

# Sistema Experto Difuso

## Determinación de Perfil Inversor

Juan Martin Lavalle, Juan Lucas Llobeta, Santiago Majul

*Cátedra de Inteligencia Artificial  
Ingeniería en Sistemas de Información*

---

### Resumen

Este trabajo presenta el desarrollo de un Sistema Experto basado en lógica difusa, cuyo propósito es determinar el perfil de inversor de un usuario y sugerir un porcentaje recomendado de inversión acorde a dicho perfil. El sistema se construye a partir de un conjunto de reglas difusas que modelan el conocimiento experto en decisiones financieras. Para su implementación se empleó un entorno de programación en lenguaje Python. Los resultados obtenidos demuestran la viabilidad del enfoque propuesto para asistir en la toma de decisiones financieras personalizadas.

*Palabras Claves:* Lógica Difusa, Sistema Experto, Perfil de Inversor, Decisión Financiera

---

### 1. Introducción

En el capítulo 15 de su libro [1], Russell y Norvig definen la teoría de conjuntos difusos como “una manera de especificar qué tanto satisface un objeto una descripción imprecisa”. Esta teoría permite trabajar con conjuntos cuyos criterios de pertenencia no están claramente definidos, lo cual es común en los fenómenos del mundo real (Zadeh, 1965) [2].

Un objeto puede pertenecer simultáneamente a múltiples conjuntos difusos, con diferentes grados de pertenencia. En su artículo fundacional, Zadeh (1965) [2] plantea que estos conjuntos se caracterizan por una función de membresía que asigna a cada elemento un valor en el intervalo  $[0, 1]$ , donde 0 indica no pertenencia y 1 pertenencia total.

Por su parte, la lógica difusa opera sobre las relaciones entre conjuntos difusos, proponiendo reglas de inferencia para razonar en contextos de incertidumbre e imprecisión. Según Zadeh (1988) [3], esta lógica “trabaja

con modelos de razonamiento imprecisos que desempeñan un papel esencial en la notable capacidad humana de tomar decisiones bajo condiciones de incertidumbre”.

En este marco se desarrolla el presente sistema experto, utilizando reglas de inferencia difusas que rigen las interacciones entre los distintos conjuntos. El objetivo es abordar el problema de determinar el perfil de inversor, también conocido como perfil de riesgo. Klement (2015) [4] define este perfil como la combinación entre la capacidad de riesgo (risk capacity) y la aversión al riesgo (risk aversion), factores que determinan qué tipo de inversiones son adecuadas para cada individuo.

Gutiérrez y Vélez (2017) [5] proponen una clasificación en tres perfiles de inversor:

- “Perfil conservador: busca minimizar el riesgo, aún a costa de una menor rentabilidad.”
- “Perfil moderado: busca un equilibrio entre riesgo y rentabilidad.”
- “Perfil agresivo: está dispuesto a asumir mayores riesgos con el objetivo de obtener rendimientos más altos.”

El presente trabajo propone un sistema experto basado en lógica difusa que, a partir de un conjunto de variables e inferencias, determine el perfil de inversor de un usuario y sugiera un porcentaje recomendado de inversión en función de dicho perfil.

## **2. Propuesta de Desarrollo**

El sistema desarrollado utiliza lógica difusa para determinar el perfil de inversor de una persona, a partir de cuatro variables de entrada: edad, ingresos, conocimiento y tolerancia al riesgo. Estas variables se agrupan en dos dimensiones clave según la definición de Klement (2015) [4]:

- Potencial de inversión (risk capacity): definido por la combinación de edad e ingresos.
- Nivel de riesgo (risk aversion): determinado a partir del conocimiento del usuario y su tolerancia al riesgo.

Cada una de las variables de entrada se clasifica lingüísticamente en tres categorías, estas son:

- Edad: Joven, Adulto, Mayor.
- Ingresos: Bajo, Medio, Alto.
- Conocimiento financiero: Bajo, Medio, Alto.
- Tolerancia al riesgo: Baja, Media, Alta.

Estas variables se agrupan para formar dos variables internas:

- Potencial de inversión =  $f(\text{Edad, Ingresos})$ .
- Nivel de riesgo =  $f(\text{Conocimiento, Tolerancia})$

La determinación del valor de estas dos variables internas se realiza mediante las reglas definidas en los cuadros 1 y 2.

<b>Edad</b>	<b>Ingresos</b>	<b>Potencial</b>
Joven	Bajo	Bajo
Joven	Medio	Medio
Joven	Alto	Alto
Adulto	Bajo	Bajo
Adulto	Medio	Medio
Adulto	Alto	Alto
Mayor	Bajo	Bajo
Mayor	Medio	Bajo
Mayor	Alto	Medio

Cuadro 1 – Potencial de inversión en función de la edad y los ingresos del usuario.

<b>Conocimiento</b>	<b>Tolerancia</b>	<b>Riesgo</b>
Bajo	Baja	Medio
Bajo	Media	Alto
Bajo	Alta	Alto
Medio	Baja	Bajo
Medio	Media	Medio
Medio	Alta	Alto
Alto	Baja	Bajo
Alto	Media	Medio
Alto	Alta	Medio

Cuadro 2 – Riesgo de la inversión en función de los conocimientos y la tolerancia del usuario.

Una vez obtenidos los valores de potencial y de riesgo, el sistema procede a calcular el perfil inversor del usuario, a partir de las reglas mostradas en el cuadro 3.

Potencial	Riesgo	Perfil Inversor
Bajo	Bajo	Conservador
Bajo	Medio	Conservador
Bajo	Alto	Conservador
Medio	Bajo	Moderado
Medio	Medio	Moderado
Medio	Alto	Agresivo
Alto	Bajo	Agresivo
Alto	Medio	Agresivo
Alto	Alto	Agresivo

Cuadro 3 – Riesgo de la inversión en función de los conocimientos y la tolerancia del usuario.

Para el motor de inferencia se adoptó el modelo clásico propuesto por Mamdani [6], utilizando operadores difusos estándar para evaluar las reglas y combinar los resultados.

Las reglas del sistema fueron definidas en forma conjuntiva, es decir, con conectores AND entre las condiciones. Para su evaluación se utilizaron los siguientes operadores:

- Operador AND: para la conjunción de condiciones en una regla, utilizando además el operador mínimo (min).
- Operador de agregación: para combinar las salidas parciales de todas las reglas activadas, se utilizó el operador máximo (max). Esto superpone los conjuntos de salida activados para formar un solo conjunto difuso agregado.

Esta elección de operadores (min para conjunción y activación, max para agregación) es típica del enfoque Mamdani y fue implementada utilizando la biblioteca scikit-fuzzy en Python.

Una vez agregadas todas las salidas activadas por las reglas, el sistema procede a defuzzificar los valores obtenidos para definir su respuesta.

Para ello se utilizó el método Centroide de Gravedad (COG) o Centro de Masa, que es uno de los métodos más comunes y robustos en lógica difusa.

### 3. Experimentos y resultados

En esta sección se presenta a modo de ejemplo un experimento realizado para evaluar el comportamiento del sistema experto difuso desarrollado. El objetivo principal de estas pruebas fue verificar que el sistema infiera correctamente los valores de salida esperados (potencial de inversión, nivel de riesgo y perfil del inversor) en función de distintas combinaciones de entrada.

#### 3.1. Condiciones del experimento

Para esta prueba se consideraron los siguientes valores de entrada, representando el perfil de un inversor hipotético joven con ingresos medios y una tolerancia al riesgo ligeramente superior a la media:

- Edad del inversor: 25 años
- Ingresos mensuales: 3950 dolares
- Nivel de conocimiento financiero: 6 (escala de 1 a 10, correspondiente a un nivel intermedio)
- Tolerancia al riesgo: 7.4 (escala de 1 a 10, indicando una tolerancia media-alta)

Las variables fueron modeladas mediante conjuntos difusos triangulares y trapezoidales, y se utilizaron reglas de inferencia Mamdani para obtener los valores de salida. La lógica difusa fue implementada en Python utilizando la biblioteca scikit-fuzzy.

#### 3.2. Visualización de variables

Las Figuras 1 y 2 muestran las funciones de pertenencia definidas para cada una de las variables de entrada y salida. Se puede observar cómo el valor de entrada se posiciona dentro de sus respectivos conjuntos difusos, permitiendo su activación parcial en múltiples categorías lingüísticas.

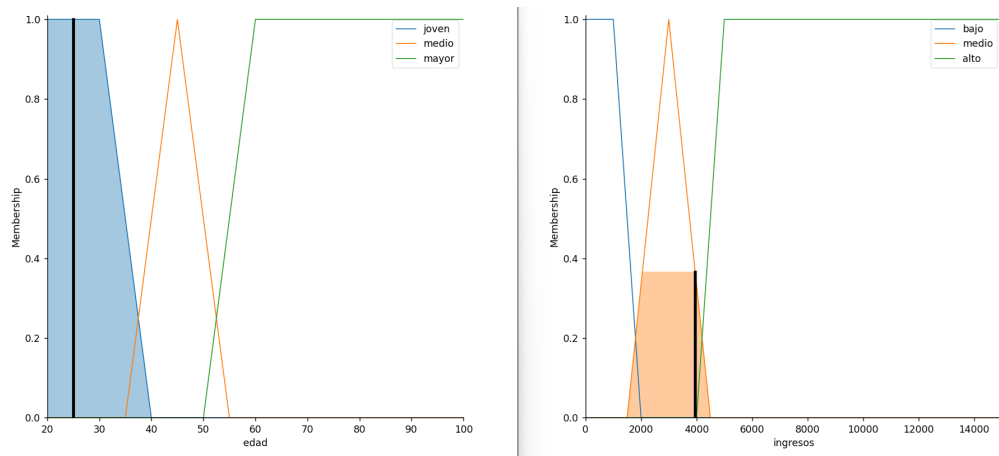


Figura 1

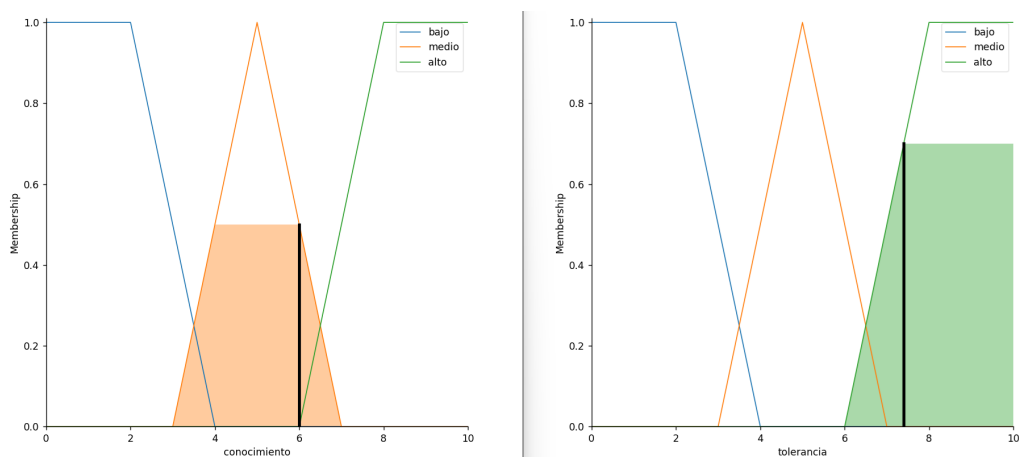


Figura 2

### 3.3. Resultados de la inferencia difusa

A partir de los valores ingresados, el sistema ejecutó el proceso de inferencia difusa y defuzzificación, arrojando como resultado los siguientes valores aproximados para las variables de salida:

- Potencial de inversión: 5.00
- Nivel de riesgo: 8.28
- Perfil del inversor: 8.47

La Figura 3 presenta visualmente estos valores, mostrando el punto de corte sobre cada función de membresía de salida.

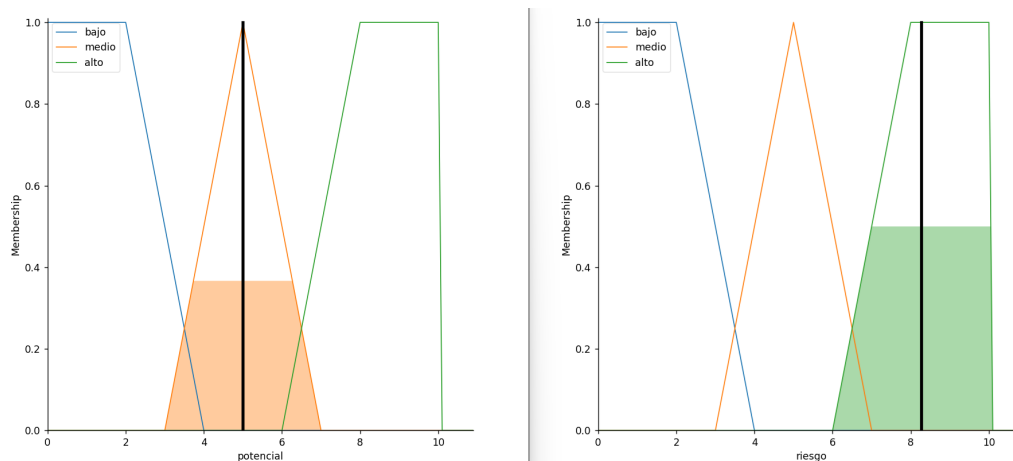


Figura 3

#### 3.4. Análisis de los resultados

El sistema infirió un perfil de inversor con un valor de 8.47, lo que corresponde a un inversor de tipo agresivo, tal como se define en la clasificación utilizada. Este resultado es coherente con los valores de entrada: un individuo joven, con ingresos relativamente estables, conocimientos financieros intermedios y una alta tolerancia al riesgo.

Además, el nivel de riesgo inferido (8.28) y el potencial de inversión (5.00) se encuentran alineados con un perfil dispuesto a asumir cierto nivel de exposición para obtener mayores rendimientos. En conjunto, estos resultados indican que el sistema logra capturar adecuadamente la lógica difusa implícita en el asesoramiento financiero.

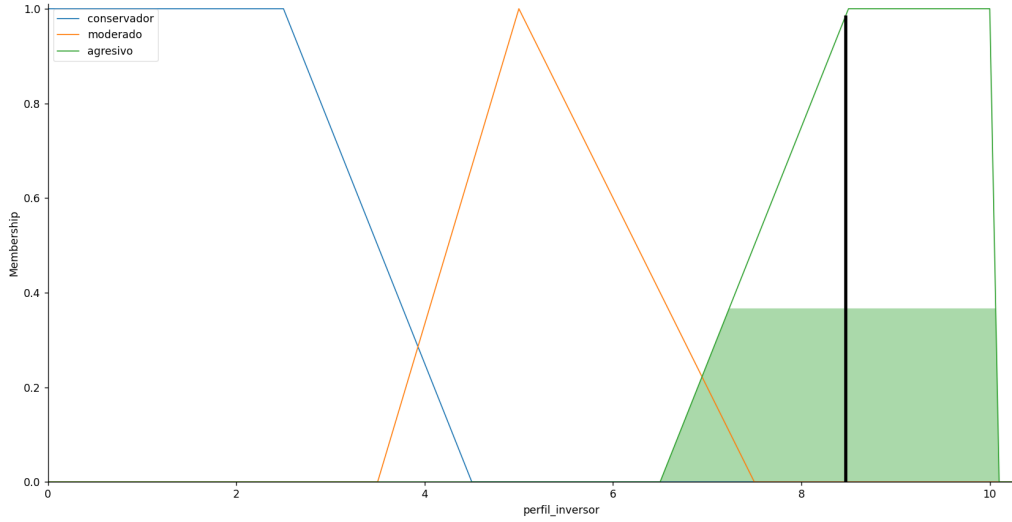


Figura 4

#### 4. Conclusión

El desarrollo del sistema experto basado en lógica difusa para la determinación del perfil inversor ha demostrado ser una solución viable y efectiva para abordar problemas de decisión en contextos de incertidumbre. A partir de la integración de variables lingüísticas como edad, ingresos, conocimiento financiero y tolerancia al riesgo, el sistema fue capaz de evaluar con precisión la capacidad y la aversión al riesgo del usuario, generando así un perfil inversor acorde a su situación particular.

La utilización del modelo de inferencia Mamdani permitió representar de forma transparente el conocimiento experto mediante reglas difusas, mientras que la implementación en *Python*, utilizando la biblioteca *scikit-fuzzy*, facilitó el procesamiento de las reglas y la obtención de resultados interpretables. La elección de operadores estándar (mínimo para la conjunción y activación, máximo para la agregación) junto con el método del Centroide de Gravedad (COG) para la desfuzzificación aseguró coherencia, robustez y precisión en el proceso de inferencia.

En definitiva, este enfoque no solo valida la aplicabilidad de los sistemas expertos difusos en el ámbito financiero, sino que también sienta las bases para su futura ampliación, ya sea incorporando nuevas variables, reglas de inferencia más complejas o mecanismos de aprendizaje automático que refuercen su capacidad adaptativa.



## Referencias

- [1] S. Russell, P. Norvig, Reasoning in uncertain environments, in: Artificial Intelligence: A Modern Approach, Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ, 2 edition, 2003, pp. 452–493.
- [2] L. Zadeh, Fuzzy sets, Information and Control 8 (1965) 338–353.
- [3] L. A. Zadeh, Fuzzy logic, Computer 21 (1988) 83–93.
- [4] J. Klement, Investor risk profiling: An overview (2015).
- [5] M. P. D. Gutiérrez, L. D. D. Vélez, Diseño metodológico para la estructuración de portafolios de inversión según el perfil de riesgo del inversionista, Clío América 11 (2017) 177–187.
- [6] E. H. Mamdani, S. Assilian, An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller, International journal of man-machine studies 7 (1975) 1–13.