

Hacia un Aprendizaje Personalizado en Ambientes Virtuales

Towards Personalized Learning in Virtual Environments

Benjamín Maraza Quispe¹

¹ Universidad Nacional San Agustín, Arequipa, Perú

benjimaraza@gmail.com

RESUMEN. La aplicación de las TIC en la educación y el impacto de Internet han fomentado el aprendizaje online, rompiendo muchas barreras limitantes de la educación tradicional como el espacio, tiempo, cantidad y cobertura. Sin embargo, las nuevas propuestas afectan la calidad de los servicios educativos, como el acceso lineal a los contenidos y métodos no flexibles al estilo de aprendizaje de los usuarios (Vicari, Ovalle 2005).

En este contexto se propone un Modelo Inteligente de Gestión de Aprendizaje Personalizado en un Ambiente de Simulación Virtual Basado en Instancias de Objetos de Aprendizaje. Utilizando para ello una función de similaridad a través la Distancia Euclidiana Multidimensional Ponderada para el preprocesamiento de los datos y una Red Neuronal Perceptron Multicapa para la selección de la mejor estrategia de enseñanza de acuerdo al estilo de aprendizaje del estudiante. Se implementa la plataforma experimental MIGAP para el montaje de cursos de dominio de la Mecánica Newtoniana. Los resultados muestran que el modelo propuesto tiene una eficiencia de un 99.5%; por encima de los modelos: Simple Logistic con un 98.99%, Naive Bayes con un 97.98%, Tree J48 con un 96.98%, y Redes Neuronales con un 94.97% de aciertos.

La aplicación de este modelo en otras áreas del conocimiento permitirá la identificación del mejor estilo de aprendizaje; con la finalidad de permitir que los recursos, actividades y servicios educativos sean flexibles al estilo de aprendizaje del estudiante, mejorando la calidad de los servicios educativos.

ABSTRACT. The application of TIC in education and the impact of Internet have promoted online learning, breaking many limiting barriers of traditional education as space, time, quantity and coverage. However, the new proposals affect the quality of educational services, such as linear access to the contents and methods are not flexible learning style of the users (Vicari, Ovalle 2005).

In this context, Intelligent Management Model Personalized Learning proposes a Virtual Simulation Environment based on Learning Object Instances. Using an function similar ity through the Multidimensional Euclidean distance weighted for preprocessing of data and Multilayer Perceptron Neural Network for the selection of the best teaching strategies according to the learning style of the student. MIGAP experimental platform is implemented for assembling courses domain of Newtonian mechanics.

The results show that the proposed model has efficiency of 99.5%; above models: Simple Logistic with 98.99%, Naive Bayes with 97.98%, J48 Tree with 96.98%, and Neural Networks with 94.97% correct.

The application of this model in other areas of knowledge allowed the identification of the best learning style; in order to allow resources, activities and educational services are flexible to student's learning style, improving the quality of educational services.

PALABRAS CLAVE: Modelo, Sistema, Aprendizaje, Inteligencia, Artificial, Estilos, Razonamiento Basado en Casos.

KEYWORDS: Model, Learning Management System, Artificial Intelligence, Learning Styles, Case Based Reasoning, Neural Networks.

1. Introducción

La Inteligencia Artificial (Artificial Intelligence, AI) en la educación constituye un campo creciente de interés, donde se trata fundamentalmente de aportar en la formulación y aplicación de técnicas al desarrollo de sistemas que soporten los procesos de enseñanza y de aprendizaje asistidas por computador con el propósito de construir sistemas más inteligentes (Carbonel, 1998; Murray, 1998; Adriessen, 1999). El término “inteligente” utilizado en estos sistemas queda determinado fundamentalmente por su capacidad de adaptación continua a las características del aprendizaje y del conocimiento de los diferentes usuarios (Wenger, 1997).

El objetivo principal de la presente investigación, es desarrollar métodos dinámicos para la búsqueda e identificación del mejor estilo de aprendizaje de un estudiante. Estos métodos son aplicados en tiempo real, utilizando el Razonamiento Basado en Casos RBC, a través de la función de similaridad, utilizando la Distancia Euclidiana Multidimensional Ponderada. El RBC proveerá un método para la personalización de la mejor estrategia de aprendizaje. La eficiencia en cuanto a selección de estilos de aprendizaje vía RBC son comparados con los resultados obtenidos por otros algoritmos de selección de estilos de aprendizaje como: Redes Neuronales, Naive Bayes, Tree J48 y Simple Logistic.

En este contexto se diseña e implementa la plataforma MIGAP (Modelo Inteligente de Gestión de Aprendizaje Personalizado), para presentar contenidos de aprendizaje, los cuales se adaptan al mejor estilo de aprendizaje de acuerdo al modelo de Honey-Alonso (Honey, 1994).

2. Marco teórico

2.1. La Inteligencia Artificial en Educación

En el ámbito de la Inteligencia Artificial IA en educación, las investigaciones son enfocadas al desarrollo de sistemas para la educación, basándose aspectos del conocimiento (Vicari, 2005). En la figura 1 se muestra las principales técnicas de la IA que se aplican a la educación.

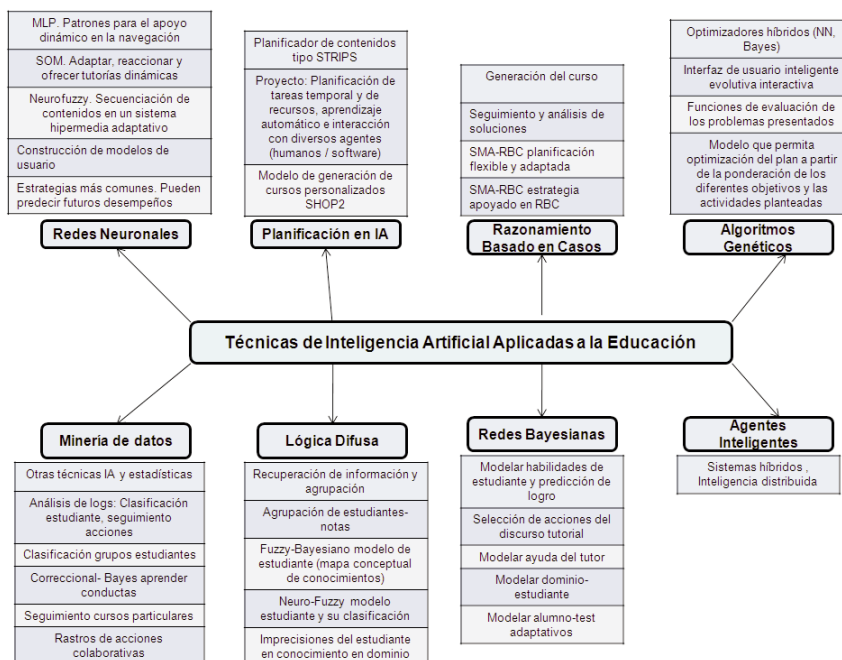


Figura 1. Principales técnicas de IA aplicadas a la educación. (Vicari, 2005).

2.2. Estilos de aprendizaje

En relación a las definiciones existentes sobre estilos de aprendizaje, consideramos las siguientes como importantes:

Los estilos de aprendizaje son los rasgos cognoscitivos, afectivos y fisiológicos que sirven como indicadores relativamente estables, de cómo los alumnos perciben interacciones y responden a sus ambientes de aprendizaje (Keefe, 1998).

Se puede concluir que cada persona tiene su propia “huella digital” de aprendizaje. Cada persona desarrolla y potencia cierta estrategia (algunos aprenden de su lectura, otros practicando, algunos del trabajo en grupo, otros del trabajo aislado), sin embargo todos poseemos en diferentes porcentajes algún rasgo de los diferentes estilos de aprendizaje.

Estilos de aprendizaje seleccionados:

Los modelos que se mencionan a continuación se enfocan en el proceso de aprendizaje, razón por lo cual son analizados.

El modelo de Honey, basado en el modelo de Kolb, especifica 4 estilos (Honey, 1994):

Estilos: Activo, reflexivo, teórico y pragmático.

Estilos de Aprendizaje	Principales Características
Activo	Animador, Improvisador, Descubridor, Arriesgado, Espontáneo
Reflexivo	Ponderado, Conciencioso, Receptivo, Analítico, Exhaustivo
Teórico	Metódico, Lógico, Objetivo, Crítico, Estructurado
Pragmático	Experimentador, Práctico, Directo, Eficaz, Realista

Tabla 1. Características de cada estilo de aprendizaje (Alonso y Domingo, 1994).

2.3. Técnica de la Inteligencia Artificial aplicada a la propuesta

La técnica de la Inteligencia Artificial aplicada es el Razonamiento basado en casos, la cual primeramente detecta el estilo de aprendizaje del estudiante para determinar la mejor estrategia de aprendizaje que se adecue mejor a este estilo de aprendizaje. El RBC es el proceso de solucionar nuevos problemas basándose en las soluciones de problemas anteriores. Por ejemplo un mecánico de automóviles que repara un motor porque recordó que otro auto presentaba los mismos síntomas está usando razonamiento basado en casos. Un abogado que apela a precedentes legales para defender alguna causa está usando razonamiento basado en casos.

2.3.1. Razonamiento Basado en Casos:

El Razonamiento Basado en Casos (RBC) es un cuerpo de conceptos y técnicas que tocan temas relacionados a la representación del conocimiento, razonamiento y aprendizaje a partir de la experiencia (Pal y Shiu, 2004). La similaridad es el concepto que juega un papel fundamental en el RBC.

a. Definición de un caso:

También conocido como instancia, objeto o ejemplo. Puede ser definido como una pieza de conocimiento

contextualizado que representa una experiencia significativa.

b. Etapas del RBC:

Las principales etapas son cuatro: Recuperación, Reutilización, Revisión y Retención. Estas cuatro etapas envuelven tareas básicas como: agrupamiento y clasificación de casos, selección y generación de casos, aprendizaje e indexación de casos, medición de similaridad de casos, recuperación e inferencia de casos, razonamiento, reglas de adaptación y minería de datos.

c. Ciclo de vida del RBC:

El ciclo de vida para la solución de problemas usando un sistema RBC consta de cuatro estados.

- Recuperación de casos similares de una base de experiencia.
- Reutilización de casos mediante copia o integración de soluciones desde los casos recuperados.
- Revisión o Adaptación de la solución(es) recuperada(s) para resolver el nuevo problema
- Retención de una nueva solución, una vez haya sido confirmada o validada.

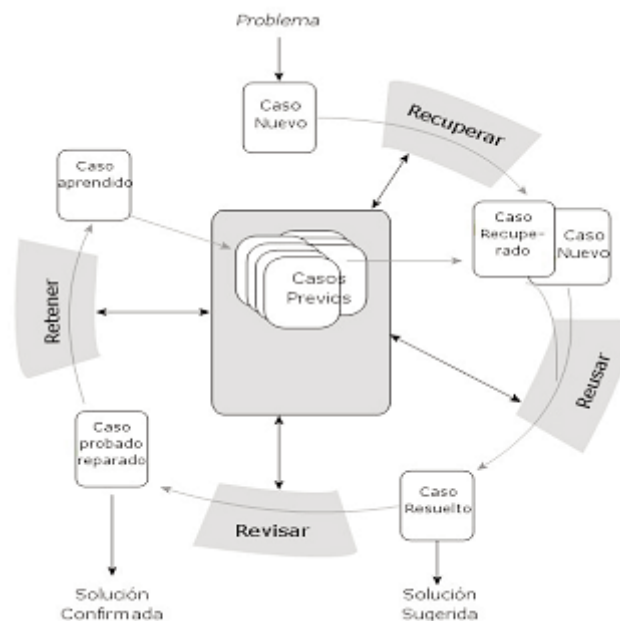


Figura 2. Ciclo de vida del RBC (Pal y Shiu, 2004).

2.3.2. Descripción de la solución propuesta

Un sistema basado en casos tiene tres componentes principales: una interfaz de usuario, un motor de inferencia y una base de casos. La base de casos contiene las descripciones de los problemas resueltos previamente en forma de rasgos (predictores y objetivos). Cada caso puede describir un episodio particular o una generalización de un conjunto de episodios relacionados. El motor de inferencia es la máquina de razonamiento del sistema, la cual compara el problema insertado con los que están almacenados en la base de casos y como resultado infiere una respuesta con el mayor grado de semejanza a la que se busca. La interfaz de usuario permite la comunicación entre el sistema y el usuario, dando la posibilidad de interactuar con la base de casos, plantear nuevos problemas y consultar los resultados inferidos.

En el estilo de solución de problemas con el uso de esta técnica se recupera un caso semejante al nuevo y la solución del problema recuperado se propone como solución potencial del nuevo problema. Esto se deriva de un proceso de adaptación en el cual se adecua la vieja solución a la nueva situación. Estos sistemas definen

3.2. Descripción del modelo

La descripción del modelo incorpora a la arquitectura clásica de un Sistema Tutor Inteligente, un proceso de selección de objetos de aprendizaje (contenidos), influenciado por las estrategias de enseñanza de los estilos de aprendizaje del alumno. Estas estrategias de enseñanza serán el vínculo de los objetos de aprendizaje a través de las estrategias de enseñanza-aprendizaje aplicadas al diseño de los contenidos del curso.

A continuación se describen las modificaciones realizadas a los módulos de la arquitectura general del STI:

En el módulo tutor se incorporan las estrategias de enseñanza-aprendizaje consideradas en el diseño de los temas de los diferentes cursos, así como la redefinición de las estrategias de enseñanza según el estilo de aprendizaje del alumno. También se incorporan un proceso para adecuar los contenidos que se presentarán:

- Identificar los estilos de aprendizaje utilizando Redes Neuronales.
- Seleccionar los temas a mostrar al alumno, vinculando su estilo de aprendizaje con las estrategias de enseñanza utilizadas en la creación de los temas y así favorecer su aprendizaje.
- En el módulo de conocimiento se añade una base de datos que almacenará las competencias de la asignatura. Así como la utilización de algunos metadatos en los contenidos del curso para caracterizar las competencias que se buscan desarrollar.
- El módulo de interfaz mostrará los objetos de aprendizaje elegidos por el proceso de selección del módulo tutor.
- Se añade el módulo del Razonamiento Basado en Casos, el cual es un enfoque que aborda nuevos problemas tomando como referencia problemas similares resueltos en el pasado. De modo que problemas similares tienen soluciones similares.

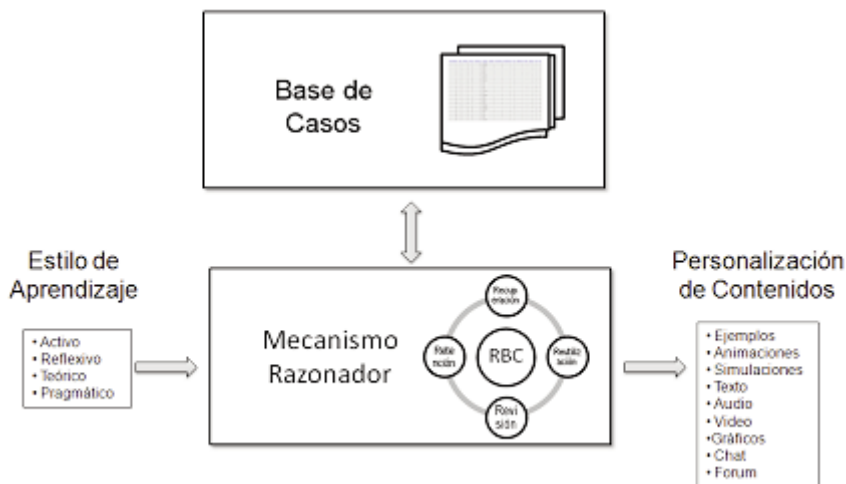


Figura 4. Propuesta RBC para personalizar contenidos.

Una base de datos conformada por 199 estudiantes de acuerdo a sus estilos de aprendizaje es ingresada al mecanismo Razonador Basado en Casos. Este, previo a un proceso de indexación de casos, recupera casos usando como medida de similaridad la distancia euclidiana en n dimensiones. Concluido el proceso de evaluación el ganador es revisado, retornando el contenido personalizado de acuerdo al estilo de aprendizaje ingresado, si este caso es significativo es retenido; tal como se observa en la figura 4.

3.3. Personalización de contenidos de acuerdo al estilo de aprendizaje de estudiante

Para llevar a cabo la experimentación se trabajó en el Centro de Innovación Virtual de la I.E. Juan Velasco Alvarado, con una muestra de 199 estudiantes que interactuaron con la plataforma MIGAP con la finalidad de determinar el estilo de aprendizaje predominante y también se les aplicó un cuestionario sobre preferencias de

estrategias de enseñanza.

También se analizaron las frecuencias de los estilos de aprendizaje detectados a cada uno de los estudiantes de cada curso, para conocer si estos influyeron en el desempeño de los estudiantes. En la figura 5 se presenta el gráfico correspondiente a los estilos de aprendizajes, donde se puede observar una preponderancia de los estilos de aprendizaje reflexivo y pragmático.

A continuación desarrollamos un resumen estadístico de los estilos de aprendizaje detectados en los 199 estudiantes, los cuales sirvieron de muestra para formar la base de casos.

En el gráfico 5 se puede observar que 37 estudiantes poseen el estilo de aprendizaje activo, 59 estudiantes poseen el estilo de aprendizaje reflexivo, 44 estudiantes poseen el estilo de aprendizaje teórico y 59 estudiantes poseen el estilo de aprendizaje pragmático.

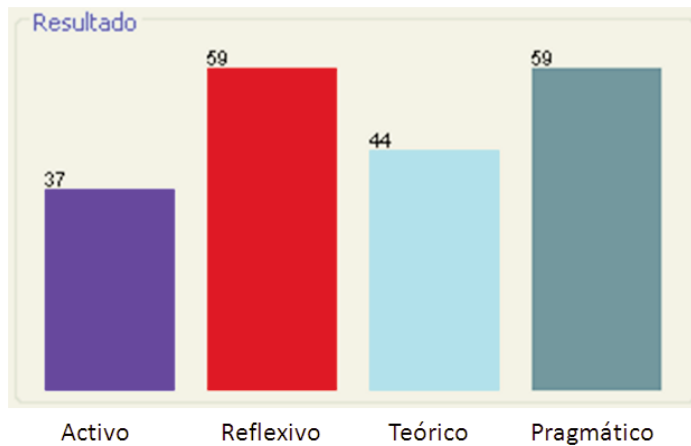


Figura 5. Estilos de aprendizaje detectados.

4. Experimentación y resultados

Para realizar la evaluación de la propuesta con otros algoritmos se utiliza la técnica de la validación cruzada o cross-validation que es utilizada para evaluar los resultados de un análisis estadístico y garantizar que son independientes de la partición entre datos de entrenamiento y prueba. Consiste en repetir y calcular la media aritmética obtenida de las medidas de evaluación sobre diferentes particiones.

Se utiliza en entornos donde el objetivo principal es la predicción y se quiere estimar cómo de preciso es un modelo que se llevará a cabo a la práctica. Es una técnica muy utilizada en proyectos de inteligencia artificial para validar modelos generados.

A continuación en los siguientes gráficos se puede observar un análisis estadístico desarrollado con las diferentes técnicas de Inteligencia Artificial utilizadas en la propuesta.

	Activo	Reflexivo	Teórico	Pragmático	Datos	Aciertos	Errores
Activo	37	0	0	0	37	37	0
Reflexivo	0	58	1	0	59	58	1
teórico	0	0	44	0	44	44	0
pragmático	0	0	0	59	59	59	0
						198	1
						99.50%	0.50%

Figura 7. Matriz de Confusión aplicando el Algoritmo Simple Logistic.

	Activo	Reflexivo	Teórico	Pragmático	Datos	Aciertos	Errores
Activo	35	0	0	2	37	35	2
Reflexivo	0	58	1	0	59	58	1
teórico	0	0	44	0	44	44	0
pragmático	1	0	0	58	59	58	1
						195	4
						97.98%	2.01%

Figura 8. Matriz de Confusión aplicando el Algoritmo Naive Bayes.

	Activo	Reflexivo	Teórico	Pragmático	Datos	Aciertos	Errores
Activo	37	0	0	0	37	37	0
Reflexivo	0	54	4	1	59	54	5
teórico	0	1	43	0	44	43	1
pragmático	0	0	0	59	59	59	0
						193	6
						96.48%	3.01%

Figura 9. Matriz de Confusión aplicando el Algoritmo Tree J48.

	Activo	Reflexivo	Teórico	Pragmático	Datos	Aciertos	Errores
Activo	35	0	0	2	37	35	2
Reflexivo	0	55	4	0	59	55	4
teórico	0	4	40	0	44	40	4
pragmático	0	0	0	59	59	59	0
						189	10
						94.97%	5.02%

Figura 10. Matriz de Confusión aplicando Redes Neuronales.

Como conclusión del análisis desarrollado se puede observar que el mayor número de aciertos en la clasificación corresponden a la técnica propuesta del Razonamiento Basado en Casos con un 99,50% de aciertos y un 0,5% de error, en contraposición con la utilización de las demás técnicas utilizadas que tiene un porcentaje de aciertos por debajo de la propuesta.

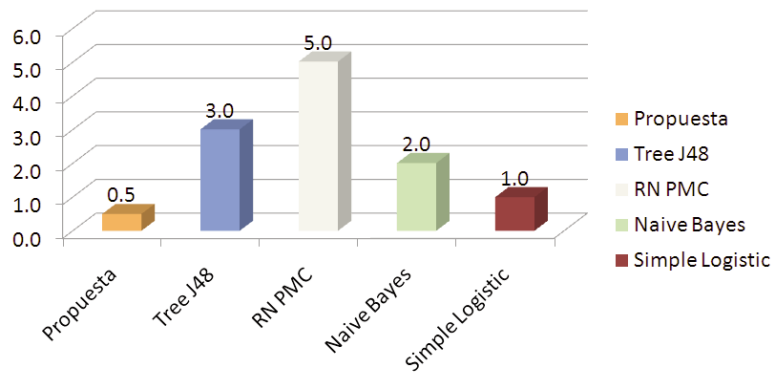


Figura 11. Comparación del índice de error de RBC con otras técnicas.

Se aprecia que el mayor número de casos correctamente clasificados 198 corresponde al RBC con solo un caso incorrectamente clasificado, con un error absoluto medio de 0.0279. Luego de realizadas las comparaciones con otros algoritmos de clasificación le siguen en segundo lugar Simple Logistic, en tercer lugar Naive Bayes, en cuarto lugar Tree J48 y en quinto lugar por debajo de las anteriores aplicando Redes Neuronales Artificiales.

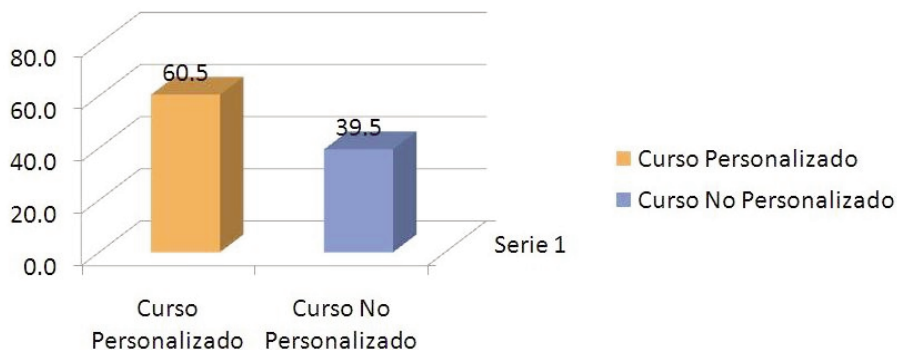


Figura 12. Promedio general de las calificaciones por curso.

En el gráfico 12 se muestran los promedios generales de calificaciones obtenidas por los estudiantes de cada curso, donde se observa que los promedios de las calificaciones obtenidas por los estudiantes que llevaron el curso personalizado es de 60.5 puntos, mientras que el promedio de los estudiantes que llevaron el curso no personalizado es de 39.5 puntos, notándose por consiguiente una diferencia muy considerable de 21 puntos.

5. Conclusiones

1. Se ha logrado proponer un Modelo Inteligente de Gestión de Aprendizaje Personalizado basado en instancias de objetos de aprendizaje cuyos resultados muestran que el modelo propuesto tiene una eficiencia de un 99.5%; por encima de los modelos: Simple Logistic con un 98.99%, Naive Bayes con un 97.98%, Tree J48 con un 96.98%, y Redes Neuronales con un 94.97% de aciertos.

Un prototipo de demostración se puede observar en www.migap.my-place.us

2. Después de proponer, experimentar, analizar y evaluar el Razonamiento Basado en Casos, se aprecia un comportamiento muy aceptable y significativo en la personalización de contenidos de acuerdo al estilo de aprendizaje de los estudiantes.

3. Se ha logrado identificar los problemas en los sistemas tradicionales así como los fundamentos teóricos, determinando los aspectos que reducen la calidad de los sistemas de gestión de aprendizaje y proponiendo estrategias de mejora basado en la teoría.

4. Se ha plasmado un modelo que facilita las actividades de enseñanza –aprendizaje en los sistemas e-Learning.

5. Las pruebas con este prototipo permiten proyectar que el uso de esta tecnología e-Learning afectaría directamente en la calidad educativa de la región. Permitiendo optimizar algunos elementos del proceso de aprendizaje que aun son tradicionales en nuestro medio.

6. Se ha logrado Modelar al estudiante en el Módulo Modelador del Estudiante atribuyéndole capacidades de flexibilidad y atributos de personalización dotados por un sistema de Razonamiento Basado en Casos basado en la distancia euclidiana en un espacio de n dimensiones.

Cómo citar este artículo / How to cite this paper

Maraza, B. (2016). Hacia un Aprendizaje Personalizado en Ambientes Virtuales. *Campus Virtuales*, Vol. 5, Num. 1, pp. 20-29. Consultado el [dd/mm/aaaa] en www.revistacampusvirtuales.es

Referencias

- Alonso, C. M., & Domingo, J. (1994). Los estilos de aprendizaje: procedimientos de diagnóstico y mejora. Bilbao: Ediciones Mensajero.
- Andriessen, J. (1999). Where is education and how about AI?. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*.
- Carbonell, J. (1998). An Artificial Intelligence Approach to Computer assisted instruction. *CAI*, 4(6).
- Honey, P. (1994). Los estilos de aprendizaje: procedimientos de diagnóstico y mejora, 104-116. Bilbao: Ediciones Mensajero.
- Keefe (1998). Estilos de aprendizaje, generalidades. In EA.
- Murray, W. (1998). Control for intelligent tutoring systems: A comparison of blackboard architecture and discourse management networks. Research Report R-6267, FMC Corporation, USA.
- Pal, S., & Shiu, S. (2004). *Foundations of soft case-based reasoning*, 8. Wiley-interscience.
- Peña, C. (2004). Intelligent agents to improve adaptivity in a web-based learning environment. España: Universidad de Girona.
- Vicari, R., & Ovalle, D. (2005). ALLEGRO: Ambiente Multi-Agente de Apoyo a la Enseñanza-Aprendizaje utilizando Planificación Instruccional y Razonamiento Basado en Casos (CBR). In *Proceedings of XIII Congreso Iberoamericano de Educación superior en Computación Latin-American Conference on Informatics CLEI*, Medellín, Colombia.
- Wenger, E. (1997). Artificial intelligence and tutoring systems.