



## Revista Internacional de Investigación e Innovación Tecnológica

Página principal: [www.riit.com.mx](http://www.riit.com.mx)

### Optimización de Tutores Inteligentes mediante la Teoría de Respuesta al Reactivo y Lógica Difusa para la Personalización de Contenidos Educativos

### Optimization of Intelligent Tutors Using Reactive Response Theory and Fuzzy Logic for Personalized Educational Content

Chávez-Vega, N.B.<sup>1</sup>, Cazarez-Castro N.R.<sup>2,5,\*</sup>, Pérez-Olguín, I.J.C.<sup>3</sup>, Luviano-Cruz, D.<sup>4</sup>

<sup>1</sup> Departamento de Mecatrónica; Universidad Tecnológica de Chihuahua; C.P.31216; Chihuahua, México.  
<https://orcid.org/0000-0001-8868-4387>.

<sup>2</sup> Instituto Tecnológico de Tijuana; Tecnológico Nacional de México; C.P. 22414; Baja California, México.  
<https://orcid.org/0000-0001-6787-3947>.

<sup>3</sup> Instituto de Ingeniería y Tecnología; Universidad Autónoma de Ciudad Juárez; C.P.32315; Chihuahua, México.  
<https://orcid.org/0000-0003-2445-0500>.

<sup>4</sup> Instituto de Ingeniería y Tecnología; Universidad Autónoma de Ciudad Juárez; C.P.32315; Chihuahua, México.  
<https://orcid.org/0000-0002-4778-8873>.

<sup>5</sup> Facultad de Ingeniería Química; Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo; C.P.58030; Morelia, México.  
<https://orcid.org/0000-0001-6787-3947>.

[nchavez@utch.edu.mx](mailto:nchavez@utch.edu.mx); [nohe@ieee.org](mailto:nohe@ieee.org)\*; [ivan.perez@uacj.mx](mailto:ivan.perez@uacj.mx); [david.luviano@uacj.mx](mailto:david.luviano@uacj.mx)

**Innovación tecnológica:** Aplicación de técnicas de lógica difusa en la teoría de respuesta al reactivo para medición de habilidades académicas en el estudiante.

**Área de aplicación industrial:** Educación.

Recibido: 08 enero 2025

Aceptado: 30 mayo 2025

#### Abstract

Currently, there is a growing interest in developing intelligent tutors that, through the recommendation of various educational materials, can have a positive impact on the learning process of students. In order to personalize the content presented by these tutors, techniques such as behaviour analysis, interests, and study habits, among others, have been used. However, the inclusion of crucial factors such as the cognitive ability of the student and the level of difficulty of the educational material provided by the tutor has been overlooked. This omission of fundamental aspects can lead to an excessive burden and disorientation for the student, resulting in a lack of interest in using the tutor. For this reason, this work proposes the application of Reactive Response Theory to determine the difficulty of exercises, along with the implementation of a fuzzy system to define the current ability of the student.

**Keywords:** Fuzzy item response theory; Intelligent tutoring; Content personalization.

## Resumen

En la actualidad, existe un interés creciente en desarrollar tutores inteligentes que, a través de la recomendación de diversos materiales didácticos, puedan tener un impacto positivo en el proceso de aprendizaje de los estudiantes. Para personalizar el contenido presentado por estos tutores, se han utilizado técnicas de análisis de comportamientos, intereses y hábitos de estudio, entre otras, sin embargo, se ha pasado por alto la inclusión de factores cruciales como la habilidad del alumno y el nivel de dificultad del material educativo proporcionado por el tutor. Esta omisión de aspectos fundamentales puede llevar a una carga excesiva y desorientación para el estudiante, generando desinterés en el uso del tutor. Por esta razón, en este trabajo se propone la aplicación del modelo de Rasch y la teoría de respuesta al reactivo con lógica difusa, para determinar la habilidad actual del estudiante.

**Palabras clave:** Teoría de respuesta al reactivo difuso; Tutor inteligente; Personalización de contenido.

## 1. Introducción

La implementación de la tecnología de la información, como lo afirman Baylari y Montazer (2009), transforma de manera sustancial los procesos de enseñanza-aprendizaje en el ámbito educativo.

En años recientes, se ha observado un incremento en el uso de plataformas digitales para el aprendizaje en línea proporcionando oportunidades educativas a un público más amplio y diverso (Ccoa & Alvites, 2021).

El uso de tecnologías educativas en línea facilita la incorporación de metodologías innovadoras de aprendizaje y enfoques pedagógicos más eficaces (Kabassi & Virvou, 2004), al tiempo que permite su implementación en cualquier momento y lugar, adaptándose a las necesidades y ritmos individuales del alumnado. Como consecuencia de los beneficios señalados, un número creciente de instituciones educativas está desarrollando recursos didácticos mediante plataformas web (Alastor et al., 2023).

Personalizar el acceso a la información según la diversidad de usuarios ha sido una constante búsqueda en el ámbito de la

tecnología educativa. La instrucción asistida por computadora (CAI, por sus siglas en inglés), según Velasco Fernández (2010), presenta contenidos predefinidos por el desarrollador y carece de una línea de adaptación dinámica, lo que limita su flexibilidad en el proceso de enseñanza-aprendizaje. Burns y Gottschalk (2019) enfatizan que los sistemas educativos tradicionales e inflexibles son cada vez más ineficaces para atender las diversas necesidades del alumnado en una sociedad globalizada.

La introducción de un enfoque innovador, como los tutores inteligentes (Stankov et al., 2004), ofrece una opción más avanzada para la instrucción académica. Según Rizvi (2023), estos sistemas informáticos están diseñados para apoyar y mejorar el proceso de aprendizaje y enseñanza de conocimientos especializados, adaptándose a la individualidad de cada estudiante. A diferencia de los sistemas de instrucción asistida por computadora (CAI), los tutores inteligentes (Rodríguez, 2021) permiten su uso incluso cuando el diseñador no ha descrito completamente una base de conocimiento. Además, según Cataldi y Lage (2009), ofrecen la posibilidad de reestructurar

el material didáctico según las características de cada estudiante, ajustando la base de conocimiento al alumno en lugar de requerir que el alumno se acomode a esta.

En la revisión de literatura se encuentran trabajos enfocados al desarrollo de tutores inteligentes que puedan ajustarse al entorno dinámico de los estudiantes haciendo uso de técnicas de comunicación utilizando lenguaje natural, módulos para detección de emociones a través del análisis facial, técnicas de gamificación y estrategias de adaptabilidad con metodologías de rastreo basadas en comportamientos de los estudiantes, históricos de respuestas y estilos de aprendizaje (Ben Ammar et al., 2010; González et al., 2014; Graesser et al., 2001; Paviotti et al., 2021; Zatarain-Cabada et al., 2016).

Basándose en algunas investigaciones, el desarrollo de tutores inteligentes (Chen & Duh, 2008; I. Widiastuti et al., 2014) que se adaptan en función del análisis de respuestas de los estudiantes a ciertos reactivos o ejercicios es posible, utilizando como apoyo la teoría de respuesta al reactivo. Esto con la finalidad de que (Hidalgo-Montesinos & French, 2016, p.13) "...los cuestionarios que se utilicen para la toma de decisiones acerca de un individuo o grupo sean construidos y evaluados de manera apropiada".

En psicometría, la teoría de respuesta al reactivo constituye un enfoque fundamental para la evaluación de exámenes, cuestionarios e instrumentos destinados a medir el procesamiento y la forma en que los individuos responden ante dichos estímulos" (Van der Linden, 2018). Su función es esencial para asegurar la confiabilidad, validez y equidad de los instrumentos, detectando reactivos que tengan algún sesgo, logrando una calibración adecuada de los reactivos al analizar cómo los diversos reactivos impactan en individuos con

distintos niveles de habilidad. (Dewanti, Ashabulabib, Dewi, & Islamiyah, 2025). Un componente principal de esta teoría (Parmaningsih & Saputro, 2021) es el modelo que describe la relación entre la habilidad o rasgo evaluado y la probabilidad de que la persona responda correctamente a un reactivo particular. El modelo de Rasch o modelo de un parámetro (1P), considera la dificultad del reactivo (Martín et al., 2011) para medir habilidades en los evaluados. Esto permite establecer medidas de la habilidad de un individuo a partir de sus respuestas a un conjunto de reactivos.

En un tutor adaptativo, las reglas difusas permiten ajustar dinámicamente el nivel de dificultad de los reactivos basándose en la habilidad estimada del estudiante. Por ejemplo, si un estudiante tiene una habilidad cercana al nivel básico, las reglas pueden sugerir reactivos con dificultad "baja-media," optimizando así el proceso de aprendizaje y evaluación. Estas reglas se componen de elementos clave: la premisa, que define las condiciones de entrada (como la habilidad estimada del estudiante en términos difusos, por ejemplo, "baja" o "media"); la consecuencia, que describe las acciones a tomar (como la dificultad sugerida para el siguiente ítem); y los operadores lógicos, que permiten combinar múltiples condiciones (por ejemplo, "si la habilidad es baja y el tiempo de respuesta es largo"). Esto se complementa con funciones de pertenencia, que asignan valores entre 0 y 1 para determinar qué tan cierto es que una entrada pertenece a un conjunto difuso. La importancia de estas reglas radica en que permiten modelar la incertidumbre y subjetividad inherentes al proceso de enseñanza, transfiriendo conocimiento experto a un sistema computacional de manera intuitiva, flexible y robusta.

Esta investigación, tiene como objetivo aplicar el modelo de la teoría de respuesta al

ítem de un parámetro con técnicas de lógica difusa para desarrollar un módulo de análisis de históricos de respuestas de estudiantes que han utilizado un tutor inteligente para el aprendizaje de matemáticas; y a partir de este análisis obtener el nivel de habilidad de cada usuario del tutor.

Se busca que, en un trabajo futuro, el módulo de detección de habilidades en los estudiantes sea utilizado como base para desarrollar un tutor inteligente que adapte los contenidos de manera personalizada según las habilidades académicas de cada estudiante.

## 2. Materiales y métodos

En el desarrollo de este trabajo, se sigue una metodología estructurada en varias etapas; la

primera de ellas consiste en la selección de una base de datos con históricos de respuestas de desempeño que fueron obtenidas durante la experimentación y aplicación de un tutor inteligente desarrollado para la Universidad Carnegie Mellon (Aleven, 2012); en la segunda etapa se realiza un ajuste del conjunto de datos, binarizando las respuestas correctas y con ello iniciar un análisis de dificultad de reactivos con el modelo de Rasch. Una vez concluido el cálculo de dificultad de los reactivos, se procede con la etapa de creación de variables lingüísticas, funciones de membresía y reglas de inferencia para el diseño del modelo de lógica difusa, con el cual se definirá el nivel de habilidad de cada estudiante (ver figura 1).

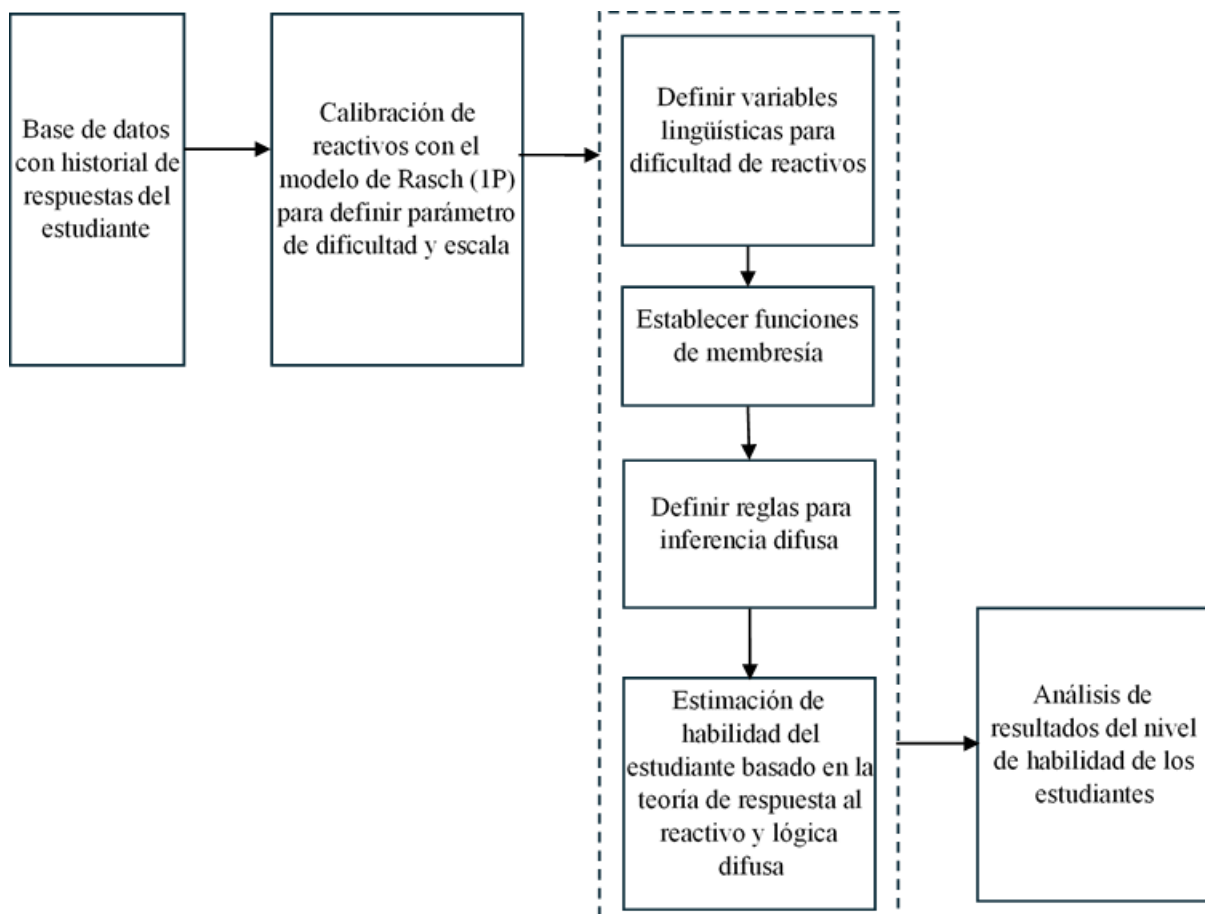


Figura 1. Diagrama a bloques de la metodología.

## 2.1. Selección de base de datos

Durante la búsqueda de las bases de datos, se encontró el repositorio educativo PSLC DataShop, el cual ofrece libre acceso a investigadores (Koedinger et al., 2010). Se seleccionaron diez reactivos de la base de datos creada por Vincent Alevan, denominada *Fractions Lab Experiment 2012* (PSLC DataShop, 2012).

Los reactivos de la base de datos seleccionada contienen características de las respuestas de

estudiantes a los reactivos de un tutor inteligente desarrollado para la enseñanza de matemáticas. Algunos de los campos descritos en el banco de información son: los nombres de usuario, identificador de ejercicios, tiempos de inicio y fin de cada problema, número de accesos por reactivo, tiempos que tardan en responder, cantidad de veces que ingresan a la sección de ayudas, promedios, reactivos con respuestas incorrectas o correctas entre otras más (ver Tabla 1).

**Tabla 1.** Extracto de base de datos *Fractions Lab Experiment 2012*.

Anon Student Id	Problem Hierarchy	Problem Name	Problem View	Problem Start Time	Problem End Time	Latency (sec)
Stu_0040cfb86dd2 3f76da11b8137747 c9f7	Assignment F- S_Check_B-A_Test- B-A_20, ProblemSet Fraction Study 2012 Test B	1	1	23/02/2013 16:33	23/02/2013 3 16:34	49
Stu_0040cfb86dd2 3f76da11b8137747 c9f7	Assignment F- S_Check_B-A_Test- B-A_20, ProblemSet Fraction Study 2012 F-S Equivalence B2	1	1	23/02/2013 16:56	23/02/2013 3 17:00	250
Stu_0040cfb86dd2 3f76da11b8137747 c9f7	Assignment F- S_Check_B-A_Test- B-A_20, ProblemSet Fraction Study 2012 F-S Comparison A	1	1	23/02/2013 17:17	23/02/2013 3 17:18	42
Stu_0040cfb86dd2 3f76da11b8137747 c9f7	Assignment F- S_Check_B-A_Test- B-A_20, ProblemSet Fraction Study 2012 Test A	1	1	23/02/2013 17:34	23/02/2013 3 17:34	12
Stu_0100af277e8a aa8510dc1e7e8d84 74b5	Assignment F- S_Check_A-B_Test- B-A, ProblemSet Fraction Study 2012 Test B	1	1	01/12/2012 19:03	01/12/2012 2 19:04	20

Dentro de las múltiples características registradas en la base de datos; se desarrolla un particular interés en analizar dos particularidades principales, esto debido a la variabilidad que presentan: la duración en segundos para completar un ejercicio (latencia) y las respuestas incorrectas, buscando encontrar alguna relación entre

ellas y que permita el posterior análisis para determinar la habilidad del estudiante.

## 2.2. Ajuste del conjunto de datos

En esta sección se inicia con el binarizado de las respuestas incorrectas de los estudiantes para simplificar la comprensión de los datos al reducir la escala a dos categorías distintas. Este paso es necesario para ajustar las

puntuaciones de los reactivos o las respuestas de los individuos en una escala común. La ejecución de este proceso es crucial para garantizar que las puntuaciones sean comparables y se puedan interpretarse de manera significativa.

Para la aplicación del modelo a los datos binarizados de las respuestas incorrectas, se utiliza el software especializado para aprendizaje automático, de código abierto y gratuito Weka (versión 3.8.6).

**Tabla 2.** Extracto de respuestas incorrectas binarizadas.

		Reactivos									
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Respuestas incorrectas	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
	1	1	1	1	1	0	0	0	0	1	1
	1	1	1	1	1	0	0	0	0	1	0
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	1	1	1	1	1	0	0	0	0	1	0
	1	1	1	1	1	0	0	0	0	1	1
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
	1	0	1	0	1	0	1	0	0	0	1
	1	0	1	0	1	0	1	0	0	0	1
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

**2.3. Aplicación de modelo de Rasch para determinar dificultad de reactivo**

Los modelos de respuesta al reactivo (Hambleton et al., 1991) describen la relación entre la habilidad o rasgo que se está evaluando y la probabilidad de que un individuo responda correctamente a un ejercicio específico. Uno de los modelos más conocidos es el modelo de respuesta al reactivo de Rasch (Martín et al., 2011).

$$P_j(\theta) = \frac{e^{D(\theta-b_j)}}{1 + e^{D(\theta-b_j)}}$$

En dónde  $P_j(\theta)$  describe la probabilidad de que una persona responda correctamente dada su habilidad;  $b_j$  indica la dificultad del reactivo y  $D$  expresa la capacidad de un reactivo para discriminar entre individuos con diferentes niveles de habilidad.

Con apoyo del módulo snowIRT integrado en el software libre Jamovi (versión 2.3.28), se aplica el modelo de Rasch para datos dicotómicos, es decir, que permite solo dos

tipos de valores en las respuestas (1,0) y se obtiene la dificultad para cada reactivo (ver Tabla 3).

El módulo utiliza la estimación de Máxima Verosimilitud Marginal (MVM) (Baker & Kim, 2004). para calcular estadísticas de los reactivos y encontrar los valores de los parámetros que hacen que los datos observados sean más probables.

$$L(r_1, r_2, \dots, r_n, \theta_k) = \prod_{j=1}^n P_j(\theta_k)^{r_j} Q_j(\theta_k)^{1-r_j}$$

En dónde,  $P_j(\theta_k)$  denota la probabilidad de que el individuo responda correctamente y  $Q_j(\theta_k)$  representa la probabilidad de que el individuo no responda correctamente; ambos parámetros están evaluados a un nivel por debajo del nivel de habilidad del estudiante.

Los niveles de dificultad de los reactivos se expresan como unidades de logaritmo de

probabilidades, denominadas logits. Estos son valores logarítmicos relativos y permiten comparar la dificultad entre los reactivos analizados. Los valores más altos de logits indican mayor dificultad, mientras que valores más bajos indican menor dificultad.

**Tabla 3.** Valores de dificultad de reactivos.

Estadísticas del Reactivo	
Reactivo	Dificultad
1	0.414
2	0.265
3	0.42
4	0.265
5	0.317
6	0.147
7	0.244
8	0.166
9	0.257
10	0.513

### 2.4. Creación de variables lingüísticas

En un enfoque de buscar cuantificar y evaluar la complejidad de las respuestas de las estudiantes obtenidas de la interacción con el tutor y de esta manera lograr manejar incertidumbre e imprecisión en las respuestas, se crean variables lingüísticas para representar y procesar la información relativa a la dificultad, tiempos de respuesta y habilidad del alumno.

Los términos lingüísticos utilizados se describen en las tablas 4-6, respectivamente.

**Tabla 4.** Variables lingüísticas para conjuntos difusos de dificultad.

Variables para nivel de dificultad	Abreviatura
Muy fácil	MF
Fácil	FA
Medio	ME
Difícil	DI
Muy difícil	MD

**Tabla 5.** Variables lingüísticas para conjuntos difusos de tiempos de respuesta o latencia.

Variables para latencia	Abreviatura
Escaso	ES
Moderado	MO
Elevado	EL

**Tabla 6.** Variables lingüísticas para conjuntos difusos de habilidad del alumno.

Variables para habilidad	Abreviatura
Muy elevada	HME
Elevada	HEL
Moderada	HMO
Baja	HBA
Muy baja	HMB

### 2.5. Funciones de membresía

Se utiliza la función de membresía triangular para representar la relación entre las variables lingüísticas expresadas en la sección anterior y los conjuntos difusos. Esta función requiere la especificación de tres parámetros: el punto de inicio “a”, el punto máximo, “b” (donde la membresía alcanza la unidad) y el punto final, “c”.

$$\mu(x; a, b, c) = \begin{cases} 0 & x \leq a \\ \frac{x - a}{b - a} & a \leq x \leq b \\ \frac{c - x}{c - b} & b \leq x \leq c \\ 0 & x \geq c \end{cases}$$

La aplicación principal de la función triangular se da en conjuntos difusos cuyos valores están dentro de un rango predefinido y se distribuyen simétricamente alrededor de un punto central.

El software utilizado para implementar las funciones de membresía es MATLAB R2020a, haciendo uso de la caja de herramientas de lógica difusa. En lo que respecta a los intervalos establecidos (ver figuras 2-4) para los tiempos de respuesta, se emplea una escala basada en porcentajes. En cambio, para evaluar la dificultad y habilidad

del estudiante, se utiliza una escala que abarca desde 0 hasta 1.

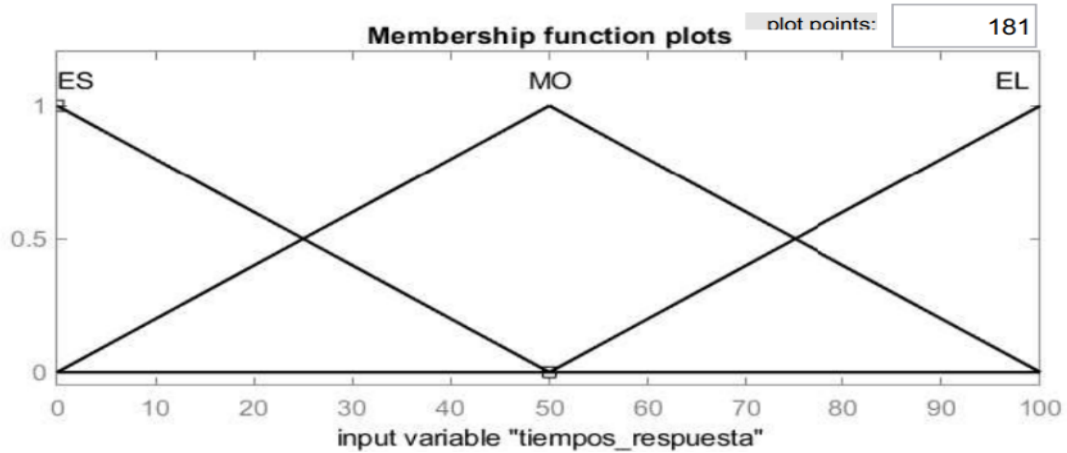


Figura 2. Función de membresía triangular para la variable de entrada difusa: tiempo de respuesta.

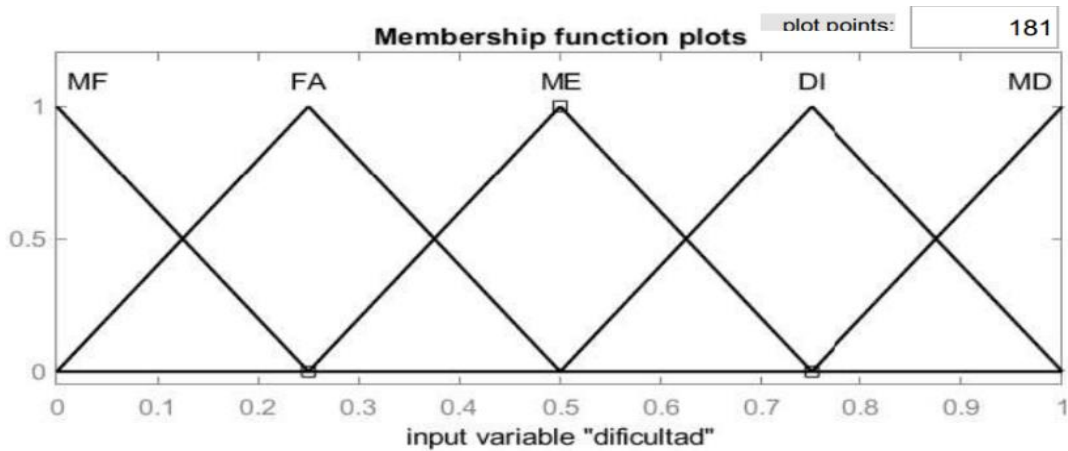


Figura 3. Función de membresía triangular para la variable de entrada difusa: dificultad.

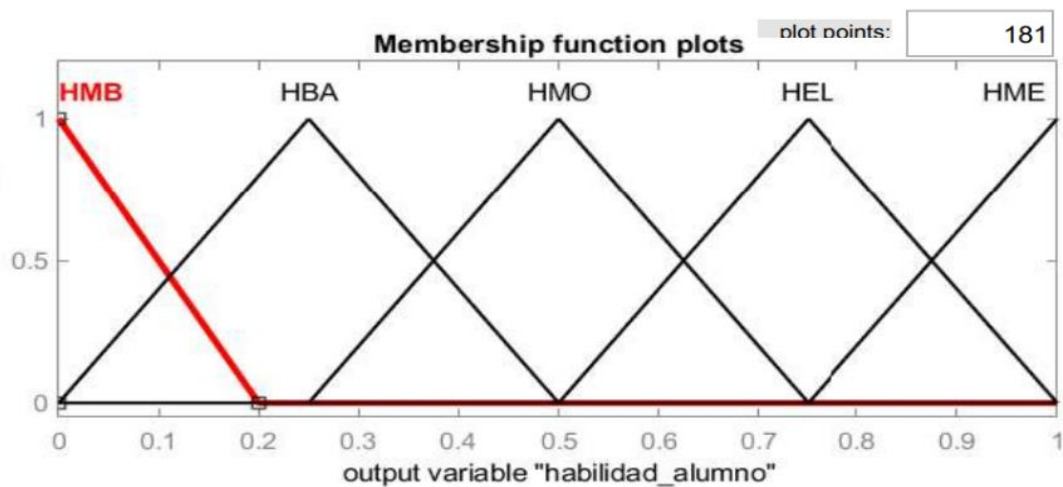


Figura 4. Función de membresía triangular para la variable de salida difusa: habilidad del alumno.

## 2.6. Reglas de inferencia

Al crear las quince reglas de inferencia (ver Tabla 7), que indican la relación de las respuestas del estudiante como entradas con respecto a la habilidad del alumno como salida, se utiliza un sistema de implicación Mamdani de múltiples entradas con una sola salida (MISO) con una lógica tipo "Si-entonces" y con un operador de unión ("y").

Una ejemplificación de la estructuración de las reglas es la siguiente:

Si "tiempo de respuesta" es escaso (ES) y "dificultad de reactivo" es difícil (DI) entonces la "habilidad del alumno" es muy elevada (HME).

Tabla 7. Reglas de inferencia.

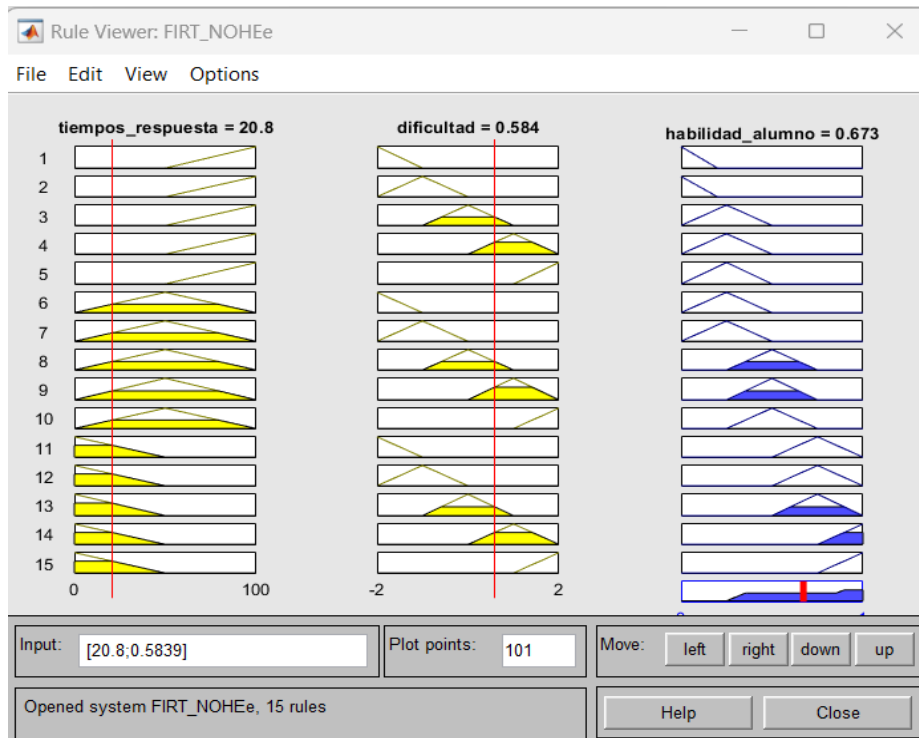
Tiempo de respuesta	Dificultad				
	<i>MF</i>	<i>FA</i>	<i>ME</i>	<i>DI</i>	<i>MD</i>
<i>ES</i>	HEL	HEL	HEL	HME	HME
<i>MO</i>	HBA	HBA	HMO	HMO	HMO
<i>EL</i>	HMB	HMB	HBA	HBA	HBA

## 3. Discusión de Resultados

El modelo propuesto combina la teoría de respuesta al ítem con lógica difusa para personalizar contenidos en tutores inteligentes. Se emplea el modelo de Rasch para calcular niveles de dificultad de los reactivos, ajustándolos a las habilidades de los estudiantes mediante un sistema de inferencia difusa.

Dentro de las relaciones de las variables observadas con apoyo de la herramienta del

visor de reglas proporcionado por MATLAB (ver figura 5), los reactivos con baja dificultad presentan una alta probabilidad de ser respondidos correctamente, incluso por estudiantes con habilidades bajas. En reactivos de dificultad media, las respuestas correctas están directamente relacionadas con habilidades promedio. Para reactivos con alta dificultad, solo los estudiantes con habilidades muy altas logran respuestas correctas.



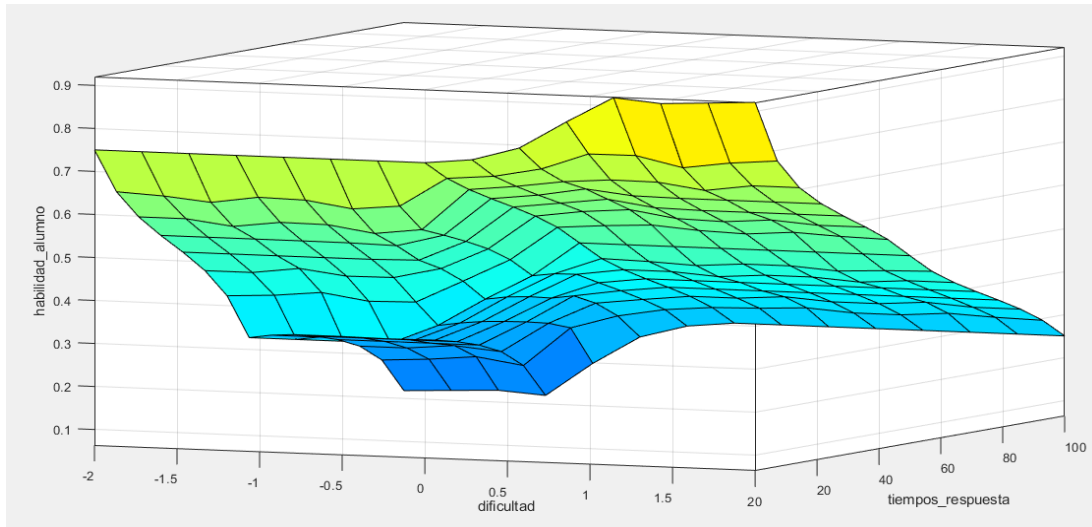
**Figura 5.** Vista de las reglas de inferencia de modelo difuso.

La superficie del gráfico (ver figura 6) es mayormente plana, lo que indica una estabilidad en la estimación de la habilidad del estudiante para la mayoría de las combinaciones de dificultad de reactivo y tiempo de respuesta.

En una sección de la superficie, se observa una irregularidad, que refleja un comportamiento no lineal en los rangos extremos de dificultad y tiempos de respuesta. Esto indica que, en los niveles extremos de dificultad del reactivo y tiempos de respuesta (es decir, cuando los reactivos son muy fáciles o muy difíciles), el modelo muestra un comportamiento diferente al esperado en otras áreas. Cuando los reactivos tienen una dificultad muy baja (cerca de 0),

casi todos los estudiantes, independientemente de su nivel de habilidad, pueden responder correctamente. Esto refleja una baja discriminación del reactivo, ya que no permite distinguir entre estudiantes con diferentes habilidades.

Por otro lado, cuando los reactivos son extremadamente difíciles (valores de dificultad cercanos a 1), solo aquellos estudiantes con habilidades muy altas serán capaces de responder correctamente. Esto genera una discriminación muy alta en el modelo, ya que solo los estudiantes con mayor habilidad se destacan, lo que hace que las diferencias en las habilidades sean más evidentes.



**Figura 6.** Gráfico de superficie del sistema difuso.

#### 4. Conclusiones

El modelo propuesto, permite ajustar dinámicamente el nivel de dificultad de los ejercicios recomendados, optimizando la experiencia de aprendizaje al garantizar que el material educativo sea adecuado al nivel del alumno. Esto no solo disminuye el tiempo necesario para el aprendizaje, sino que también mejora la precisión en la asignación de reactivos, reduce la sobrecarga cognitiva del estudiante y alinea eficazmente las habilidades del alumno con los retos académicos.

Este enfoque propone medir habilidades y adaptar contenidos en entornos educativos personalizados, ya que la integración de la teoría de respuesta al ítem con lógica difusa aumenta significativamente la flexibilidad y precisión en la evaluación adaptativa. Además, el modelo propuesto ofrece un marco escalable que puede ser implementado en futuras plataformas educativas, como lo son los tutores inteligentes, ampliando su aplicabilidad y utilidad.

#### 5. Agradecimientos

Agradecemos a la Fundación Nacional de Ciencia y al Centro de Ciencia del Aprendizaje de Pittsburgh por la creación de

la base de datos Datashop, que ofrece a los investigadores en ciencias del aprendizaje un repositorio y servicio de análisis de datos educativos.

#### 6. Referencias

Alastor, Enrique & Sánchez-Vega, Elena & Martínez-García, Inmaculada & Rubio Gragera, María. (2023). TIC en educación en la era digital: propuestas de investigación e intervención. 10.24310/mumaedmumaed.65.

Aleven, V. (2012). Fractions Lab Experiment. Carnegie Mellon University. <https://pslcdatashop.web.cmu.edu/>

Baker, F. B., & Kim, S. H. (2004). Item response theory: Parameter estimation techniques (2nd ed.). CRC Press.

Baylari, A., & Montazer, G. A. (2009). Design a personalized e-learning system based on item response theory and artificial neural network approach. *Expert Systems with Applications*, 36(4), 8013–8021. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2008.10.080>

Ben Ammar, M., Neji, M., Alimi, A. M., & Gouardères, G. (2010). The Affective Tutoring System. *Expert Systems with*

Applications, 37(4), 3013–3023.  
<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2009.09.031>

Burns, T. and F. Gottschalk (eds.) (2019), *Educating 21st Century Children: Emotional Well-being in the Digital Age*, Educational Research and Innovation, OECD Publishing, Paris, <https://doi.org/10.1787/b7f33425-en>.

Cataldi, Z., & Lage, F. J. (2009). Sistemas tutores inteligentes orientados a la enseñanza para la comprensión. *EduTec, Revista Electrónica De Tecnología Educativa*, (28), a108.  
<https://doi.org/10.21556/edutec.2009.28.456>

Ccoa Mamani, F., & Alvites Huamaní, C. (2021). Herramientas Digitales para Entornos Educativos Virtuales. *LEX - REVISTA DE LA FACULTAD DE DERECHO Y CIENCIAS POLÍTICAS*, 19(27), 315-330. doi:<http://dx.doi.org/10.21503/lex.v19i27.2265>

Chen, C. M., & Duh, L. J. (2008). Personalized web-based tutoring system based on fuzzy item response theory. *Expert Systems with Applications*, 34(4), 2298–2315.  
<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2007.03.010>

Dewanti, S. S., Ashabulabib, A., Dewi, I. P., & Islamiyah, A. M. (2025). Development and Validation of A Self-Confidence Measurement Instrument In Mathematics Learning Using The Rasch Model. *Mathline : Jurnal Matematika Dan Pendidikan Matematika*, 10(1), 55–69.  
<https://doi.org/10.31943/mathline.v10i1.697>

González, C., Mora, A., & Toledo, P. (2014). Gamification in intelligent tutoring systems. *ACM International Conference Proceeding Series*, 221–225.  
<https://doi.org/10.1145/2669711.2669903>

Graesser, A. C., VanLehn, K., Rose, C. P., Jordan, P. W., & Harter, D. (2001). *Intelligent Tutoring Systems with Conversational Dialogue*.

Hambleton, R. K., Swaminathan, H., & Rogers, H. J. (1991). *Fundamentals of item response theory*. SAGE Publications.

Hidalgo-Montesinos, M. D., & French, B. F. (2016). A didactic introduction to Item Response Theory for understanding the construction of scales Una introducción didáctica a la Teoría de Respuesta al Ítem para comprender la construcción de escalas. *Revista de Psicología Clínica Con Niños y Adolescentes*, 3, 2016–2029.  
[www.revistapcna.com](http://www.revistapcna.com)

I. Widiastuti and N. Z. Fanani, "Adjustment levels for Intelligent Tutoring System using modified items response theory," 2014 The 1st International Conference on Information Technology, Computer, and Electrical Engineering, Semarang, Indonesia, 2014, pp. 217-221, doi: 10.1109/ICITACEE.2014.7065745.

Koedinger, K. R., Baker, R. S. J. d., Cunningham, K., Skogsholm, A., Leber, B., & Stamper, J. (2010). *PSLC DataShop*. Carnegie Mellon University.  
<http://pslccdatashop.web.cmu.edu>

Kabassi, K., & Virvou, M. (2004). Personalised adult e-training on computer use based on multiple attribute decision making. *Interacting with Computers*, 16(1), 115–132.  
<https://doi.org/10.1016/j.intcom.2003.11.006>

Martín Guaregua, Nancy, Díaz Torres, Consuelo, Córdoba Herrera, Gilberto, & Picquart, Michel. (2011). Calibración de una prueba de química por el modelo de Rasch. *Revista electrónica de investigación educativa*, 13(2), 132-148. Recuperado en 12 de diciembre de 2024, de

[http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S1607-40412011000200009&lng=es&tlng=es](http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1607-40412011000200009&lng=es&tlng=es).

Parmaningsih, T. J., & Saputro, D. R. S. (2021). Rasch analysis on item response theory: Review of model suitability. *AIP Conference Proceedings*, 2326. <https://doi.org/10.1063/5.0040305>

Paviotti, G., Rossi, P. G., & Zarka, D. (2021). Intelligent Tutoring Systems: an Overview. <http://www.intelligent-tutor.eu/>

PSLC DataShop. (2012). *Fractions Lab Experiment 2012 [Data set]*. Pittsburgh Science of Learning Center. <http://pslcdatashop.web.cmu.edu/DatasetInfo?datasetId=507>

Rizvi, M. (2023). Investigating AI-Powered Tutoring Systems that Adapt to Individual Student Needs, Providing Personalized Guidance and Assessments. *The Eurasia Proceedings of Educational and Social Sciences*, 31, 67-73. <https://doi.org/10.55549/epess.1381518>

Rodríguez Chávez, Mario Humberto. (2021). Sistemas de tutoría inteligente y su aplicación en la educación superior. *RIDE. Revista Iberoamericana para la Investigación y el Desarrollo Educativo*, 11(22), e015. Epub 21 de mayo de 2021. <https://doi.org/10.23913/ride.v11i22.848>

Stankov, S., Grubišić, A., & Žitko, B. (2004). E-Learning Paradigm & Intelligent Tutoring Systems. [www.astd.org](http://www.astd.org)

Van der Linden, W. J. (2018). *Handbook of Item Response Theory: Three volume set*. CRC Press. <https://books.google.com.mx/books?hl=es&lr=&id=vGlQDwAAQBAJ&oi=fnd&pg=PP1&dq=item+response+theory+psychology&ot>

[s=6-H4cXqfBa&sig=nJk3BzVS1f2ZKtX-dWUDLceUwR8&redir\\_esc=y#v=onepage&q=item%20response%20theory%20psychology&f=false](http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1607-40412011000200009&lng=es&tlng=es)

Velasco Fernández, A. I. (2010). Sistemas Adaptativos en Educación. *Tecnología y Desarrollo. Revista de Ciencia, Tecnología y Medio Ambiente*, VIII, 3-17. [http://www.uax.es/publicaciones/archivos/TECEEE010\\_003.pdf](http://www.uax.es/publicaciones/archivos/TECEEE010_003.pdf)

Zatarain-Cabada, R., Lucia Barrón-Estrada, M., & García-Lizárraga, J. (2016). Sistema tutor afectivo para el aprendizaje de las matemáticas usando técnicas de gamificación Affective Tutoring System for Learning of Mathematics Using Gamification Techniques. *83 Research in Computing Science*, 111. <https://mathtutor.web.cmu.edu/>