

Modelo de inferencia difuso para clasificación de estilos de aprendizaje con base en el Test de Honey-Alonso

Alvaro de Reza Estrada¹, Sandra Silvia Roblero Aguilar^{1,2},
Héctor Rafael Orozco Aguirre², Saturnino Job Morales Escobar²

¹ Instituto Tecnológico de Tlalnepantla, Estado de México,
México

² Centro Universitario UAEM Valle de México, Estado de México,
México

dealva_10@hotmail.com, ssrauaemex@hotmail.com, rafilla.rozco@gmail.com,
sjob_d@yahoo.com

Resumen. Es fundamental para las Instituciones de Educación Superior mejorar el nivel de aprovechamiento académico de sus estudiantes ofreciéndoles atención y servicios de apoyo. En el Instituto Tecnológico de Tlalnepantla, México, se han implantado programas de atención personalizada preparando tutores académicos. Hasta el momento, un problema sin una solución total es la correcta identificación del estilo de aprendizaje de cada estudiante. En este artículo, se presenta un modelo que utiliza un mecanismo de inferencia difuso para clasificar los diferentes estilos de aprendizaje de acuerdo con el test de Honey-Alonso. La clasificación obtenida es con la intención de contribuir al programa de tutorías de los alumnos, y asistir a los tutores en la toma de decisiones para definir estrategias de aprendizaje con base en el estilo identificado, dando seguimiento a cada estudiante, desde su ingreso hasta la conclusión de su carrera profesional.

Palabras clave: modelo difuso, estilos de aprendizaje, test Honey-Alonso, clasificación.

Fuzzy Inference Model for Classification of Learning Styles Based on the Honey-Alonso Test

Abstract. For Higher Education Institutions is fundamental to improve their students' academic achievement level by offering them attention and support services. At the Technological Institute of Tlalnepantla, Mexico, programs of personalized attention preparing academic tutors have been implanted. So far, a problem without a total

solution is the correct identification of each student's learning style. In this article, a model that uses a fuzzy inference mechanism to classify the different learning styles according to the Honey-Alonso test is presented. The obtained classification is with the intention of contributing to the students' tutoring program, and assisting tutors in decision making to define learning strategies based on the identified style, following each student up as well, since its entrance to the conclusion of its professional career.

Keywords: fuzzy model, learning styles, Honey-Alonso test, classification.

1. Introducción

Una de las características más importantes del ser humano, es la capacidad de observar, comprender, aprender, razonar y experimentar. Lo que se traduce en el comportamiento humano, que ha llevado a muchos estudiosos del tema a adentrarse a analizar los factores que intervienen en el comportamiento. Las últimas investigaciones en la neurofisiología y en la psicología han dado como resultado un nuevo enfoque sobre cómo los seres humanos aprenden: no existe una sola forma de aprender, cada persona tiene una forma o estilo particular de establecer relación con el mundo y por lo tanto para aprender [1]. Con respecto a este enfoque, se han desarrollado modelos que aproximan una clasificación de estas distintas formas de aprendizaje.

Para apoyar el proceso de enseñanza-aprendizaje, el Instituto Tecnológico de Tlalnepantla (ITTTLA) ha implementado desde 2007, como una estrategia educativa, el programa de tutorías académicas. Uno de sus principales propósitos, es contribuir al mejoramiento del desempeño académico de los estudiantes, con la intención de superar los obstáculos que se presentan durante este proceso, como son: bajos niveles de desempeño, repetición, rezago, deserción, y baja eficiencia terminal [2].

Tabla 1. Eficiencia terminal del ITTLA por cohorte generacional 2005-2011.

Cohorte generacional	% Eficiencia terminal
2005 - 2006	21.90
2006 - 2007	14.56
2007 - 2008	19.51
2008 - 2009	24.77
2009 - 2010	22.60
2010 - 2011	16.82

Sin embargo, los resultados hasta el momento no han sido los esperados, por ello, resulta pertinente mostrar el comportamiento de la eficiencia terminal de los últimos cohortes generacionales reportados por el departamento de servicios escolares del ITTLA. En la

Tabla 1, se puede observar que la eficiencia terminal más alta que se ha alcanzado en el ITTLA es del 24.77%, valor muy bajo, si consideramos que a nivel nacional este indicador es del 50.30% [3].

Una forma de fortalecer el proceso de tutoría académica y definir estrategias dirigidas a incrementar el índice de eficiencia terminal sería identificando los estilos de aprendizaje (EAs) de los estudiantes. El test empleado en esta investigación es el de Honey-Alonso, ya que de acuerdo a la literatura y para fines de este trabajo, el diseño orientado a estudiantes con nivel universitario se ajusta, además de describir los estilos más detalladamente y de basarse en la acción de los sujetos [4].

Es por ello, que en el ITTLA se desarrolló esta investigación y en este documento se muestra un modelo que utiliza un mecanismo de inferencia difuso para clasificar los EAs de los estudiantes de nuevo ingreso con base en el Test de Honey-Alonso. La clasificación obtenida, ayudará a los expertos a la toma de decisiones para definir las estrategias de aprendizaje, así como dar seguimiento a cada uno de los alumnos desde el momento de su ingreso a la institución.

2. Trabajos relacionados

Existen trabajos referentes a EAs y lógica difusa, por ejemplo, en 2014 [5] Huayapa et al. presentaron un “modelo del estudiante basado en lógica difusa” el cual hace referencia al modelado del estudiante enfocado a sus aspectos cognitivos, utilizaron el modelo de Felder o la taxonomía de Bloom, y aplicaron lógica difusa por la naturaleza con que se maneja la incertidumbre que representa la información relativa a EA.

En 2015, el trabajo “mejoramiento de la adaptación usando lógica difusa” [6] presenta un módulo de un modelo del estudiante en un ambiente virtual de aprendizaje, con el fin de promocionar la personalización de materiales instruccionales basada en los niveles de conocimientos dinámicos y EA. Así, utilizando dos variables de entrada (nivel de conocimiento y EA) y dos variables de salida (dificultad y complejidad), y con base en el test Felder-Silverman, se traduce el nivel de conocimiento en perfiles dinámicos que refleja el avance del estudiante.

En [7] se propone una “metodología para la creación de objetos de aprendizaje adaptables al EA del estudiante” en la modalidad e-Learning. La metodología se basa en el modelo de Felder y Silverman de estilos de aprendizaje y la aplicación de técnicas de Inteligencia Artificial como la programación neurolingüística (PNL).

Otro trabajo publicado en 2016, es un “sistema difuso para la detección automática de EAs en ambientes de formación web” [8] que propone un modelo difuso para detectar EAs para un entorno formativo orientado a la web (ambientes virtuales de aprendizaje), con el fin de desarrollar sistemas adaptativos/personalizados a los intereses y capacidades de los estudiantes. En ese trabajo, se realizó una adaptación del test Felder-Silverman con el objetivo de definir las variables difusas.

3. Estilos de aprendizaje

Alonso, Gallego y Honey [4] hacen suya la definición que Keefe propone en 1982 [9] acerca de los EAs: éstos son rasgos cognitivos, afectivos y fisiológicos, con relativa estabilidad temporal, que indican cómo perciben, interaccionan y responden a sus ambientes quienes aprenden, por ejemplo, los estudiantes de una universidad, quienes participan en algún proceso de capacitación. Una manera más simple de decirlo es que los EAs son preferencias y tendencias altamente individualizadas, que influyen en la manera de aprender de las personas.

Se han desarrollado distintos modelos y teorías sobre EAs los cuales ofrecen un marco conceptual que permite entender los comportamientos diarios en el aula, cómo se relacionan con la forma en que están aprendiendo los alumnos y el tipo de acción que puede resultar más eficaz en un momento dado, las más conocidas son de Kolb [10] y de Honey & Mumford [11]

P. Honey y A. Mumford [11] proponen cuatro estilos de aprendizaje, que a su vez son cuatro fases de un proceso cíclico de aprendizaje basado en el modelo de Kolb, algunas de sus características se describen como sigue:

- **Activo:** las personas se implican plenamente y sin prejuicios en nuevas experiencias. Son de mente abierta y acometen con entusiasmo nuevas tareas. Les encanta vivir nuevas experiencias. La pregunta que quieren responder es el *¿Cómo?*
- **Reflexivo:** les gusta considerar las experiencias y observarlas desde diferentes perspectivas. Reúnen datos, analizándolos con detenimiento antes de llegar a alguna conclusión. La pregunta que quieren responder es el *¿Por qué?*
- **Teórico:** adaptan e integran las observaciones dentro de teorías lógicas y complejas. Enfocan los problemas de forma vertical escalonada, por etapas lógicas. Tienden a ser perfeccionistas. La pregunta que quieren responder es el *¿Qué?*
- **Pragmático:** el punto fuerte de estas personas es la aplicación práctica de las ideas. Descubren el aspecto positivo de las nuevas ideas y aprovechan la primera oportunidad para experimentarlas. La pregunta a responder es el *¿Qué pasaría si...?*

Honey y Alonso [4] proponen una variante del Test de Honey y Mumford, conocido como Cuestionario Honey-Alonso de Estilos de Aprendizaje (CHAEA), dicho test consta de 80 ítems breves y se estructura en cuatro grupos o secciones de 20 ítems correspondientes a los cuatro EAs (activo, reflexivo, teórico y pragmático). Todos los ítems están distribuidos aleatoriamente formando un solo conjunto. Al respecto, se puede decir, que este test, se ha aplicado en diferentes instituciones de nivel superior, confirmando con ello, que los resultados obtenidos dejan precedentes en la investigación pedagógica y han servido de base para otras investigaciones en países iberoamericanos [12].

4. Generalidades de la lógica difusa

En ocasiones el ser humano no cuenta con información precisa para crear modelos matemáticos convencionales, dada la vaguedad de los datos y la necesidad de modelar el razonamiento humano, de estas razones es que nace la lógica difusa.

La lógica difusa es usada para describir un sistema lógico impreciso, basado en subconjuntos difusos por medio de variables lingüísticas [13]. De tal modo, la lógica difusa se basa en reglas lingüísticas dictadas por expertos, con el fin de tratar lo difuso de manera sistemática pero no del todo cuantitativa, debido a que los elementos clave del pensamiento humano no son números, si no conceptos que pueden ser representados mediante conjuntos difusos como “alto”, “muy inteligente”, “casi verdad”.

La lógica difusa utiliza principalmente dos conceptos: graduación y granulación, siendo estos el núcleo y características principales de la lógica difusa [14], por lo que la graduación significa que a todo dato al que se le emplea es o se le permite que sea graduado, en donde las fronteras entre un estado y otro no están definidas nítidamente, por otro lado, Zadeh [15] define granulación como “el uso de palabras vistas como una forma de cuantificación difusa”, en la Fig. 1 se observa la diferencia entre cuantificación y granulación, en donde se representa la granulación por medio de etiquetas lingüísticas como: bajo, medio, o muy alto, en donde, dichas etiquetas representan un valor cuantitativo.

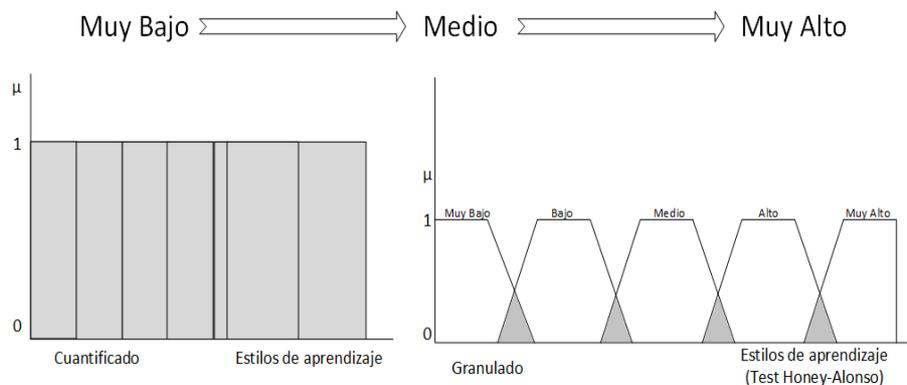


Fig. 1. Graduación y granulación en la lógica difusa.

La lógica difusa hace uso de la teoría de conjuntos difusos, con el fin de dar un grado de membresía o pertenencia a sus variables lingüísticas, lo que permite aceptar una membresía parcial a ciertos conjuntos, generalizando en cierta medida a la teoría de conjuntos clásicos [16].

Con el fin de modelar información, la inferencia difusa es el proceso de mapear variables de entrada a un espacio de salida basado en un mecanismo de lógica difusa comprendido por las reglas Si-Entonces, las funciones de pertenencia y los operadores lógicos difusos.

4.1. Funciones de pertenencia

Lofti A. Zadeh [17] define a un conjunto difuso como una clase de objetos con una continuidad de grados de pertenencia. Dicho conjunto está caracterizado por una función de pertenencia, por lo tanto, la función asigna a cada objeto un grado de pertenencia, tal grado de pertenencia se encuentra dado por los valores dentro del rango de 0 y 1.

En este sentido, los conjuntos difusos permiten trabajar con conceptos que no tienen límites claros, con transición gradual. Mientras un conjunto clásico está representado por la función $\mu_A(x) = \{0 \text{ si } x \notin A, 1 \text{ si } x \in A\}$, para los conjuntos difusos es $\mu_A: X \rightarrow [0,1]$, donde $\mu_A(x) = g$, si g es el grado en que x pertenece al conjunto A .

Se puede hacer uso de diferentes funciones de pertenencia, algunas de las más utilizadas a la hora de aplicar lógica difusa son: triangular, trapezoidal, gamma y la función "L". En esta investigación se utilizó la función de pertenencia trapezoidal, toda vez que su principal ventaja es el margen de tolerancia alrededor del valor que se toma como más representativo del valor lingüístico asociado al conjunto difuso, así como el centro de gravedad del conjunto difuso.

5. Puesta en marcha del modelo difuso

Para llevar a cabo esta investigación, se consideraron 4 etapas: recopilación de datos, fusificación, generación de reglas y defusificación.

5.1. Recopilación de datos

La recopilación de los datos se dio a través de la aplicación del test Honey-Alonso a dos generaciones de estudiante de nuevo ingreso de la carrera de Ingeniería en Tecnologías de la Información y Comunicaciones (ITIC). El número de estudiantes que contestó el test fue de 164, de los cuales 95 pertenecen a la generación agosto-diciembre 2016 y 69 pertenecen a la generación enero-junio 2017. Para lo anterior, se desarrolló una interfaz gráfica para el levantamiento de los datos, ver Fig. 2.

Los resultados de la aplicación del test se muestran en la Tabla 2, la cual representa la cantidad total de positivos obtenidos para cada EA de las respuestas de los 164 estudiantes. Es importante mencionar que ningún alumno obtuvo positivos en el rango de 0 a 5, por ello, en la tabla 2 solo se muestra a partir de la cantidad de positivos 6.

Test Honey - Alonso 1-10

- Tengo fama de decir lo que pienso claramente y sin rodeos.
 MAS(+) MENOS(-)
- Estoy seguro lo que es bueno y lo que es malo, lo que está bien y lo que está mal.
 MAS(+) MENOS(-)
- Muchas veces actúo sin mirar las consecuencias.
 MAS(+) MENOS(-)
- Normalmente trato de resolver los problemas metódicamente y paso a paso.
 MAS(+) MENOS(-)
- Creo que los formalismos coartan y limitan la actuación libre de las personas.
 MAS(+) MENOS(-)
- Me interesa saber cuáles son los sistemas de valores de los demás y con qué criterios actúan.
 MAS(+) MENOS(-)
- Pienso que el actuar intuitivamente puede ser siempre tan válido como actuar reflexivamente.
 MAS(+) MENOS(-)
- Creo que lo más importante es que las cosas funcionen.
 MAS(+) MENOS(-)
- Procuro estar al tanto de lo que ocurre aquí y ahora.
 MAS(+) MENOS(-)
- Disfruto cuando tengo tiempo para preparar mi trabajo y realizarlo a conciencia.
 MAS(+) MENOS(-)

[SIGUIENTE](#)

Fig. 2. Pantalla de captura de datos de aplicación del test de Honey-Alonso.

Tabla 2. Resultado de positivos obtenidos en el test de Honey-Alonso para cada estilo de aprendizaje.

Positivos	Activo	Reflexivo	Teórico	Pragmático
6	5	0	0	1
7	7	1	4	0
8	10	4	5	1
9	16	5	7	1
10	14	2	12	8
11	21	10	12	14
12	29	16	18	25
13	15	21	25	21
14	16	18	24	24
15	19	22	25	23
16	2	20	19	16
17	6	25	10	20
18	1	13	2	6
19	2	5	1	3
20	1	2	0	1
Total	164	164	164	164

5.2. Fusificación

Una vez obtenidos los datos, se necesitan definir las variables y valores lingüísticos, así como la función de pertenencia para realizar la fusificación. Las variables lingüísticas que se identificaron son los EAs [11].

```
VAR_INPUT
    activo      : REAL;
    reflexivo   : REAL;
    teorico     : REAL;
    pragmatico  : REAL;
END_VAR

FUZZIFY EA
    TERM mb := (0.3, 1) (0.4, 1) (0.45, 0);
    TERM ba := (0.4, 0) (0.45, 1) (0.55, 1) (0.55, 0);
    TERM me := (0.5, 0) (0.55, 1) (0.75, 1) (0.8, 0);
    TERM al := (0.75, 0) (0.8, 1) (0.85, 1) (0.9, 0);
    TERM ma := (0.85, 0) (0.9, 1) (1, 1);
END_FUZZIFY
```

5.3. Definición de las reglas difusas

Fuzzy Control Language (FCL) [18], es el lenguaje para definir las reglas de inferencia que se utiliza en las clases e interfaces Java del paquete jFuzzyLogic. FCL es un estándar incluido en el IEC (International Electrotechnical Commission).

En un total de 61 reglas difusas se consideraron los 4 EA, 5 valores lingüísticos (muy bajo, bajo, medio, alto, muy alto) y 15 variables de salida, quedando como ejemplos las siguientes:

```
//4 reglas para 1 estilo muy alto (ma)
RULE 1 : IF (activo IS ma AND reflexivo IS NOT ma AND teorico IS NOT ma
            AND pragmatico IS NOT ma) THEN eaActivo IS ma;

//4 reglas para 1 estilo alto (al)
RULE 5 : IF (activo IS al AND reflexivo IS NOT al AND teorico IS NOT al
            AND pragmatico IS NOT al AND reflexivo IS NOT ma
            AND teorico IS NOT ma AND pragmatico IS NOT ma)
            THEN eaActivo IS al;

//4 reglas para 1 estilo medio (me)
RULE 9 : IF (activo IS me AND reflexivo IS NOT me AND teorico IS NOT me
```

```
AND pragmatico IS NOT me AND reflexivo IS NOT ma
AND teorico IS NOT ma AND pragmatico IS NOT ma
AND reflexivo IS NOT al AND teorico IS NOT al
AND pragmatico IS NOT al) THEN eaActivo IS me;
```

//4 reglas para 1 estilo bajo (ba)

```
RULE 13 : IF (activo IS ba AND reflexivo IS NOT me AND teorico IS NOT me
AND pragmatico IS NOT me AND reflexivo IS NOT ma
AND teorico IS NOT ma AND pragmatico IS NOT ma
AND reflexivo IS NOT al AND teorico IS NOT al
AND pragmatico IS NOT al AND reflexivo IS NOT ba
AND teorico IS NOT ba AND pragmatico IS NOT ba) THEN
eaActivo IS ba;
```

//6 reglas para 2 estilos muy alto (ma)

```
RULE 17 : IF (activo IS ma AND reflexivo IS ma AND teorico IS NOT ma
AND pragmatico IS NOT ma) THEN eaActRef IS ma;
```

//4 reglas para 3 estilos muy alto (ma)

```
RULE 41 : IF (activo IS ma AND reflexivo IS ma AND teorico IS ma AND
pragmatico IS NOT ma) THEN eaActRefTeo IS ma;
```

//1 regla para 4 estilos muy alto (ma)

```
RULE 57 : IF (activo IS ma AND reflexivo IS ma AND teorico IS ma AND
pragmatico IS ma) THEN eaActRefTeoPrag IS ma;
```

5.4. Defusificación

Para la defusificación se necesitaron 15 variables de salida, 4 para un estilo individual, 6 para dos estilos, 4 para tres estilos y 1 para los cuatro estilos, estas se dan en FCL según sigue a continuación:

```
VAR_OUTPUT
eaActivo      : REAL;
eaReflexivo   : REAL;
eaTeorico     : REAL;
eaPragmatico : REAL;
eaActRef      : REAL;
eaActTeo     : REAL;
eaActPrag    : REAL;
eaRefTeo     : REAL;
```

```

eaRefPrag    : REAL;
eaTeoPrag    : REAL;
eaActRefTeo  : REAL;
eaActRefPrag : REAL;
eaActTeoPrag : REAL;
eaRefTeoPrag : REAL;
eaActRefTeoPrag : REAL;
END_VAR
    
```

Para ejemplificar la defusificación, se muestra a continuación el caso del EA activo.

```

DEFUZZIFY eaActivo
    TERM mb := (0.3, 1) (0.4, 1) (0.45, 0);
    TERM ba := (0.4, 0) (0.45, 1) (0.5, 1) (0.55, 0);
    TERM me := (0.5, 0) (0.55, 1) (0.75, 1) (0.8, 0);
    TERM al := (0.75, 0) (0.8, 1) (0.85, 1) (0.9, 0);
    TERM ma := (0.85, 0) (0.9, 1) (1, 1);
    METHOD : COG;
    DEFAULT := 0.3;
    RANGE := (0.3 .. 1);
END_DEFUZZIFY
    
```

Es importante mencionar que para la defusificación se usa el centro de gravedad (COG), lo cual implica que el valor a obtener para el estilo de aprendizaje se ubica en el centro del rango de pertenencia.

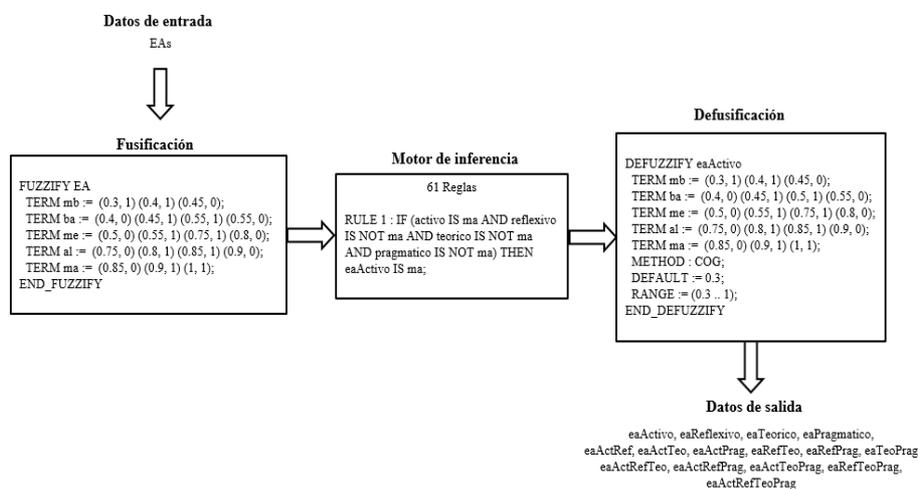


Fig. 3. Esquema del modelo difuso propuesto.

En la fig. 3 se muestra el esquema del modelo difuso propuesto descrito en este apartado, tomando como ejemplo un elemento en cada etapa.

6. Análisis de resultados

A continuación, se presentan algunos resultados obtenidos al aplicar el modelo para la clasificación de EAs de los alumnos de ITIC del ITTLA.

En la Tabla 3, se muestran un resumen de los EAs obtenidos de acuerdo al test de Honey-Alonso y los EAs predominantes después de aplicar el modelo difuso, así como el grado de pertenencia de cada EA.

A manera de ejemplo, se muestran los valores obtenidos para el caso de un estudiante tomado al azar:

Activo = 12
Reflexivo = 16
Teórico = 16
Pragmático = 17

De acuerdo a los valores, el test de Honey-Alonso dice que el estudiante tiene un EA pragmático, sin embargo, se observa que el EA reflexivo y teórico tiene un punto de diferencia con respecto al pragmático.

Tras aplicar el modelo difuso propuesto, se tiene el resultado que se muestra en la Fig. 4, lo cual es distinto a lo que el test de Honey-Alonso dice, esto se debe a que de manera difusa se puede decir que el estudiante tiene 3 EAs predominantes en lugar de 1, en su caso es reflexivo-teórico-pragmático.

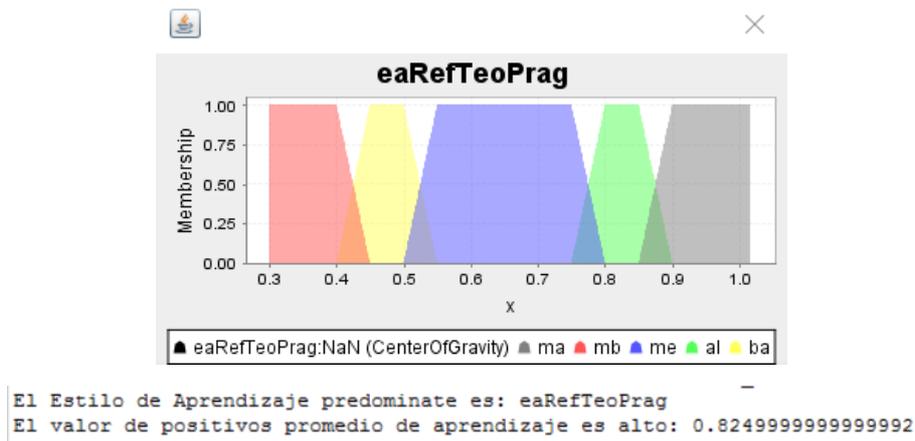


Fig. 4. EAs predominantes de un estudiante de nuevo ingreso.

Tabla 3. Resumen Comparativo de EAs del test de Honey-Alonso vs el modelo difuso propuesto.

No. Estudiantes	EA (Honey-Alonso)	EA (modelo propuesto)	Grado de pertenencia del EA
25	REFLEXIVO	REFLEXIVO	ALTO
18	PRAGMATICO	PRAGMATICO	ALTO
16	REFLEXIVO	REFLEXIVO	MUY ALTO
7	REFLEXIVO	REFLEXIVO-TEORICO-PRAGMATICO	MEDIO
6	TEORICO	TEORICO	ALTO
5	ACTIVO	ACTIVO-REFLEXIVO-TEORICO-PRAGMATICO	MEDIO
4	PRAGMATICO	PRAGMATICO	MUY ALTO
4	REFLEXIVO	ACTIVO-REFLEXIVO-TEORICO-PRAGMATICO	MEDIO
3	PRAGMATICO	PRAGMATICO	MUY ALTO
3	ACTIVO	ACTIVO	ALTO
3	ACTIVO	ACTIVO-PRAGMATICO	MEDIO
3	PRAGMATICO	ACTIVO-REFLEXIVO-TEORICO-PRAGMATICO	MEDIO
3	REFLEXIVO	REFLEXIVO	MEDIO
3	REFLEXIVO	ACTIVO-REFLEXIVO-PRAGMATICO	MEDIO
3	TEORICO	ACTIVO-REFLEXIVO-TEORICO-PRAGMATICO	MEDIO
2	ACTIVO	ACTIVO	MUY ALTO
2	TEORICO	TEORICO	MUY ALTO
2	REFLEXIVO-PRAGMATICO	REFLEXIVO-PRAGMATICO	ALTO
2	REFLEXIVO-PRAGMATICO	REFLEXIVO-TEORICO-PRAGMATICO	ALTO
2	REFLEXIVO-TEORICO	REFLEXIVO-TEORICO	ALTO
2	TEORICO	REFLEXIVO-TEORICO	ALTO
2	TEORICO-REFLEXIVO	REFLEXIVO-TEORICO	ALTO
2	PRAGMATICO	ACTIVO-PRAGMATICO	MEDIO
2	PRAGMATICO	ACTIVO-REFLEXIVO-PRAGMATICO	MEDIO
2	REFLEXIVO	ACTIVO-REFLEXIVO-TEORICO-PRAGMATICO	MEDIO
2	REFLEXIVO-TEORICO-PRAGMATICO	ACTIVO-REFLEXIVO-TEORICO-PRAGMATICO	MEDIO
2	TEORICO	REFLEXIVO-TEORICO-PRAGMATICO	MEDIO
2	TEORICO	ACTIVO-REFLEXIVO-TEORICO-PRAGMATICO	MEDIO
2	TEORICO-PRAGMATICO	ACTIVO-REFLEXIVO-TEORICO-PRAGMATICO	MEDIO

Lo anterior, muestra que el modelo difuso clasifica el EA, o bien, los EAs que sobresalen o predominan en cada estudiante, además, proporciona el grado de pertenencia de estos, toda vez que no es lo mismo un estudiante con EA predominante muy alto, alto o medio. Las características del grado de pertenencia de cada estudiante, permitirá a los expertos una mejor toma de decisiones al definir las estrategias de aprendizaje pertinentes, además de dar seguimiento a cada estudiante.

7. Conclusiones y trabajo futuro

De los resultados mostrados en la Tabla 3, se pueden obtener las siguientes conclusiones:

- 1) El modelo de inferencia difuso, además de dar la clasificación de los EAs de los estudiantes, permite determinar el grado de pertenencia del o los predominantes.
- 2) Se proporciona información útil a los tutores académicos para que puedan tomar decisiones enfocadas a diseñar las mejores estrategias de aprendizajes para sus estudiantes.

Como trabajo futuro se propone ampliar este modelo, de tal manera que permita al menos lo siguiente:

- 1) Identificar el perfil de los estudiantes de nuevo ingreso, en función a sus EAs. Si el perfil identificado no el requerido, asistir en el planteamiento de estrategias que hagan que pueda llegar a serlo.
- 2) Que el tutor tenga una herramienta que le permita dar seguimiento a cada estudiante.
- 3) Proporcionar de manera automática a cada estudiante que aplique el test, las recomendaciones de estrategias de aprendizaje pertinentes.

Referencias

1. SEP: Manual de estilos de aprendizaje: Material autoinstitucional para docentes y orientadores educativos. México, SEP Dirección de Coordinación Académica (2004)
2. SEP: Manual del tutor SNIT. SEP (2013)
3. ANUIES.: Anuario estadístico ciclo escolar 2014-2015. ANUIES, México (2015)
4. Alonso, C. M., Gallego, D. J., Honey, P.: Los estilos de aprendizaje: Procedimientos de diagnóstico y mejora. Ediciones Mensajero, Bilbao, España (1997)
5. Huayapa, C. R., Lizarralde, F. A., Vivas, J. R., Gonzalez, M. P., Guccione, L., Arona, G. M.: Modelo del Estudiante basado en Lógica Difusa. En: Workshop de Investigadores en Ciencias de la Computación, pp. 999–1003 (2014)

6. Huayapa, C. R., Guccione, L., Benchoff, D. E., Gonzalez, M. P., Lizarralde, F. A. J.: Mejoramiento de la adaptación usando la lógica difusa. En: XIII Workshop Tecnología Informática Aplicada en Educación (WTIAE), pp. 10 (2015)
7. Ibarra-Orozco, R., Virrueta-Gordillo, A., Ramirez-Santiago, B., Castillo-Silva, F.: Metodología para la creación de objetos de aprendizaje adaptables al estilo de aprendizaje. *Research in Computing Science*, 111, pp. 203–211 (2016)
8. Palomino-Hawasly, M. Á., Strefezza, M., Contreras, L.: Sistema difuso para la detección automática de estilos de aprendizaje en ambientes de formación web. *Ciencia, Docencia y Tecnología*, pp. 269–294 (2016)
9. Keefe, J. W.: Assessing student learning styles. An overview. *Student Learning Styles and Brain Behavior*, pp. 43–53 (1982)
10. Kolb, D.: *Experiential learning: experiences as the source of learning development*. Englewood Cliffs, New Jersey, Prentice Hall, pp. 21–38 (1984)
11. Honey, P., Mumford, A.: *Using our Learning Styles*. Berkshire U.K. (1986)
12. Santizo-Rincon, J. A., García-Cué, J. L., Gallego, D. J.: Revista de estilos de aprendizaje. *Revista de estilos de aprendizaje*, Vol. 1, No. 1, pp. 28–42 (2008)
13. Zadeh, L. A.: *Fuzzy logic and approximate reasoning*. Kluber Academic Publishers B. V. (1975)
14. Sankar-Ray, K.: *Soft computing and its applications*. Apple academic Press (2015)
15. Zadeh, L. A.: *Soft Computing and Fuzzy Logic*. pp. 48–56 (1994)
16. Chen, G., Pham, T. T.: *Introduction to Fuzzy Sets, Fuzzy Logic, and Fuzzy Control System*. Texas, CRC Press (2000)
17. Zadeh, L.: Fuzzy sets. *Information and Control*, Vol. 8, pp. 338–353 (1965)
18. IEC.: International Electrotechnical Commission. [En línea]. Disponible en: [http://www.iec.ch/dyn/www/f?p=103:91:0::::FSP_LANG_ID:25?q=Fuzzy Control Language](http://www.iec.ch/dyn/www/f?p=103:91:0::::FSP_LANG_ID:25?q=Fuzzy%20Control%20Language) (2014)