

## Sistema para la selección del método pedagógico en sistemas tutores inteligentes

### [ System for selection of pedagogical method in intelligent tutorial systems ]

*Ivelisse Teresa Machín Torres*

Ingeniera, Facultad de Ciencias Técnicas, Departamento Ingeniería, Universidad José Martí Pérez,  
Isidro González # 26 entre Ave Libertad y Agramonte, Sancti -Spíritus, Cuba

Copyright © 2017 ISSR Journals. This is an open access article distributed under the **Creative Commons Attribution License**, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

**ABSTRACT:** The pedagogical method selection is relevant to guarantee adaptability and to personalize each method, while working with intelligent tutorial systems. The objective of this research is just to develop a hybrid system for the pedagogical method selection for an intelligent tutorial system that contributes to knowledge management and strengthens the multiple specific intelligences of each student, in the teaching–learning process.

The proposed hybrid system has two components, a genetic algorithm and a neuro fuzzy network, Mamdani Anfis style. The hybrid approach interprets the rules base of a fuzzy system in neural networks terms, where the net simulates a fuzzy inference system of Mamdani type.

The learning algorithm works modifying its structure and/or parameters, that is to say, because of neuronal inclusion or exclusion and weight adaptability. The neuro fuzzy network learns in a supervised way, through the Levenberg–Marquardt algorithm.

An experiment was applied in order to measure system effectiveness, considering decrease in wrong attempts doing an exercise as a success criterion.

The result allows us to confirm that the selection of the pedagogical method generated by the proposal is useful, so it can contribute in a positive way to the programming teaching.

This new system enables teaching under in a personalized learning style, taking into account the students characteristics.

**KEYWORDS:** genetic algorithm, learning style, neuro fuzzy network, tutor modeled, object-oriented programming.

**RESUMEN:** La selección del método pedagógico es fundamental para garantizar la adaptabilidad y personalización cuando se trabaja con Sistemas Tutores Inteligentes. El objetivo del presente trabajo es desarrollar un sistema híbrido para la selección del método pedagógico para un Sistema Tutor Inteligente que contribuya a la gestión del conocimiento y potencie las inteligencias múltiples específicas de cada estudiante, en el proceso enseñanza-aprendizaje.

El sistema híbrido propuesto consta de dos componentes, un algoritmo genético y una red neurodifusa estilo Mamdani Anfis. El enfoque híbrido interpreta la base de reglas de un sistema difuso en términos de una red neuronal, donde la red simula un sistema de inferencia difusa del tipo Mamdani. El algoritmo de aprendizaje trabaja modificando su estructura y/o parámetros, es decir por inclusión o exclusión de neuronas y por adaptación de pesos. La red neurodifusa aprende en modo supervisado, a través del algoritmo de Levenberg –Marquardt.

Se aplicó un experimento con el objetivo de medir la efectividad del sistema, tomando como criterio de éxito la disminución de la cantidad de intentos incorrectos necesarios para realizar un ejercicio. Los resultados permiten afirmar que la selección del método pedagógico generada por la propuesta tiene utilidad, pues puede contribuir de forma positiva a la enseñanza de la programación.

Este novedoso sistema permite enseñar bajo un estilo de aprendizaje personalizado, considerando la inclusión de características del estudiante.

**PALABRAS-CLAVE:** algoritmo genético, estilos de aprendizaje, modelado del tutor, red neurodifusa, programación orientada a objetos.

## 1 INTRODUCCIÓN

La enseñanza de la Programación Orientada a Objetos (POO) presenta limitaciones que se evidencian en los bajos resultados e índices de retención en los estudiantes. Se ha observado que los estudiantes presentan las siguientes dificultades [1, 2]:

- No saben describir los problemas que se plantean.
- Escriben código que no cumple con los estándares definidos.
- No expresan exactamente las soluciones que se necesitan.
- Hacen mal uso de términos o estructuras.
- No abstraen adecuadamente la esencia de un problema.
- No extrapolan ideas.

Por otra parte [3] realiza un estudio donde se evidencia que la enseñanza de la POO presenta deficiencias que se reflejan en los bajos índices de retención.

Diferentes trabajos proponen como alternativa a esta situación complementar los conocimientos teóricos con actividades prácticas [4] mediante una correcta selección del método pedagógico. En [5] se propone la mejora de la efectividad mediante actividades prácticas que cumplan con determinados estilos de aprendizaje. Al observar este análisis, puede apreciarse la necesidad de perfeccionar los medios que ayudan a mejorar la calidad de un proceso de enseñanza-aprendizaje. El mismo tiene características propias, resulta complejo y puede estar viciado por técnicas aprendidas en otros paradigmas que nada tienen que ver con el de la POO [6] de ahí la necesidad de adaptación sobre la base de la estrategia pedagógica.

Por otra parte, en [7] se propone la mejora del aprendizaje mediante el análisis de las características emocionales del estudiante. La referencia [8] expone los principales argumentos que explican por qué aún las habilidades académicas de los alumnos no se ven favorecidas cuando se utiliza un sistema tutor inteligente (STI).

Los STI surgen como una evolución de la enseñanza asistida por computadoras, al combinar conocimientos de la pedagogía y la psicología, con avances en la ciencia de la computación, en especial de la inteligencia artificial. Estos sistemas tienen como meta reproducir el hacer de un profesor humano competente, que adapta técnicas para el aprendizaje de un dominio de enseñanza en función del perfil del estudiante [9].

Un tutor inteligente “es un sistema de software que utiliza técnicas de inteligencia artificial (IA) para representar el conocimiento e interactúa con los estudiantes para enseñárselo” [3]. Se le nombra como inteligentes porque tienen la capacidad de adaptarse al estilo y ritmo de cada estudiante, siguiendo la metodología indicada por el instructor.

Como resultado del uso de STI se reportan ganancias significativas en el aprendizaje con respecto a otros tipos de sistemas que se usan para apoyar el proceso de enseñanza-aprendizaje [10]. Autores como [11]-[12] destacan como causa principal de estos resultados positivos la correcta selección del método pedagógico que recibe el estudiante durante la interacción con el sistema. Incluso se apunta que existe una relación directa entre la selección del método pedagógico y el aumento del rendimiento que se evidencia en las evaluaciones [13].

Para realizar la tutoría se usan modelos que, aunque varían de un sistema a otro, responden a la representación de tipos de conocimiento similares: conocimiento sobre el dominio o materia objeto de estudio, para saber qué enseñar; conocimiento sobre la persona que aprende, para saber a las características de quien adaptar; conocimiento sobre el proceso de tutoría, para saber cómo enseñar y conocimiento sobre cómo debe ser la interacción entre sistema y usuario. Estos son conocidos como modelos del dominio, del estudiante, del profesor y de interacción respectivamente. El término modelo es usado en este contexto por los investigadores para conceptualizar y operacionalizar las funciones y variables que intervienen en la tutoría [14].

Estos modelos están interconectados para poder lograr la personalización respecto a los estudiantes; realizan tareas específicas y dan seguimiento a las acciones tomadas con cada estudiante a través del componente interfaz. El modelo de tutor, es el encargado de definir y de aplicar una estrategia orientadora, de contener los objetivos a ser alcanzados y los planes utilizados para alcanzarlos. Es el responsable de seleccionar los problemas y el material de aprendizaje, de monitorear, y proveer asistencia al estudiante. También de integrar el conocimiento del dominio conceptual que se aborda. Es decir, un sistema de este tipo debe tratar, además, los aspectos esenciales de la planificación, así como aspectos que involucran la representación, la selección y la secuenciación del material a ser utilizado y la planificación se refiere a cómo ese material va a ser presentado.

Esto significa contar con varios métodos pedagógicos que se ajusten de acuerdo a las necesidades y las preferencias de cada alumno en particular. Se trata entonces de un modelo que pueda soportar el uso de las nuevas tecnologías existentes.

Dentro de este ámbito se encontraron trabajos como [11]-[12]-[13] que tienen como meta proponer un modelo de tutor inteligente capaz de adaptarse a las necesidades y preferencias de los alumnos, según sus estilos de aprendizaje. Existen propuestas de STI que utilizan técnicas de caja negra [15], comparación con soluciones ideales [16]-[4]-[17] y presentación de información estática [18]-[19] y dinámica [20] del programa, que han sido aplicadas con resultados exitosos. Sin embargo, al limitarse la efectividad en la selección del método pedagógico no se obtienen las ganancias observadas en otras áreas de aplicación.

Por otra parte, en las investigaciones consultadas se identificaron diferentes enfoques para la selección del método pedagógico en el modelo del tutor. El primero está compuesto por las técnicas tradicionalmente usadas para los modelos de tutores mejor definidos. En [21] se usan reglas escritas en lógica de predicados de primer orden. Sin embargo, estos métodos requieren de la completitud del modelo desarrollado. En la programación, incluso los más simples problemas, al ser diseñada su solución suelen tener varias vías posibles, producto de diferencias en las estrategias, algoritmos y decisiones de implementación tomadas [22]. Se necesita de un análisis exhaustivo del perfilado del estudiante, que algunos autores indican que representa un costo en tiempo generalmente alto.

Tomando en consideración estos elementos, este artículo tiene como objetivo presentar y valorar un sistema híbrido para la selección del método pedagógico en STI que contribuya a mejorar el rendimiento de los estudiantes.

## 2 MARCO TEÓRICO

La selección del método pedagógico es uno de los esenciales de los STI [5] por lo que es necesario un estudio para alcanzar sus potencialidades en cuanto a la elección de estilos. Sin encontrarse un criterio definitivo sobre los elementos que debe cumplir, se analizan las características identificadas como deseables.

En [23] se presenta la especificidad de la selección del método pedagógico como un factor determinante para el aprendizaje. En ese trabajo se discute sobre la relevancia de incluir información directamente relacionada con el contexto donde se encuentra el estudiante y en menor medida con aspectos generales del área de conocimiento que se trabaja.

En trabajos revisados [23]- [24] se constata una falta de criterio definitivo sobre el momento en que debe ser provista la selección del método pedagógico o si esta se produce a demanda de forma proactiva por el sistema. Sin embargo, existe un consenso acerca de la cantidad de soporte que un sistema es capaz de entregar, lo que puede resultar un factor decisivo al evidenciar que existe una relación directa entre el volumen de interacción que ocurre entre sistema estudiante y la ganancia en el aprendizaje que ocurre del proceso [13]. Por este motivo, es una característica deseable la posibilidad de retroalimentación en cualquier momento que se necesite en función de una estrategia pedagógica.

### 2.1 ASPECTOS GENERALES

En la figura 1 aparece una representación del esquema general del modelo del tutor, con sus componentes básicos, donde se puede observar el método pedagógico, el planificador de lección y la ruta de aprendizaje.

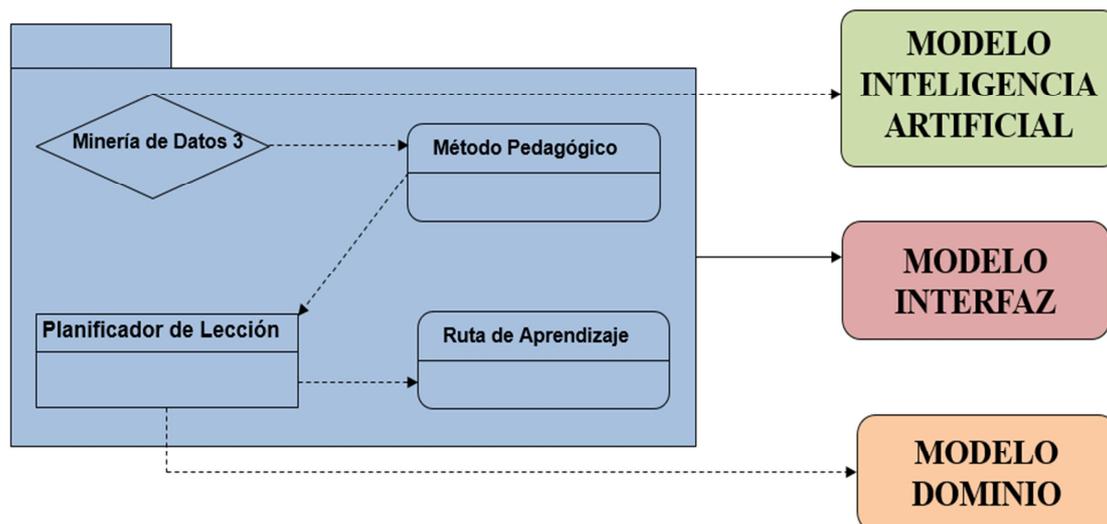


Fig. 1. Esquema general del modelo del tutor

Este modelo del tutor es el encargado de seleccionar el método pedagógico más adecuado, según los datos y preferencias del estudiante, para presentar los contenidos de la lección: consta de un sistema híbrido, encargado de evaluar las características del estudiante que se encuentran almacenadas en el modelo del estudiante y que se obtuvieron mediante un analizador de perfiles inteligentes que interactúa con el STI. Por otra parte, el planificador de la lección es el encargado de diagramar los contenidos que se van a presentar en una sesión pedagógica determinada.

La ruta de aprendizaje contiene los LOM y la secuenciación a aplicar para definir las unidades de contenido, que se debe materializar en una serie de tareas (actividades, talleres, recursos, prácticas, etc.) que vienen diseñados y condicionados por el Curso y que se ofrecen al estudiante a través de una Interfaz de Usuario, adaptada a las características del estudiante, gracias a los datos que facilita el analizador de perfiles inteligentes.

En la actualidad cobra relevancia el proceso de adquisición, construcción y apropiación de los conocimientos, lo cual debe tener en cuenta necesidades específicas de cada alumno. Se trata de maximizar los resultados a partir de una u otra técnica, según el modo particular o estilo de aprendizaje de cada cual. El analizador de perfiles inteligentes es un sistema basado en reglas, y tiene como objetivo la selección de los estilos pedagógicos más adecuados, tomando en cuenta las inteligencias múltiples en una instancia inicial. Esto se logra analizando las preferencias mostradas por el estudiante en una primera sesión pedagógica, a partir de lo cual estas tareas pasan a realizarse de conjunto con el modelo del tutor.

Para obtener datos acerca del modo en que cada estudiante aprende, se decidió la utilización de las planillas de estilos de aprendizaje [25] que son instrumentos para la toma de datos. En el modelo se definen diferentes dimensiones relativas a cómo la gente procesa la información, de modo que cada dimensión tiene dos posibles valores:

- Procesamiento: activo/reflexivo
- Percepción: sensorial/intuitiva
- Entrada: visual/verbal
- Comprensión: secuencial/global

Se obtiene el estilo de aprendizaje directamente al recopilar la información del cuestionario sobre el Índice de Estilos de Aprendizaje que pasa el alumno. El objetivo de este cuestionario es establecer el estilo de aprendizaje dominante de cada alumno. El cuestionario está formado por 44 preguntas, de modo que hay 11 cuestiones para cada una de las 4 dimensiones (distribuidas desordenadamente en el formulario). Por tanto, se desea agrupar a los estudiantes en familias con características comunes, para elegir métodos pedagógicos específicos. Con este fin fue elaborado el sistema híbrido que se describe a continuación.

## 2.2 PROPUESTA DE UN SISTEMA HÍBRIDO

El sistema híbrido que se propone consta de dos componentes, un algoritmo genético y una red neurodifusa estilo Mamdani Anfis [26]. En el caso del algoritmo genético se usan para su definición los siguientes parámetros:

Bits de cada regla:

- 1º comprensión (0-secuencial, 1-global)
- 2º entrada (0-visual, 1-verbal)
- 3º procesamiento (0-activo, 1-reflexivo)
- 4º percepción (0-sensorial, 1-intuitivo)
- 5º método pedagógico (instruccional, orientador, socrático, constructivista, cooperativo, contextual)

La selección de los individuos para el cruzamiento se realiza por torneo, es decir, se comparan de dos en dos y se selecciona el más apto. Se aplica Elitismo, donde los dos mejores individuos se copian para la siguiente generación. El factor de mutación ha sido definido al 1%.

Cada individuo constituye una red neurodifusa del tipo Mamdani Anfis. La figura 2 muestra la topología definida para la red.

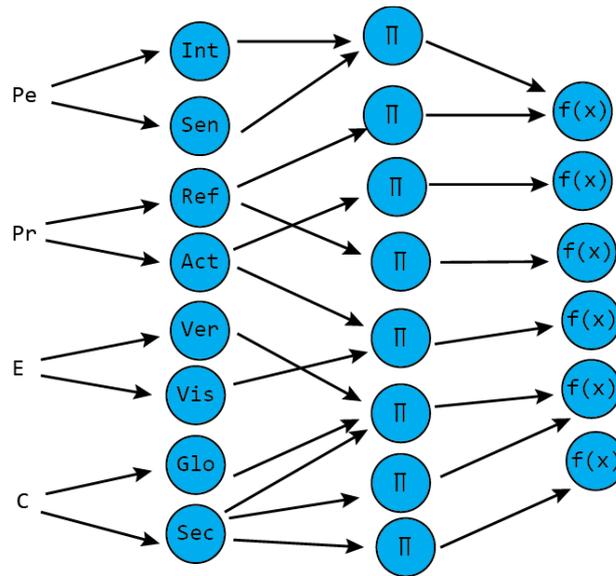


Fig. 2. Topología de la red neurodifusa estilo Mamdani Anfis modificado.

Esta red es una modificación de la red M-ANFIS. La primera capa es de fuzificación, la segunda es de inferencia y en la tercera se realiza la implicación, la agregación y la defuzificación. La diferencia con la red M-ANFIS es que la tercera, cuarta y quinta capas se unen en una sola. Se debe a que, teniendo en cuenta el funcionamiento de un sistema de inferencia Mamdani, la señal entre estas capas no son solamente números, en estas capas se trabaja con áreas obtenidas a partir de las funciones de pertenencia. De esta forma se logra un funcionamiento que se corresponde más un sistema de inferencia Mamdani junto a la adaptabilidad de una red neuronal. La red neurodifusa implementa un sistema de inferencia difusa Mamdani con las características que se muestran en la tabla 1 para las variables de entrada y en la tabla 2 para las variables de salida:

Tabla 1. Definición de las variables de entrada.

Variables	Comprensión		Entrada		Procesamiento		Percepción	
Conjuntos Difusos	Secuencial	Global	Visual	Verbal	Activo	Reflexivo	Sensorial	Intuitivo

La función de pertenencia para las entradas es la función campana generalizada que se muestra en la ecuación 1.

$$f(x) = \frac{1}{1 + \left[ \frac{(x - c_i)}{d_i} \right]^{2b_i}}$$

Donde {bi, ci, di} son los parámetros de entrada que son aprendidos por la red en el entrenamiento.

Tabla 2. Definición de las variables de salida

Variables	Conjuntos Difusos
Instruccional	Poco instruccional
	Muy instruccional
Orientador	Poco orientador
	Muy orientador
Socrático	Poco socrático
	Muy socrático
Constructivista	Poco constructivista
	Muy constructivista
Cooperativo	Poco cooperativo
	Muy cooperativo
Contextual	Poco contextual
	Muy contextual

La función de pertenencia para las salidas es la función trapezoidal que se muestra en la ecuación 2.

$$f(x) = \begin{cases} 0, & (x \leq a) \text{ o } (x \geq d) \\ (x - a)/(b - a), & x \in (a, b] \\ 1, & x \in (b, c) \\ (d - x)/(d - c), & x \in (b, d) \end{cases}$$

Donde {a, b, c, d} son los parámetros de salida que son aprendidos en la red en el entrenamiento.

La idea de este enfoque híbrido es interpretar la base de reglas de un sistema difuso en términos de una red neuronal. Donde la red simula un sistema de inferencia difusa del tipo Mamdani. El algoritmo de aprendizaje trabaja modificando su estructura y/o parámetros, es decir por inclusión o exclusión de neuronas y por adaptación de pesos. La red neurodifusa aprende en modo supervisado, a través del algoritmo de Levenberg–Marquardt, un método amortiguado, que constituye una modificación a partir del método Gauss Newton, pero a la vez resulta muy rápido. En la tabla 3 se presentan ejemplos de criterios de selección para la elaboración de las reglas.

Tabla 3. Ejemplos de criterios de selección para la elaboración de las reglas.

Comprensión		Entrada		Procesamiento		Percepción		Método pedagógico
Secuencial	Global	Visual	Verbal	Activo	Reflexivo	Sensorial	Intuitivo	
X			X		X		X	Instruccional
X			X	X		X		Orientador
X			X	X			X	Socrático
	X		X	X		X		Constructivista
X		X	X	X		X		Cooperativo
	X	X		X		X		Contextual

### 3 MATERIAL Y MÉTODO

Para la evaluación de la propuesta se llevó a cabo un diseño experimental con el objetivo de medir la efectividad en la selección del método pedagógico. Se realizó un estudio sobre técnicas de análisis estático y dinámico de programas y formas de representación de las características de las soluciones. Se implementó el modelo de tutor con el sistema híbrido propuesto para la selección del método pedagógico.

Con el objetivo de evaluar la calidad en la selección del método pedagógico que se genera con el modelo de tutor que se produce se realizaron dos experimentos, sobre 115 y 47 estudiantes respectivamente, de la especialidad Técnico Medio en Informática, en el Instituto Politécnico Armando de la Rosa, perteneciente a la provincia de Sancti-Spiritus, Cuba.

Los grupos fueron seleccionados random, o sea se habló con el coordinador y él propuso los grupos.

El objetivo de los estudios es constatar cómo se afecta la variable intentos incorrectos obtenida al resolver un problema, cuando se recibe la instrucción mediante un modelo de tutor construido con el sistema propuesto. Posteriormente esta variable es traducida en términos de evaluación por el STI.

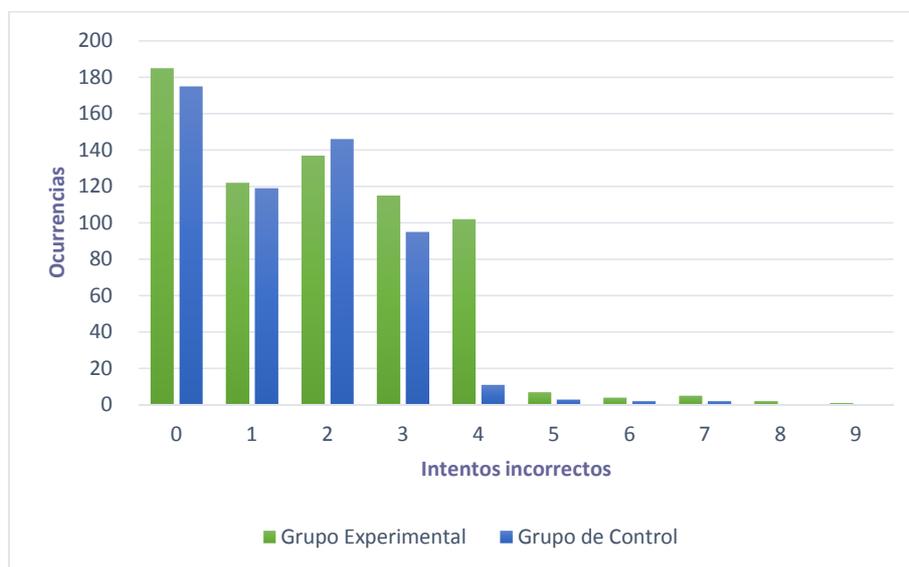
En ambos casos se dividieron los estudiantes en dos grupos conformados de forma aleatoria. Durante 10 días los estudiantes de ambos grupos enfrentaron un ejercicio por día, iguales para cada grupo. Para el grupo experimental (Ge) al registrarse y comenzar a trabajar en los cursos se contó con el soporte descrito en esta investigación. Para el grupo de control (Gc) la selección del método pedagógico fue dada a partir de información del análisis estático.

La utilidad en la selección del método pedagógico se midió como su efectividad para disminuir la cantidad de intentos incorrectos necesarios para realizar un ejercicio. Sobre los datos obtenidos de estas mediciones se realizaron pruebas estadísticas para determinar si existían diferencias significativas entre los intentos necesarios para los grupos. Para ambos casos, la distribución de los datos no se correspondía a la normal, según el resultado de la prueba Kolmogorov-Smirnov, por lo que se decidió la utilización de una prueba no paramétrica.

Se aplicó la prueba U de Mann-Whitney, con el fin de probar la hipótesis de igualdad de las medias del número de intentos incorrectos para solucionar los problemas. La variable dependiente, cuyo comportamiento se evaluó en ambos grupos (experimental y control) fue la variable intentos incorrectos, la cual representa las veces que se solucionó un problema después de N intentos incorrectos.

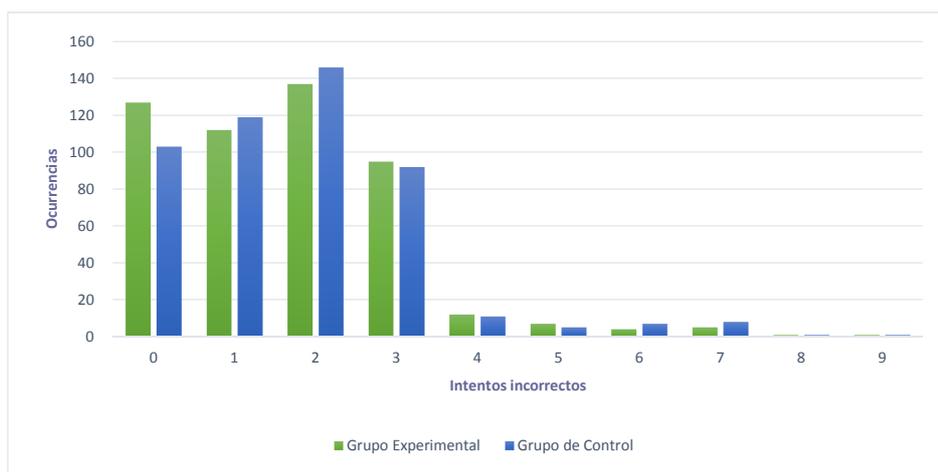
#### 4 RESULTADOS

En el primer experimento (figura 3) la conformación de los grupos fue 61/54 (Ge/Gc), con estudiantes que concluían el primer semestre, en la asignatura "Programación". De los 115 estudiantes que iniciaron en el experimento solo 61 completaron los 10 ejercicios propuestos. En total se enviaron 3256 soluciones, 1233 correctas y 2023 incorrectas, lo que en términos de evaluación significa un 37 % de efectividad. De los 1233 problemas solucionados, 360 lo hicieron al primer intento y 873 con al menos un intento. Se analizó el comportamiento de la variable intentos incorrectos, la cual representa las veces que se solucionó un problema después de N intentos incorrectos.



**Fig. 3. Resultados del primer experimento.**

En el segundo experimento (figura 4) la conformación de los grupos fue 25/29, con estudiantes del segundo semestre en la asignatura "Análisis y Diseño de Algoritmos". De los 54 estudiantes 41 completaron con éxito los 10 ejercicios propuestos. En total se enviaron 2059 soluciones, 994 correctas y 1065 incorrectas, para un 48.27% de efectividad. De los 994 problemas solucionados, 230 fueron al primer intento y 764 después de al menos un intento incorrecto. También se analizó el comportamiento de la variable intentos incorrectos, la cual representa las veces que se solucionó un problema después de N intentos incorrectos.



**Fig. 4. Resultados del segundo experimento.**

Al aplicar la prueba U de Mann-Whitney, se rechazó la hipótesis de igualdad de las medias. Lo anterior permite afirmar que los estudiantes que fueron expuestos al sistema descrito en este trabajo necesitaron, como promedio, un menor número de intentos incorrectos para solucionar los problemas. Los resultados arrojados del estudio permiten afirmar que la selección del método pedagógico generada por la propuesta tiene utilidad.

## 5 DISCUSIÓN

Del análisis de los resultados obtenidos, se puede afirmar que la propuesta de la presente investigación reduce los tiempos de autoría de las actividades en comparación con otras que tienen un nivel de efectividad similar. Con respecto a otros métodos, con nivel de efectividad bajo, el sistema tiene tiempos de autoría superiores. La propuesta representa una reducción del tiempo de autoría de las actividades en relación con los métodos que necesitan de la especificación de variantes correctas e incorrectas. En relación con las propuestas alternativas, se puede afirmar que, a pesar que se renuncia a una de las características que contribuyen a la efectividad de la retroalimentación, se logra incorporar la capacidad para utilizar características específicas del problema en el análisis.

A pesar de que se necesitan realizar pruebas con estudiantes para medir las ganancias en el aprendizaje que se obtienen de la aplicación, los resultados alcanzados sugieren que la propuesta puede contribuir de forma positiva a la enseñanza de la programación.

## 6 CONCLUSIONES

A partir de la propuesta se obtuvo un sistema híbrido para la selección del método pedagógico que potencia el desempeño del modelo de tutor perteneciente al esquema de un Sistema tutor inteligente. Este sistema brinda flexibilidad y adaptabilidad ya que los estudiantes se agrupan de acuerdo a sus preferencias y les ofrece un estilo de enseñanza que se ajusta a sus preferencias o estilo de aprendizaje. El sistema está soportado en la combinación de un grupo de técnicas de la inteligencia artificial para la selección del método pedagógico, que permite enseñar bajo un estilo de aprendizaje personalizado, lo cual representa una novedad con respecto a las propuestas encontradas en la bibliografía, donde la inclusión de características del estudiante representa un deterioro de otras funcionalidades del sistema.

## AGRADECIMIENTOS

Se agradece a todos los especialistas que han ayudado a la realización y puesta en práctica de la presente investigación.

## REFERENCIAS

- [1] Ríos L, «Ambiente de enseñanza -aprendizaje inteligente para la programación lógica», *Comput. Educ.*, pp. 21-25, 2010.
- [2] Lezcano, M., «Ambientes de aprendizaje por descubrimiento para la disciplina Inteligencia Artificial», Tesis Doctoral, Universidad Central «Marta Abreu» de Las Villas, Santa Clara, 1998.
- [3] Cataldi, Z. and Lage, F., «El problema del modelado del estudiante», *TE&ET*, 2007.
- [4] JURADO, F, «Proposal for Evaluating Computer Programming Algorithms to Provide Instructional Guidance and Give Advice», Tesis Doctoral, 2012.
- [5] LAZAR, T. and BRATKO, I, «Data-Driven Program Synthesis for Hint Generation in Programming Tutors», presentado en Proceedings of the International Conference on Intelligent Tutoring Systems, 2014, pp. 306-311.
- [6] MULDER, K. and CONATI, C. A, «Decision-Theoretic Tutor for Analogical Problem Solving», en *Decision Theory Models for Applications in Artificial Intelligence: Concepts and Solutions*, L. E. Sucar, E. F. Morales y J. Hoey., IGI Global, 2012, pp. 219-247.
- [7] Salmeron, S.; Arevadillo, M., et al., «Filtering of spontaneous and low intensity emotions in educational contexts», *Artificial Intell. Educ.*, 2015.
- [8] Azevedo, R, «Defining and measuring engagement and learning in science: Conceptual, theoretical, methodological, and analytical issues», *Educ. Psychol.*, pp. 84-94, 2015.
- [9] CONATI, C, «Intelligent Tutoring Systems: New Challenges and directions», presentado en 20th International Joint Conference on Artificial Intelligence, San Francisco, 2009.
- [10] BRAUNER, K. W.; HOLDEN, H. K., et al, «Understanding the Impact of Intelligent Tutoring Agents on Real-Time Training Simulations», presentado en Proceedings of the Interservice/Industry Training, Simulation, and Education Conference (I/ITSEC), 2011, pp. 170-182.
- [11] ALEVEN, V., «Rule-Based Cognitive Modeling for Intelligent Tutoring Systems», en *Advances in Intelligent Tutoring Systems*, R. Nkambou, J. Bourdeau and R. Mizoguchi., Springer-Verlag, 2010, pp. 33-62.
- [12] EAGLE, M. J. and BARNES, T., «Evaluation of Automatically Generated Hint Feedback.», presentado en Proceedings of the International Conference on Educational Data Mining., Memphis, Tennessee, USA, p. 372-381.
- [13] CHI, M.; VANLEHN, K., et al, «Do micro-level tutorial decisions matter: Applying reinforcement learning to induce pedagogical tutorial tactics», presentado en Proceedings of the International Conference on Intelligent Tutoring Systems, 2010, pp. 224-234.
- [14] BOURDEAU, J. y GRANDBASTIEN, M., «Modeling Tutoring Knowledge», en *Advances in Intelligent Tutoring Systems*, R. Nkambou, J. Bourdeau y R. Mizoguchi., Springer-Verlag, 2010, pp. 123-143.
- [15] ENSTRÖM, E.; KREITZ, G., et al, «Five Years with Kattis – Using an Automated Assessment System in Teaching», presentado en Proceedings of the 41st ASEE/IEEE Frontiers in Education Conference, Rapid City, 2011, pp. 31-44.
- [16] Wang, Y. and Heffernan, N., «Extending knowledge tracing to allow partial credit: Using continuous versus binary nodes», *Artif. Intell. Educ.*, pp. 181-188, 2013.
- [17] NAUDÉ, K. A.; GREYLING, J. H., «Marking student programs using graph similarity», *Comput. Educ.*, pp. 545-561, 2010.
- [18] Pelánek, R., «Metrics for evaluation of student models», *Journal of Educational Data Mining*, vol. 2, 2015.
- [19] WATSON, C.; LI, F. W. B., et al., «BlueFix: Using Crowd-Sourced Feedback to Support Programming Students in Error Diagnosis and Repair», presentado en Proceedings of the International Conference on Web-Based Learning - ICWL Sinaia, Romania, 2012.
- [20] OREHOVACKI, T.; RADOSEVIC, D., et al., «Acceptance of Verificator by Information Science Students», presentado en Proceedings of the International Conference on Information Technology Interfaces, 2012.
- [21] WERAGAMA, D. S, «Intelligent Tutoring System for learning PHP», Tesis Doctoral, School of Electrical Engineering & Computer Science, Queensland University of Technology., 2013.
- [22] LE, N.-T.; LOLL, F., et al., «Operationalizing the Continuum between Well-Defined and Ill-Defined Problems for Educational Technology», *IEEE Trans. Learn. Technol.*, pp. 258-270, 2013.
- [23] STAMPER, J. C.; EAGLE, M. J., et al, «Experimental Evaluation of Automatic Hint Generation for a Logic Tutor», *Int. J. Artif. Intell. Educ.*, vol. 1, n.º 22, pp. 3-17, 2013.
- [24] MITROVIC, A.; OHLSSON, S., et al, «The effect of positive feedback in a constraint-based intelligent tutoring system», *Comput. Educ.*, vol. 1, n.º 60, pp. 264-272, 2013.
- [25] Felder, R. M. and Soloman, B. A, «Index of Learning Styles».
- [26] Filali Bouami, M. T, «Desarrollo y optimización de nuevos modelos de redes neuronales basadas en funciones de base radial» Universidad de Granada, 2005.