investigación.

En esencia se indica el contexto de la problemática de adaptación en sistemas computacionales y la cual se quiere dar solución de una manera científica para garantizar el éxito del trabajo.

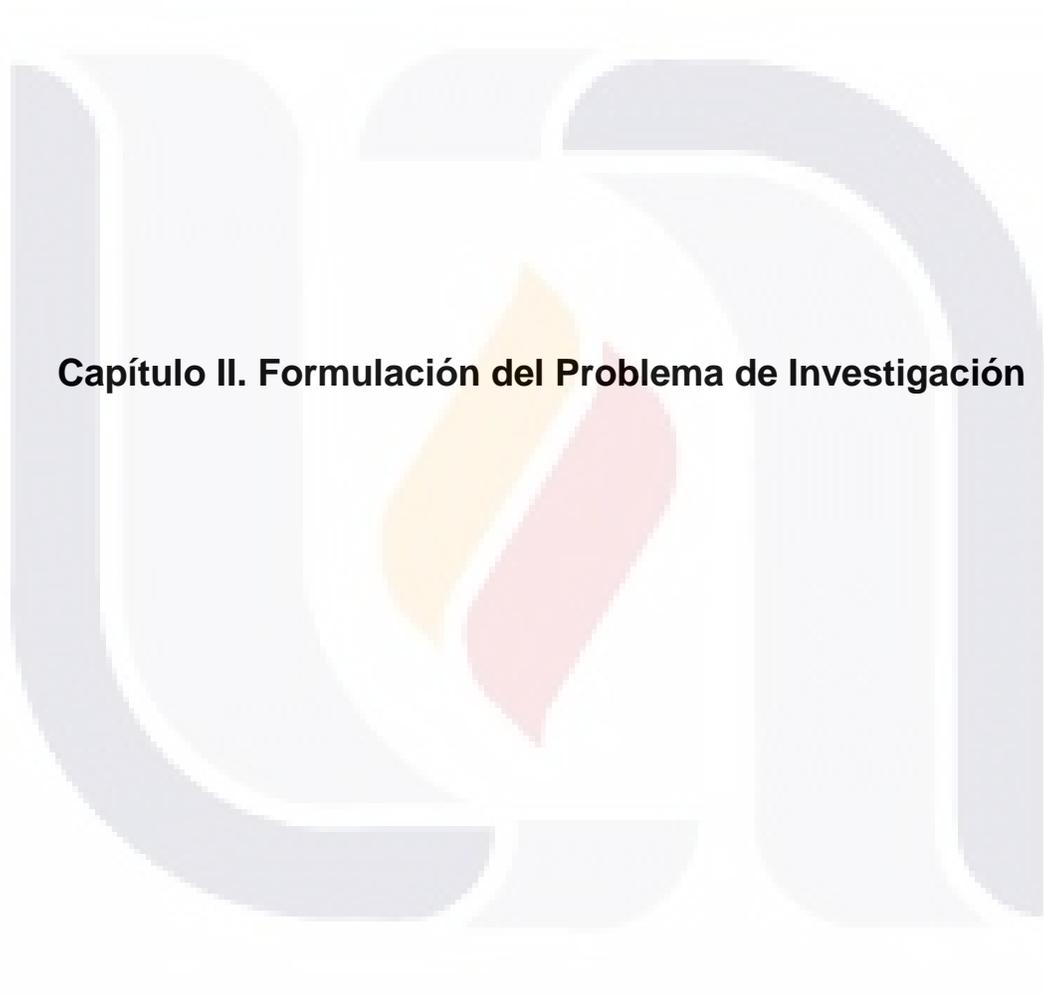
Capítulo 3. Marco teórico, en este apartado se presentan la revisión de las teorías bases que sirven para este trabajo las cuales son: Objetos de Aprendizaje, Procesamiento de Lenguaje Natural y Sistemas Expertos. Se muestra la revisión de principales trabajos relacionados con el trabajo propuesto y un resumen de contribuciones y limitaciones de trabajos relacionados.

Capítulo 4. Desarrollo y validación, se muestra el diseño así como el desarrollo de la solución y las pruebas que se aplicaron al diseño.

Capítulo 5. Reporte y discusión de resultados obtenidos, se desglosan en análisis y discusión de resultados, descripción de contribuciones, así como las limitaciones y problemas encontrados.

Capítulo 6. Se indican las conclusiones que se llegaron en base al desarrollo de este trabajo. Se presentan los resultados. Se manifiesta el aprendizaje personal que origino y se dan recomendaciones finales.





Capítulo II. Formulación del Problema de Investigación

2.1 Objetivo de Investigación

Objetivo General:

Diseñar y evaluar una metodología para implementar inteligencia artificial en objetos de aprendizaje que permita coadyuvar en el aprendizaje del alumno.

Objetivos Específicos

Objetivo 1:

Identificar y determinar, mediante el estudio del arte, el uso adecuado de técnicas inteligentes en objetos de aprendizaje.

Objetivo 2:

Determinar la pertinencia de implementar inteligencia artificial en los objetos de aprendizaje en los elementos básicos de éste, a saber: objetivos, contenido informático, actividades que refuercen el aprendizaje y evaluación.

Objetivo 3:

Implementar y evaluar objeto de aprendizaje inteligente.

Objetivo 4:

Medir la utilidad, la ventaja relativa y la facilidad de uso de objetos de aprendizaje inteligentes percibida por un grupo piloto de alumnos.

2.2 Preguntas de Investigación

Pregunta General:

¿Es factible diseñar una metodología para implantar inteligencia artificial en objetos de aprendizaje que permita coadyuvar en el aprendizaje en el alumno?

Preguntas Específicas:

Pregunta numero 1:

¿Es factible identificar y determinar mediante el estudio del arte el uso adecuado de técnicas inteligentes en objetos de aprendizaje?

Pregunta numero 2:

¿Es factible determinar la pertinencia de implementar inteligencia artificial en los objetos de aprendizaje en los elementos básicos del OA?

Pregunta numero 3:

¿Es posible implementar y evaluar objeto de aprendizaje inteligente?

Pregunta numero 4:

¿Es posible medir la utilidad, la ventaja relativa y la facilidad de uso de objetos de aprendizaje inteligentes que percibe un grupo piloto de alumnos?

2.3 Proposiciones de Investigación

Proposición General:

Si es factible diseñar y evaluar una metodología para implementar inteligencia artificial en objetos de aprendizaje que permita coadyuvar en el aprendizaje en el alumno.

Proposiciones Específicas:

Proposición número 1:

Si es factible identificar y determinar, mediante el estudio del arte, el uso adecuado de técnicas inteligentes en objetos de aprendizaje.

Proposición número 2:

Si es factible determinar la pertinencia de implementar inteligencia artificial en los objetos de aprendizaje en los elementos básicos del OA.

Proposición número 3:

Si es factible implementar y evaluar objeto de aprendizaje inteligente.

Proposición número 4:

Si es posible medir la utilidad, la ventaja relativa y la facilidad de uso de objetos de aprendizaje inteligentes percibida por un grupo piloto de alumnos.

2.4 Definición de Variables Operacionales y sus Escalas de Medición

El cumplimiento de las proposiciones de esta investigación se basa en el análisis conceptual y en el análisis estadístico de variables como se describe a continuación.

Proposición General:

Dado que esta proposición es conceptual y de tipo cualitativo, su respuesta se basa en diseño de una metodología que permita indicar como implantar inteligencia en objetos de aprendizaje haciendo a los objetos de aprendizaje más eficientes.

Proposiciones Específicas:

Proposición numero 1:

Esta proposición es conceptual y de tipo cualitativo, su aceptación o rechazo será soportado por el uso adecuado de técnicas inteligentes en objetos de aprendizaje.

Proposición numero 2:

Esta proposición es conceptual y de tipo cualitativo, su aceptación o rechazo será soportado por la factibilidad de implementar inteligencia en los objetos de aprendizaje en los elementos básicos que maneja.

Proposición numero 3:

Esta proposición es conceptual y de tipo cualitativo, su aceptación o rechazo será soportado por la factibilidad de implementar inteligencia en los objetos de aprendizaje.

Proposición numero 4:

El análisis de los datos tanto en la evaluación de la metodología como en la de los objetos es soportado por técnicas estadísticas, cuyos resultados determinaran la aceptación o rechazo de la proposición. Esta proposición es de tipo cuantitativo dado por el sondeo de encuestas aplicadas a un grupo piloto de usuarios.

La encuesta refiere a la validación por los usuarios de los objetos de aprendizaje inteligentes. Y lo que evalúan es la ventaja relativa, la facilidad de uso y la usabilidad de los objetos.

Para dar validez a este estudio, primeramente se aplica una encuesta la cual refiere a la validación por panel de expertos y lo que evalúan es la metodología. Posteriormente un grupo de estudiantes evalúan la ventaja relativa, la facilidad de uso y la usabilidad de los objetos de aprendizaje inteligentes. De este modo la validación de este trabajo considera tanto a expertos en la materia como a los usuarios.

2.4.1 Variables Operacionales

Las variables operacionales de la proposición 4, son el conjunto de variables dependientes e independientes, las cuales determinaran su aceptación ó rechazo. Los indicadores y escalas se definen para medir la evaluación de los resultados de la prueba piloto.

Variable Independiente

La variable independiente para la proposición 4 se define como:

El uso de la metodología para implantar inteligencia en objetos de aprendizaje por un grupo piloto.

Variables Dependientes

Las variables dependientes (del uso) son las características de la metodología. Estas son la Ventaja Relativa, Facilidad de Uso (Moore, Benbasat, 1991) y Utilidad (Fred D., 1989). En la siguiente tabla se definen las variables a ser medidas en el análisis de la proposición 4.

Tabla “Tabla de los Constructos y Variables del estudio”

<p>VENTAJA RELATIVA (VR)</p>	<p>Administración (V1) Interpretación (V2) Evaluación (V3)</p>	<ul style="list-style-type: none"> ◆ Aseguramiento de mejorar la planeación ◆ Prevenir malas interpretaciones. ◆ Evaluar requerimientos iniciales y finales.
<p>UTILIDAD (U)</p>	<p>Precisión (U1) Confiabilidad (U2) Definición (U3)</p>	<ul style="list-style-type: none"> ◆ Aseguramiento de la claridad ◆ Obtención de un diagnóstico real ◆ Aseguramiento de las especificaciones
<p>FACILIDAD DE USO (FU)</p>	<p>Claridad (F1) Interacción (F2) Simplicidad (F3)</p>	<ul style="list-style-type: none"> ◆ La interacción es clara y entendible. ◆ La interacción es amigable. ◆ Existe un fácil manejo

[Margain Tesis Dr. (2008)]

2.4.2 Escala de Medición

Para dimensionar los objetos estudio se definieron dos escalas, una que mide los aspectos cuantitativos y la otra para los cualitativos. Ambas escalas deben cumplir con dos propiedades básicas inherentes a un instrumento de medición: confiabilidad y validez (Franklin, 2001). Los objetos a medir son: La metodología y los objetos de aprendizaje inteligentes producidos y consumidos.

La escala elegida por sus características apropiadas para el cuestionario diseñado e implementado es la escala ordinal o de Likert, la cual es de tipo unidireccional, que consiste en una serie de juicios que se presentan al entrevistado. Los niveles se solicitan en términos de acuerdo o desacuerdo con la pregunta o sentencia. Para este caso, el criterio de evaluación se presenta en la siguiente tabla.

Tabla "Escala de Medición"

<i>Valor</i>	<i>Descripción de la respuesta</i>
1	Pésimo
2	Deficiente
3	Regular
4	Suficiente
5	Aceptable
6	Bueno
7	Excelente

La escala cuantitativa de los resultados de las variables independientes (X) determinará el resultado cualitativo de la proposición de acuerdo al criterio estadístico mostrado en la siguiente tabla.

Tabla 2.3 "Escala Cuantitativa/Cualitativa de las Variables"

VARIABLE	ESCALA CUANTITATIVA	ESCALA CUALITATIVA
UTILIDAD (U)	$\bar{X}_U \leq 3$	BAJA
	$3 < \bar{X}_U < 4$	MEDIA
	$\bar{X}_U \geq 4$	ALTA
VENTAJA RELATIVA (V)	$\bar{X}_V \leq 3$	BAJA
	$3 < \bar{X}_V < 4$	MEDIA

Capítulo II. Formulación del Problema de Investigación

	$X_V \geq 4$	ALTA
FACILIDAD DE USO (F)	$X_F \leq 3$	BAJA
	$3 < X_F < 4$	MEDIA
	$X_F \geq 4$	ALTA

Donde: \bar{X}

\bar{X} = Media de la variable

3 = Media de la escala de Likert - 0.5

4 = Media de la escala de Likert + 0.5

Por ejemplo, para la variable UP (Utilidad):

$UP \geq \bar{x} + 0.5 \rightarrow$ Alta

$\bar{x} - 0.5 < UP < \bar{x} + 0.5 \rightarrow$ Media

$UP \leq \bar{x} - 0.5 \rightarrow$ Baja

Donde $\bar{x} = 3.5$ (media de la escala)

[Margain Tesis Dr. (2008)]



Capítulo III. Teorías Bases-Trabajos Relacionados

3.1 Metodología y Diseño Específico de Investigación

Esta tesis utiliza el Método de Investigación Conceptual.

La metodología de investigación que se siguió fue mediante fases:

Fase I de Formulación del Problema de Investigación;

Fase II de Análisis de Trabajos Relacionados;

Fase III de Desarrollo del Modelo Conceptual y

Fase IV de Validación del Modelo Conceptual.

3.2 Fase I de Formulación del Problema de Investigación

Detectando la problemática planteada en la sección 1.2 de esta tesis, se propone una respuesta para el problema mediante la generación de objetos de aprendizaje inteligente. En las siguientes secciones se presentan las teorías bases que dan soporte a esta investigación.

3.3 Fase II de Teorías Bases y Análisis de Trabajos Relacionados

3.3.1 Objetos de Aprendizaje (OA's)

3.3.1.1 Definición

Existe una diversidad de conceptos que manejan varios autores respecto a lo que es un objeto de aprendizaje (OA), lo cual pone de manifiesto que como en otras disciplinas no existe un concepto que defina OA en forma unánime por la comunidad que trabaja con este concepto.

A continuación se muestran conceptos sobre OA que manejan diferentes autores:

“Los objetos de aprendizaje son entendidos como entidades digitales que se pueden distribuir a través de Internet y que pueden ser accedidos por múltiples usuarios de forma simultánea” [Santacruz V. L., 2004].

“Un Objeto de Aprendizaje es un pequeño componente digital reutilizable, que puede ser aplicado selectivamente -solo o en combinación- por software de computadores, facilitadores de aprendizaje o por los mismos estudiantes, para encontrar necesidades de aprendizaje o soportar el desempeño” [Sheperd C., 2000].

“La idea central detrás del uso de los objetos de aprendizaje es el reúso. El desarrollo de contenido educativo redundante tiene implicaciones de costo y tiempo que en un mercado competitivo resulta inevitable aminorar. Además, compartir cursos completos es difícil e ineficiente debido a que las necesidades y objetivos de aprendizaje varían de acuerdo a cada institución y de una persona a otra. Un enfoque más prometedor es pensar en desarrollar piezas más pequeñas de instrucción que puedan ser compartidas y reutilizadas en diferentes contextos y que además se puedan combinar para construir bloques de instrucción mayores, en forma análoga a lo que ocurre con las piezas de los juguetes LEGO” [Morales R. y Agüera A., 2002].

“No existe un consenso generalmente aceptado acerca de la noción de objeto de aprendizaje. En un sentido amplio, las nociones van desde aquellas que incluyen personas, objetivos, organizaciones y eventos, hasta las que lo consideran como cualquier entidad digital que puede ser usada o referenciada durante una experiencia de aprendizaje apoyada en tecnología computacional o de telecomunicaciones” [Morales R. y Agüera A., 2002].

Wiley recalca la importancia de la granularidad, él sostiene que la descripción de un objeto de aprendizaje debe hacerse a partir de un modelo de capas independientes, pero comprimidas. Así, la granularidad va unida al número de capas contenidas.

[Ip A., Morrison I. y Currie, M., 2002]: presentan diferentes visiones sobre los objetos de aprendizaje, algunas de ellas los definen como uno de los mayores paradigmas que dominan actualmente la educación formal. Sin embargo, para otros simplemente representan un nuevo manejo de algo que los profesores han venido haciendo durante años.

La IEEE considera como OA a cualquier entidad digital o no digital que puede ser usada, reutilizada o referenciada durante el aprendizaje soportado en tecnología. Dado que la definición habla de digitales y no digitales dentro de la categoría de objetos de aprendizaje, existen autores que critican a esta definición debido a que defienden la postura de que el OA debe ser digital.

“El modelo de objetos de aprendizaje se caracteriza por la creencia de que se pueden crear trozos de contenido educativo independientes que proporcionan una experiencia de aprendizaje para algunos propósitos pedagógicos. Dibujado sobre el modelo OOP, esta aproximación afirma que esos trozos son autocontenidos y pueden contener referencias a otros objetos, pueden ser combinados o secuenciados para formar interacciones educativas más grandes. Esos trozos de contenido educativo pueden ser de cualquier tipo (interactivo-

pasivo) y de cualquier formato. Un objeto de aprendizaje no es necesariamente un objeto digital” [Quinn C. y Hobbs S., 2000].

La definición propuesta por Quinn no es satisfactoria puesto que aunque establece una conexión con la teoría de la OOP, la definición de un objeto de aprendizaje se reduce a una lista de características que no contribuyen al entendimiento del concepto como tal.

“Los objetos de aprendizaje son recursos de aprendizaje en un modelo orientado a objetos que proporciona un conjunto de características para los objetos de aprendizaje, tienen métodos y propiedades, generalmente los métodos incluyen interpretación y métodos de evaluación y las propiedades incluyen contenido y las relaciones con otros recursos” [Robson R., 1999].

“Los OA son los elementos de un nuevo tipo de instrucción basada en la computadora y fundamentada en el paradigma computacional de “orientada a objetos”. Se valora sobre todo la creación de componentes (“objetos”) que pueden ser utilizados en múltiples contextos. Esta es la idea fundamental que se esconde tras los OA: los diseñadores instruccionales pueden construir pequeños componentes de instrucción que pueden ser reutilizados varias veces en contextos de estudio diferentes” [Wiley D. A., et al, 2000].

El problema de las últimas tres definiciones anteriores es que se enfocan a conceptos propios del paradigma orientado a objetos, como son los términos de método y propiedades.

“Un objeto de aprendizaje es un archivo digital (película, imagen, etc.) utilizado para propósitos pedagógicos, los cuales incluyen internamente o por asociaciones, sugerencias sobre el contexto apropiado en el cual utilizar el objeto”. “Para obtener una definición de un objeto de aprendizaje es necesario responder preguntas como: ¿Cuál es el propósito de los objetos de aprendizaje?, ¿Permiten realmente resolver problemas del sistema educativo?, ¿Hacen realmente parte de la transformación actual del face-to-face o de la educación a distancia?, ¿Qué características de los objetos de aprendizaje ayudan a alcanzar nuestros objetivos?, ¿Cuál es el papel de los estándares?, ¿Cómo podemos evaluar los objetos de aprendizaje desde un punto de vista teórico-práctico?, ¿Qué teorías pueden servir para comprender los objetos de aprendizaje?” [Sosteric M. y Hesemeier S., 2003].

Muchos autores hablan de la capacidad de reutilización así como la necesidad de utilizar etiquetas para clasificar, almacenar y recuperar objetos de aprendizaje. Otras características presentes en algunas definiciones son el tamaño y la granularidad.

Wiley D. A., et al [Wiley D. A., 2000] hablan sobre la reutilización resaltando la relación inversa entre el tamaño de un objeto de aprendizaje y su reusabilidad. Esto significa que si el tamaño del objeto de aprendizaje decrece (es decir que su granularidad es baja) entonces su potencial de utilización en múltiples aplicaciones aumenta.

Si bien como varios investigadores manifiestan que no existe consenso en la definición de OA, sobre la investigación que se esta llevando en este trabajo se toman la definición de OA como: Entidad digital que puede ser usada o referenciada durante una experiencia de aprendizaje apoyada en tecnología computacional, con sustento pedagógico que dan sustento y garantía en el contenido y más aun en el proceso de enseñanza y aprendizaje.

3.3.1.2 Características principales

También se toman las siguientes características principales de OA:

1. *Reutilización*: Se crea el objeto una sola vez y se puede utilizar muchas veces.
2. *Digitales*: Los objetos se pueden distribuir online.
3. *Aprendizaje*: Están orientados a tener un componente educativo. Trozos de aprendizaje.
4. *Granularidad*: Los OA son pequeñas unidades que se hacen a partir de un modelo de capas independientes pero comprimidas.
5. *Adaptables*: Según el contexto y el perfil del usuario.

3.3.1.3 Ventajas de OA

No obstante de que no existe una definición estandarizada entre los autores para los objetos de aprendizaje, si existe en cuanto a las ventajas que proporcionan en el desarrollo de cursos. Estas ventajas han sido resumidas por [Lightle, Kimberly S. and Ridgway, Judith S., 2003], en los siguientes aspectos:

Flexibilidad: Los objetos de aprendizaje son simples respecto a los elementos agregados, lo que se traduce en la habilidad para contextualizarlos en el momento en el que vayan a ser utilizados.

Facilidades para actualización, búsqueda y gestión del contenido: En este aspecto los meta-datos juegan un papel importante porque su utilización en la descripción de los objetos de aprendizaje, hace que estas tareas se ejecuten con mayor rapidez, facilidad y eficiencia.

Personalización: Permite realizar cambios en las secuencias y otras formas de contextualización del contenido, teniendo en cuenta las necesidades de las distintas clases de estudiantes. La modularidad de los objetos de aprendizaje potencia la distribución y recombinación del material al nivel de granularidad deseado.

Interoperabilidad: El gran potencial de los objetos de aprendizaje es que pueden ser aplicados para múltiples usos entre sistemas de aprendizaje y contextos diferentes. La aplicación de especificaciones y estándares favorece una mayor interoperabilidad entre los sistemas y sus contenidos.

Facilidades para el aprendizaje basado en competencias: La agregación de competencias permite construir cursos en temas particulares y con objetivos de aprendizaje que tratan de capturar las relaciones de dependencia entre dichos temas. El etiquetado de los objetos de aprendizaje granulares permite cubrir carencias de las competencias individuales, cuando se aplica en aproximaciones adaptativas basadas en competencias.

Incremento en el valor del contenido: Este incremento favorece el intercambio comercial de objetos de aprendizaje, el cual es posible a través de la economía de objetos de aprendizaje.

La personalización es una ventaja que se pretende desarrollar en este trabajo, debido a que permite un alto nivel de individualización de acuerdo a las preferencias y necesidades particulares de cada alumno.

Se puede decir que los beneficios que aportan los objetos de aprendizaje en el desarrollo de cursos, pueden ser considerados como características de los mismos [Santacruz V. L., 2004]. La influencia que tiene cada una de estas características en los diferentes tipos de usuario (alumno, profesor y desarrollador) se refleja en la tabla 3.1.

Capítulo III. Teorías Bases- Trabajos Relacionados

Características	Estudiantes	Profesores	Desarrolladores
Personalización	Acceden a cursos diseñados de acuerdo a los requisitos y al estilo de aprendizaje individuales.	Generan cursos que se adaptan a las necesidades de las diferentes audiencias, ofreciendo además caminos de aprendizaje alternativos.	Desarrollan herramientas que permiten modificar los cursos para adaptarlos a las diferentes necesidades, tanto del lado del alumno como del lado del profesor.
Interoperabilidad	Acceden a los Objetos de Aprendizaje, independientemente de la plataforma y sistema hardware.	Utilizan materiales de curso que han sido desarrollados en otro lugar con un conjunto de herramientas o plataforma distintas al que disponen.	Desarrollan cursos independientes de las plataformas siguiendo los criterios señalados en los estándares para tecnología educativa.
Inmediatez	Tienen acceso <i>Just-in time a los OA que desean.</i>	Obtienen los OA que necesitan para construir cursos justo en el momento en el que se los solicitan.	Desarrollan almacenes de OA utilizando tecnologías de meta-datos para facilitar su ubicación y recuperación inmediata por parte de los usuarios potenciales (profesores y alumnos).
Reutilización	Acceden a materiales que han sido utilizados en otros escenarios con la certeza de que han superado sistemas de calidad que los convierten en sistemas reutilizables por su potencial educativo.	Incorporan materiales educativos en múltiples escenarios de enseñanza, disminuyendo el tiempo invertido en el desarrollo del material didáctico. Desarrollan OA para cubrir un rango de necesidades específico de la audiencia.	Ahorran en el tiempo y costo de desarrollo de los materiales educativos.
Accesibilidad	Acceden al contenido sin restricciones debidas a discapacidad o falta de compatibilidad con el sistema de distribución de contenidos.	Crean contenido educativo con distintas alternativas de acceso para dar cobertura a las distintas clases de audiencias.	Localizan diferentes OA y los distribuyen a través de diferentes sistemas y plataformas, cumpliendo los criterios de accesibilidad marcados por los estándares, para el desarrollo de contenido. Crean herramientas capaces de generar OA accesibles por diferentes tipos de usuarios y desde diferentes sistemas y plataformas, aplicando siempre criterios de accesibilidad.
Durabilidad	Acceden a contenidos que se adaptan fácilmente a cambios tecnológicos.	Crean contenidos educativos que puedan ser rediseñados y adaptados a las nuevas tecnologías sin perder su integridad.	Ofrecen herramientas que permitan generar contenidos educativos que el profesor pueda modificar para adaptarlos a las nuevas tecnologías.

Tabla 3.1 Características de los OA's y su influencia en distintos tipos de usuarios

En la tabla 3.1 se analizan tres usuarios de los objetos de aprendizaje como son estudiantes, profesores y desarrolladores, se ve la relación que existe entre por cada característica del OA. Es relevante tener conocimiento de los usuarios en cada característica para garantizar la calidad de un OA, en forma genérica de cada usuario, el estudiante es el usuario final del OA, el profesor con su experiencia y dominio del los temas de la materia da los contenidos de la materia y recomendaciones finales al desarrollador y el desarrollador del

OA en base a las necesidades del alumno, material e indicaciones del maestro los plasma en el OA para generarlo con bases planteadas.

3.3.2 Sistema Experto (SE)

3.3.2.1 Definición

En una primera aproximación se puede decir que los Sistemas Expertos están compuestos por dos partes componentes, principalmente; una llamado Motor de Inferencias y la otra Base de Conocimientos. En la primera se representa el procedimiento lógico que sigue un experto en determinada área del conocimiento y en la segunda se representa el propio conocimiento del experto, pudiendo ser uno sólo o un grupo de expertos dentro de la misma área, inclusive pueden ser libros especializados en el tema de interés.

Este tipo de sistemas se desarrolla con los objetivo de imitar la inteligencia humana, en este caso de un experto, y de tener asistencia de un experto en cualquier lugar en poco tiempo con respecto al tiempo que tarda en formarse un profesional humano incluyendo el tiempo de experiencia.

Uno de los requisitos para realizar un Sistema Experto es poseer el conocimiento de uno o varios expertos con amplia experiencia en el campo del conocimiento que les compete, ya que es la experiencia quien agrega valor al conocimiento. Un Sistema Experto que se basa en los conocimientos de un novato poco puede aportar a un profesional que, si bien, no es un experimentado tampoco es un novato, pero que necesita la asistencia o los conocimientos de un experto que lo guíe en su búsqueda de una solución a un problema complejo o nuevo para el profesional.

Existen diferentes tipos de Sistemas Expertos clasificados según el modelo que utilizan, siendo algunos de éstos los siguientes:

1. Sistemas Expertos basados en Reglas.
2. Sistemas Expertos basados en Probabilidad.
3. Sistemas Expertos basados en Redes Neuronales Artificiales.
4. Sistemas Expertos basados en Lógica Difusa.

Otras Definiciones

La primera vez que se usó el término Sistema Experto fue por E. Feigenbaum, en 1977, decía lo siguiente: Sistema Experto puede definirse como un programa inteligente que utiliza

conocimiento y procedimientos de inferencia para resolver problemas que son lo bastante complejos como para requerir Expertos Humanos en su resolución.

En la literatura existente se pueden encontrar muchas definiciones de sistema experto. Por ejemplo, Stevens (1984), da la definición siguiente: Los sistemas expertos son máquinas que piensan y razonan como un experto lo haría en una cierta especialidad o campo. Un Sistema Experto de verdad, no sólo realiza las funciones tradicionales de manejar grandes cantidades de datos, sino que también manipula esos datos de forma tal que el resultado sea inteligible y tenga significado para responder a preguntas incluso no completamente especificadas.

Entre otras definiciones más actuales se encuentran las siguientes:

Sistema Experto es un conjunto integrado por mecanismos electrónicos que reproducen de un modo programado los procesos de aprendizaje, memorización, búsqueda, razonamiento, comunicación y ejecución de tareas propias del ser humano, con el objeto de imitar al Experto Humano en un determinado campo de especialización.

Sistema Experto puede definirse como un sistema informático (hardware y software) que simula a los Expertos Humanos en un área de especialización dada.

Como síntesis de todas estas definiciones pueden extraerse los siguientes conceptos: experto humano, conocimientos en una determinada área o campo de especialización, procedimientos de inferencia, resolución de problemas, etc.

3.3.2.2 Evolución histórica

Para entender el porqué y cuándo nacen los Sistemas Expertos es necesario conocer un poco de historia sobre la IA, de lo cual ya se ha mencionado algo.

Los Sistemas Expertos se desarrollaron al reconocerse la importancia primordial que tenían los conocimientos particulares de un dominio para que los métodos formales de búsqueda e inferencia sean eficaces en la solución de problemas.

En 1956 se acuña el término "Artificial Intelligence" en el encuentro "Summer Research Project" realizado en Dartmouth College en Hanover, New Hampshire, EE.UU. Los responsables de estas palabras y de la organización de la conferencia fueron John McCarthy

y Marvin Minsky; el primero de ellos creó el lenguaje LISP (List Processing, cuya traducción es procesamiento de listas), en el Massachusetts Institute of Technology (MIT), justamente para su aplicación en la IA.

El lema que utilizó John McCarthy, para fundar las bases modernas de esta disciplina, fue el siguiente: "To proceed on the basis of the conjecture that every aspect of learning or any other feature of the intelligence can in principle be so precisely described that a machine can be made to simulate it".

El cual explica que si cada aspecto del aprendizaje o de la inteligencia pudiera ser descrito con tal precisión, es decir, formalizar esos aspectos, una máquina puede ser construida para simular dichos aspectos.

Aproximadamente por la misma época Allen Newell, Herbert Simon y J.C. Shaw desarrollaron un sistema "Logic Theorist" que fue capaz de probar 38 de los 52 teoremas del Capítulo 2 del libro "Principia Mathematica" de Whitehead y Russell.

En la década de los 60's, surgió un sistema llamado DENDRAL cuya función era determinar estructuras moleculares de compuestos orgánicos. Este sistema fue desarrollado por Lindsay, Buchanan, Feigenbaum y Lederberg.

En esta época los investigadores se centraban en los procesos de lógica y búsqueda, y en métodos de gran generalidad pero de poca utilidad como el "General Problem Solver" (GPS). El GPS (Ernst y Newell, 1969) tenía como base la idea de un solo esquema para muchas aplicaciones. Todo problema debía ser formulado como la búsqueda de unos estados objetivo o fines en un espacio de estados, con la posibilidad de aplicar operadores o medios para pasar de un estado a otro. Este enfoque también se conoce como análisis medios-fines.

A principios de los 70's el sistema "STRIPS" (Fikes y Nilsson, 1971) aplicaba la metodología del probador de teoremas a la solución de otros problemas.

Hasta este momento los sistemas de este tipo eran llamados Sistemas con Base de Conocimientos, sin embargo, el sistema DENDRAL es considerado por algunos autores como el primer Sistema Experto, aunque este nombre aún no era conocido ni utilizado.

Finalmente en 1977, Edward Feigenbaum, en el Congreso Internacional de Inteligencia Artificial (IJCAI '77, International Joint Conference on A.I.) expuso la definición de Sistemas Expertos llamándolos así por primera vez.

3.3.2.3 Aplicaciones

En los últimos años es sorprendente cómo la IA ha ganado espacio en el mundo utilizándose en campos que no se relacionan con la informática; algunos de éstos, son: Medicina, Geología, Química, Economía, Ingeniería civil, por mencionar algunas.

Pero no para todos los problemas que se presentan en estas áreas es efectiva la aplicación de los Sistemas Expertos, sino para aquellos problemas que sean de alguno de los siguientes tipos:

1. Clasificación o interpretación.
2. Diagnóstico: médico o técnico.
3. Predicción y previsión.
4. Diseño y configuración de equipos o sistemas.
5. Planeación.
6. Monitoreo y control.
7. Vigilancia y alarma.
8. Instrucción.

Es necesario aclarar que algunos de estos se encuentran muy estrechamente relacionados por lo que los Sistemas Expertos que puedan aplicarse a uno de ellos también podrían ser aplicados a otro, por la relación existente.

Estos problemas también pueden ser clasificados según su naturaleza, en deterministas ó estocásticos. El primero grupo está conformado por aquellos problemas que se pueden plantear utilizando un conjunto de reglas, mientras que los del segundo grupo manejan situaciones inciertas y necesitan incorporar en su planteo la medida intuitiva de incertidumbre.

3.3.2.4 Composición de un SE e interrelación entre sus partes

Elementos de un Sistema Experto.

Como todo sistema, un Sistema Experto se compone de varias partes componentes o subsistemas, los cuales son:

1. Base de Conocimientos (BC).
2. Expertos Humanos e Ingenieros del Conocimiento.
3. Subsistema de Control de Coherencia.
4. Subsistema de Adquisición del Conocimiento.
5. Memoria de Trabajo.
6. Motor de Inferencia (MI).
7. Subsistema de Demanda de Información.
8. Interface de Usuario.
9. Interface con el Desarrollador.
10. Interface con otros Sistemas.
11. Subsistema de Incertidumbre.
12. Subsistema de Ejecución de Tareas.
13. Subsistema de Aplicación.
14. Experiencia.
15. Subsistema de Aprendizaje.

Estos componentes se esquematizan en el Gráfico 1.

- La **Base de Conocimiento** es la representación del conocimiento permanente o abstracto, por medio de reglas o espacios probabilísticos.

El conocimiento se refiere a afirmaciones de validez general, por ejemplo, los síntomas, las enfermedades y las relaciones entre ellos forman parte del conocimiento.

Mientras los datos son efímeros (temporales), el conocimiento es permanente. Los datos son almacenados en la Memoria de Trabajo al igual que todos los procedimientos de los diferentes sistemas y subsistemas que son de carácter transitorio.

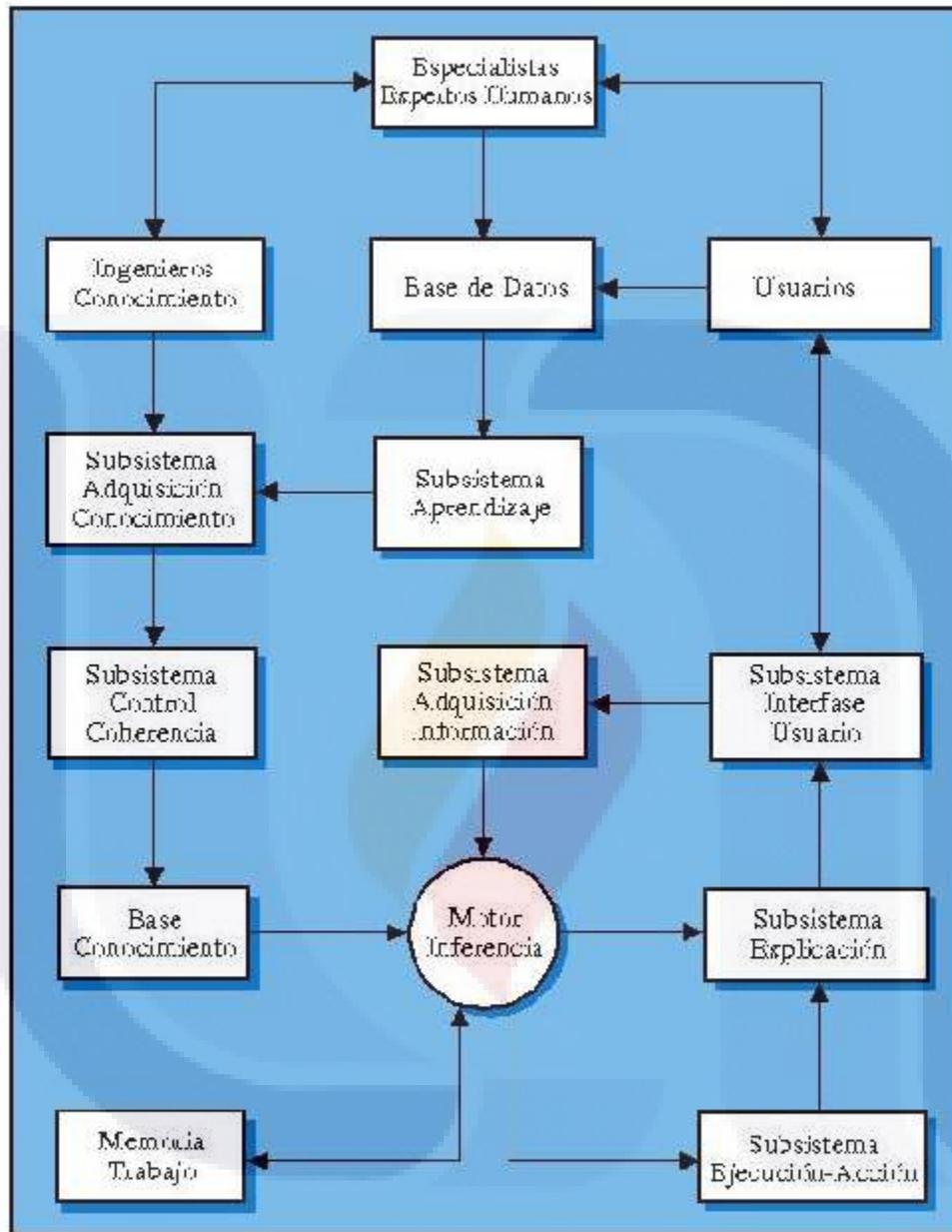


Gráfico 1. Componentes básicos de un S.E.; cada flecha representa el flujo de la información.

- Los **Expertos Humanos** son los especialistas en el tema de estudio que aportan su experiencia (conocimiento) en una forma ordenada y estructurada, además de un conjunto de relaciones bien definidas y explicadas para que sea todo, almacenado en la Base de Conocimiento; mientras que los Ingenieros del Conocimiento trasladan esa Base de Conocimiento a un lenguaje que sea inteligible por el Sistema Experto.

- El **Subsistema de Control** de Coherencia previene el ingreso de conocimientos incoherentes, es decir, controla la consistencia de la base de datos y evita que unidades de conocimiento inconsistentes entren en la misma. Cuando se solicita información de los expertos humanos, este subsistema informa sobre las restricciones que debe cumplir la información requerida para que sea coherente con el conocimiento existente en la Base de Conocimiento.

- El **Subsistema de Adquisición** de Conocimiento controla el flujo de nuevos conocimientos provenientes del experto humano y que serán almacenados en la base de datos. El sistema determina que nuevos conocimientos son necesarios o si los conocimientos recientes son nuevos, si la respuesta es afirmativa entonces los almacena en la base de datos si debieran incluirse en la misma.

- La **Memoria de Trabajo**, también llamada tablero, pizarra o pizarrón cuando el Sistema Experto se compone de varios módulos (cada uno un S.E. especialista en un determinado nivel de detalle), es el lugar donde se almacena el conocimiento transitorio o concreto.

Es un área de memoria reservada para la descripción del problema actual, tal como lo especifican los datos de entrada; también se usa para registrar resultados intermedios.

Conserva hipótesis y decisiones intermedias de tres tipos:

Plan. Cómo atacar el problema.

Conciencia. Acciones potenciales que esperan ejecución.

Solución. Hipótesis candidatas y cursos de acción alternativos que el sistema ha generado hasta el momento.

- El **Motor de Inferencia** es, en analogía con el ser vivo, el cerebro del SE. Básicamente es un programa que proporciona la metodología para razonar con la información en la Base de Conocimiento y la Memoria de Trabajo hasta llegar a conclusiones satisfactorias.

Las conclusiones arribadas por el Motor de Inferencia están basadas en conocimiento determinista (hechos) ó en conocimiento probabilístico (situaciones de incertidumbre).

En los casos en los que se dispone de información aleatoria o difusa, el Motor de

Inferencia es responsable de la propagación de este conocimiento incierto. De hecho, en los Sistemas Expertos basados en probabilidad, la propagación de incertidumbre es la tarea principal del Motor de Inferencia.

El esquema de organización del razonamiento a seguir por el Motor de Inferencia para resolver los problemas que se le presentan puede ser alguno de los siguientes:

Esquema hacia atrás: se razona desde un objetivo o hipótesis hacia los datos; este esquema es muy utilizado en los Sistemas Expertos utilizados para diagnóstico.

Esquema hacia adelante: el razonamiento se realiza desde los datos hacia un objetivo.

Esquema oportunístico: se aplica alguno de los esquemas anteriores según sea oportuno, este esquema se adapta muy bien en los sistemas con tablero (Sistema Experto modular en el que cada modulo es a su vez un Sistema Experto y sus Memorias de Trabajo son llamadas Tableros). El proceso de inferencia se lo puede representar mediante árboles donde los nodos representan hechos. La conjunción se esquematiza mediante un arco uniendo las premisas (Ver Gráfico 2).

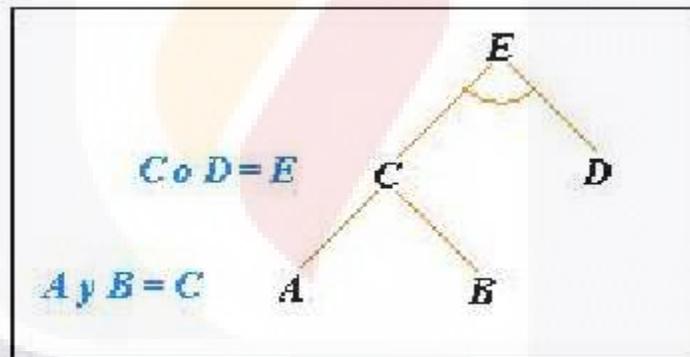


Gráfico 2. Ejemplo de la representación gráfica en árbol de dos reglas en un proceso de inferencia.

- El **Subsistema de Demanda** de Información completa conocimientos en la inferencia para obtener conclusiones válidas. Este componente se hace necesario debido a que hay situaciones en las que el conocimiento almacenado no es suficiente para sacar una conclusión satisfactoria por lo que es necesario implementar un mecanismo para obtener los conocimientos necesarios para continuar con el proceso de inferencia hasta que se haya sacado una conclusión aceptable. En algunos casos, el usuario

proveerá estos conocimientos por lo que se hace necesaria una interfaz donde el usuario se comuniquen con el sistema.

- La **Interface de Usuario** es la cara del sistema por lo que debe ser agradable y estar en un lenguaje comprensible para el usuario acompañando con gráficos si es necesario. Gracias a la interface de usuario el sistema podrá solicitar información adicional para el proceso de inferencia por lo que ésta debe ser lo más clara y amigable posible para lograr una buena comunicación entre el usuario y el sistema.

También hay que tener en cuenta que el sistema no sólo solicita datos e información sino que debe mostrarla al usuario para que éste pueda tomar buenas decisiones en tiempo y forma.

- La **Interface con el Desarrollador** y la Interface con otros Sistemas tienen las mismas características que en el caso anterior diferenciándose de éste por el tipo de lenguaje empleado para comunicarse con el desarrollador y con otros sistemas, respectivamente, ya que en cada caso la información mostrada y/o solicitada será distinta según el caso.

- El **Subsistema de Incertidumbre** se encarga de almacenar la información del tipo incierta y propagar la incertidumbre asociada a esa información. Se mencionó en párrafos anteriores que este subsistema es muy utilizado en los Sistemas Expertos basados en probabilidad, y esto se debe a que en algunos casos se busca una conclusión partiendo de datos inciertos o difusos, por ejemplo, en un Sistema Experto para el diagnóstico médico el paciente debe proporcionar los síntomas que presenta, pero éste no reconoce bien cuáles son sus síntomas por lo que los datos (síntomas) son inciertos o difusos.

- El **Subsistema de Ejecución de Tareas** permite la realización de acciones en base a las conclusiones obtenidas por el motor de Inferencia. En Sistemas Expertos aplicados al control, a la vigilancia o a las transacciones bancarias, entre otras, pueden ejecutar acciones como detener o retrasar el flujo de las tareas que se estén controlando (tráfico, cadenas de montaje, etc.), bloquear entradas en caso de

detectarse un intruso, o expender dinero, confiscar tarjeta, etc. (en cajeros automáticos).

- El **Subsistema de Explicación** es el que brinda una explicación o justificación de la conclusión obtenida. Este subsistema es utilizado por el Sistema Experto para explicar los siguientes interrogantes:

¿Cómo llego a determinada conclusión?.

¿Para qué solicita determinada información?.

¿Porqué no llegó a otra determinada conclusión?.

¿Qué falta determinar antes de poder llegar a una conclusión?.

Además de estas cuestiones es también necesario explicar o justificar las acciones realizadas por el subsistema de ejecución de tareas.

Esta parte es fundamental para que el sistema sea confiable desde el punto de vista del experto, del usuario y del ingeniero del conocimiento.

- El **Subsistema de Aprendizaje**, el aprendizaje ayuda a los expertos a mejorar su calidad profesional al aprender de las nuevas experiencias aumentando su eficacia para los futuros problemas. Esto es altamente deseable también en los Sistema Experto por lo que el Subsistema de Aprendizaje es el programa encargado de analizar las razones de sus éxitos y fracasos para perfeccionar la Base de Conocimiento y ser más eficaz y efectivo en el futuro, así como incluir nuevos conocimientos.

Se distinguen dos tipos de conocimientos: el estructural y el paramétrico. El primero hace referencia a los aspectos relacionados con la estructura del conocimiento (reglas, distribuciones probabilísticas, etc.), un ejemplo de éste es la inclusión de una nueva regla en la Base de Conocimiento. En el segundo tipo se estiman los parámetros necesarios para construir la Base de Conocimiento, en este caso un ejemplo es la estimación de frecuencias o probabilidades.

Interrelación entre los componentes

La relación entre los componentes de un Sistema Experto mantiene al sistema; dicha relación está dada de la siguiente manera:

La información, tanto de los expertos humanos como de los usuarios, puede ser incorporada de dos formas:

Por el Subsistema de Aprendizaje.

Por el Subsistema de Demanda o Adquisición de Información.

El Motor de Inferencias o Máquina de Inferencia (MI) saca conclusiones aplicando la información de la Base de Conocimiento y de no poseer los datos necesarios le serán solicitados al experto humano o al usuario por el Subsistema de Demanda o Adquisición de Información a través de la Interfase de Usuario, por la cual el experto humano o el usuario ingresará la información necesaria.

Una vez obtenidas las conclusiones por el Motor de Inferencias el Sistema Experto puede iniciar acciones utilizando el Subsistema de Tareas.

El usuario obtendrá las explicaciones de las conclusiones obtenidas y de las acciones realizadas gracias al Subsistema de Explicación.

Al presentarse nuevas experiencias, éstas pueden ser aprendidas por el Sistema Experto gracias al Subsistema de Aprendizaje.

3.3.2.5 Diferencias entre un Sistema Experto y un programa tradicional

En la resolución de problemas o en la automatización de tareas existen algunas cuestiones que hacen difícil su cometido, esto tiene las siguientes causas:

1. El fenómeno de explosión combinatoria que se debe al crecimiento exponencial del número de estados posibles de un sistema o de alternativas a considerar para resolver un problema.
2. Los dominios no estructurados. Aquellos para los cuales no se dispone de teorías o modelos causales detallados, ni métodos matemáticos o suficientes para aplicar algoritmos que garanticen soluciones satisfactorias.

3. La necesidad de sentido común. La necesidad de aplicar gran cantidad de conocimientos, adquiridos durante la vida y que son aplicados de manera natural pero que no se tienen bien definidos ni formulados explícitamente.

En un programa convencional la implementación de un sistema para diagnóstico médico utilizando programación tradicional, podría ser:

```

Begin
Nombre := ask("Nombre ? ")
Edad := ask("Edad ? ")
.....
Sintoma_1 := ask("Sintoma ? ")
.....
if GRAMNEG in síntomas then
  Begin
    forma := ask ("Morfologia ? ")
    if forma := "COCUS" then
      Begin
        fiebre := ask("Ha tenido....")
        if fiebre := "SI" then
          .....
  
```

Este tipo de implementación presenta dificultades como las siguientes:

1. Es difícil evaluar lo que "sabe" el sistema.
2. Es engorroso modificarlo o actualizarlo, es demasiado rígido.
3. Se desconoce lo que sucede con la inexactitud e incertidumbre inherentes a los conocimientos, en general.

Con los Sistemas Expertos no suceden estos inconvenientes debido a que los conocimientos están separados del procedimiento lógico, en contra parte con los sistemas programados de la forma tradicional.

En el siguiente cuadro se presentan las diferencias entre un sistema convencional y un Sistema Experto.

<i>Sistema Convencional</i>	<i>Sistema Experto</i>
Conocimiento y lógica de proceso mezclados en un programa.	Base de Conocimientos y Mecanismos de Inferencia separados.
No explican porqué se necesitan los datos ni porqué se llegó a un resultado.	Sí lo explican.
Es difícil efectuar cambios en los conocimientos programados.	Es más fácil modificar la BC.
Necesitan información completa para operar.	Deben ser más tolerantes para operar aún con alguna información desconocida.
Generalmente manejan datos cuantitativos.	Manejan datos cualitativos primordialmente.
Captura, amplifica y distribuye el acceso a datos numéricos o textuales.	Captura, amplifica y distribuye el acceso a juicios basados en conocimientos.

Tabla 1. Diferencias entre un Sistema Convencional y un Sistema Experto.

3.3.2.6 Razones para la utilización de Sistemas Expertos

Existen varias razones por las cuales se hace deseable aplicar un Sistema Experto a un problema determinado, algunas de ellas, las más importantes, son las siguientes:

1. "El conocimiento tiene poder organizador" (Edward Feigenbaum).
2. Los expertos son escasos, costosos y tardan mucho tiempo en formarse.
3. Un Sistema Experto permite mayor accesibilidad a la experiencia gracias a la posibilidad de duplicación y transferencia. Esto es útil en organizaciones que tienen varias sucursales dispersas geográficamente y sólo existe un único experto humano; con un Sistema Experto en cada sucursal el conocimiento del experto humano puede duplicarse y ser utilizado en cada sucursal. También es posible transferir conocimientos de un experto a lugares donde haya escasos o nulos expertos humanos.

El Sistema Experto, al dedicarse a casos en donde no necesita asistencia o supervisión de un experto humano, permite el ahorro de tiempo a este último para que dedique todo su esfuerzo y tiempo a casos que excedan la capacidad del Sistema Experto.

5. Con la utilización de Sistemas Expertos los novatos se vuelven expertos de manera incremental.
6. La mayoría de los Sistemas Expertos han llegado a las mismas conclusiones que los expertos humanos en una gran cantidad de casos, comprobando que los Sistemas Expertos son casi tan buenos como sus pares humanos.

7. Un Sistema Experto posee conocimientos utilizables directamente de manera descentralizada y duradera.
8. El desarrollo de un Sistema Experto obliga a la recuperación, depuración, formalización y conservación de conocimientos y experiencia.
9. Gracias a que posee un subsistema de explicación o justificación, el razonamiento del Sistema Experto es visible para los usuarios brindando la confiabilidad necesaria para su utilización continua en casos futuros.
10. Por la razón anterior, los Sistemas Expertos son utilizables para el entrenamiento de nuevo personal.
11. Posee un mejor y más fácil mantenimiento al poseer separados los conocimientos del procedimiento lógico.
12. Un Sistema Experto aumenta la productividad por:
 - 12.1. Ahorrar tiempo valioso del experto.
 - 12.2. Ser más ágil que el humano, en especial cuando éste debe consultar grandes volúmenes de datos los cuales no los posee incorporados totalmente.
 - 12.3. La accesibilidad y rapidez para atender, por ejemplo, diagnóstico de equipos; puede reducir perdidas al disminuir el tiempo fuera de servicio de un equipo.
13. Un Sistema Experto puede funcionar por tiempo indeterminado sin tomar descansos típicos de un humano.

3.3.2.7 Límites y dificultades de los Sistemas Expertos

Por ser invenciones del hombre y por el límite natural que poseen las máquinas, los Sistemas Expertos presentan las siguientes limitantes:

1. Son utilizables en un estrecho dominio de aplicación.
2. No existe gran variedad de lenguajes de programación para representar hechos y relaciones.
3. Los conocimientos llegan a ser demasiado superficiales.
4. Por ser máquinas o sistemas no poseen "conciencia" de su propio alcance y limitaciones.
5. El ser humano posee la capacidad de aplicar todos los conocimientos adquiridos para solucionar los problemas que se le presenten, aún estando fuera del campo de su

especialidad consiguiendo, sin embargo, un éxito que disminuye conforme se aleja de su campo de especialidad. Esto no sucede con los Sistemas Expertos ya que al alejarse de su dominio de aplicación fracasan catastróficamente y no de forma gradual.

6. La explicación que brinda, por lo general, se limita a la enumeración de las reglas que utilizó para llegar a determinada conclusión o acción.

Al introducir un Sistema Experto en una organización se presentan las siguientes situaciones:

1. Los términos experto, inteligencia artificial, etc. suenan demasiado pretensiosos o poco serios con respecto a las preocupaciones de la organización.
2. Falta de adopción dentro del Dpto. de Procesamiento de Datos tradicional.
3. Es común que los empleados vean al sistema como una amenaza a sus puestos y no como una herramienta de apoyo y potenciación de sus habilidades.
4. Muchas veces las organizaciones creen que tienen la necesidad de implementar un Sistemas Expertos antes de tener un problema para resolverlo con él, es decir, comienzan a buscar en dónde pueden implementar un Sistema Experto antes de ver si los problemas que existen pueden resolverse muy fácilmente con las herramientas que poseen.

3.3.2.8 Desarrollo de un Sistema Experto

Las etapas propuestas para el desarrollo de un Sistema Experto fueron sugeridas por Weiss y Kulikowski. Dichas etapas son siete, la secuencia de ejecución se ilustra en el Gráfico 3.

1. La primera de las etapas sugeridas es la de Planteamiento del Problema. Como en todo proyecto lo primero es definir clara y específicamente el problema a resolver para evitar todo un desarrollo en vano. Si en esta etapa el problema en cuestión es mal definido lo más probable es que el sistema funcione incorrectamente con lo cual las decisiones que se tomarán en base a las conclusiones que arroje el sistema serán equivocadas.

2. Una vez definido el problema se comienza con la Búsqueda de los Expertos que puedan resolverlo. Siempre es conveniente buscar y seleccionar aquellos que posean la mayor experiencia en la resolución del problema planteado en la etapa anterior; también es posible hacer, primero, una búsqueda de bibliografía especializada sobre dicho problema ya que sería la base para comenzar la carga de los conocimientos en el sistema. Se debe tener en cuenta que los conocimientos deben ser formalizados antes de ingresarlos a la Base de

Conocimientos, por esto es que un libro será más fácil de estructurar en la Base de Conocimientos que los conocimientos de un Experto Humano.

3. La tercera etapa es el Diseño del Sistema Experto. En este punto se comienza con el diseño de los componentes del sistema: Motor de Inferencias, estructura de la Base de Conocimientos, etc.

4. Con el Diseño del Sistema terminado se debe realizar la Elección de la Herramienta de Desarrollo, shell o lenguaje de programación para la construcción del sistema. En el caso de que existiera un shell que se ajuste al diseño hecho en la etapa anterior; utilizarlo debería ser la elección a tomar ya que, por lo general, un shell sufre controles de calidad lo cual la hace fiable y, por supuesto, es la solución más económica y rápida a implementar. Un shell, en pocas palabras, es un Sistema Experto (estructura) vacío, es decir, posee la Base de Conocimiento vacía. Esto permite que el desarrollador sólo se enfoque en la carga de la Base de Conocimiento y no en todo el desarrollo del sistema.

5. La quinta etapa consiste en el Desarrollo y prueba de un prototipo. Si por alguna razón el prototipo no resulta apropiado para los requerimientos predeterminados, se deben repetir las etapas anteriores hasta obtener un prototipo apropiado para la resolución del problema.

6. El Refinamiento y generalización es la etapa que sigue. Luego de aceptado el prototipo se corrigen los errores y se agregan las posibilidades no contempladas en el diseño inicial.

7. Por último resta realizar el Mantenimiento y puesta al día. Con la ayuda del usuario se plantean nuevos problemas o se detectan defectos del prototipo, se corrigen errores, se actualiza el producto con los nuevos avances, etc. Esta etapa provoca que las anteriores se repitan ya que son cambios que requieren cada una de ellas para obtener las mejores soluciones.

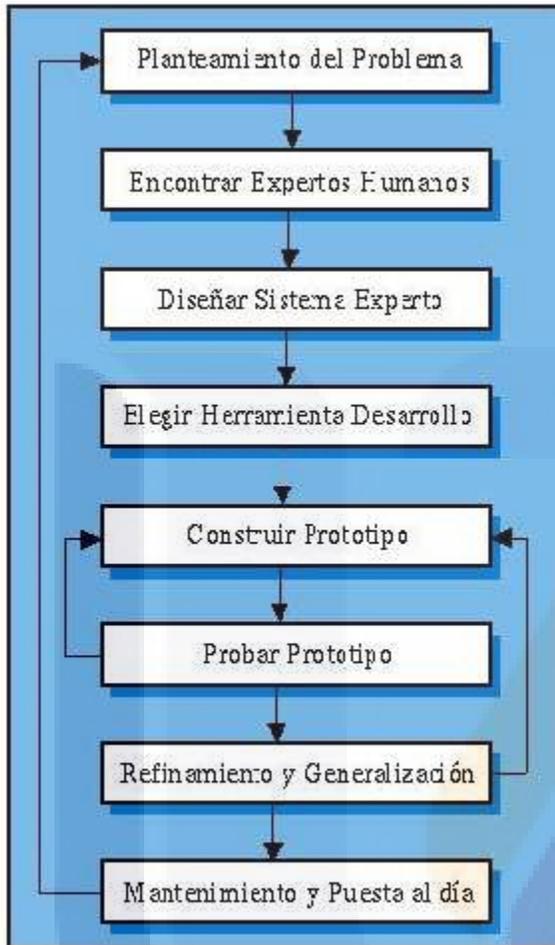


Gráfico 3. Etapas de desarrollo de un Sistema Experto.

3.3.2.9 Tipos de Sistemas Expertos

Según el tipo de problema a resolver los Sistemas Expertos pueden ser de los siguientes tipos básicamente:

1. Sistemas Expertos basados en Reglas.
2. Sistemas Expertos basados en Probabilidad.
3. Sistemas Expertos basados en Redes Neuronales.
4. Sistemas Expertos Difuso.

Estos último no son más que una RNA "configurada" para funcionar como un sistema experto.

Sistemas Expertos basados en Reglas

Los Sistemas Expertos Basados en Reglas, son las estructuras de sistemas expertos más comprensibles para la lógica humana, se definen a partir de un conjunto de objetos, que representan las variables del modelo, vinculadas mediante un conjunto de reglas encadenadas que representan las relaciones entre variables. Esta metodología es la que el ser humano usa en forma intuitiva en su vida diaria para resolver problemas.

Muchos de las situaciones con las que el ser humano se enfrenta a menudo, están gobernadas por reglas deterministas; en este ámbito los Sistemas Expertos basados en reglas constituyen una herramienta eficiente para la solución de estos problemas.

Sistemas Expertos basados en Probabilidad

Existen problemas en donde lo que interesa saber con exactitud solo se sabe con cierto grado de certeza, como, por ejemplo, las relaciones entre síntomas y enfermedades (no siempre la existencia de un grupo de síntomas asegura la existencia de una enfermedad específica). Este tipo de problemas reciben el nombre de estocásticos.

Para la solución de estos problemas se han propuesto formas de medir el grado de incertidumbre, algunas de esas medidas son llamadas factores de certeza y se utilizan en los shells para la generación de Sistemas Expertos; otra medida intuitiva es la probabilidad.

La utilización del cálculo de probabilidades en los Sistemas Expertos comenzó con la probabilidad conjunta pero la dificultad para definir la distribución de probabilidad conjunta de las variables hizo que se obstaculizara el desarrollo de los mismos; para solucionar este inconveniente se introdujeron los modelos de redes probabilísticas, los cuales incluyen las redes de Markov y las redes Bayesianas.

Sistemas Expertos basados en Redes Neuronales Artificiales

Las Redes Neuronales Artificiales (RNA), son el resultado de las investigaciones que se centran en el desarrollo de sistemas análogos a las neuronas y sus redes.

En 1943, McCulloch y Pitts propusieron un modelo de neurona para explicar cómo el cerebro podría realizar funciones booleanas.

A partir de allí el desarrollo se lentificó (1960-1970); luego, en los años '80, con la utilización de conceptos de la física de los sistemas caóticos en las arquitecturas de redes de neuronas formales y la introducción de métodos de aprendizaje aplicables a redes multicapa de neuronas, se lograron abrir nuevas perspectivas en este campo.

Si bien las RNA no fueron concebidas para utilizarse como Sistemas Expertos, pueden comportarse como éstos ofreciendo una alternativa más.

Cuando se usan RNA, el dominio y la tarea no requieren ser tan bien comprendidos como para usar los shells tradicionales. No se requiere que el experto detalle cómo llega a una solución, ya que el sistema se adapta con base en las relaciones estímulo / respuesta, reconfigurándose para resolver el problema. La ventaja principal de usar este tipo de implementación es que no requiere algoritmos específicos del dominio; otra ventaja consiste en que se pueden degradar más gracilmente que los Sistemas Expertos tradicionales si falla alguna parte. La principal desventaja es que no hay manera de examinar los conocimientos del sistema, y en este sentido es una especie de caja negra, en la cual se puede confiar sólo por su comportamiento entrada / salida.

Sistemas Expertos basados en Lógica Difusa

Hay situaciones en la vida cotidiana en que los problemas que se presentan no poseen una solución muy específica en términos exactos, para resolver este tipo de problemas surgió una teoría llamada Lógica Difusa, la cual crea una relación matemática entre un elemento y un determinado conjunto difuso con el objetivo de que una máquina realice una valoración semejante a la de los seres humanos. Esta teoría fue propuesta por L. Zadeh en el año 1965.

Definición. Teniendo un posible rango de valores llamado Universo de Discurso. En éste se tendrá un conjunto difuso de valores llamado A caracterizado por una función de pertenencia en donde $\mu_A(x)$ esta representa el grado de pertenencia de un elemento perteneciente al Universo en el conjunto difuso.

Sistemas Expertos basados en Reglas

Base de Conocimientos

En este tipo de sistemas intervienen dos elementos fundamentales, la Base de Conocimientos y los Datos.

Los datos hacen referencia a las verdades o realidades irrefutables de una situación particular, por ser aleatorios o variables de una situación a otra, son almacenados en la Memoria de Trabajo.

La base de conocimientos se conforma por las relaciones existentes entre objetos (datos) llamadas reglas. Las reglas son asociaciones entre una o varias condiciones o premisas y una conclusión. Dicha conclusión puede estar conformada a su vez por un grupo de conclusiones que suceden simultáneamente (conjunción "y") y/o una o varias (disyunción "o").

Los conocimientos almacenados en la Base de Conocimiento son estáticos y permanentes de una aplicación a otra, excepto que se incorporen elementos de aprendizaje, como el subsistema de aprendizaje.

Motor de Inferencia (MI)

El Motor de Inferencia utiliza la Base de Conocimiento y los datos para sacar conclusiones, las cuales pueden ser de dos tipos, simples o compuestas.

Las primeras son las que surgen como resultado de una regla simple, mientras que las compuestas surgen de más de una regla.

Para la obtención de conclusiones se utilizan diferentes tipos de reglas y estrategias; en el presente trabajo se describirán las siguientes:

<i>Reglas</i>	<i>Estrategias</i>
Modus Ponens	Encadenamiento de reglas
Modus Tollens	Encadenamiento de reglas orientado a un objetivo.
Resolución	Compilación de reglas

Tabla 2. Clasificación de las reglas utilizadas en la BC y las Estrategias utilizadas en el MI.

Las dos primeras reglas se utilizan para la obtención de conclusiones simples, mientras que el resto de reglas y estrategias se utilizan para la obtención de conclusiones compuestas.

Para obtener todas las conclusiones posibles es necesario implementar más de un tipo de reglas y estrategias.

Regla Modus Ponens y Modus Tollens

La regla Modus Ponens es, quizás, la más utilizada. Se utiliza para obtener conclusiones simples. En ella, se examina la premisa de la regla, y si es cierta, la conclusión pasa a formar parte del conocimiento. En el Gráfico 4 se ejemplifica este tipo de reglas.

Esta regla de inferencia, que parece trivial, debido a su familiaridad, es la base de un gran número de sistemas expertos.

La regla Modus Tollens se utiliza también, para obtener conclusiones simples, pero contrariamente a la anterior, se examina la conclusión y si es falsa, se concluye que la premisa también lo es. Esta regla se esquematiza en el Gráfico 5.

En resumen, se dice, que la regla Modus Ponens se mueve hacia adelante debido a que parte de la premisa hacia la conclusión, mientras que la regla Modus Tollens se mueve hacia atrás, de la conclusión hacia la premisa.

La regla Modus Ponens necesita información de los objetos de la premisa y la regla Modus Tollens necesita información de los objetos de la conclusión.

Ambas reglas no deben ser vistas como alternativas sino como complementarias para ser usadas en una MI.

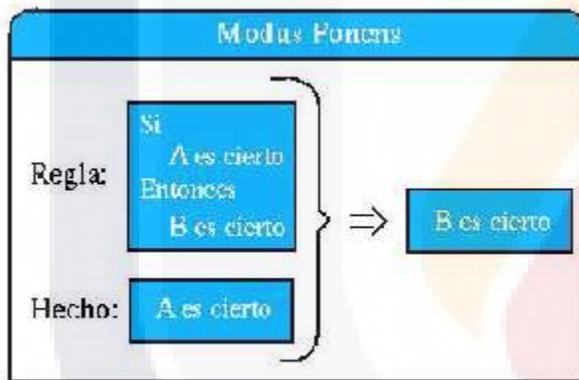


Gráfico 4. Ejemplo de regla Modus Ponens.

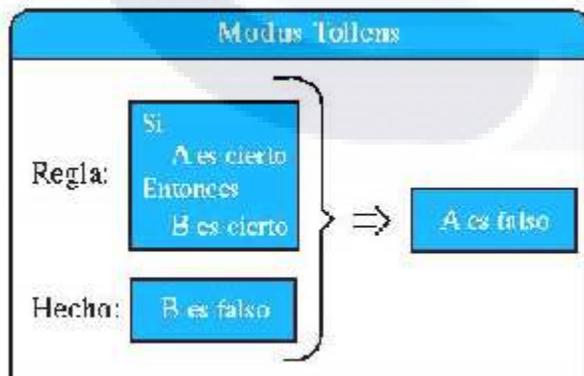


Gráfico 5. Ejemplo de regla Modus Tollens.

Mecanismo de resolución

Utilizando las reglas anteriores se conseguían conclusiones simples; con el mecanismo de resolución se obtienen conclusiones compuestas, éstas están basadas en dos o más reglas.

El Mecanismo de resolución posee las siguientes etapas:

1. Las reglas son sustituidas por expresiones lógicas equivalentes.
2. Estas expresiones se combinan en otra expresión lógica.
3. Y finalmente se utiliza esta expresión para obtener la conclusión.

Para lograr estas etapas se utilizan los conceptos de combinación y simplificación de expresiones lógicas.

A continuación se expone un ejemplo en donde se ilustran los conceptos de combinación y simplificación:

Ejemplo. Se supone que se tienen las siguientes reglas:

Regla 1. Si A es cierto, entonces B es cierto.

Regla 2. Si B es cierto, entonces C es cierto.

La primera etapa es la sustitución de las reglas por expresiones lógicas equivalentes, para ello se construye la siguiente tabla de verdad:

A	B	\bar{A}	Si A, entonces B	$\bar{A} \vee B$
C	C	F	C	C
C	F	F	F	F
F	C	C	C	C
F	F	C	C	C

Tabla 3. Tabla de verdad de la Regla 1.

Encadenamiento de Reglas

Esta estrategia de inferencia es la más utilizada para la obtención de reglas compuestas.

Su utilización se aplica cuando las premisas de una regla coinciden con las conclusiones de otra.

Cuando se encadenan las reglas, los hechos pueden utilizarse para dar lugar a nuevos hechos. Esto se repite sucesivamente hasta que no pueden obtenerse más conclusiones. La estrategia de encadenamiento de reglas se da en el algoritmo siguiente:

1. Para el inicio del algoritmo es necesario un conjunto de datos, compuesto por una base de conocimientos (objetos y reglas) y algunos hechos iniciales.
2. El algoritmo inicia asignando a los objetos sus valores conocidos tales como los dan los hechos conocidos o la evidencia.

3. Se ejecuta la regla de la base de conocimientos y concluye nuevos hechos si es posible.
4. Se repite el segundo paso hasta que no se puedan obtener nuevos hechos.

A continuación se presentan dos ejemplos donde se aprecia el encadenamiento de reglas y algoritmo aplicado, como así también, el uso de las reglas Modus Ponens y Modus Tollens.

Ejemplos de Encadenamiento de Reglas

Ejemplo. Se tienen 13 (trece) objetos: A, B,, M; relacionados por medio de 6 (seis) reglas, ver Gráfico 7.

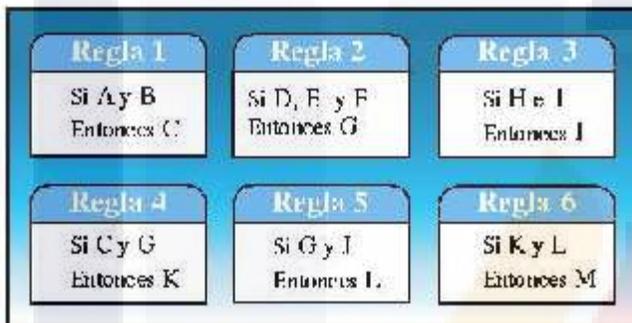


Gráfico 7. Ejemplo de 6 (seis) reglas relacionando 13 objetos.

Supóngase que los objetos A, B, D, E, F, H e I son ciertos y los restantes son de valor desconocido.

En el siguiente Gráfico 8 se representan los objetos mediante círculos (nodos) y las relaciones son representadas por las aristas que unen las premisas de las reglas con las conclusiones; nótese que las premisas de algunas reglas coinciden con las conclusiones de otras.

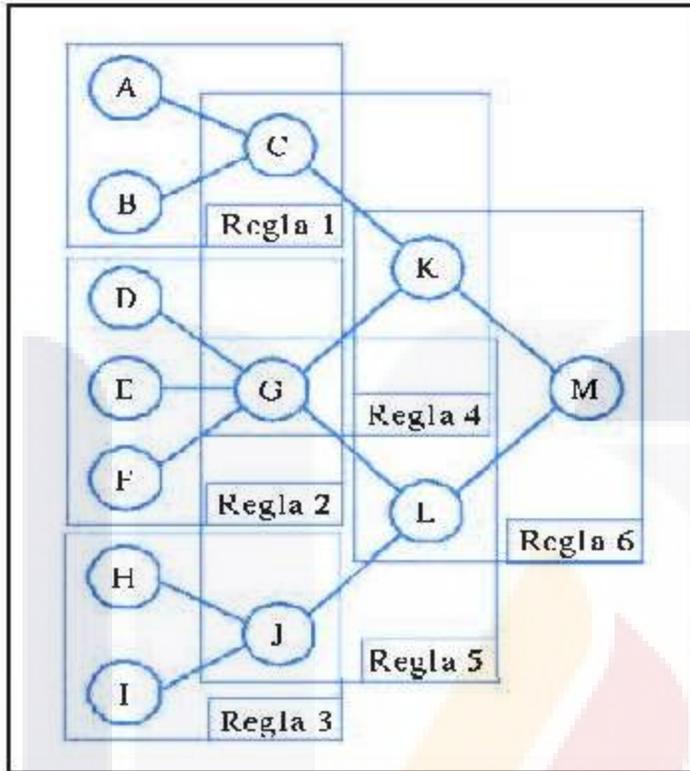


Gráfico 8. Ejemplo de encadenamiento de reglas.

Supóngase que los objetos A, B, D, E, F, H e I son ciertos y que los restantes son de valor desconocido.

En este caso el algoritmo de encadenamiento procede así:

- La Regla 1 concluye que C = cierto.
- La Regla 2 concluye que G = cierto.
- La Regla 3 concluye que J = cierto.
- La Regla 4 concluye que K = cierto.
- La Regla 5 concluye que L = cierto.
- La Regla 6 concluye que M = cierto.

Al llegar a la Regla 6 no se pueden obtener más conclusiones por lo que el algoritmo se detiene.

Ejemplo. Teniendo en cuenta las reglas del Gráfico 7 junto con que H, K e I son ciertos y que M es falso se supone que el MI utiliza las dos reglas de inferencia (Modus Ponens y Modus Tollens). Entonces se aplica el algoritmo antes explicado con el cual se obtiene que:

1. La Regla 3 concluye que J = cierto (Modus Ponens).

2. La Regla 6 concluye (utilizando Modus Tollens) que $K = \text{falso}$ o $L = \text{falso}$, pero, puesto que $K = \text{cierto}$, deberá ser $L = \text{falso}$.

3. La Regla 5 concluye (Modus Tollens) que $G = \text{falso}$ o $J = \text{falso}$, pero, puesto que $J = \text{cierto}$, deberá ser $G = \text{falso}$.

Por lo que se obtiene la conclusión final de que G es falso. Este es, a la vez, un ejemplo de la utilización conjunta de las reglas Modus Ponens y Modus Tollens.

Encadenamiento de Reglas orientado a un objetivo

En el encadenamiento de reglas orientado a un objetivo, el sistema necesita del usuario para seleccionar una variable o nodo objetivo; desde allí el algoritmo navega las reglas en búsqueda de una conclusión para ese nodo objetivo. En caso de no obtener una conclusión con la información existente, el algoritmo fuerza al sistema a preguntarle al usuario por más información sobre los elementos importantes.

En el párrafo siguiente se describe el algoritmo mencionado:

Datos. Una base de conocimiento (objetos y reglas), algunos hechos iniciales, y un nodo o variable objetivo.

Resultado. El valor del nodo o variable objetivo.

Compilación de Reglas

Cuando datos y objetivos se han determinado previamente, las reglas pueden ser compiladas, es decir, pueden escribirse los objetivos en función de los datos para obtener las llamadas ecuaciones objetivos.

Subsistema de Control de Coherencia

Hay casos en la práctica en donde las situaciones son demasiado complejas y, aún los expertos, pueden dar información inconsistente, es decir ambigua o contradictoria; en estos casos es donde el Sistemas Expertos debe estar preparado para evitar el ingreso de este tipo de información a la Base de Conocimientos, provocando que el sistema funcione de manera poco satisfactoria y llegue a conclusiones absurdas.

Por tanto, el objetivo del Subsistema de Control de Coherencia consiste en: (i) ayudar al usuario a no dar hechos inconsistentes mediante restricciones que debe cumplir la información solicitada, y (ii) evitar que entre en la Base de Conocimientos cualquier tipo de conocimiento inconsistente o contradictorio.

El control de coherencia se realiza sobre los hechos y las reglas que posee el sistema, como así también los hechos y las reglas que ingresan al mismo.

Definición. Un conjunto de reglas se denomina coherente si existe, al menos, un conjunto de valores de todos los objetos que producen conclusiones no contradictorias.

En consecuencia, basta con que algunos de los valores de los objetos de ese conjunto de reglas conduzca a conclusiones no contradictorias para que el conjunto de reglas se considere coherente.

Cabe aclarar que un conjunto de reglas puede ser coherente y aun así algunos conjuntos de valores pueden producir conclusiones inconsistentes; estos conjuntos de valores reciben el nombre de valores no factibles.

Definición. Se dice que un valor a para un objeto A no es factible si las conclusiones obtenidas al hacer $A = a$ contradicen cualquier combinación de valores de los restantes objetos.

Cuando el Subsistema de Control de Coherencia detecta estos valores, automáticamente los elimina de la lista de posibles valores de ese objeto para que el mecanismo de inferencia no pueda llegar a conclusiones absurdas ni el usuario seleccione valores no factibles.

La revisión de consistencia, labor del Subsistema de Control de Coherencia, debe ser realizada antes de incorporar una nueva regla a la Base de Conocimientos, en caso de que la regla fuese consistente sería agregada a la Base de Conocimientos, sino, se devolvería al experto para su corrección.

La coherencia de los hechos también debe ser verificada; ya que el usuario puede ingresar al sistema, (a propósito, por desconocimiento o por error) hechos que no son consistentes con el conjunto de reglas y/o el conjunto de hechos existentes en cada etapa del proceso.

Existen algunas estrategias mediante las cuales puede lograrse dicha coherencia, éstas son:

1. Eliminar todos los valores no factibles de los objetos, una vez detectados. Cuando se pregunte al usuario por información sobre los valores de un conjunto de objetos, el sistema experto debería aceptar sólo los valores de cada objeto que sean consistentes con las reglas y con el conocimiento previo.
2. El motor de inferencia debe comprobar que los hechos conocidos no contradicen el conjunto de reglas.
3. Suministrar al usuario una lista de objetos a los que no se ha asignado valores previamente.
4. Para cada uno de los objetos, mostrar y aceptar sólo sus valores factibles.

5. Actualizar continuamente la Base de Conocimientos, es decir, tan pronto como se dé un hecho o se obtenga una conclusión, y eliminar los valores no factibles; el Motor de Inferencia obtiene todas las conclusiones posibles examinando, y posiblemente concluyendo, las reglas tan pronto como una simple unidad de información llega al sistema.

Es importante tener en cuenta que el orden en que se dan los hechos también puede ocasionar inconsistencias ya que es posible que al dar un hecho y luego dos hechos juntos, éstos últimos se contradigan con lo cual se debería ingresar uno u otro pero no ambos.

Para evitar este problema es necesaria la actualización constante de la Base de Conocimientos junto a la, ya mencionada, eliminación de valores no factibles.

Subsistema de Explicación o Justificación

Es un clásico ejemplo aquel en que una persona va al médico para que el diagnostique su enfermedad y el médico, por medio de los síntomas de su paciente, llega a la conclusión de que posee tal enfermedad específica o un conjunto de posibles enfermedades, en cuyo caso el paciente es enviado a realizarse estudios clínicos para obtener más información y así poder diagnosticar cuáles y cuántas enfermedades padece el paciente.

Pero ni el paciente ni sus familiares se quedan conformes con el diagnóstico, sino que exigen al médico una explicación de porqué diagnosticó dicha enfermedad o enfermedades; es en ese momento cuando el médico demuestra lo que sabe justificando su diagnóstico mediante la enumeración de las "reglas" aprendidas en la universidad, donde estudió, más las aprendidas en el ejercicio de su profesión que le sirvieron para llegar al diagnóstico de su paciente.

Esta situación es también deseable en un sistema experto ya que no es suficiente con que el sistema obtenga una conclusión supuesta como verdadera, sino que debe explicar o justificar el camino que tomó para llegar a ella, tanto para brindar confianza y transparencia al usuario como al experto que esté a cargo de la actualización de los conocimientos del sistema.

Esta labor es función del Subsistema de Explicación o Justificación. En los SS.EE. basados en Reglas esto se reduce a la simple tarea de enunciar las reglas que utilizó la Máquina de Inferencia para llegar a una determinada conclusión.

Sistemas Expertos basados en Probabilidad

Para el desarrollo de esta sección se suponen conocidos, entre otros, los conceptos siguientes:

1. Medida de Probabilidad.
2. Distribuciones de probabilidad.
3. Dependencia e independencia de variables.
4. Teorema de Bayes.

A los efectos prácticos las fórmulas utilizadas sólo serán mencionadas y no se demostrarán ni se desarrollarán extensivamente. Para ampliar sobre el cálculo de probabilidades y otros temas relacionados ver [8].

La incertidumbre es uno de los inconvenientes con que se encuentra cualquier persona al momento de resolver un problema o al tomar una decisión; en general, los conocimientos que posee una persona en un momento dado poseen un cierto grado de incertidumbre.

Las razones por las cuales se presenta incertidumbre en los conocimientos son, entre otras:

1. Conocimiento incierto. El experto puede tener solamente un conocimiento heurístico o empírico respecto a algunos aspectos del dominio.
2. Datos inciertos. Aun cuando se tenga certidumbre del conocimiento por ejemplo de una relación causa-efecto, la certeza de los datos puede ser cuestionable.
3. Información incompleta. Con frecuencia es necesario tomar decisiones con información incompleta. A veces debemos asumir alguna información "por defecto".
4. Azar. En el mundo real existen hechos que se presentan de forma aleatoria, por ejemplo, al arrojar una moneda el hecho de que salga cara o cruz es aleatorio; también es posible que los datos posean valores aleatorios (variables aleatorias) como por ejemplo el primer premio de la quiniela puede asumir cualquier número entero entre 00000 y 99999, aunque muchos consideren números tres cifras.

Los Sistemas Expertos basados en reglas poseen una incapacidad de tratar situaciones que posean un cierto grado de incertidumbre ya que las reglas con las que trabajan son deterministas; como solución a este problema se comenzaron a utilizar Sistemas Expertos basados en probabilidad, es decir, cuya Base de Conocimientos contenga incertidumbre utilizando la probabilidad para medir esa incertidumbre.

El uso de las probabilidades en los Sistemas Expertos no tuvo mucho éxito en un principio, debido al uso incorrecto de las hipótesis de independencia utilizadas para reducir la complejidad de los cálculos. Sin embargo, con la aparición de los redes probabilísticas, como

las Bayesianas y las Markovianas, se han logrado medidas más intuitivas y aceptadas para tratar la incertidumbre.

Existen otros métodos para lograr dicha medición de la incertidumbre: el razonamiento monótonico, los factores de certeza, procedimientos basados en lógica difusa, la teoría de Dempster-Shafer, etc.

Lindley, por ejemplo, dice: "La única descripción satisfactoria de la incertidumbre es la probabilidad. Esto quiere decir que toda afirmación incierta debe estar en forma de una probabilidad, que varias incertidumbres deben ser combinadas usando las reglas de la probabilidad, y que el cálculo de probabilidades es adecuado para manejar situaciones que implican incertidumbre. En particular, las descripciones alternativas de la incertidumbre son innecesarias _ " _

Reglas Generalizadas

La medida de probabilidad puede ser utilizada para medir la incertidumbre extendiendo los Sistemas Expertos basados en reglas para que puedan abarcar situaciones de incertidumbre.

Dado un Sistema Experto basado en reglas, pueden usarse, en lugar de las reglas deterministas, reglas generalizadas; éstas se obtienen asociando una probabilidad a una afirmación; por ejemplo:

1.a) Regla 1: Si A es verdadero, entonces B es verdadero.

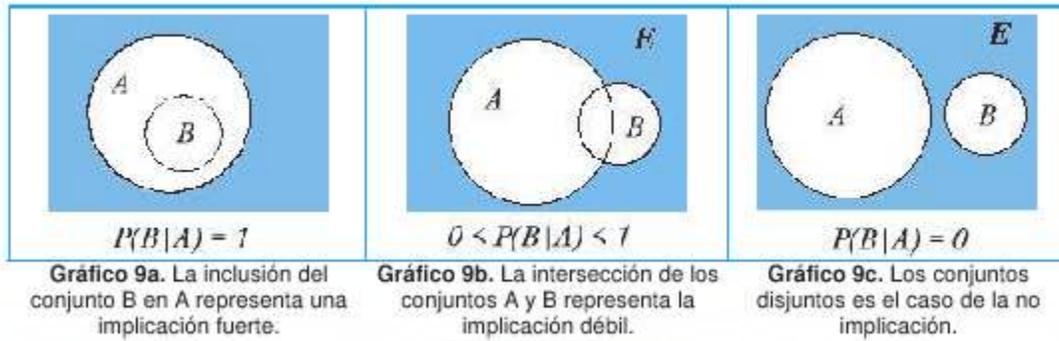
Mediante la asociación de un probabilidad a esta afirmación, se obtiene que:

1.b) **Regla 2:** Si **A** es verdadero, entonces la probabilidad de que **B** sea verdadero es $p(B) = \alpha$; con $0 \leq \alpha \leq 1$.

Es fácilmente observable que cuando α valga 1 (uno) la **Regla 2** será igual a la **Regla 1** por lo que se deduce que esta última es un caso particular de la **Regla 2**. Luego, cuando α se encuentra entre los valores uno y cero, es decir en situaciones de incertidumbre, la **Regla 1** no es apropiada, es por eso que debe utilizarse la **Regla 2** como una regla general o *generalizada*.

El valor de α determina el nivel de implicación según lo siguiente:

1. Implicación fuerte ($\alpha = 1$). **Gráfico 9a.**
2. Implicación débil ($0 < \alpha < 1$). **Gráfico 9b.**
3. No implicación ($\alpha = 0$). **Gráfico 9c.**



Además de la mera medida de probabilidad son necesarias las fórmulas de agregación para combinar la incertidumbre de los objetos en las premisas con la de las reglas para obtener la incertidumbre de los objetos en las conclusiones y también es necesario asociar probabilidades a priori a los objetos del modelo, y probabilidades condicionales a las reglas. Esta es la razón por la cual debe utilizarse algún método de propagación de probabilidades al presentarse nueva evidencia para que sea actualizada. Para propagar las incertidumbres de la evidencia observada son necesarias hipótesis de independencia condicional que pueden no estar justificadas.

Una de las alternativas de la utilización de la medida de probabilidad es describir las relaciones entre objetos (variables) mediante una función de probabilidad conjunta.

Los Sistemas Expertos que utilizan esta medida de incertidumbre son llamados Sistemas Expertos de tipo probabilístico.

En el campo de la medicina los Sistemas Expertos. fueron ampliamente utilizados, principalmente, para el diagnóstico de enfermedades. En este tipo de problemas se trata de determinar qué enfermedades (una o varias) padece el paciente en base a los síntomas observados en él.

La dificultad del diagnóstico es que sólo se observan un subconjunto de síntomas, y basándose en ellos se debe realizar el diagnóstico con un grado de certeza razonable.

En términos lógicos el problema se presenta de la siguiente manera. Dado que un paciente presenta un subconjunto de k síntomas $S_1 = s_1, \dots, S_k = s_k$; se desea conocer ¿cuál es la enfermedad más probable que el paciente padezca?. La respuesta se obtiene calculando la probabilidad condicional de que dicho paciente tenga la enfermedad e_i , dado que posee los síntomas s_i . Es decir, $p(E=e_i | S_1 = s_1, \dots, S_k = s_k)$.

Los Sistemas Expertos probabilísticos pueden utilizarse para la resolución de otros tipos de problemas gracias a que:

Pueden memorizar información. Se puede almacenar y recuperar información de la base de datos.

1. Pueden contar o calcular las frecuencias absolutas y relativas de cualquier subconjunto de variables a partir de la base de datos. Estas frecuencias pueden utilizarse para calcular las probabilidades condicionales $p(e_i | s_1, \dots, s_k)$ anteriormente expuesta.
2. Pueden aprender de la experiencia. Al presentarse nuevos casos es posible actualizar la base de datos incluyéndolos en la misma.
3. Pueden tomar, o ayudar al experto humano a tomar, decisiones tales como:
 - 4.a) Si se posee suficiente información para arribar a una conclusión satisfactoria.
 - 4.b) Si se necesita nueva información, es decir, más datos y si es así, qué debe preguntarse para obtener la información necesaria para concluir.

Para los fines prácticos sólo se desarrollarán los componentes Base de Conocimientos, Motor de Inferencias y el Sistema de Control de Coherencia de los Sistemas Expertos basados en probabilidad.

La Base de Conocimientos

En los Sistemas Expertos probabilísticos la Base de Conocimiento se construye relacionando las variables $\{x_1, \dots, x_n\}$, mediante la función de probabilidad conjunta definida sobre ellas, $p(x_1, \dots, x_n)$.

Es posible realizar un modelo general basado en la especificación directa de la función de probabilidad conjunta; asignando un valor numérico, llamado parámetro, a cada una de las posibles combinaciones de valores de las variables. Esto lleva a un problema debido a la incapacidad que poseen las computadoras de almacenar números exponencialmente grandes. El gran número de parámetros necesarios para, por ejemplo, n variables que asumen únicamente dos posibles valores ("presente" o "no presente"), es de 2^n parámetros. Esta fue la razón por la cual los Sistemas Expertos basados en probabilidades, en un principio, fueron criticados.

Diariamente se presentan situaciones en las que las variables o conjuntos de variables pueden ser independientes o dependientes entre sí; esto permite, teniendo en cuenta la estructura de independencia de las variables, obtener un modelo más general reduciendo de esta manera la cantidad de parámetros necesarios.

Cuatro modelos que ejemplifican dicha reducción de parámetros se presentan a continuación:

1. El Modelo de Síntomas Dependientes (MSD).
2. El Modelo de Síntomas Independientes (MSI).
3. El Modelo de Síntomas Relevantes Independientes (MSRI).
4. El Modelo de Síntomas Relevantes Dependientes (MSRD).

Estos modelos se aplican para un fin determinado, principalmente en el campo médico. Sin embargo, existen otros modelos más generales y potentes como:

1. Las Redes de Markov.
2. Las Redes Bayesianas.
3. Modelos especificados condicionalmente.

Modelo de Síntomas Dependientes

Para este modelo se realizan las siguientes suposiciones: que los síntomas son dependientes pero que las enfermedades son independientes entre sí, dados los síntomas. Esto se ilustra en la Gráfico 10.

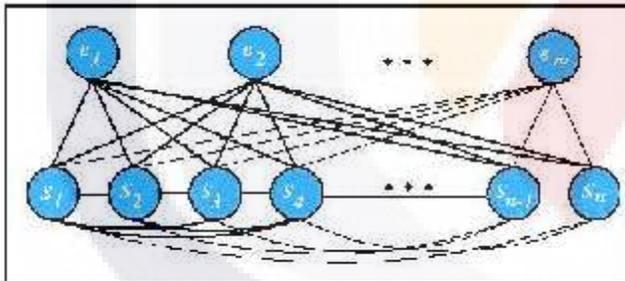


Gráfico 10. Relaciones entre síntomas y enfermedades en el MSD.

Modelo de Síntomas Independientes

Para solucionar el problema del MSD se procedió a simplificarlo; el resultado de esta simplificación consiste en suponer que, para una enfermedad dada, los síntomas son condicionalmente independientes entre sí.

Las relaciones de dependencia son representadas en la Gráfico 11.

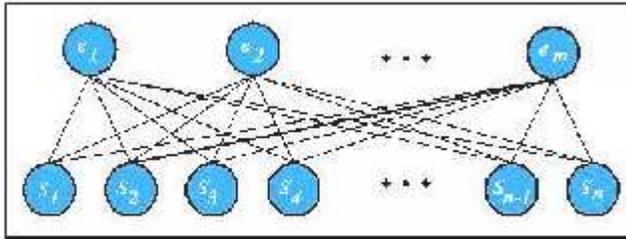


Gráfico 11. Relaciones entre síntomas y enfermedades en el MSI.

Modelo de Síntomas Relevantes Independientes

Todavía es posible reducir aún más la cantidad de parámetros suponiendo que cada enfermedad tiene un número reducido de síntomas relevantes. Para cada enfermedad E, es decir para cada valor de e_i , se seleccionan sólo una cantidad reducida de síntomas relevantes para cada una de las enfermedades y el resto de los síntomas no relevantes se suponen independientes para ese valor (enfermedad) de E.

Las relaciones de independencia o dependencia se ilustra en la Gráfico 12.

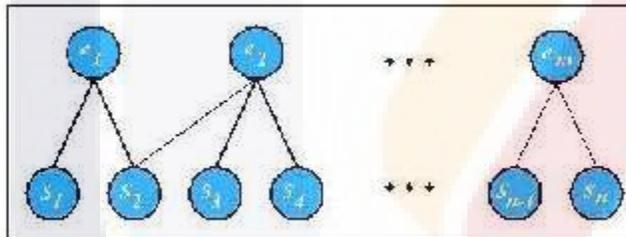


Gráfico 12. Relaciones entre síntomas y enfermedades en el MSRI.

Modelo de Síntomas Relevantes Dependientes

Uno de los problemas del modelo anterior es el bajo nivel de realismo que posee, ya que los síntomas asociados a ciertas enfermedades suelen producirse en grupos o síndromes.

Es por eso que puede ser poco razonable suponer que los síntomas relevantes son independientes. El presente modelo evita ese inconveniente.

A diferencia del anterior modelo, el MSRD, no obliga a que los síntomas relevantes sean independientes, dada la correspondiente enfermedad, por lo que se supone que solo los síntomas irrelevantes son independientes.

Lo expuesto en el párrafo anterior se ilustra en la Gráfico 13.

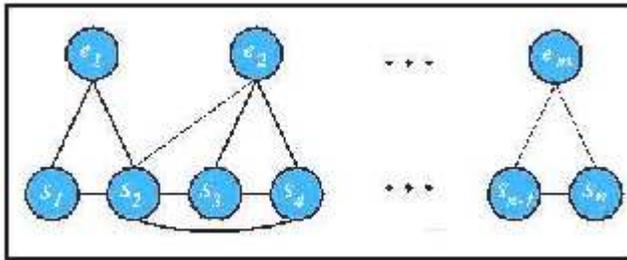


Gráfico 13. Relaciones entre síntomas y enfermedades en el MSRD.

Modelo	Número de parámetros	
	Fórmula	Valor
MSD	$m2^n - 1$	$> 10^{62}$
MSI	$m(n + 1) - 1$	20099
MSRI	$m(r + 1) n - 1$	1299
MSRD	$m2^r + n - 1$	102599

Tabla 5. Cantidad de parámetros necesarios en cada modelo si se tienen $m=100$ enfermedades binarias, $n=200$ síntomas binarios y $r=10$ síntomas relevantes.

Motor de Inferencias

El conocimiento de los Sistemas Expertos probabilísticos se clasifica en dos tipos:

1. El conocimiento está compuesto por el conjunto de variables y el conjunto de probabilidades asociadas necesarias para construir su función de probabilidad conjunta. Este tipo se almacena en la BC.
2. El otro tipo de conocimiento son los datos. Estos son un conjunto de valores de algunas variables conocidas por el usuario, es decir, la evidencia. La evidencia se almacena en la Memoria de Trabajo (MT).

El MI utiliza tanto la BC como la MT (los conocimientos y los datos o evidencia) para responder a las preguntas del usuario.

Control de Coherencia

La presencia de incoherencias en la Base de Conocimientos y/o en la Memoria de Trabajo representa uno de los problemas que se encuentran en el uso de un Sistema Experto.

Esto se debe a varios motivos, por ejemplo:

1. Los expertos humanos pueden suministrar conocimiento incoherente. Por ejemplo al no especificar claramente las reglas a utilizar o al brindar hechos que aparentemente se contradicen; esto sucede muchas veces al simplificar el problema tomando solamente

aquello más relevante quedando hechos que no lo son pero que hacen a la especificación puntual del problema.

2. El usuario puede suministrar datos incoherentes, ya sea por error o desconocimiento de los datos que debe proporcionar al sistema.

3. No hay un subsistema para controlar la coherencia que evite que llegue conocimiento inconsistente a la Base de Conocimiento y/o a la Memoria de Trabajo.

Para lograr la coherencia se especifican restricciones que deben cumplir los datos que ingresan al sistema; por ejemplo, una de las restricciones que debe estar presente en este tipo de sistemas es que las probabilidades, cualesquiera sean, deben estar acotadas entre cero y uno, de lo contrario se cometerá un error en los cálculos posteriores.

En el siguiente ejemplo se describen las restricciones para dos variables.

Comparación entre los Sistemas Expertos basados en Reglas y los basados en Probabilidades

En los siguientes párrafos se realiza una comparación de los dos tipos de Sistemas Expertos expuestos en el presente trabajo. Dicha comparación se realiza teniendo en cuenta cada componente de los Sistemas Expertos y describiendo sus ventajas y desventajas, analogías y diferencias.

Base de Conocimientos

El conocimiento en un Sistema Experto basado en Reglas (SER) consiste en los objetos y el conjunto de reglas que relacionan dichos objetos.

Mientras que en el Sistema Experto basado en Probabilidad (SEP) consiste en el espacio de probabilidad, que incluye las variables, sus posibles valores, y su función de probabilidad conjunta.

Además, los datos de ambos sistemas consisten en la evidencia asociada a los casos a analizar.

Para los SERs, la BC es fácil de implementar pero posee una escasa capacidad de almacenaje comparado con los SEPs, pero a su vez estos poseen un inconveniente que radica en la alta cantidad de parámetros necesarios, lo que hace difícil su especificación y definición.

Motor de Inferencia

En los SERs el Motor de Inferencia es rápido y fácil de implementar debido a la utilización de las estrategias de inferencia vistas en la Sección 3.2.

En los SEPs dicho componente es más complicado ya que se basa en la evaluación de las probabilidades condicionales utilizando uno o varios métodos propuestos por los diferentes tipos de Sistemas Expertos. El grado de dificultad dependerá del modelo elegido; los más simples son los modelos de independencia y los más complejos son los modelos de dependencia generales.

Subsistema de Explicación

En el caso de los SERs la explicación del camino recorrido para llegar a una conclusión se realiza con la simple enumeración de las reglas utilizadas en la inferencia.

Para el caso de los SEPs la información sobre qué variables influyen sobre otras, se encuentra codificada en la función de probabilidad conjunta. En este caso la explicación consiste en los valores relativos de las probabilidades condicionales que miden los grados de dependencia. Una comparación de las probabilidades condicionales para diferentes conjuntos de evidencia permite analizar sus efectos en las conclusiones.

Subsistema de Aprendizaje

Los SERs "aprenden" mediante la incorporación de nuevos objetos, nuevos conjuntos de valores factibles para los objetos, nuevas reglas modificaciones de los objetos existentes, de los conjuntos de valores posibles, o de las reglas.

En los SEPs el aprendizaje consiste en incorporar o modificar la estructura del espacio de probabilidad: variables, conjunto de posibles valores, o los parámetros (valores de probabilidades).

La Tabla 6 muestra una comparación entre los Sistemas Expertos basados en Reglas y los Sistemas Expertos basados en Probabilidad utilizando un resumen de algunas componentes de cada tipo de Sistema Experto y de la estructura, lógica o probabilística, en la que se basa.

Componente	Basados en Reglas	Probabilísticos
Base de Conocimiento	Objetos, reglas Hechos	Variables, FPC Hechos
Motor de Inferencia	Estrategias de inferencia Encadenamiento de reglas	probabilidad condicional métodos de evaluación
Subsistema de Explicación	Basado en reglas activas	Basado en probabilidad condicional
Aprendizaje	Cambio en objetos y reglas	Cambio en modelo probabilístico

Tabla 6. Comparación entre Sistemas Expertos basados en Reglas y Sistemas Expertos basados en Probabilidad.

3.3.3 *Procesamiento de Lenguaje Natural (PLN)*

3.3.3.1 *Definición*

El Procesamiento de Lenguajes Naturales —abreviado PLN, o NLP del idioma inglés Natural Language Processing— es una subdisciplina de la Inteligencia Artificial y la rama ingenieril de la lingüística computacional. El PLN se ocupa de la formulación e investigación de mecanismos eficaces computacionalmente para la comunicación entre personas o entre personas y máquinas por medio de lenguajes naturales. El PLN no trata de la comunicación por medio de lenguajes naturales de una forma abstracta, sino de diseñar mecanismos para comunicarse que sean eficaces computacionalmente —que se puedan realizar por medio de programas que ejecuten o simulen la comunicación—. Los modelos aplicados se enfocan no sólo a la comprensión del lenguaje de por sí, sino a aspectos generales cognitivos humanos y a la organización de la memoria. El lenguaje natural sirve sólo de medio para estudiar estos fenómenos.

3.3.3.2 *Historia*

El Procesamiento del Lenguaje Natural (PLN) es una de las piedras angulares tempranas de la inteligencia artificial (IA). La Traducción automática, por ejemplo, nació a finales de la década de los cuarenta, antes de que se acuñara la propia expresión «Inteligencia Artificial». No obstante, el PLN ha desempeñado múltiples papeles en el contexto de la IA, y su importancia dentro de este campo ha crecido y decrecido a consecuencia de cambios tecnológicos y científicos. Los primeros intentos de traducir textos por ordenador a finales de los cuarenta y durante los cincuenta fracasaron debido a la escasa potencia de los ordenadores y a la escasa sofisticación lingüística. Sin embargo, los esfuerzos realizados en las décadas de los sesenta y los setenta para producir interfaces en lenguaje natural para bases de datos y otras aplicaciones informáticas obtuvieron un cierto grado significativo de éxito. La década de los ochenta y el principio de la de los noventa han visto resurgir la investigación en el terreno de la Traducción Automática.

3.3.3.3 *Dificultades en el procesamiento de lenguajes naturales*

Ambigüedad

El lenguaje natural es inherentemente ambiguo a diferentes niveles:

A nivel léxico, una misma palabra puede tener varios significados, y la selección del apropiado se debe deducir a partir del contexto oracional o conocimiento básico. Muchas investigaciones en el campo del procesamiento de lenguajes naturales han estudiado métodos de resolver las ambigüedades léxicas mediante diccionarios, gramáticas, bases de conocimiento y correlaciones estadísticas.

A nivel referencial, la resolución de anáforas y catáforas implica determinar la entidad lingüística previa o posterior a que hacen referencia.

A nivel estructural, se requiere de la semántica para desambiguar la dependencia de los sintagmas preposicionales que conducen a la construcción de distintos árboles sintácticos. Por ejemplo, en la frase Rompió el dibujo de un ataque de nervios.

A nivel pragmático, una oración, a menudo, no significa lo que realmente se está diciendo. Elementos tales como la ironía tienen un papel importante en la interpretación del mensaje. Para resolver estos tipos de ambigüedades y otros, el problema central en el PLN es la traducción de entradas en lenguaje natural a una representación interna sin ambigüedad, como árboles de análisis.

Detección de separación entre las palabras

En la lengua hablada no se suelen hacer pausas entre palabra y palabra. El lugar en el que se debe separar las palabras a menudo depende de cuál es la posibilidad que mantenga un sentido lógico tanto gramatical como contextual. En la lengua escrita, idiomas como el chino mandarín tampoco tienen separaciones entre las palabras.

Recepción imperfecta de datos

Acentos extranjeros, regionalismos o dificultades en la producción del habla, errores de mecanografiado o expresiones no gramaticales, errores en la lectura de textos mediante OCR

3.3.3.4 Componentes

Análisis morfológico. El análisis de las palabras para extraer raíces, rasgos flexivos, unidades léxicas compuestas y otros fenómenos.

Análisis sintáctico. El análisis de la estructura sintáctica de la frase mediante una gramática de la lengua en cuestión.

Análisis semántico. La extracción del significado de la frase, y la resolución de ambigüedades léxicas y estructurales.

Análisis pragmático. El análisis del texto más allá de los límites de la frase, por ejemplo, para determinar los antecedentes referenciales de los pronombres.

Planificación de la frase. Estructurar cada frase del texto con el fin de expresar el significado adecuado.

Generación de la frase. La generación de la cadena lineal de palabras a partir de la estructura general de la frase, con sus correspondientes flexiones, concordancias y restantes fenómenos sintácticos y morfológicos.

3.3.3.5 Aplicaciones

Las principales tareas de trabajo en el PLN son:

- Síntesis del discurso
- Análisis del lenguaje
- Comprensión del lenguaje
- Reconocimiento del habla
- Síntesis de voz
- Generación de lenguajes naturales
- Traducción automática
- Respuesta a preguntas
- Recuperación de la información
- Extracción de la información

3.4 Revisión de Estudios Relacionados

3.4.1 Trabajos Similares

En el trabajo titulado “Los sistemas inteligentes aplicados con objetos de aprendizaje” presentado por Ana Lilia Laureano, et al, en el 2009; presentan un trabajo interesante pero se encuentran actualmente en la fase de desarrollo de una estructura cognitiva de emociones ad-hoc al entorno de enseñanza-aprendizaje que permita una intervención por

parte del sistema tutorial, más acollada a las acciones del usuario. Así como del diseño de los distintos escenarios relacionados con los distintos OA.

En el trabajo “Un Sistema Inteligente para Asistir la Búsqueda Personalizada de Objetos de Aprendizaje” presentado por Ana Casali, et al, presentado en el encuentro JARDIN-Montevideo el 11/09/2009; presentan un trabajo en el cual el objetivo es desarrollar un sistema recomendador que ayude a los usuarios a encontrar recursos educativos de acuerdo a sus características y preferencias y brinde los resultados ordenados de acuerdo a su perfil.

3.3.4 AIML

3.3.4.1 Definición

El AIML, o Artificial Intelligence Mark-up Language es un lenguaje de programación basado en XML. Fue diseñado específicamente para ayudar en la creación de la primera entidad chatbot informática de lenguaje artificial online o A.L.I.C.E., en sus siglas en inglés de Artificial Linguistic Internet Computer Entity Chatterbot ((en inglés) Alice). Aunque descrito muy ampliamente, el lenguaje AIML está especializado en la creación de agentes software con lenguaje natural, conocidos como Alicebots.

3.3.4.2 Historia

El lenguaje de programación AIML fue desarrollado por el Dr. Richard Wallace y la comunidad de código abierto Alicebot entre los años 1995 y 2000. Con él se crearon las bases del primer Alicebot, A.L.I.C.E, que ha ganado ahora el concurso Loebner Prize Contest y también The most human o El más humano tres veces, al igual de ser ganador en el Campeonato de Chatbot en 2004. Desde sus comienzos en internet, gracias a que el lenguaje AIML y los programas Alicebot son código-abierto, se han creado numerosos clones de Alicebot basados en la implementación original del programa y de la base de conocimiento AIML. El desarrollo de este lenguaje continua, y en el otoño de 2004 se ha creado una nueva versión del conjunto ALICE AIML. La implementación más activa hoy en día es pandorabots.com, un hosting de bots online y compañía de desarrollo que permite el alojamiento gratuito de Alicebots programa Z.

3.3.4.3 Elementos del Lenguaje

AIML esta basado en la estructura del habla, es decir, el usuario manda un mensaje, el bot lo busca en su base de datos y contesta de la forma que ya ha sido programado. Por ejemplo:

Usuario: Hola!

Bot: Hola

Usuario: Como estas?

Bot: Bien

De esta forma, el usuario ingreso la palabra “hola”, el bot la busco en su base de datos, y encontró que su contestación es “Hola”, así que eso es lo que respondió. De la misma forma con “como estas?”

PROGRAMANDO

Una vez que hayamos elegido una interfaz adecuada, y estemos listos para programar nuestro chabota, es conveniente saber que este es un lenguaje muy sencillo de aprender, pues no se necesita mas lógica que la del circuito del habla humano, como veremos conforme demos avance a este manual.

<aiml>

AIML se basa en anidaciones, de modo que metemos comandos en otros, así como meteremos nuestro código en las etiquetas: “<aiml> </aiml>”. Las cuales indican inicio y fin del programa, así que todos los comandos que utilicemos estarán entre estas dos instrucciones.

Note que la mayoría de los comandos en AIML poseen una estructura similar, esto indica que las instrucciones correspondientes se ubicaran entre las dos etiquetas necesarias.

<category>

Ahora, pasaremos al corazón de nuestro código, ya que estará compuesto en su mayoría, de estos comandos: “<category> </category>”.

Indican el inicio y fin de un modulo en este lenguaje, que bien puede ser identificado como pregunta y respuesta. Así que cada vez que queramos definir una pregunta y su respuesta, lo haremos entre las dos etiquetas antes mencionadas.

```
<pattern>
```

Pero de nada nos sirve lo que tenemos, si no podemos definir las palabras a las cuales responderá nuestro bot, para lo cual existen “<pattern> </pattern>”. Dentro de estas dos etiquetas se ubicara la posible pregunta que nos pueda hacer el usuario, como un hola, o un como estas, etc.

```
<template>
```

Para acompañar a una pregunta, nada mejor que una respuesta, y esta es la función de “<template> </template>”, en los que escribiremos la respuesta que el bot dará.

EJEMPLO:

```
<aiml>  
<category>  
<pattern> Hola </pattern>  
<template> Hola, que tal! </template>  
</category>  
</aiml>
```

En este ejemplo, cuando el usuario ingrese “Hola”, el bot contestara “Hola, que tal!”.

Wild card (*)

Debido a que existe una infinidad de formas para preguntar una sola cosa, tales como: “como estas?” “Como te encuentras?” “Como andas” etcétera; existe el comando “ * ”, también llamado wild card, que nos permitirá identificar cualquier cosa que el usuario escriba.

En este caso, para el ejemplo anterior, puede darse la situación de que el usuario no solo ingrese “Hola”, sino que ingrese “Hola, que tal” o tal vez “hola chabota”, y aquí es donde entra la wild card, ya que no importa lo que el usuario ingrese después de “Hola”, al bot no le interesara, este comando se escribiría de esta forma:

```
<pattern> Hola * </pattern>
```

Pero existen ciertas reglas que tiene el operador:

- 1.- No es posible usar más de uno en un mismo comando o anidacion.
- 2.- Es diferente escribir “Hola” que “Hola *”.
- 3.- No importa lo que sea ingresado en la posición donde se encuentra “ * ”, el bot lo tomara en cuenta.

Por fortuna, este operador es muy versátil, ya que también puede colocarse el solo dentro de algún comando, por ejemplo un <pattern>, permitiendo que el bot responda a cualquier cosa que el usuario ingrese:

```
<aiml>
<category>
<pattern> * </pattern>
<template> palabras no encontradas en la base de datos </template>
</category>
</aiml>
```

Así, si el usuario ingresa algo que el bot no tenga registrado, mandara el mensaje “palabras no encontradas en la base de datos”.

<random>

Uno de los detalles mas grandes que puede encontrarse en la respuesta de un bot, es que esta puede ser muy repetitiva, disminuyendo lo ameno que puede tener la conversación. Para esto sirve la etiqueta “<random> </random>”. Este comando se coloca dentro de los <template>, y dentro de si mismo tiene sus propias respuestas, que están contenidas en “ ”, de las cuales una será elegida al azar, para ser mostrada al usuario.

```

<aiml>
<category>
<pattern> Hola *</pattern>
<template>
  <random>
    <li> Hola! </li>
    <li> Que tal </li>
    <li> Que hay </li>
  </random>
</template>
</category>
</aiml>
    
```

Ahora, cuando el usuario ingrese “Hola” y cualquier otra cosa, el bot contestara una de esas tres posibles respuestas.

<star>

Ahora podemos responder a respuestas aleatorias del usuario, pero, ¿que sucede si queremos usar alguna de esas respuestas para continuar con nuestro programa? Para esto nos sirve la etiqueta “<star />”, que recupera lo escrito por el usuario en el lugar de el operando “ * “. De este modo, donde coloquemos esta etiqueta, se utilizara lo que escribió el usuario en el lugar que se encuentra “ *”.

<srai>

Debido a que existen, a pesar de nuestra wild card, una infinidad de formas de preguntar las cosas, existe un sistema de sinónimos, para evitar tener que escribir demasiado. Este consiste en las etiquetas “<srai> </srai>”. Dentro de ellas colocaremos el sinónimo de lo que el usuario acaba de escribir. Por ejemplo:

```
<aiml>
<category>
<pattern> Que tal</pattern>
<template> <srai>Hola</hola> </template>
</category>
</aiml>
```

En el ejemplo, el usuario ingresa un “que tal”, y el bot, en lugar de tener una respuesta predefinida para eso, convierte ese “que tal” en un “hola”, de modo que tomara ese ingreso como si el usuario hubiera capturado un “hola”, así que, en lugar de tomar en cuenta el “que tal”, lo tomara como si fuera un “hola”.

<set>

Como todo programa, en AIML también se necesitan distintas variables, cada una con su propio valor, las cuales pueden ser utilizadas posteriormente, ya sea para imprimirlas, usarlas en condiciones, etc.

Se usa mediante la siguiente sintaxis: “<set name= ‘nombre’> </set>”, donde nombre equivale al nombre de nuestra variable, y dentro de los <set> colocamos el valor que tendrá la variable. También podemos usar el operador <star> para guardar lo que el usuario capturo en “* ”.

<get>

Ya hemos visto como crear y guardar variables en AIML, para que las podamos usar en nuestro bot, pero, ¿Qué sucede si queremos extraer el valor?

Para esto existe el comando <get name = "nombre">, que nos permitirá utilizar el contenido de la variable "nombre", por ejemplo, para un <template>, para asignarlo a una nueva variable, etc.

EJEMPLO:

```

<aiml>
<category>
<pattern> Hola *</pattern>
<template>
  <think> <set name="saludo"> <star /> </set> </think>
  Tu acabas de escribir: Hola <get name="saludo">
</template>
</category>
</aiml>
    
```

En esta función se contempla que el usuario escriba hola, seguido de una serie de palabras. A continuación, el bot inicializara la variable saludo, con el valor de la serie de palabras que el usuario ingreso mediante un comando <star>. Notese que esto esta dentro de una etiqueta "<think>", de modo que el proceso será interno, no será mostrado al usuario (intente probar lo que sucede si extrae los "<think>"). Por ultimo, el bot responderá: "Tu acabas de escribir hola ", esto seguido de la variable "saludo", la cual contiene las palabras que el usuario ingreso. Esto puede ser hecho también con un <star>, pero en caso de que se necesite acceder a una variable de forma mas remota, un <get> es nuestra solución.

<condition>

Una vez mas, retomamos el hecho de que existe una infinidad de formas de formular una misma pregunta, y AIML nos ayuda con esto mediante “<condition> </condition>”, En el cual, mediante las variables creadas con el método antes dicho, accederemos a una serie de condiciones que nos permitirán decidir, en base a la variable utilizada, el proceso que nuestro bot realizara.

Por ejemplo, digamos que el usuario pregunta que es *, entonces nosotros guardaremos lo que dijo en una variable “x” mediante el <star>, de este modo, accederemos a una serie de condiciones donde tendremos los posibles valores de “x”. Imaginemos que el usuario ingreso que es mexico, entonces, con la condición, accederemos a la respuesta contenida en el caso “mexico”, asi que el bot contestara, “Es un país”:

```
<aiml>
<category>
<pattern> que es * </pattern>
<template>
<think> <set name="x"> <star /> </set> </think>
<condition name="x">
  <li value="mexico"> Es un pais </li>
  <li> No lo se </li>
</condition>
</template>
</category>
</aiml>
```

Note que, igual que en un random, también se usa la etiqueta para enumerar las respuestas posibles, aunque claro, se le ha agregado la condicional del valor; esto es, cuando la variable x (señalada en <condition>) tenga un valor de “mexico”(señalado en el

 el bot contestara “Es un país”. En caso de no encontrar una condición que sea verdadera, podemos agregar un valor que regrese por default, el cual denotamos tan solo con el , y la respuesta que queremos que nos de el bot.

Cabe destacar que existen distintos tipos de condiciones, pero por lo pronto nos hemos enfocado en esta, por ser de las mas utiles (pruebe poniendo la variable también en los , en lugar de ponerla en la <condition>: <li name= “nombre” value=“valor”>).

<topic>

Como su nombre debe indicarlo, nos ayuda a identificar el tema del que estamos hablando, por ejemplo, es diferente preguntar “¿Cómo estas?” en un saludo, a un “¿Cómo estas?” si nos caimos o nos golpeamos. En preguntas duplicadas de este tipo se utiliza “<topic name=“nombre del tema”> </topic>” que nos agrupa el conjunto de <category> que pertenezcan a tema de nuestra elección.

Para indicar el nombre del tema basta con la sintaxis: <set name=“topic”>NOMBRE DEL TEMA </set>.

<that>

Las conversaciones tienen una riqueza y una versatilidad increíbles, haciendo que incluso con el comando <topic> no sea suficiente para abarcarlas; de modo que ahora veremos “<that> </that>”. Este comando se ubica después del <pattern> y antes del <template>, y lo que hace es recuperar la respuesta anterior del bot, si se usa dentro de un <template> (“<that/>”), o bien, nos permite hacer una comparación con la respuesta anterior del bot, como si esta fuera un parámetro mas del <pattern>; haciéndolo de este modo, se coloca la posible respuesta anterior del bot entre las etiquetas <that> </that>, con estas colocadas después del pattern y antes del <template>.

Esto nos sirve para dar seguimientos a conversaciones, temas, etc. Sin tener que acceder a demasiadas condiciones o temas.

```

<aiml>
<category>
<pattern> que es * </pattern>
<template>
<think> <set name="x"> <star /> </set> <think>
<condition name="x">
  <li value="mexico"> Es un pais </li>
  <li> No lo se </li>
</condition>
</template>
</category>

<category>
<pattern> ok </pattern>
<that> Es un país </that>
<template>
  Si, hay mucha gente que no sabe eso
</template>
</category>
</aiml>

```

En este ejemplo, debido a que el usuario puede ingresar un “ok” en diferentes contextos, el código nos permite señalar que el bot tuvo que haber contestado “Es un país” para acceder a la respuesta en este ejemplo. Note la ubicación del <that>. Pruebe insertando <that/> en el <template>.

A partir de aquí, ya se esta preparado para formar códigos mas elaborados para el bot, ahora solo requerimos de una buena lógica, creatividad y mucho tiempo. Aun faltan mas funciones, pero debido a que estas no son tan fundamentales, y otras no nos sirven a menos que nuestro bot use frases en el lenguaje del compilador, no las veremos en este pequeño tutorial.

3.3.4.4 Ejemplos populares

1. El A.L.I.C.E original
(<http://www.pandorabots.com/pandora/talk?botid=f5d922d97e345aa1>)
2. Quickbot (<http://dnreg.org/bot/ai/sp/>)
3. Dawnstar (<http://rj.vhost.pandorabots.com/pandora/talk?botid=c1776ae8ce354d1f>)
4. Ailyse (<http://demo.vhost.pandorabots.com/pandora/talk?botid=829713883e34f760>)
5. Lilith (<http://www.pandorabots.com/pandora/talk?botid=b9b96b247e34f4f2>)
6. Foxy Botachelli: Webchat Girl (<http://atecit.dyndns.org/?template=foxysmall>)
7. Habla con William Shakespeare (<http://www.shakespearebot.com/>)
8. Habla con Ailis en Inglés (Italiano) (<http://ai-tech.com/showcase/>)
9. Chatbot Maria: <http://www.soymaria.com/SoyMaria/index.asp>

Ella tiene estudios en psicología, le encanta escuchar a la gente, ir al cine, leer y viajar, y podrá indicarte cuál es tu tipo de personalidad, qué famosos tienen tu mismo tipo, etc., usando la tipología de Myer-Briggs, basada en los estudios de Carl Jung y ya instrumentada con éxito en millones de personas.

10. Pagina de ejemplos varios en varios idiomas: <http://www.chatbots.org/chatterbot/>
11. Pagina de ejemplos varios en español: <http://www.chatbots.org/es>
12. Bot Encarta en Mexico Esta vez viene el bot Encarta en español! está en fase beta y nos dará mucha información de lo que queramos Sólo saludale o dile cualquier cosa y te ira dando instrucciones de uso. (Gracias a lein199) Tienes 3 Opciones: * Hablar con este Bot sin Agregarlo * AGREGA ESTE BOT A TU LISTA DE CONTACTOS (RECOMENDADO) * Si quieres guardar a este bot, agregarlo manualmente o recomendarlo el correo es mx.encarta@botmetro.net. Link: http://www.chatbots.org/chatterbot/encarta_mx/
Chat via Live Messenger(mx.encarta@botmetro.net)
13. Ejemplo con audio y animación del chatbot: <http://www.icogno.com/joan.html>

3.4.2 Contribuciones y Limitaciones de Estudios Relacionados

La contribución tecnológica es poder conjuntar la Inteligencia Artificial específicamente en las líneas de Sistemas Expertos, Lenguaje de Procesamiento Natural mediante robots chateadores que se implementara en un objeto de aprendizaje para lograr que cuando el alumno requiera de asesoría de un experto la tenga.

Se incrusta el chatbot dentro de una tecnología que esta sustentada por dos aspectos importantes los cuales son la pedagogía y la tecnología.

3.4.3 Análisis de Mejoras en este Trabajo de Tesis

Se han revisado todos los trabajos relacionados que se han presentado en MICAI 2009, específicamente en el Workshop in Intelligent Learning Environments, (WILE09) y las propuestas con trabajos similares son únicas con el comparativo antes mencionado.

Así mismo se revisaron todos los trabajos presentados en los eventos de LACLO.



Capítulo IV. Desarrollo de Investigación Conceptual

4.1 Fase III de Desarrollo del Modelo Conceptual

El trabajo de Investigación se enmarca en ejes temáticos como son objetos de aprendizaje, inteligencia artificial y pedagogía, los cuales se relacionan directamente en el desarrollo de investigación. Los objetos de aprendizaje por si solos toman en cuenta aspectos pedagógicos, la inteligencia artificial pretende ser insertada mediante chatbot expertos dentro de los objetos de aprendizaje para reforzar carencias que se tienen detectadas en los objetos de aprendizaje y en el sistema gestor del conocimiento.

Analizando problemáticas manifestadas por varios autores, se deja de manifiesto la necesidad de que los objetos de aprendizaje, siendo un recurso tecnológico digital, deben de apoyarse con elementos que permitan que el usuario del OA se sienta acompañado y guiado de un experto.

El cuerpo académico de Objetos de Aprendizaje e Ingeniería de Software de la Universidad Autónoma de Aguascalientes tiene una producción significativa de objetos de aprendizaje derivado al trabajo del mismo cuerpo académico así como de colaboraciones con otras universidades de los proyectos con las redes académicas de índole nacional e internacional. Se puede constatar revisando la liga en internet siguiente:

http://ingsw.ccbas.uaa.mx/sitio/index.php?option=com_content&task=view&id=14&Itemid=71

La experiencia de la producción de objetos de aprendizaje dicta que los elementos básicos que debe contener son los que se muestran en la figura 4.1 [Osorio B., Muñoz J., Álvarez F. J., Cardona P. (2006)].

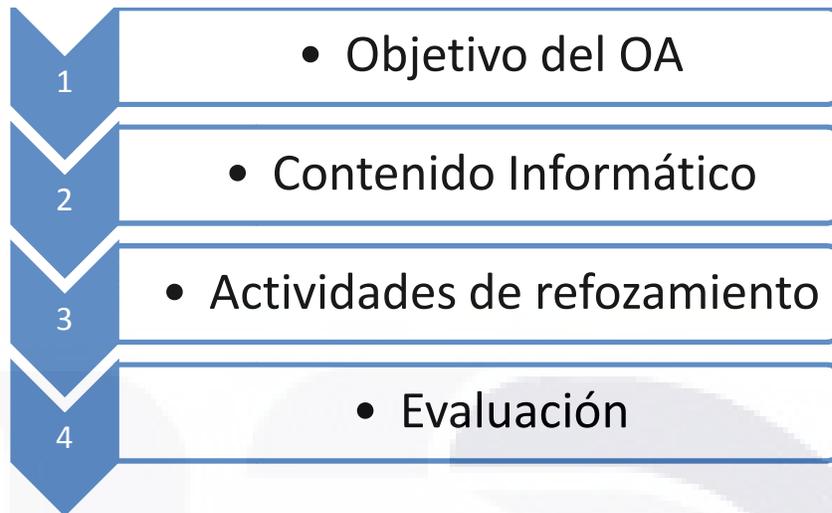


Figura 4.1 Elementos básicos de objeto de aprendizaje

El primer elemento denominado objetivo, permite indicar el rumbo final del aprendizaje para que el usuario pueda identificar la meta a alcanzar. El segundo elemento llamado contenido informático, es el grueso de la información multimedia que contiene el objeto de aprendizaje, muestra todo el material que le permita al usuario adquirir el conocimiento. El tercer elemento es el de actividades de reforzamiento, en éste se reafirma el conocimiento adquirido por el usuario generando competencias. El cuarto y último elemento básico denominado evaluación, proporciona una retroalimentación para que el usuario pueda autoevaluar el conocimiento y el desarrollo de las habilidades adquiridas.

Se analiza las técnicas inteligentes que pueden servir de apoyo a la educación, como se muestra en la figura 4.2.

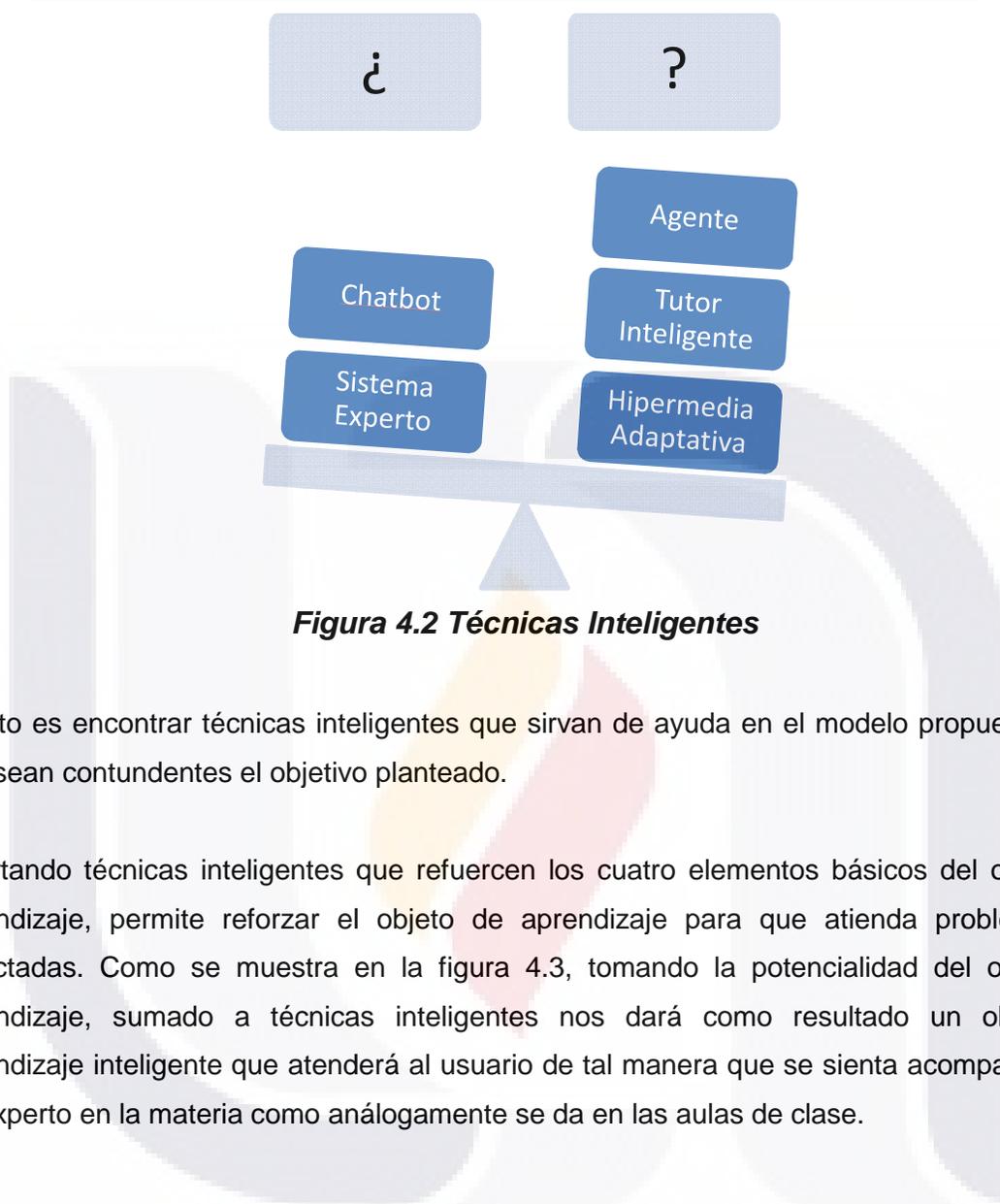


Figura 4.2 Técnicas Inteligentes

El reto es encontrar técnicas inteligentes que sirvan de ayuda en el modelo propuesto para que sean contundentes el objetivo planteado.

Insertando técnicas inteligentes que refuercen los cuatro elementos básicos del objeto de aprendizaje, permite reforzar el objeto de aprendizaje para que atienda problemáticas detectadas. Como se muestra en la figura 4.3, tomando la potencialidad del objeto de aprendizaje, sumado a técnicas inteligentes nos dará como resultado un objeto de aprendizaje inteligente que atenderá al usuario de tal manera que se sienta acompañado de un experto en la materia como análogamente se da en las aulas de clase.



Figura 4.3 Objeto de aprendizaje inteligente

Un aspecto medular en este trabajo es como hacer uso de las técnicas inteligentes para insertar en el objeto de aprendizaje la que sea más *ad hoc* para dar solución a una de las problemáticas detectadas.

Dentro del contexto de objetos de aprendizaje existe el denominado sistema de administración del conocimiento (LMS), él cual tiene como funciones principales:

- Gestionar usuarios, recursos y actividades de formación,
- Administrar el acceso,
- Controlar y hacer seguimiento del proceso de aprendizaje,
- Realizar evaluaciones,
- Generar informes,
- Gestionar servicios de comunicación como foros de discusión, videoconferencias, entre otros

La figura 4.4 presenta un LMS inteligente en el cual el usuario tiene acceso a un ambiente inteligente. El LMS inteligente lleva la administración, entre otras cosas, de lo siguiente:

- Registro de la secuencia que debe de llevar el usuario, permitiendo que el usuario no se preocupe del tema que sigue por aprender.
- Diagnostico del nivel de conocimiento que tiene en el momento el usuario, garantizando que el usuario no sufra de aburrimiento y desatención.

Diagnostico del estilo de aprendizaje de usuario, permitiendo captar la atención del usuario debido a que el contenido informático del objeto de aprendizaje se mostrará como al usuario le gusta y le llama la atención por habilidades de aprendizaje ya adquiridas.

Registro de participación del usuario, permitiendo tener datos para ayudar al usuario a administrar su tiempo si es necesario.

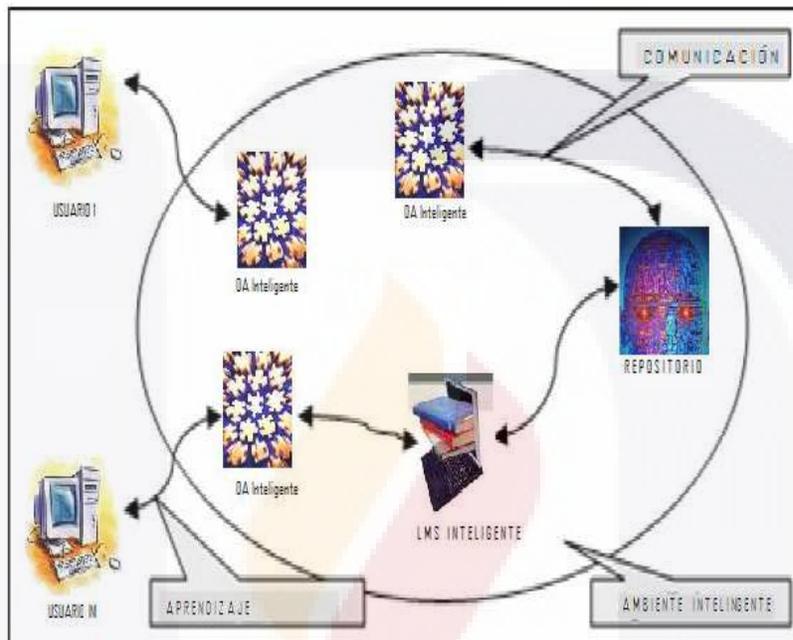


Figura 4.4 LMS inteligente

Cuando un maestro da su clase, en base a su experiencia se da cuenta quien o quienes del grupo están dando seguimiento a lo que explica, esto se debe al conocimiento tácito como dice Michael Polanyi "Conocemos más de lo que podemos decir". La gente que se dedican a la docencia, seguramente han vivido anécdotas como la siguiente: en una ocasión cuando el maestro estaba dando una clase se molesto al darse cuenta de que un alumno estaba volteando hacia otro lado cuando él daba la explicación en clase, en su estado de molestia le pregunto al alumno: "¿qué es lo que acabo de explicar?", el maestro estaba seguro que no le podría responder, pero fue tal su sorpresa y asombro ya que pudo explicar con detalle lo solicitado. Esto se atribuye a los diferentes canales de percepción de información que tienen las personas como son el auditivo, visual, kinestésico, etc. El alumno, en el caso planteado, posiblemente buscaba un ángulo auditivo para poder percibir mejor lo que explicaba el profesor.

Asimilamos mejor la información según el desarrollo de canales de percepción y aprendemos de modos diversos. Por ende en la propuesta de este trabajo se pone interés en el estilo de aprendizaje de cada alumno y en la forma de manipular la herramienta, todo esto con el objetivo de poder hacer una inferencia lo más correctamente posible de cómo mostrar el contenido al alumno para que asimile el conocimiento del material expuesto.

El modelo gráfico que se muestra a continuación, permitirá determinar el estilo de aprendizaje del alumno mediante un test o cuestionario propuesto por Richard Felder, con la finalidad de que la información presentada al alumno la asimile con facilidad debido a que se considera aspectos particulares del alumno.

Este cuestionario propuesto se basa en un estudio comparativo de estilos de aprendizaje que realizó Domingo Gallego [Alonso C.M. y Gallego, D.J. (2004)]. Richard Felder, ha desarrollado una serie de instrumentos y herramientas orientadas a las áreas de ciencias e ingeniería. Sus cuestionarios han sido ampliamente utilizados en E.U. por docentes de estas áreas con buenos resultados. Utiliza cuatro pares de criterios para clasificar el estilo de aprendizaje: sensitivo-intuitivo, visual-verbal, activo-reflexivo, secuencial-global. [Alonso C.M. y Gallego, D.J. (2004)]. Las diferencias básicas entre cada uno de estos cuatro criterios son:

- sensitivo-intuitivo: El sensitivo prefiere aprender mediante el estudio de hechos concretos que tengan que ver con aspectos de la vida diaria y el intuitivo mediante los conceptos de manera abstracta.
- visual-verbal: El visual prefiere aprender usando medios didácticos que sean visuales mientras que el verbal lo hace escuchando o en forma escrita.
- activo-reflexivo: El activo prefiere aprender realizando las actividades y el reflexivo a través del razonamiento de las cosas.
- secuencial-global: El secuencial prefiere aprender siguiendo un orden en los temas vistos y el global utilizando esquemas generales que le permitan visualizar todo.

Por otro lado la figura 4.5 propone registrar el seguimiento de lo que el usuario realiza con la herramienta para que en cierto momento se detecte las preferencias de uso que tiene sobre la herramienta pudiendo presentar el contenido idóneo al alumno.

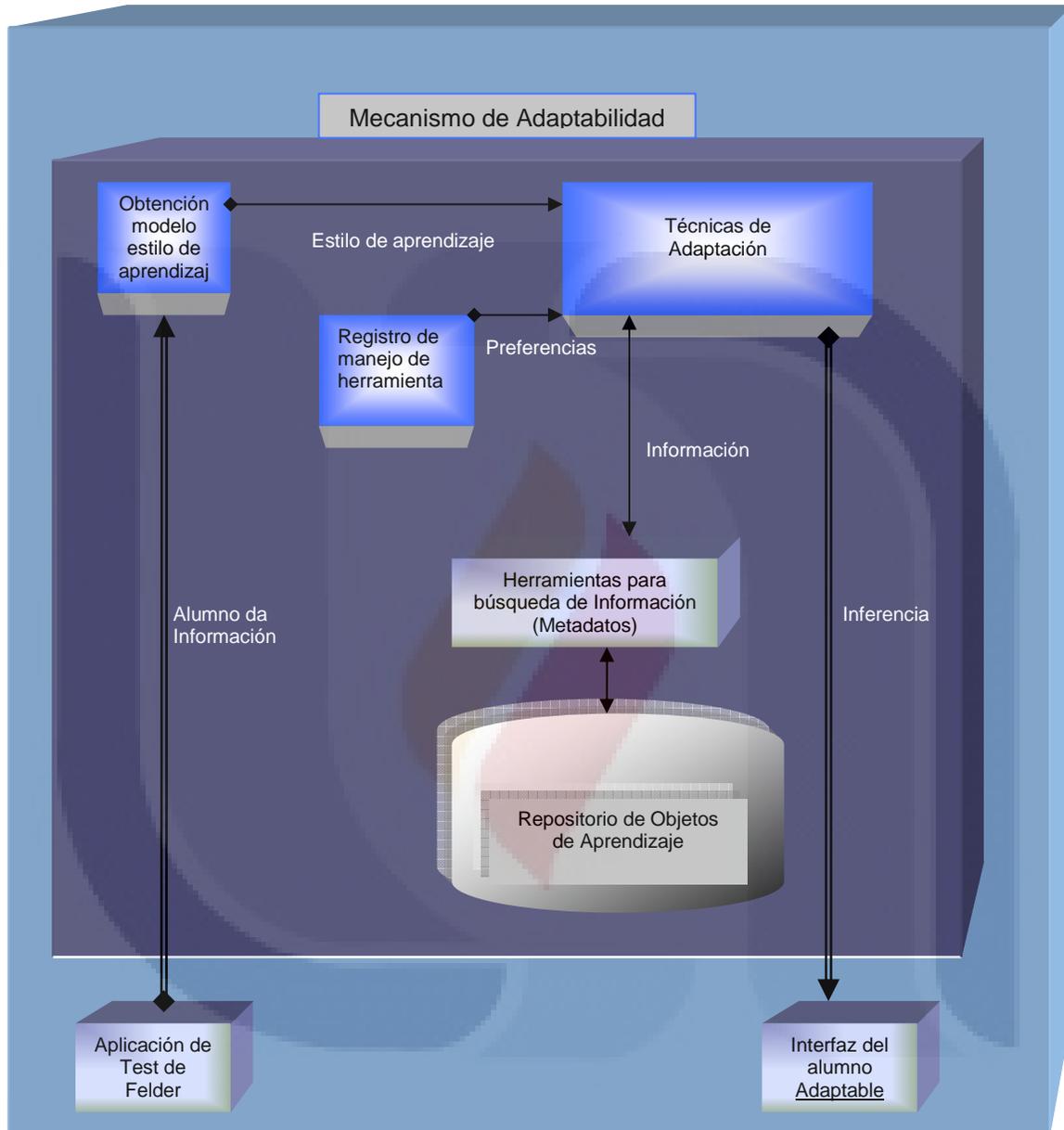


Figura 4.5 Adaptabilidad en el LMS inteligente con Objetos de Aprendizaje

La figura 4.5 permite observar los elementos que se involucran en el LMS inteligente. Un aspecto relevante es la adaptabilidad, la cual se realiza en base a aspectos importantes:

1. **Estilo de aprendizaje.** Se detecta cual es la forma en la cual el alumno percibe mejor la información de acuerdo a si la explicación que se le da debe ser en forma global o

en forma secuencial paso a paso, si se le debe mostrar la información de una manera mas visual o verbal, si se debe de poner actividades que le permitan reflexionar o si se le debe poner actividades que le generen conocimiento después de efectuarlas.

2. **Manejo de la herramienta.** Detectar como el alumno hace uso de la herramienta, respecto a preferencias particulares, para poder hacer inferencias sin molestar al alumno de que inserte datos al sistema.

En el elemento del modelo *Aplicación de Test de Felder*, el sistema cuenta con una colección de datos del alumno que se obtiene a través del test [Felder R. M. (1993)], además de unos datos adicionales que debe suministrar al sistema como nombre, carrera, sexo, edad, nivel económico, ocupación del padre y de la madre. Richard Felder ha desarrollado una serie de instrumentos y herramientas orientadas a las áreas de ciencias e ingeniería, sus cuestionarios han sido ampliamente utilizados por docentes de estas áreas con buenos resultados. El test cuenta con una serie de 44 reactivos con dos opciones de respuesta, permite distinguir estilos de aprendizaje en base a:

1. Activo/Reflexivo,
2. Sensitivo/Intuitivo,
3. Visual/Verbal y
4. Secuencial/Global.

Esta información extraída del alumno permite alimentar a otro elemento del modelo llamado *Obtención del modelo de estilo de aprendizaje*, se infiere un modelo de aprendizaje del alumno que describe las preferencias de aprendizaje las cuales les permitirán una mejor asimilación del conocimiento.

Otro elemento del modelo es el denominado *registro de manejo de herramienta*, permite que a través del tiempo, con el uso y sin que el usuario proporcione ninguna información explicita, detecta cual es preferencia que él tiene en cuanto a las opciones que ofrece el sistema.

Un elemento de suma importancia es el de *Técnicas de Adaptación* que hace uso del *modelo de estilo de aprendizaje* y del *Registro de manejo de herramienta* para dar elementos a la parte del modelo denominado *Herramientas para búsqueda de información*. Esté ultimo

extraerá el o los objetos de aprendizaje más idóneos para el alumno en base a aspectos importantes propios de él como son el perfil del usuario, permitiendo llegar así al elemento final del modelo *Interfaz del alumno adaptable*.

En el elemento *Herramientas para búsqueda de información*, del modelo, se hace uso de los metadatos. Los metadatos contienen datos altamente estructurados que describen información, el contenido, la calidad, la condición y otras características de los datos del OA. Los metadatos son definidos como "Información sobre información" o "datos sobre los datos".

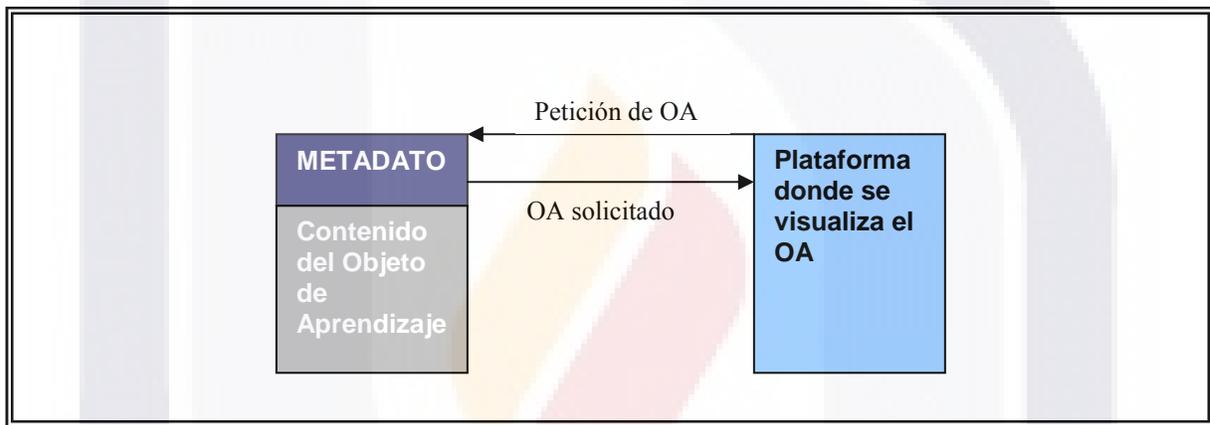


Figura 4.6 Importancia del Metadato para extracción a la plataforma

Los metadatos son datos con sentido propio que proporcionan información o documentación acerca de otros datos manejados dentro de una aplicación o ambiente. Los metadatos pueden incluir información descriptiva acerca del contexto, calidad y condiciones o características de los datos [Muñoz J., Osorio B., Álvarez F.J., Cardona P., (2006)].

Los principales usos de los metadatos son:

- Organizar y mantener el acervo del conjunto de datos de una organización
- Proporcionar información para catálogos de datos y centros de distribución de metadatos
- Proveer información necesaria para interpretar y procesar datos transferidos por otra organización [Lightle, Kimberly S. and Ridgway, Judith S. (2003)].

Los metadatos están estructurados por un mínimo de elementos tales como: título, autor, fecha de creación, etc. Típicamente, los elementos que conforman un metadato están definidos por algún estándar, donde los usuarios que deseen compartir metadatos están de acuerdo con un significado preciso de cada elemento [Lightle, Kimberly S. and Ridgway, Judith S. (2003)].

De las 9 categorías que tiene el metadato se toma la categoría 9 denominada *clasificación* y de sus elementos se pone atención en el 4 (9.4) *palabra clave* en la cual se sugiere agregar el estilo de aprendizaje que predomina en el OA con el fin de usar esta información al momento de extraer el OA del repositorio, debiendo estar el OA acorde al perfil de aprendizaje que tenga el alumno. El perfil de aprendizaje se basa en cuatro categorías: Activo/Reflexivo, Sensitivo/Intuitivo, Visual/Verbal y Secuencial/Global.

4.1.1 Marco Conceptual General

Para establecer un marco conceptual se mostraran figuras y sus correspondientes explicaciones que permitirán establecer dicho marco contextual.

En la siguiente figura con, numeración 4.7, se muestra el funcionamiento del objeto de aprendizaje inteligente:

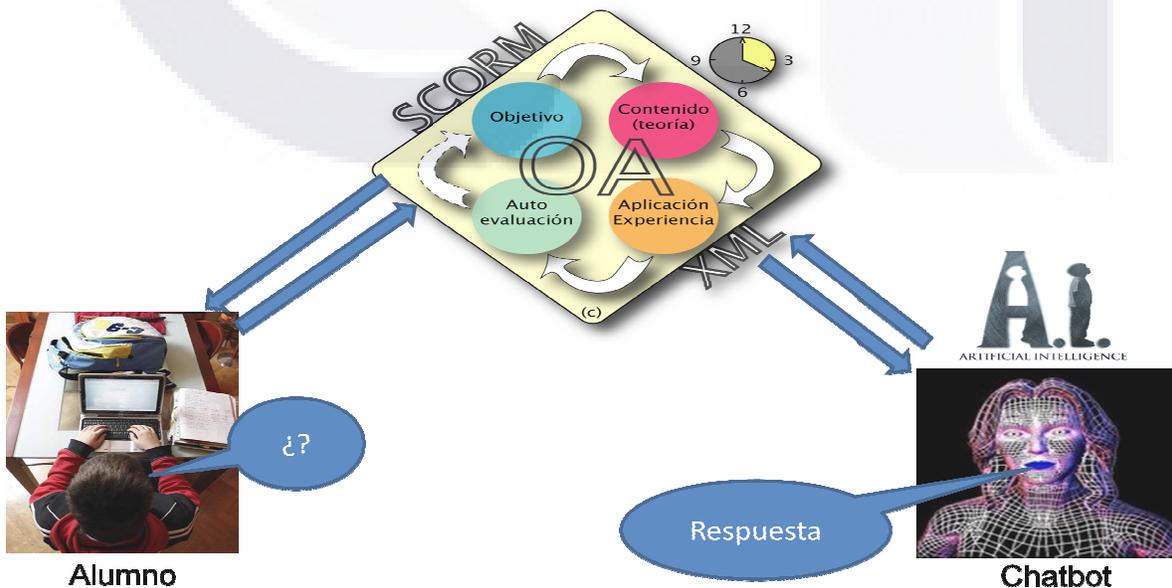


Figura 4.7 Funcionamiento del Objeto de Aprendizaje Inteligente

El alumno se encuentra trabajando con el objeto de aprendizaje inteligente, siguiendo la secuencia de contenido básico de un objeto de aprendizaje como es el objetivo, contenido informático, actividades de aprendizaje y examen que permita retroalimentar su aprendizaje adquirido. Donde entra una parte del aspecto inteligente es cuando en algún momento al alumno le surja una duda de lo que se le presente en el objeto de aprendizaje y es invocado un chatbot que permita la interacción entre el alumno y el chatbot, el chatbot estará funcionando como un experto del tema para aclarar las dudas manifestadas por el alumno. Al surgir la duda del alumno se comunicara por medio del objeto de aprendizaje inteligente, este último activara el chatbot para tomar la duda del alumno y por medio de lenguaje y haciendo uso del lenguaje AIML se estará comunicando con el alumno atendiendo las dudas relacionadas con el tema que se aborda en ese momento.

En la figura 4.8 se muestra como haciendo la ingeniería del conocimiento se extrae el conocimiento de un experto y se transmite al chatbot.

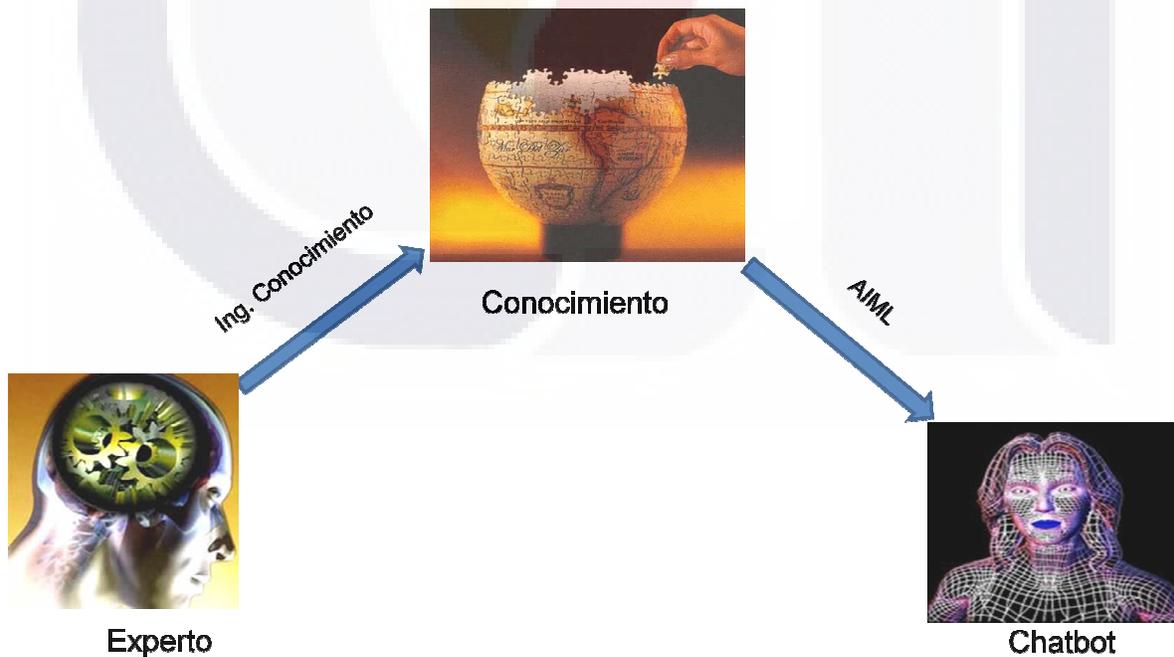
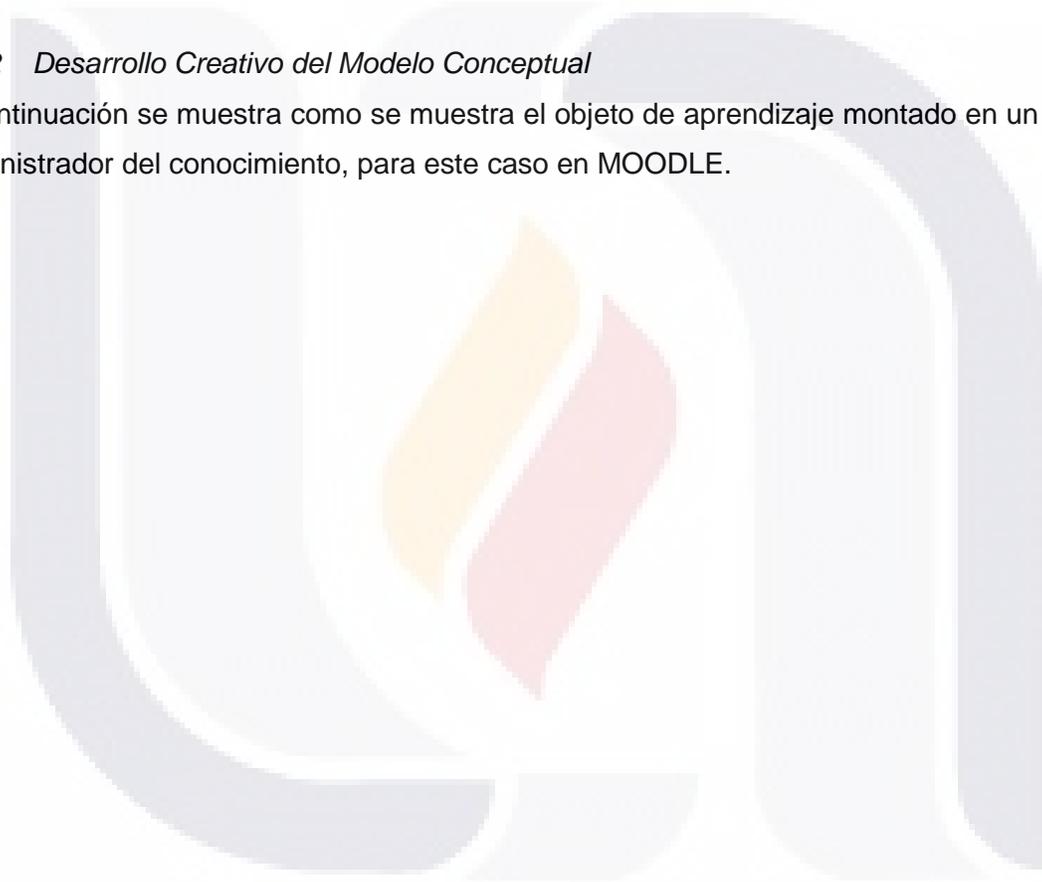


Figura 4.8 Extracción del conocimiento para el chatbot

Uno de los aspectos que demandan mucha atención es la extracción del conocimiento de un experto humano, en este trabajo se hace uso de lo que se sugiere en los sistemas expertos para atender este punto, y es hacer uso de la ingeniería del conocimiento, la cual permite extraer el conocimiento con técnicas específicas. Una vez extraído el conocimiento el paso siguiente es insertarlo en el chatbot por medio del lenguaje de inteligencia artificial denominado AIML.

4.1.2 Desarrollo Creativo del Modelo Conceptual

A continuación se muestra como se muestra el objeto de aprendizaje montado en un sistema administrador del conocimiento, para este caso en MOODLE.



Capítulo IV. Desarrollo de la Investigación Conceptual



Figura 4.9 Pantalla principal del curso

En esta pantalla se describe los objetivos del curso y se muestran los contenidos de todo el curso en objetos de aprendizaje inteligente.

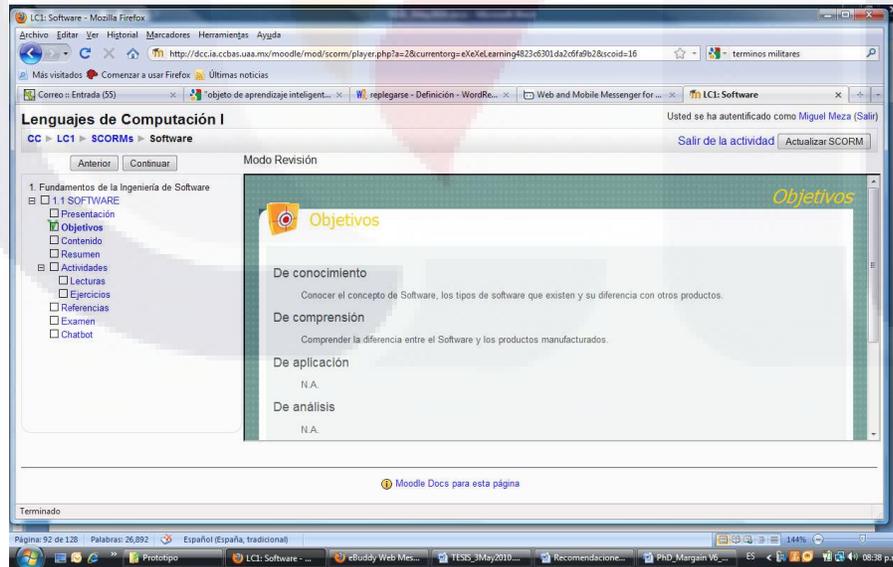


Figura 4.10 Objetivos del OAI

En esta pantalla se muestra el primer elemento de un OA, el cual es el objetivo del objeto de aprendizaje inteligente.

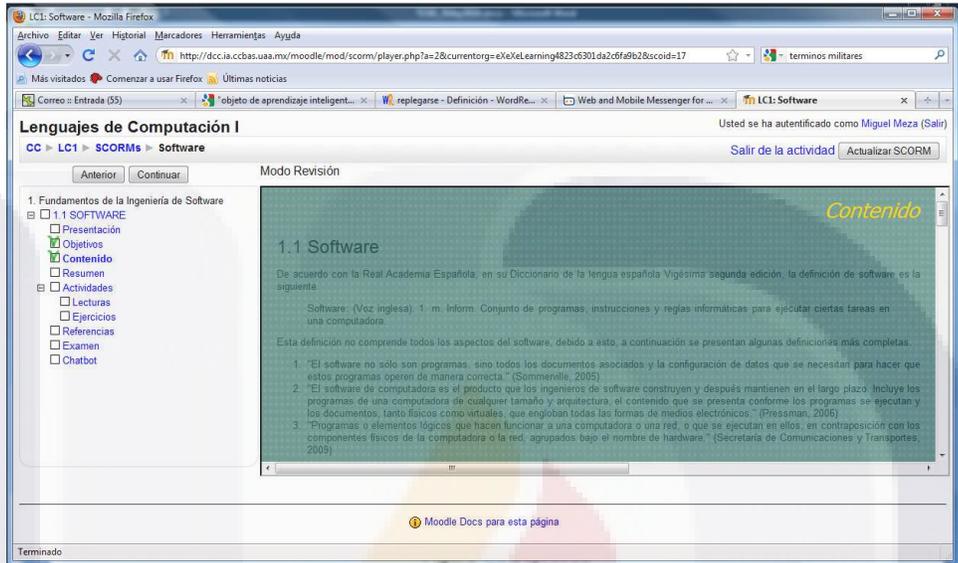


Figura 4.11 Contenido del OAI

En esta pantalla se muestra el segundo elemento de un OA, el cual es el contenido del objeto de aprendizaje inteligente.

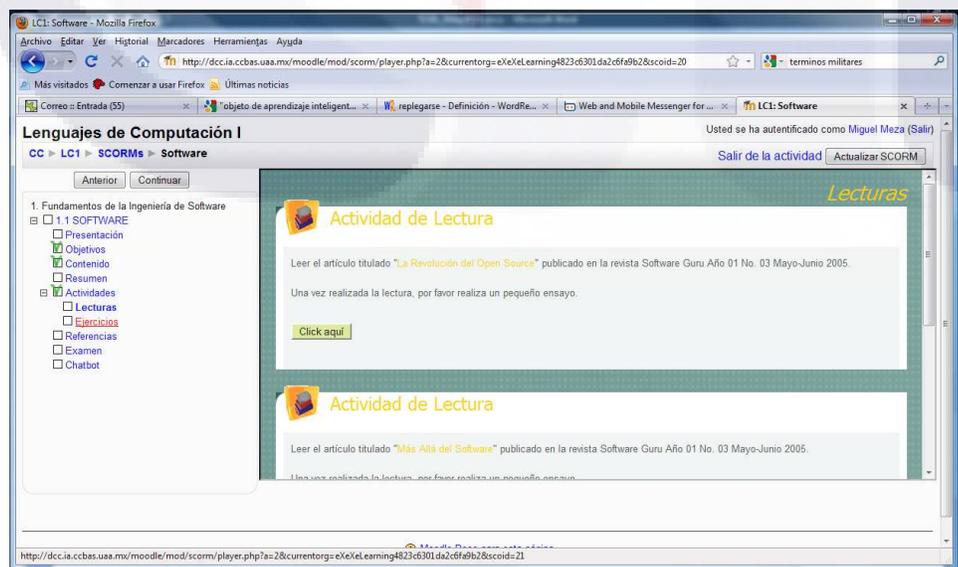


Figura 4.12 Actividades del OAI

En esta pantalla se muestra el tercer elemento de un OA, el cual es las actividades que permiten reforzar el conocimiento adquirido del objeto de aprendizaje inteligente.

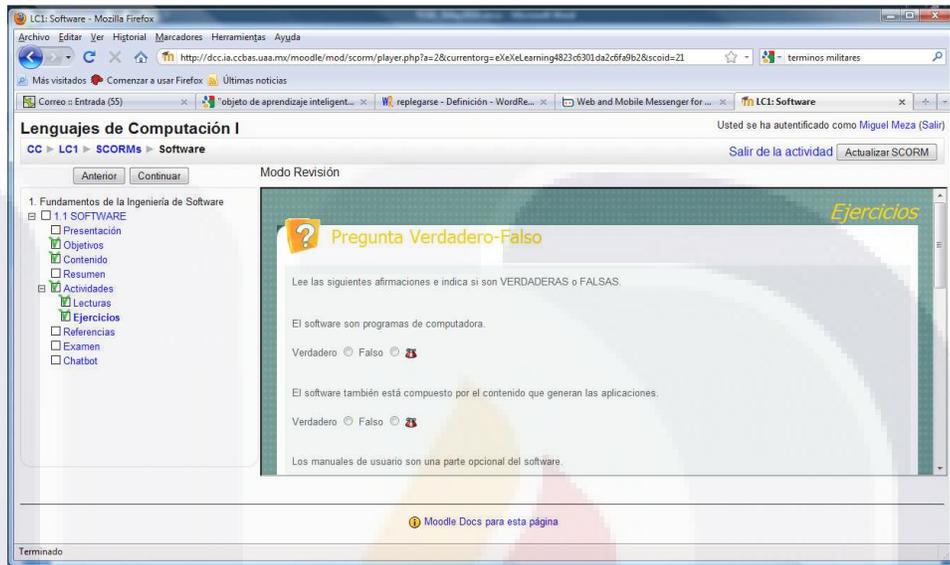


Figura 4.13 Actividades_2 del OAI

En esta pantalla se muestra otro tipo de las actividades que permiten reforzar el conocimiento adquirido del objeto de aprendizaje inteligente, ahora con preguntas de verdadero y falso e indicando una explicación de cada una de ellas.

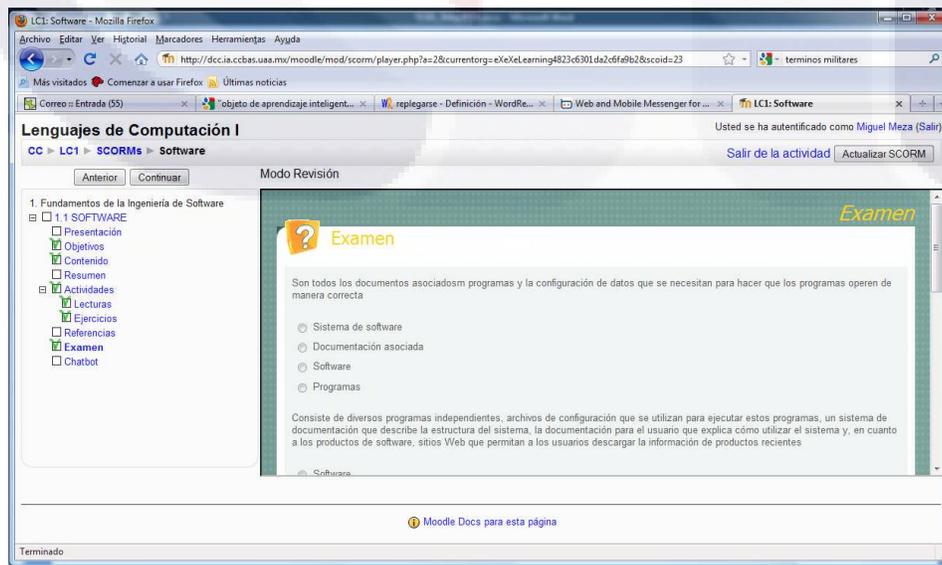


Figura 4.14 Examen de retroalimentación del OAI

En esta pantalla se muestra el cuarto elemento de un OA, el cual es el examen que permite dar una retroalimentación al alumno de lo aprendido en el OAI.

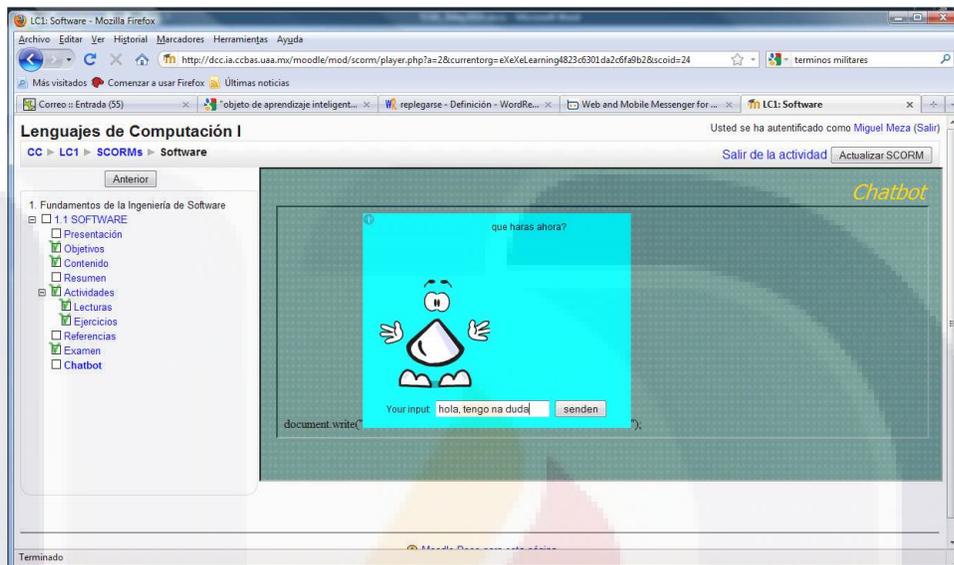


Figura 4.14 Chatbot del OAI

En esta pantalla se muestra el chatbot del objeto de aprendizaje inteligente el cual permitirá establecer una comunicación con el alumno para que este haga sus cuestionamientos y sean aclarados por el chatbot.

El chatbot se monto en un servidor gratuito (<http://www.gaitobot.de/gaitobot/>) y se puede encontrar un prototipo en la liga siguiente:

<http://www.gaitobot.de/gaitobot/js/?id=SKGF2RQ6UC&e=direct&l=fullwide>

Cada conversación es grabada para su posterior análisis, un ejemplo es la siguiente conversación realizada el 17 de noviembre de 2009 a las 17 horas:

User: TARGET BOTSTART

GBot: oye, tom, y ahora?

User: progra

GBot: has entrado al modulo de programacion, teclea tu pregunta

User: ques es una clase

GBot: otra cosa

User: que es una clase

GBot: en c++, es un tipo de dato definido por el usuario (dato abstracto), es muy similar a una estructura, ya que especifica los datos que se verán involucrados en la construcción del programa, pero además deberá contemplar la implementación de las funciones que deberán interactuar con dichos datos. Con frecuencia se dice que la clase es equivalente a la generalización de un objeto. Quieres un ejemplo?

User: si

GBot: `class NOMBRE{ DECLARACION DE VARIABLES Y FUNCIONES};` Quieres ver como se declaran las variables y funciones?

User: si

GBot: otra cosa

User: define for

GBot: es un ciclo regido por una condicion, la cual consta de un contador, cuyo valor inicial e incremento se definen en la misma expresion for. Tambien es posible anidarlos. Quieres ver un ejemplo?

User: si

GBot: otra cosa

User: ejemplo while

GBot: `while(CONDICION){PROCESO}` Condicion es una expresion con operadores relacionales, y el ciclo se ejecutara mientras esa condicion sea verdadera, y el proceso es el conjunto de instrucciones del ciclo

User: dame un ejemplo de clase

GBot: en c++, es un tipo de dato definido por el usuario (dato abstracto), es muy similar a una estructura, ya que especifica los datos que se verán involucrados en la construcción del programa, pero además deberá contemplar la implementación de las funciones que deberán interactuar con dichos datos. Con frecuencia se dice que la clase es equivalente a la generalización de un objeto. Quieres un ejemplo?

User: si

GBot: `class NOMBRE{ DECLARACION DE VARIABLES Y FUNCIONES};` Quieres ver como se declaran las variables y funciones?

User: TARGET BOTSTART

GBot: otra cosa

User: ertertert

GBot: otra cosa

User: TARGET BOTSTART

GBot: otra cosa

Como se puede observar el chatbot maneja parte de lo que se conoce en inteligencia artificial como “Lenguaje Natural” el cual permite que la computadora entienda de manera hablada o escrita indicaciones por el humano a diferencia de la web semántica que se basa en la idea de añadir metadatos semánticos y ontológicos a la World Wide Web, esas informaciones adicionales —que describen el contenido, el significado y la relación de los datos— se deben proporcionar de manera formal, para que así sea posible evaluarlas automáticamente por máquinas de procesamiento.



Capítulo V. Caso de Aplicación

5.1 Descripción del Caso de Aplicación

Este apartado se realizó con el propósito de estudiar si el prototipo propuesto tiene algún efecto sobre el rendimiento académico en este trabajo en base a la metodología propuesta, aplicándola en el curso de Lenguaje de Computación I, de la carrera de Ingeniero en Computación Inteligente, para los estudiantes del primer semestre de la generación (2009-2014).

Se determinaron dos grupos, el grupo de control y el grupo experimental; los cuales se formaron con los estudiantes del primer semestre de la carrera. Se consideró la calificación del primer examen parcial, así mismo como variables que definen las condiciones iniciales de los estudiantes.

Palabras clave: Modelos de regresión, diseño de experimentos, objetos de aprendizaje, aleatoriedad, prueba de hipótesis.

5.2 Fase IV de Validación del Modelo Conceptual

5.2.1 Introducción

En la actualidad existen herramientas, métodos y técnicas de enseñanza aprendizaje basadas en la implementación de Objetos de Aprendizaje Inteligente (ILO) que pueden contribuir con el desarrollo de cualquier curso.

Un objeto de aprendizaje (OA) corresponde a la mínima estructura independiente que contiene un objetivo, una actividad de aprendizaje, un metadato y un mecanismo de evaluación, el cual puede ser desarrollado con tecnologías de informática y comunicación (TIC) de manera de posibilitar su reutilización, interoperabilidad, accesibilidad y duración en el tiempo.

Un modelo de regresión lineal o ajuste lineal es un método matemático que modeliza la relación entre una variable respuesta Y , las variables explicativas X_i y un término aleatorio ε . Este modelo puede ser expresado como:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p + \varepsilon$$

Formula 5.1

donde β_0 es la intersección o término "constante", las β_i son los parámetros respectivos a cada variable independiente, y p es el número de parámetros independientes a tener en cuenta en la regresión.

Un estudio experimental, es un estudio analítico, prospectivo, caracterizado por la manipulación artificial del factor de estudio por el investigador y por la aleatorización de los casos o sujetos en dos grupos llamados control y experimental.

Con la finalidad de encontrar respuesta a la pregunta ¿la implementación de objetos de aprendizaje inteligente a un grupo modula la relación entre el rendimiento académico y algunos de sus predictores?, se diseñó el experimento de un factor con dos niveles, a saber el grupo que denominamos de control, formado por aquellos alumnos que no llevan objetos de aprendizaje inteligente, y el grupo denominado de experimentación, que son aquellos que si los llevan, aplicado en el curso de Lenguaje de Computación I, de la carrera de Ing. en Computación Inteligente, para los 39 estudiantes del primer semestre de la primera generación (2009-2014).

De esta manera se formaron los grupos que denominamos objetos de aprendizaje inteligente (grupo de control) y NO objetos de aprendizaje inteligente (grupo de experimentación).

La asignación de los alumnos a los grupos fue aleatoria con la finalidad de que cada grupo esté formado heterogéneamente, ver notas técnicas.

La calificación del primer examen parcial de la materia es la variable respuesta, es decir, la variable a medir.

Y las variables predictoras consideradas inicialmente fueron grupo (objetos de aprendizaje inteligente y NO objetos de aprendizaje inteligente), Antecedentes de programación, razonamiento lógico matemático, matemáticas, cálculo, física y lenguaje. (Ver notas técnicas).

Después de hacer un análisis estadístico y conceptual de las variables predictoras, se seleccionaron las siguientes variables como explicativas, grupo, antecedentes y lenguaje. Así mismo, se excluyeron dos observaciones por considerarse como atípicas.

En las siguientes secciones se presentan los resultados obtenidos.

5.2.2 Resultados y Análisis

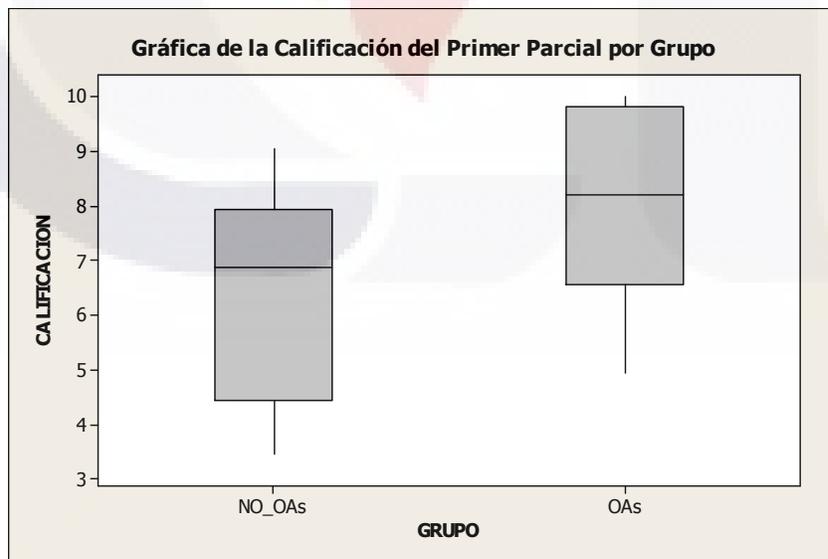
5.2.2.1 Estadísticas Descriptivas

En la siguiente tabla se muestran los resultados de la calificación del primer examen parcial según grupo.

Tabla1 Estadísticas de la calificación del primer parcial por grupo

Grupo	Alumnos	Media	Desviación Estándar	Coefficiente de Variación %	Mínimo	Máximo
NO OAs	18	6.46	1.89	29.25	3.44	9.05
OAs	19	7.91	1.77	22.38	4.93	10.00
Total	37	7.21	1.95	27.05	3.44	10.00

Gráfica 5.1



5.2.2.2 Análisis de regresión lineal múltiple

El modelo estimado es:

$$y(x_1, x_2, x_3) = \widehat{\beta}_1 x_1 + \widehat{\beta}_2 x_2 + \widehat{\beta}_3 x_3 + e \text{ (Formula 5.2)}$$

$$y(x_1, x_2, x_3) = 1.88048x_1 + 1.21678x_2 + 0.77033x_3 + e$$

Donde

$x_1 = grupo$

$x_2 = antecedentes$

$x_3 = lenguaje$

$y(x_1, x_2, x_3) = calificacion$

Interpretación del modelo:

Cuando grupo=0 (NO objetos de aprendizaje inteligente)

El modelo queda como sigue:

$$y(x_1, x_2, x_3) = 1.21678x_2 + 0.77033x_3 + e$$

- $\widehat{\beta}_2$: Nos indica que existe una relación lineal entre la calificación y los antecedentes, y que además por su signo ésta es positiva.
- Por su valor, nos indica que a mayor nivel de antecedentes tenga el alumno sobre los lenguajes de programación; manteniendo el lenguaje constante; en promedio la calificación se incrementará en 1.21678 puntos.
- $\widehat{\beta}_3$: Nos indica que existe una relación lineal entre la calificación y el lenguaje, y por su signo ésta es positiva.
- Por su valor, nos indica que por cada unidad que se incremente la calificación de lenguaje; manteniendo la variable Antecedentes constante; en promedio la calificación se incrementará en 0.77033 puntos.

Cuando grupo=1(objetos de aprendizaje inteligente)

El modelo queda como sigue:

$$y(x_1, x_2, x_3) = 1.88048 + 1.21678x_2 + 0.77033x_3 + e$$

- $\widehat{\beta}_1$: Si $x_1 = x_2 = 0$, tenemos que en promedio la calificación de los alumnos es 1.88048 puntos.
- $\widehat{\beta}_2$: Nos indica que existe una relación lineal entre la calificación y los antecedentes, y que además por su signo ésta es positiva.
Por su valor, nos indica que a mayor nivel de antecedentes tenga el alumno sobre los lenguajes de programación; manteniendo el lenguaje constante; en promedio la calificación se incrementará en 1.21678 puntos.
- $\widehat{\beta}_3$: Nos indica que existe una relación lineal entre la calificación y el lenguaje, y por su signo ésta es positiva.

Por su valor, nos indica que por cada unidad que se incremente la calificación de lenguaje; manteniendo la variable Antecedentes constante; en promedio la calificación se incrementará en 0.77033 puntos.

Prueba de bondad de ajuste

Hipótesis

$$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = 0 \text{ (el modelo no es el adecuado)}$$

$$H_a: \text{al menos un } \beta_i \neq 0 \text{ con } i = 1,2,3 \text{ (el modelo es el adecuado)}$$

Nivel de significancia:

$$\alpha = 0.05$$

Estadístico de prueba

$$F_c = \frac{CMR}{CME} = 591.3 \text{ (Formula 5.3)}$$

Valor Crítico

$$F_{\alpha,k,n-k-1} = F_{0.05,3,33} = 2.89 \text{ (Formula 5.4)}$$

Criterio de rechazo: se rechaza H_0 si $|F_c| \geq F_{\alpha,k,n-k-1}$.

Decisión: como $|F_c| = 591.3 \geq F_{\alpha,k,n-k-1} = 2.89$ se rechaza H_0 ; por lo tanto tenemos evidencia para concluir que el modelo $y(x_1, x_2, x_3) = 1.21678x_2 + 0.77033x_3 + e$ es el adecuado, con un valor $p = 2.2 * 10^{-16}$ y R^2 ajusta de de 97.95%

El modelo explica en un 97.95% de la variabilidad de la calificación del primer examen parcial

Pruebas de relevancia para β_i

Prueba de relevancia para β_1

Hipótesis

$$H_0: \beta_1 = 0$$

$$H_a: \beta_1 > 0$$

Nivel de significancia:

$$\alpha = 0.05$$

Estadístico de prueba

$$t_c = \frac{\widehat{\beta}_1}{s_{\widehat{\beta}_1}} = \frac{1.88048}{0.34007} = 5.530 \text{ (Formula 5.5)}$$

Valor Crítico

$$t_{\alpha, n-k-1} = t_{0.05, 33} = 1.692 \text{ (Formula 5.6)}$$

Criterio de rechazo: se rechaza H_0 si $|t_c| \geq t_{\alpha, n-k-1}$.

Decisión: como $|t_c| = 5.530 \geq t_{\alpha, n-k-1} = 1.692$ se rechaza H_0 ; por lo tanto tenemos evidencia para concluir que β_1 es significativo en el modelo presentado.

Con valor $p = 3.52 * 10^{-6}$

Prueba de relevancia para β_2

Hipótesis

$$H_0: \beta_2 = 0$$

$$H_a: \beta_2 > 0$$

Nivel de significancia:

$$\alpha = 0.05$$

Estadístico de prueba

$$t_c = \frac{\widehat{\beta}_2}{s_{\widehat{\beta}_2}} = \frac{1.21678}{0.18930} = 6.428 \text{ (Formula 5.7)}$$

Valor Crítico

$$t_{\alpha, n-k-1} = t_{0.05, 33} = 1.692 \text{ (Formula 5.8)}$$

Criterio de rechazo: se rechaza H_0 si $|t_c| \geq t_{\alpha, n-k-1}$.

Decisión: como $|t_c| = 6.428 \geq t_{\alpha, n-k-1} = 1.692$ se rechaza H_0 ; por lo tanto tenemos evidencia para concluir que β_2 es significativo en el modelo presentado.

Con valor $p = 2.41 * 10^{-7}$

Prueba de relevancia para β_3

Hipótesis

$$H_0: \beta_3 = 0$$

$$H_a: \beta_3 > 0$$

Nivel de significancia:

$$\alpha = 0.05$$

Estadístico de prueba

$$t_c = \frac{\widehat{\beta}_3}{S_{\widehat{\beta}_3}} = \frac{0.77033}{0.07171} = 10.742 \text{ (Formula 5.9)}$$

Valor Crítico

$$t_{\alpha, n-k-1} = t_{0.05, 33} = 1.692 \text{ (Formula 5.10)}$$

Criterio de rechazo: se rechaza H_0 si $|t_c| \geq t_{\alpha, n-k-1}$.

Decisión: como $|t_c| = 10.742 \geq t_{\alpha, n-k-1} = 1.692$ se rechaza H_0 ; por lo tanto tenemos evidencia para concluir que β_3 es significativo en el modelo presentado.

Con valor $p = 1.81 * 10^{-12}$

5.2.2.3 Prueba de hipótesis para la diferencia de medias

En esta prueba se responde la pregunta ¿ la calificación promedio del primer parcial para el grupo objetos de aprendizaje inteligente es mayor que la calificación promedio del primer parcial para el grupo NO objetos de aprendizaje inteligente?

Hipótesis

$$H_0: \mu_1 = \mu_2$$

$$H_a: \mu_2 > \mu_1$$

Donde

$$\mu_1 = \text{calificación promedio del primer parcial del grupo NO ILOs}$$

$$\mu_2 = \text{calificación promedio del primer parcial del grupo ILOs}$$

Nivel de significancia:

$$\alpha = 0.05$$

Estadístico de prueba

$$t_c = \frac{\bar{X}_1 - \bar{X}_2}{\sqrt{\frac{S_1^2}{n_1} + \frac{S_2^2}{n_2}}} = \frac{6.46 - 7.91}{\sqrt{\frac{1.89^2}{18} + \frac{1.77^2}{19}}} = \frac{-1.45}{0.60277} = -2.405 \blacksquare \text{ (Formula 5.11)}$$

Valor Crítico

Para los grados de libertad de nuestro estadístico de prueba debemos de realizar el siguiente cálculo.

$$v = \frac{\left(\frac{S_1^2}{n_1} + \frac{S_2^2}{n_2}\right)^2}{\frac{\left(\frac{S_1^2}{n_1}\right)^2}{n_1 - 1} + \frac{\left(\frac{S_2^2}{n_2}\right)^2}{n_2 - 1}} = \frac{\left(\frac{1.89^2}{18} + \frac{1.77^2}{19}\right)^2}{\frac{\left(\frac{1.89^2}{18}\right)^2}{18 - 1} + \frac{\left(\frac{1.77^2}{19}\right)^2}{19 - 1}} = \frac{0.3666^2}{2.3166m + 1.51m} = \frac{0.132}{3.8266m} = 34.49 \blacksquare \text{ (Formula 5.12)}$$

$$t_{\alpha, v} = t_{0.05, 34} = 1.691 \text{ (Formula 5.13)}$$

Criterio de rechazo: se rechaza H_0 si $|t_c| \geq t_{\alpha, v}$

Decisión: como $|t_c| = 2.405 \geq t_{\alpha, v} = 1.691$ se rechaza H_0 ; por lo tanto tenemos evidencia para concluir que $\mu_2 > \mu_1$, con valor $p = 0.01$

Y la respuesta a la pregunta planteada en esta prueba es: “la calificación promedio del primer examen parcial del grupo objetos de aprendizaje inteligente es superior a la calificación promedio del primer examen parcial del grupo NO objetos de aprendizaje inteligente”

5.2.2.4 Evaluación de los supuestos

Para poder crear un modelo de regresión lineal múltiple, es necesario que se cumplan los siguientes supuestos:

- Normalidad

Modelo

Calificación = 1.88048 grupo + 1.21678 antecedentes + 0.77033 lenguaje

Ho: Los residuales tienen una distribución normal

Ha: Los residuales no tienen una distribución normal

La prueba se hizo con Shapiro–Wilk y se utilizo R Versión 2.9.0 (2009-04-17)

Los resultados son:

Shapiro-Wilk normality test

W = 0.9592, p-value = 0.1909

Interpretación: El valor p es 0.1909, lo que indica que no se puede rechazar Ho, pues valor p no es menor que, valores de $\alpha = 0.1, 0.05, 0.01$.

La conclusión es que los residuales del modelo se distribuyen Normal con media 0.0171 y varianza 1.0744, esto es, $e \sim N(0.0171, 1.0744)$.

De esta forma se está verificando que $Y \sim N(X\beta, \sigma^2(X'X)^{-1})$.

- Homocedasticidad Los errores tienen varianza constante.

Este supuesto se cumple ya que las observaciones correspondientes a los residuales se comportan aproximadamente constantes en relación con los valores ajustados de la variable respuesta. Ver la grafica 2.

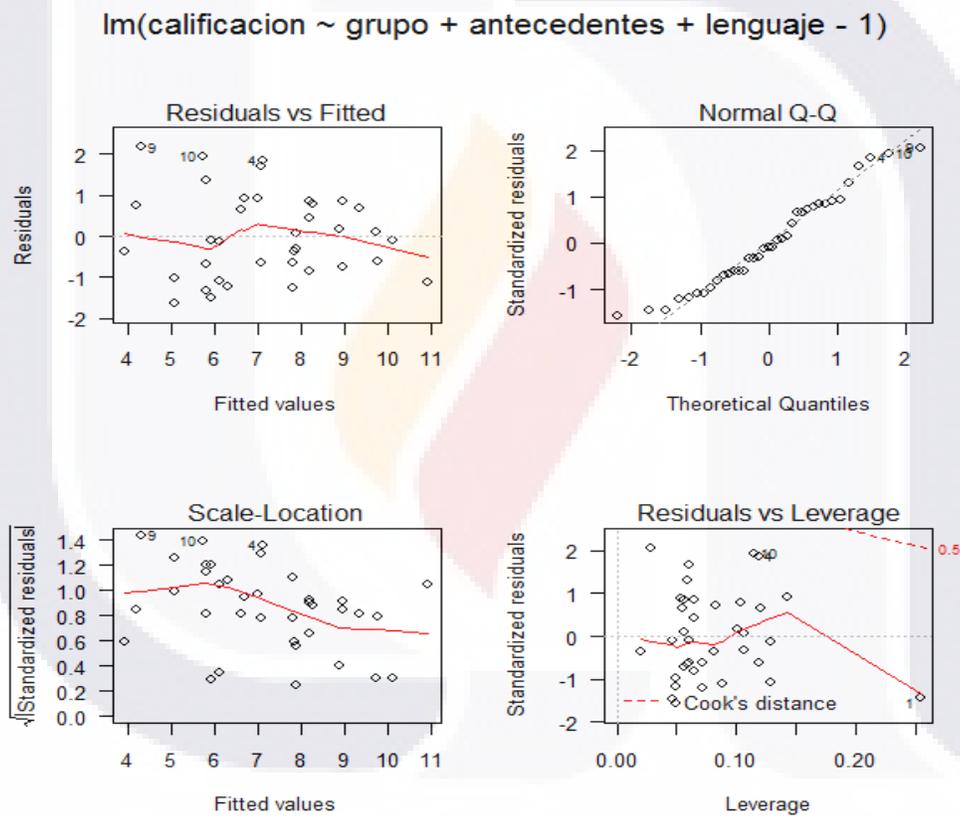
- Linealidad La relación entre las variables explicativas y la variable respuesta es lineal.

Este supuesto se cumple, ya se verificó en la prueba de bondad de ajuste y en las pruebas de relevancia.

- Independencia Los errores son independientes.

Este supuesto se cumple al no existir correlación entre los residuales, lo cual se observa en la grafica 5.2

Gráfica 5.2 Grafica de residuales para la evaluación de los supuestos



Por lo que se cumplen los supuestos del modelo.

5.2.3 Notas Técnicas

➤ Descripción aleatoria

Tal vez usted se ha preguntado cómo las máquinas predecibles como las computadoras pueden generar aleatoriedad (números aleatorios). En realidad, la mayoría de los números aleatorios usados en los programas de ordenador son pseudo-aleatorios, lo que significa que son generados en forma previsible mediante una fórmula matemática. RANDOM.ORG ofrece verdaderos números aleatorios para cualquier usuario de Internet. La aleatoriedad viene de ruido atmosférico, que para muchos propósitos es mejor que los algoritmos pseudo-aleatorios que suelen utilizarse en los programas de ordenador. La gente usa RANDOM.ORG para la realización de los dibujos, las loterías y sorteos, para impulsar los juegos y sitios de juego, para aplicaciones científicas y para el arte y la música. El servicio ha existido desde 1998 y fue construido y está siendo operado por Mads Haahr de la Escuela de Informática y Estadística en el Trinity College de Dublín en Irlanda.

Herramienta Manual: Integer Generator

Nota: Los números generados con este formulario será recogido de forma independiente unos de otros (como lanzamientos de un dado) y por lo tanto puede contener duplicados. Existe también Sequence Generator que genera secuencias al azar (como boletos de la rifa extraídos de un sombrero) y donde cada número sólo puede aparecer una vez. En un documento de Excel se muestra los resultados de uno de los primeros intentos. Se hizo uso de esta herramienta de internet para asignar a los estudiantes a cada grupo de estudio de forma aleatoria.

➤ Selección de las variables predictoras

Como variables predictoras inicialmente se consideraron factores como parte del Exani II; del cual solo se consideró: Razonamiento Lógico Matemático y Matemáticas; como del Exhcoba, del cual solo se consideró: calculo, física y lenguaje.

Así mismo requeríamos de una variable que tuviera una relación directa con la calificación del primer examen parcial para la materia de “Lenguaje de Computación I”, razón por la cual se hizo una encuesta a los 39 alumnos.

➤ Descripción de la selección de las variables

Para seleccionar nuestras variables que formarán parte del modelo estadístico, hicimos uso de la siguiente tabla que muestra los coeficientes de correlación(primer renglón) y el valor p (segundo renglón) de éstas con respecto a la variable respuesta (calificación del primer examen parcial), como también los coeficientes de correlación que existe entre todas ellas, cabe resaltar que este coeficiente de correlación indica si existe una “relación lineal” entre las variables, si existiese alguna relación no lineal este coeficiente no describe tal comportamiento.

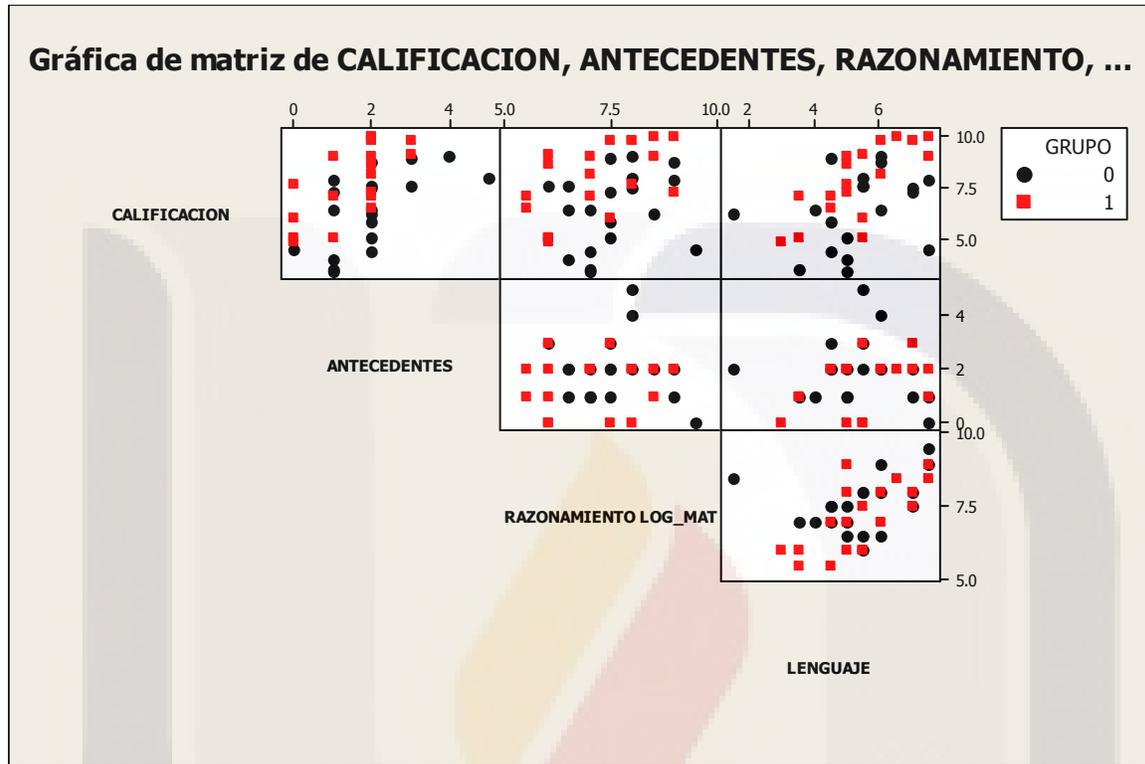
El criterio para seleccionar las variables fue: si el valor $p \leq 0.05$ de una variable predictora con respecto a la variable respuesta, dicha variable será considerada para nuestro modelo de regresión lineal múltiple, razón por la cual se muestran marcadas aquellas variables que cumplen (aproximadamente) con nuestro criterio

	Calificación	Antecedentes	RLM	Matemáticas	Calculo	Física	Lenguaje
Antecedentes	0.506 0.001						
RLM	0.304 0.063	0.509 0.724					
Matemáticas	0.217 0.190	0.236 0.154	0.374 0.021				
Calculo	0.290 0.077	0.146 0.381	0.307 0.061	0.494 0.002			
Física	0.278 0.092	0.020 0.904	0.318 0.052	0.506 0.001	0.514 0.001		
Lenguaje	0.481 0.002	0.094 0.574	0.484 0.002	0.467 0.003	0.459 0.004	0.577 0.000	

Ahora bien, la variable Razonamiento Lógico matemático presenta un valor p que aproximadamente cumple con nuestro criterio de selección, para cerciorarnos presentamos la siguiente grafica, en la que claramente se puede observar que en efecto existe una “relación lineal” entre las variables RLM y Lenguaje, es decir ambas variables miden lo mismo, entonces conceptualmente se seleccionó la variable Lenguaje.

Entonces las variables presentes en nuestro modelo son: Antecedentes, Lenguaje y Grupo.

Grafica 5.3



➤ Descripción de las variables seleccionadas

Antes de pasar a describir cada una de las variables predictoras, se dará una breve descripción del Exani II y del Exhcoba.

Exani II: El Examen Nacional de Ingreso a la Educación Superior (EXANI-II) es una prueba de razonamiento y conocimientos básicos, desarrollado para quienes pretenden cursar estudios de nivel licenciatura.

El Ceneval presupone que quien pretende ingresar a la educación superior lleva al menos 12 años de educación y es ó está a punto de ser un ciudadano.

En términos civiles y políticos es un mexicano autodeterminado, sujeto de elección e imputación, con derechos y responsabilidades; en cuanto a los aspectos académicos y culturales, se trata de una persona escolarizada desde su primera infancia hasta su mayoría de edad.

El examen se presenta en una parte común de 150 reactivos, y puede incluir hasta dos módulos temáticos de 25 preguntas cada uno, libremente escogidos por las instituciones. El EXANI-II es un examen de opción múltiple.

El examen contiene preguntas que exploran la capacidad de razonamiento a partir de mensajes verbales, numéricos y gráficos, además de las que miden conocimientos escolares y sobre el mundo actual.

Exhcoba: "Examen de Habilidades y Conocimientos Básicos" el EXHCOBA fue diseñado para evaluar habilidades y conocimientos básicos. Cuando hablamos de habilidades, nos referimos a las relaciones con el lenguaje (lectura y escritura) y con el razonamiento matemático (o cuantitativo). Cuando hablamos de conocimientos básicos, queremos decir que hay que evaluar nociones y no precisiones del conocimiento. En este contexto, se define como conocimiento básico aquel que permite la comprensión de otros conocimientos, y sobre los cuales se basa el conocimiento en una disciplina. También podríamos decir que los conocimientos básicos dan una organización conceptual, estructural y global a un área de conocimientos en particular.

Son de especial interés aquellas habilidades y conocimientos que se consideran prerequisite indispensable para poder cursar con éxito el primer año de estudios universitarios. Por esta razón, no buscamos evaluar el conocimiento deseable sino el básico e indispensable.

En términos generales, el examen se estructura para evaluar las habilidades básicas de reflexión (en la dimensión concreto-abstracto) y los conceptos básicos del conocimiento escolar, que empiezan en la primaria y terminan en el nivel de bachillerato (obtenidos de los libros de texto y avalados por profesores de distintos niveles). Se busca que los conocimientos sean estructurales, indispensables y globalizadores, y que se evalúen a un

nivel taxonómico de comprensión y aplicación (excluyendo todos aquellos que contengan cargas marcadas de memorización). Asimismo, el lenguaje y las matemáticas se definen como ejes estructurales de todo el examen, tanto en la sección de habilidades como en la de conocimientos.

En forma sintética el EXHCOBA evalúa:

- 1) Habilidades básicas (nivel primaria), conocimientos básicos (nivel secundaria) y conocimientos básicos para especialidad (nivel bachillerato).
- 2) Nociones y no precisiones del conocimiento.
- 3) Habilidades de operatividad (ejecución y algoritmos).
- 4) Comprensión y uso del lenguaje escrito y de las matemáticas.
- 5) Nociones fundamentales del área y disciplinas afines a las distintas profesiones.

La estructura conceptual para esta carrera se muestra en la siguiente tabla:

Habilidades básicas		Conocimientos básicos				Especialidad		
Verbales	Cuantitativas	Español	Matemáticas	Ciencias Naturales	Ciencias Sociales	Calculo	Física	Lenguaje

Ahora bien pasamos de describir cada variable seleccionada.

- ◆ Grupo: esta variable indica las categorías de los grupos, objetos de aprendizaje inteligente grupo en el que se aplicó los objetos de aprendizaje inteligente y NO objetos de aprendizaje inteligente grupo en el que no se aplicaron los objetos de aprendizaje inteligente
- ◆ Antecedentes: como ya fue mencionado se hizo una encuesta la cual tiene la siguiente estructura:

I) Cuales de los siguientes lenguajes conoces?					
a) Visual basic	b) Pascal	c) C ó C++	d) otro	e) ninguno	Total
II) Qué tanto te gusta la programación?					
a) Mucho	b) Poco	c) Nada			Total

Y ponderamos a TOTAL con las siguientes categorías: 0=nulo, 1=bajo, 2=medio y 3+=alto; haciendo uso de TOTAL fue posible introducir una variable al modelo la cual estuviese relacionada con la variable respuesta.

Lenguaje: esta variable corresponde a la sección de especialidad del Exhcoba y en la cual se evalúa Morfosintaxis, Unidades sintácticas, Sintaxis, Léxico, Modos del discurso y Análisis de textos.

Es necesario hacer notar que para esta variable en particular se cuenta con los totales de aciertos, errores, no contestadas y nose.

Para esta sección (Lenguaje) solo se consideró el número de aciertos (debidamente ponderados) debido a que no se contó con toda la información necesaria para considerar los demás aspectos de esta sección.

Así también es necesario hacer notar que todas las variables (predictoras y respuesta) están ponderadas en el rango de 0-10.

➤ Observaciones atípicas

Se detectaron dos casos cuyos valores de las variables afectaban negativamente la construcción del modelo, los casos mencionados se muestran a continuación:

Nombre	Calificación	Antecedentes	Lenguaje
FLORES GUERRERO ROLANDO NATIVIDAD	0.83	3	4.5
LOYOLA GONZALEZ BERNARDO	6.26	2	1.5

De la anterior tabla es claro notar que en las variables a considerar en el modelo, estos alumnos presentan valores que no tienen el mismo comportamiento general de los demás

alumnos. Razón por la cual fueron eliminados de los registros con los que se trabajaron para construir el modelo.

5.2.4 *Instrumento de evaluación*

Se realizaron dos exámenes, uno por grupo, para obtener la calificación del primer examen parcial. Los cuales fueron revisados por los profesores que impartieron en cada grupo.

5.2.3 *Conclusiones*

En el presente trabajo se construyó un modelo de regresión con la finalidad de analizar el efecto del uso de objeto de aprendizaje inteligente sobre la calificación del primer examen parcial.

Cabe mencionar las limitantes de los resultados, sin ser éstas algo negativo.

Los resultados no se pueden generalizar ya que los datos corresponden a los alumnos de nuevo ingreso a la carrera, es decir, son los únicos elementos disponibles hasta el momento.

Sin embargo, los resultados dan información sobre la diferencia entre las calificaciones promedio del primer parcial respecto al grupo (objeto de aprendizaje inteligente y No objeto de aprendizaje inteligente). Es decir, la calificación promedio del primer parcial de los alumnos del grupo objeto de aprendizaje inteligente es estadísticamente superior a la de los alumnos del grupo NO objeto de aprendizaje inteligente.

Además, con estos resultados se puede plantear un nuevo proyecto que involucre una población mayor, de la cual se pueda hacer un ejercicio similar con la finalidad de buscar resultados que puedan ser generalizados.

5.3 Test de Turing

Alan Turing en 1950 desarrolló su famoso “Test de Turing”, una prueba destinada corroborar la existencia de inteligencia en una máquina. Turing defendía la viabilidad de construir una máquina con una capacidad de razonamiento tal que su propio test no fuera capaz de distinguirla de un ser humano, postulado que es el centro de uno de los debates científicos y filosóficos más interesantes de la actualidad y que tiene como uno de sus principales detractores al Premio Nobel de Física Roger Penrose [Orive J. (2010)].

En la figura 5.1 se muestra gráficamente como se interpreta el test de turing [Copeland J. (2000)]

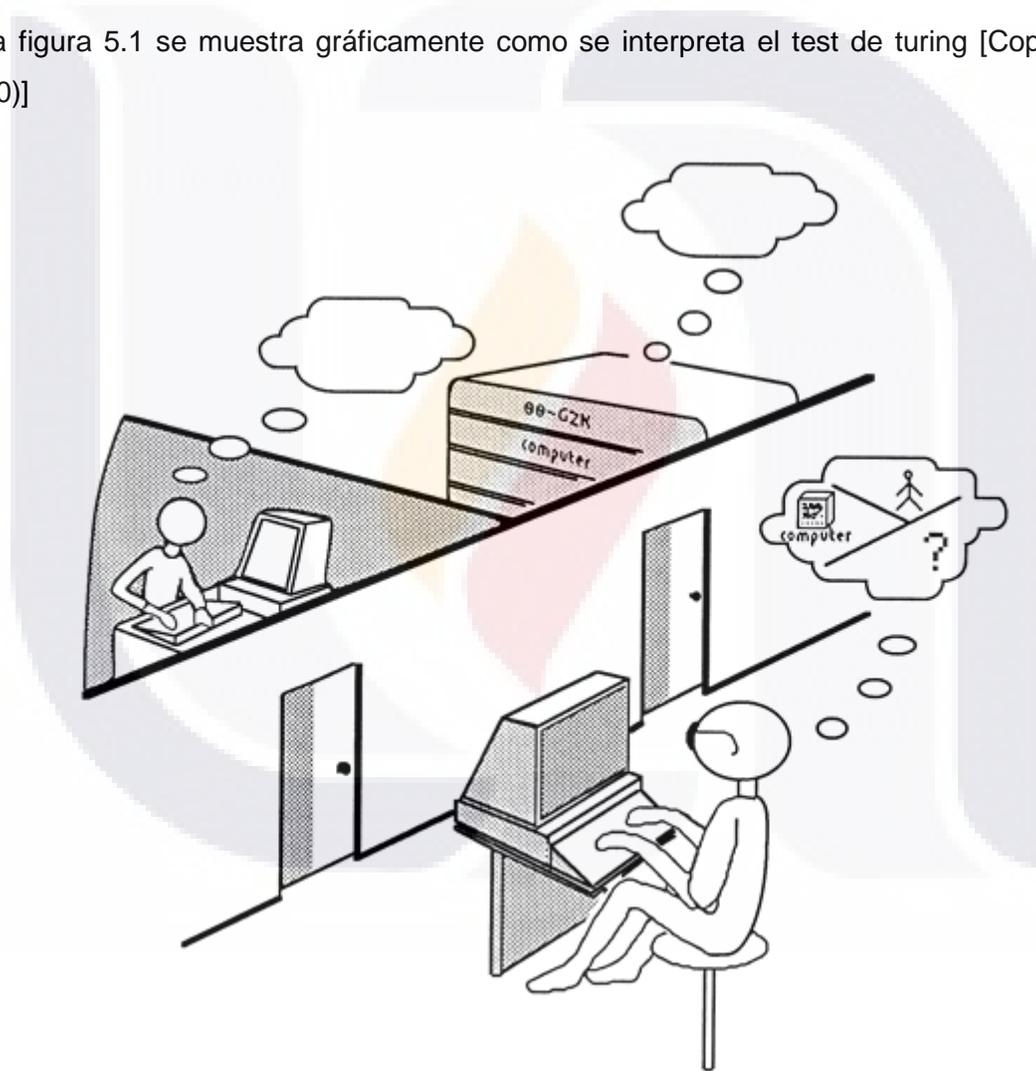


Figura 5.1 Test de Turing

El test consiste en que una persona que maneja una computadora indique si la interacción que esta teniendo la origina un humano o una computadora, si la persona que tiene que distinguir entre humano y computadora es engañada por la computadora, haciendo creer que es humano pasa la prueba de Turing.

En este trabajo se registro la conversación que tuvieron los alumnos con el chatbot y se mantiene sin problemas entre ocho y diez interacciones, esto cumple en un porcentaje con la prueba del test de Turing.





Capítulo VI. Reporte y Discusión de Resultados

6.1 Reporte y Discusión del Modelo Conceptual Diseñado

Se llevo a cabo el análisis y el diseño de una metodología para la creación de objetos de aprendizajes inteligentes, aportando una alternativa que mejore a los objetos de aprendizaje y contribuya con el proceso de enseñanza y del aprendizaje. El modelo permitió mostrar la complejidad para el logro de objetos de aprendizaje inteligentes, la metodología permite comprender los elementos involucrados y como atender cada uno de ellos.

Haciendo referencia al Objetivo Especifico 1 planteado en el capitulo dos de este trabajo, donde a la letra dice: “Identificar y determinar, mediante el estudio del arte, el uso adecuado de técnicas inteligentes en objetos de aprendizaje”

Se obtienen los siguientes resultados:

Resultado: El objetivo de cumple.

Justificación: Se identifico y determino, mediante el estudio del arte, el uso adecuado de técnicas inteligentes en objetos de aprendizaje.

El resultado ayuda a responder afirmativamente la pregunta de investigación numero uno: ¿Es factible identificar y determinar mediante el estudio del arte el uso adecuado de técnicas inteligentes en objetos de aprendizaje?

Ya que el estudio del arte revisado permitió identificar y determinar técnicas inteligentes como adaptabilidad y el uso del chatbot, se concibe la proposición uno como verdadera.

6.2 Reporte y Discusión del Diseño de la Metodología

Haciendo referencia al objetivo dos planteado en el capitulo dos, el cual dice: “Determinar la pertinencia de implementar inteligencia artificial en los objetos de aprendizaje en los elementos básicos de éste, a saber: objetivos, contenido informático, actividades que refuercen el aprendizaje y evaluación”

Se obtienen los resultados siguientes:

Resultado: Se cumple

Justificación: Derivado del modelo propuesto por este trabajo se analizo la pertinencia de implementar inteligencia artificial en los objetos de aprendizaje lo cual fue positivo ya que permite la portabilidad, que sea autocontenido y no afecta a la granularidad. Con esto se atiende a de manera favorable la pregunta dos del capítulo dos.

6.3 Reporte y Discusión de la Implementación de la Metodología

El caso de estudio es un apoyo en la validación de la metodología. Haciendo referencia al objetivo tres planteado en el capítulo dos: “Implementar y evaluar objeto de aprendizaje inteligente”

Se obtienen los resultados siguientes:

Resultado: Se cumple

Justificación: Esto se afirma, ya que se implemento en un curso de lenguajes computacionales I de la carrera de Ingeniero en Computación Inteligente.

6.4 Reporte y Discusión de Resultados del Estudio Piloto

Por último, referenciando el al objetivo específico número cuatro planteado en el capítulo dos, se cumple al medir la utilidad, la ventaja relativa y la facilidad de uso de objetos de aprendizaje inteligentes percibida por un grupo piloto de alumnos aplicando con estudios estadísticos presentados en el capítulo cinco; los cuales arrojaron resultados favorables.

Se obtienen los resultados siguientes:

Resultado: Se cumple, se respalda con la prueba estadística

Justificación: Esto se afirma, ya que se construyó un modelo de regresión con la finalidad de analizar el efecto del uso de objeto de aprendizaje inteligente sobre la

calificación del primer examen parcial. Los resultados dan información sobre la diferencia entre las calificaciones promedio del primer parcial respecto al grupo (objeto de aprendizaje inteligente y No objeto de aprendizaje inteligente). Es decir, la calificación promedio del primer parcial de los alumnos del grupo objeto de aprendizaje inteligente es estadísticamente superior a la de los alumnos del grupo NO objeto de aprendizaje inteligente.





Capítulo VII. Conclusiones

7.1 Conclusiones de Resultados Obtenidos

En este apartado se tratan temas como las conclusiones, contribuciones y trabajo futuro. En este trabajo se ha confirmado que en los escenarios del aprendizaje se requieren de trabajos de investigación científica para la implementación de sistemas de aprendizaje efectivos. Este trabajo de tesis representó un gran esfuerzo de recopilación, entendimiento, diseño y creación de una metodología para la producción y uso de objetos de aprendizaje inteligentes. En este documento se deja un marco de referencia para la implementación de técnicas de inteligencia artificial en objetos de aprendizaje. Como resultado de este esfuerzo, se obtiene la metodología con la finalidad de facilitar y ofrecer a tecnólogos preocupados por mejorar la práctica docente la cual es cambiante de manera constante, ventajas competitivas que les permitirá mejorar sus prácticas en el desarrollo de objetos de aprendizaje garantizando brindar sobresalientes resultados.

Es importante destacar que el trabajo en equipo y multidisciplinario hace que sea de alta calidad, esto debido al trabajo colegiado y a la expertis diversa del equipo. En este trabajo se maneja la hibridación de dos paradigmas de relevancia en la educación, como lo es la inteligencia artificial aplicada a la educación y los objetos de aprendizaje.

7.2 Conclusiones de Aprendizaje Personal

Es claro que para el doctorante de este trabajo el aprendizaje es significativo, está convencido de la investigación aplicada, y de que no puede darse la investigación aplicada sin un buen sustento teórico que puede ser proporcionado por la investigación teórica.

Buscar llegar a la frontera del conocimiento es un reto ya que con el incremento de investigación nacional e internacional hace que esta meta sea difícil de lograr. Otro reto importante es que después de llegar a establecer la frontera del conocimiento se genere nuevo conocimiento.

La contribución primordial que se busco fue la de contribuir con un grano de arena en el proceso de enseñanza y del aprendizaje con apoyo tecnológico haciendo uso de una hibridación entre inteligencia artificial y objetos de aprendizaje.

7.3 Recomendaciones y Trabajo Futuro

Las recomendaciones son para todos aquellos que estén interesados en ejes temáticos como inteligencia artificial en la educación, objetos de aprendizaje y sistemas de administración del conocimiento ya que quedo fuera del alcance la creación de sistemas de administración del conocimiento inteligente haciendo uso de objetos de aprendizaje inteligentes.

Como trabajo futuro está la creación de un sistema administrador de conocimiento como por ejemplo el MOODLE que sea inteligente, que este sistema administrador de conocimiento gestione de manera inteligente la adaptabilidad del contenido que se le presente al usuario de acuerdo al estilo de aprendizaje, al nivel de conocimiento y que permita registrar las preferencias de cada alumno.

Otro trabajo es la implementación de objetos de aprendizaje inteligente en todo un curso completo y ver la pertinencia de hacerlo para un programa completo.

Existen muchos trabajos que pueden derivarse, esto depende de varios factores como son la creatividad y el entusiasmo de cada individuo.



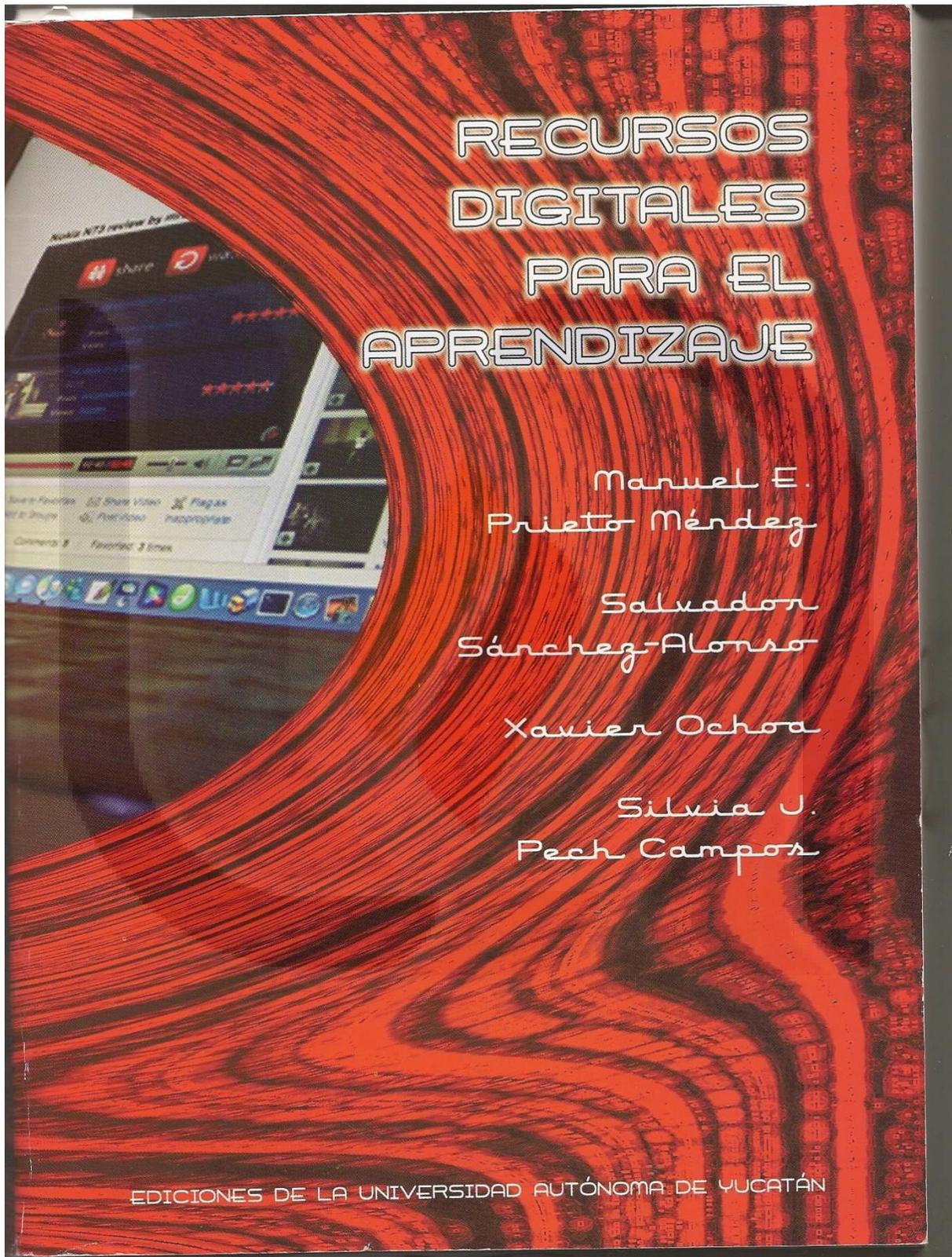
PUBLICACIÓN: Internacional			
Fecha	Lugar	Título	Referencia
Nov/ 2008	Moterrey, Nuevo Leon	Libro Electrónico “Avances en Tecnologías de la Información CNCIIC 2008” Ponencia “Aplicación Inteligente que Contribuya a la Edcación Superior”	ISBN: 978-970-15-1438 Electrónico Internacional ANIEI 2008
Nov/ 2008	Moterrey, Nuevo Leon	Libro Electrónico “Avances en Tecnologías de la Información CNCIIC 2008” Ponencia “Administrador de paginas Web con Técnicas de Inteligencia Artificial”	ISBN: 978-970-15-1438 Electrónico
3 al 5/ Oct/ 2007	Aguascalientes, Ags.	MEMORIA: COMCEV '07 “Sistemas Tutores Inteligentes en la Educación Superior, caso práctico UAA”	ISBN: 970-728-055-7 Impreso ISBN: 970-728-063-8 Electrónico
12 al 15/ Jul/ 2007	Orlando, Florida	IMPORTANCIA DE LA ADAPTABILIDAD COMBINADA CON OBJETOS DE APRENDIZAJE	MEMORIA: CISCi 2007 ISBN: 1-934272-21-3
25 al 27/ Oct/ 2006	Tuxtla Gutiérrez, Chiapas	SISTEMA DE HIPERMEDIA ADAPTATIVOS PARA EL PROCESO DE ENSEÑANZA APRENDIZAJE DE LENGUAJES DE PROGRAMACIÓN	MEMORIA: ANIEI XIX Congreso Nacional y V Congreso Internacional de Informática y Computación ANIEI ISBN: 970-31-0751-6

PUBLICACIÓN: Nacional			
Fecha	Lugar	Título	Referencia
Diciembre 2008	Aguascalientes, Ags.	Inteligencia Artificial aplicada a objetos de aprendizaje mediante el procesamiento de lenguaje natural	MEMORIA 9° Seminario de Investigación UAA ISSN: 1870-4921
Diciembre 2008	Aguascalientes, Ags.	Diseño y evaluación de sitema tutor inteligente para el autoaprendizaje en el nivel licenciatura	MEMORIA 9° Seminario de Investigación UAA ISSN: 1870-4921
6, 7/ Nov/ 2008	Reynosa, Taps.	Objeto de aprendizaje en las tecnologías de la Información y las Comunicaciones	Primer Congreso de Investigación “por una Sociedad Mejor”
17, 18/ Oct/ 2008	Aguascalientes	“Objeto de Aprendizaje Inteligente”	MEMORIA en el cuarto congreso estatal “la investigación en el posgrado” UAA DGIP ISBN: 970-728-053-0

Enero 2008	Aguascalientes, Ags.	Nivel pedagógico con asesoría inteligente	MEMORIA 8° Seminario de Investigación UAA ISSN: 1870-4921
Enero 2007	Aguascalientes, Ags.	Sistema de hipermedia adaptativos para el proceso de enseñanza aprendizaje de lenguajes de programación	MEMORIA Séptimo Seminario de Investigación UAA, CONCyTEA ISSN: 1870-4921
21 al 24/ Nov/ 2006	Aguascalientes	“Objetos de Aprendizaje con Adaptabilidad”	MEMORIA en el segundo congreso estatal en la investigación en el posgrado UAA DGIP ISBN: 970-728-053-0
27 al 29/ Sep/ 2006	Aguascalientes	Sistema para extracción de estilos de aprendizaje	MEMORIA: XII SIMPOSIO Estatal de Investigación y Desarrollo Tecnológico ÍTEMS ISSN: 1405-7042 ISBN: En trámite
28 al 30/ Nov/ 2005	Aguascalientes	MEMORIA: Primer congreso Estatal de investigación en el posgrado “Objetos de aprendizaje para el autoaprendizaje en lógica de programación en nivel licenciatura”	UAA ISBN: 970-728-039-5
Oct/ 2004	Aguascalientes	“Enseñanza de las matemáticas”, Pág. 24.	Revista Gaceta UAA, Núm. 55
Feb/ 2004	Aguascalientes	“Los sistemas inteligentes en el aprendizaje a distancia”, Pág. 8.	Revista Boletín Centro de Ciencias Básicas, Núm. 7
Feb/ 2004	Aguascalientes	“Desarrollo nanotecnológico”, Pág. 17.	Revista Gaceta UAA, Núm. 48
21/ Ene/ 2004	Aguascalientes	MEMORIA: Por participar en la memoria de resúmenes del 4° Seminario de investigación	CONCYTEA

LIBROS			
Fecha	ISBN	Título	Editorial
Nov/ 2008	978-970-15-1438	Libro Electrónico “Avances en Tecnologías de la Información CNCIIC 2008” Ponencia “Aplicación Inteligente que Contribuya a la Edcación Superior”	ANIEI ISBN 978 970 15 1438
Nov/ 2008	978-970-15-1438	Libro Electrónico “Avances en Tecnologías de la Información CNCIIC 2008” Ponencia “Administrador de paginas Web con Técnicas de Inteligencia Artificial”	ANEI ISBN 978 970 15 1438
1ª Edición 2008	978 607 00 0478 0	Artificial Intelligence for Humans: Service Robots and Social Modeling. Coautor del Capitulo From Russia with Disdain: Simulating a Civil War by means of Predator/Prey Game and Cultural Algorithms	Grigori Sidorov, SMIA ISBN 978-607-00-0478-0
1ª Edición 2007	978 970 728 101 4	Tecnología de Objetos de Aprendizaje. Coautor del Capitulo V Aspectos Tecnológicos en los Objetos de Aprendizaje	Textos Universitarios UAA





Modelo para el desarrollo de un Objeto de Aprendizaje Inteligente <i>Miguel Meza, Francisco Álvarez, Jaime Muñoz, Alejandro Padilla, Pedro Cardona, Alberto Ochoa</i>	720
Búsquedas en la Web: caso de análisis para el diseño de cursos que promuevan la comprensión en la plataforma ILIAS <i>Berta Elena García, Marcela Cristina Chiarani</i>	721
La plataforma virtual ILIAS en la formación docente <i>Marcela Cristina Chiarani, Paola Andrea Allendes Olave, Silvia Vanesa Torres, Irma G Pianucci, Dario M. Ruano</i>	722
Recursos para Teleaprendizaje en Estadística para estudiantes universitarios con Compromiso Visual <i>Anny Castillo Rojas, Milkayling Castañeda</i>	723
Ambientes virtuales de aprendizaje para la enseñanza de biomoléculas <i>Ma. Cristina Sánchez Martínez, Rodolfo Perea Cantero, Consuelo Moreno Bonett, Virginia Melo Ruíz, José Sánchez Ríos</i>	724
Opinión de los estudiantes acerca de su participación en el curso multimedia educativa en la modalidad de b-learning <i>Sergio Humberto Quiñonez Pech, María Cecilia Guillermo y Guillermo</i>	725
Una experiencia de metodología para la evaluación sincrónica en línea <i>Irma Fuentes Viruette, Claudia Duran</i>	726
La Mediación Didáctica en Ambientes de Aprendizaje Virtual <i>Jorge Francisco Barragán López</i>	727
Plataforma educativa con objetos de aprendizaje como apoyo para adquirir las competencias en el bachillerato tecnológico. <i>Beatriz de Fátima Vargas Espadas, Carlos Mario Cachón Medina</i>	728
Aplicación del procesador de palabras en la revisión textual realizada por estudiantes de educación media superior <i>Gabriela García Ortiz, José Guadalupe Escamilla de los Santos</i>	729
Material Didáctico Innovador o Solo es educación con lo Mismo <i>Lidia del Carmen Andrade Cortes, José Antonio Jerónimo Montes</i>	730
La formación en Red, la motivación y el logro de objetivos educativos. <i>José Antonio Jerónimo Montes</i>	731
Interactive Visualizations of C++ program code <i>Ion Mierlus-Mazilu</i>	732
Haciendo uso de las TIC's, para crear un software multimedia como apoyo a niños con Dislexia <i>Rubén Jerónimo Yedra, Gerardo Arceo Moheno, María Evilia Magaña, Lizbeth Liliana Solís Ayala, Alondram Gallegos Silva</i>	733
Software didáctico multimedia como apoyo en el aprendizaje para niños con síndrome de Down <i>Rubén Jerónimo Yedra, Francisco A. Falconi Magaña, Ely Christina Zapata Marín, Ana Gabriela Ricárdez Castillo, Abel Hernández Torres</i>	734

Modelo para el desarrollo de un Objeto de Aprendizaje Inteligente

Miguel Meza¹, Francisco Álvarez¹, Jaime Muñoz¹, Alejandro Padilla²,
Pedro Cardona¹, Alberto Ochoa²

¹ Universidad Autónoma de Aguascalientes, Av. Universidad No. 940, CP: 20100, Cal
Ciudad Universitaria, Ciudad México

² Universidad Autónoma de Ciudad Juárez, Henri Dunant No. 4016, Zona Pronaf, Ciudad
Juárez, Chihuahua, México

¹{meza;fjalvar; jmunoz; apadilla; jpcardon}@correo.uaa.mx ²megamax8@hotmail.com

Resumen. Se desarrollo un modelo, el cual hace un hibrido con técnicas inteligentes y objetos de aprendizaje, dicho modelo permite generar Objetos de Aprendizaje Inteligente que podrán contribuir, principalmente, en facilitar la asimilación del conocimiento del alumno y ofrecer al maestro herramientas pedagógicas. Actualmente existen varios sistemas que implementan objetos de aprendizaje, pero es muy poca la investigación que existe de objetos de aprendizaje inteligentes. El combinar Inteligencia Artificial con Objetos de Aprendizaje (OA) da ventajas, p. e. que el usuario se sienta acompañado y asesorado de un experto en el tema durante su proceso de aprendizaje cuando esta haciendo uso del OA. Una debilidad que existe en e-learning es que el manejo electrónico de los materiales que hace uso el alumno le da la sensación de que esta solo, sin la compañía del profesor o experto, así lo deje ver. Así el proceso de enseñanza debe establecerse mediante el apoyo tutorial y un planteamiento educativo que favorezca un aprendizaje independiente y flexible. Como se menciona, los Objetos de Aprendizaje Inteligente generados por el modelo dan solución a la debilidad mencionada. Lo interesante del trabajo es como hacer uso de las técnicas inteligentes para insertar la que sea más ad hoc en el OA, para dar la sensación al usuario de que esta siendo acompañado de un experto en el tema que esta tratando de asimilar. La propuesta principal es mediante un chatbot inteligente que guie la secuencia que debe de seguir el usuario en el objeto de aprendizaje. A manera de conclusión podemos decir que el desarrollo científico de sistemas hibridos permite tomar ventajas de los sistemas involucrados para el logro de objetivos de una manera óptima y concreta para el logro de objetivos como es en este caso ayudar a garantizar el aprendizaje del usuario.

Palabras clave: Objeto de aprendizaje; Inteligencia Artificial.



AIML (Artificial Intelligence Mark-up Language): es un lenguaje de programación basado en XML. Fue diseñado específicamente para ayudar en la creación de la primera entidad chatbot informática de lenguaje artificial online o A.L.I.C.E., en sus siglas en inglés de Artificial Linguistic Internet Computer Entity Chatterbot ((en inglés) Alice). Aunque descrito muy ampliamente, el lenguaje AIML está especializado en la creación de agentes software con lenguaje natural, conocidos como Alicebots.

Chat (término proveniente del inglés que en español equivale a charla): es también conocido como cibercharla, designa una comunicación escrita realizada de manera instantánea a través de Internet entre dos o más personas ya sea de manera pública a través de los llamados chats públicos (mediante los cuales cualquier usuario puede tener acceso a la conversación) o privada, en los que se comunican sólo 2 personas a la vez.

Chatbot: es un programa que simula mantener una conversación con una persona. Habitualmente, la conversación se establece a través de un teclado, aunque también hay modelos que disponen de una interfaz de usuario multimedia. Más recientemente, algunos comienzan a utilizar programas conversores de texto a sonido (CTV), dotando de mayor realismo a la interacción con el usuario.

Inteligencia Artificial: a la rama de las Ciencias de la Computación dedicada al desarrollo de agentes racionales no vivos.

Objeto de aprendizaje: La IEEE considera como OA a cualquier entidad digital o no digital que puede ser usada, reutilizada o referenciada durante el aprendizaje soportado en tecnología. Dado que la definición habla de digitales y no digitales dentro de la categoría de objetos de aprendizaje, existen autores que critican a esta definición debido a que defienden la postura de que el OA debe ser digital.

Pedagogía: es la ciencia que tiene como objeto de estudio a la educación como fenómeno psicosocial, cultural y específicamente humano, brindándole un conjunto de bases y parámetros para analizar y estructurar la formación y los procesos de enseñanza-aprendizaje que intervienen en ella.

Sistema Experto: están compuestos por dos partes componentes, principalmente; una llamado Motor de Inferencias y la otra Base de Conocimientos. En la primera se representa el procedimiento lógico que sigue un experto en determinada área del conocimiento y en la segunda se representa el propio conocimiento del experto, pudiendo ser uno sólo o un grupo de expertos dentro de la misma área, inclusive pueden ser libros especializados en el tema de interés. Este tipo de sistemas se desarrolla con los objetivo de imitar la inteligencia humana, en este caso de un experto, y de tener asistencia de un experto en cualquier lugar en poco tiempo con respecto al tiempo que tarda en formarse un profesional humano incluyendo el tiempo de experiencia.





Alonso C.M. y Gallego, D.J. (2004) **Estilos de Aprendizaje: teoría y práctica**. CDROM, Madrid: UNED.

Aretio L. G. (2001) **La educación a distancia**. De la teoría a la práctica. Barcelona: Ariel.

Copeland J. (2000) **The Turing Test**.

http://www.alanturing.net/turing_archive/pages/Reference%20Articles/TheTuringTest.html

Desmond Keegan J. (1982) **New Delhi to Vancouver: trends in distance education**.

En Learning at a Distance. A world perspective, Athabasca University, Edmonton. International Council for Correspondence Education.

El Saddik, A., Ghavam, A., Fischer, S., y Steinmetz, R. (2000). **Metadata for smart multimedia learning objects**. Proceedings of the fourth Australasian Computing Education Conference. ACM-CSE, Melbourne, Australia, December 2000, 87-94.

Felder R. M. (1993) **Reaching the Second Tier Learning and Teaching Styles in College Science Education**. Journal of College Science Teaching, 23, pp. 286-290.

Ip A., Morrison I. y Currie, M., (2002) **Learning Objects 101: A primer for Neophytes**. De: <http://online.bcit.ca/sidebars/02november/inside-out-1.htm>

Lightle, Kimberly S. and Ridgway, Judith S. (2003), **Generation of XML Records across Multiple Metadata Standards**, D-Lib Magazine,

<http://www.dlib.org/dlib/september03/lightle/09lightle.html>

Martínez A., Filiberto F., Colegio de Bibliotecología, Facultad de Filosofía y Letras, Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM), de:

<http://cuib.unam.mx/~felipe/metadata2000/indice.htm>

Mira J. y Delgado A. E. (2002). **Knowledge-based systems. Artificial Intelligence: Technology with a Future**. The European Online Magazine for the IT Professional,

3(5):32–38.

Mira J. y Delgado A. E. (2000). Inteligencia artificial y sentido común en la estructuración del conocimiento tutorial para la enseñanza a distancia. En J. Mira, editor, Jornadas UNED2000: Conocimiento, Método y Tecnologías en la Educación a Distancia, páginas 14–21.

Morales R. y Agüera A. (2002) **Capacitación basada en objetos reusables de Aprendizaje**. Boletín IIE, enero-febrero del 2002. De: <http://www.iie.org.mx/2002a/tendencias.pdf>.

Muñoz J., Osorio B., Álvarez F.J., Cardona P., (2006) **Metodología para elaborar Objetos de Aprendizaje e integrarlos a un Sistema de Gestión de Aprendizaje**, Revista Apertura del Sistema de Universidad Virtual, Universidad de Guadalajara.

Mustaro, P. N y Silveira, I. F. (2006). **Learning objects: Adaptive retrieval through learning styles**. Interdisciplinary Journal of Knowledge and Learning Objects, 2, 35-46. <http://www.ijkl.org/Volume2/v2p035-046Mustaro.pdf>

Oribe J., (2020) **Alan Turing**. Publicado en: <http://elmaquinadeturing.wordpress.com/2010/01/12/alan-turing/>

Osorio B., Muñoz J., Álvarez F. J., Cardona P. (2006) **Metodología para elaborar Objetos de Aprendizaje**, Primera Conferencia Latinoamericana de Objetos de Aprendizaje – LACLO, Ecuador.

Quinn C. y Hobbs S. (2000) **Learning Objects and Instruction Components. International Forum of Educational Technology and Society**. De: <http://ifets.ieee.org/periodical/>

Turing A., **The Turing Archive for the History of Computing**. http://www.alanturing.net/turing_archive/index.html

Robson R. (1999) **Object-oriented Instructional Design and Web-based Authoring**. De:
<http://www.eduworks.com/robby/papers/objectoriented.pdf>

Santacruz V. L. (2004) **Utilización de Objetos de Aprendizaje para la Generación de Contenido Educativo**. Revista CINTEX Publicación Colombiana de Tecnología y Educación. ISSN: 0122-350X. • Tecnológico Pascual Bravo. Vol.1 no 10. dic/marzo 2003/2004

Sheperd C. (2000) **Objects of Interest**. De:
<http://www.fastrakconsulting.co.uk/tactix/features/objects/objects.htm>

Sosteric M. y Hesemeier S. (2003) **When is a Learning Object not an Object: A first step towards a theory of Learning Objects**. De: <http://www.distance-educator.com/>

Urretavizcaya-Loinaz M. y Fernández de Castro I. (2002). **Artificial intelligence and education: an overview. Artificial Intelligence: Technology with a Future**. The European Online Magazine for the IT Professional, 3(5):53–58.

Wiley D. A., et al, (2000) **Getting axiomatic about learning objects**. De:
<http://reusability.org/axiomatic.pdf>

Wiley D. A. (2000) **Connecting learning objects to instructional desing theory: a definition, a metaphor, and a taxonomy**. In D A Wiley (Ed.), The Instructional Use of Learning Objects. De: <http://reusability.org/read/chapters/wiley.doc>