

IMPLEMENTACIÓN DE ALGORITMO GENETICO USANDO LÓGICA DIFUSA PARA UN SISTEMA DE SOLICITUDES DE PRESTAMO BANCARIO

Wilches Torres Andres Felipe - 20172020114, Ocampo Gamboa Luis Alejandro - 20172020050
Universidad Distrital Francisco José de Caldas, Bogota, Colombia. e-mail: afwilchest@correo.udistrital.edu.co,
laocampog@correo.udistrital.edu.co

Abstract – The analysis of financial statements is an indispensable component of most decisions on loans, investments and other upcoming issues, it facilitates decision-making for banks or third parties who are interested in the economic and financial situation of a person. In this case, a fuzzy logic model with optimization of bio-inspired algorithms is proposed, which allows evaluating what type of loan and what term should be given to a client, given an input variable (age, income and payment capacity).

Keywords – Logic, Fuzzy, Alogithm, Genetic, Optimization, Mamdani, Bank, Loan, Term, Age, Salary, payment capacity

Resumen – El análisis de estados financieros es un componente indispensable de la mayor parte de las decisiones sobre préstamo, inversión y otras cuestiones próximas, facilita la toma de decisiones a los bancos o terceros que estén interesados en la situación económica y financiera de una persona. En este caso, se propone un modelo mediante lógica difusa con optimización de algoritmos bio-inspirados, que permita evaluar qué tipo de préstamo y a qué plazo se le debe prestar a un cliente, dadas una variables de entrada (edad, ingresos y capacidad de pago).

Palabras Clave – Logica, Difusa, Algoritmo, Genetico, Optimizacion, Mamdani, Bancario, Prestamo, Plazo, Edad, Ingreso, Capacidad pago

I. INTRODUCCIÓN

Las Entidades bancarias como corporaciones y colectivos financieras establecen unas políticas de requerimientos mínimos para garantizar su correcto funcionamiento, esto lo podemos evidenciar en muchos de sus departamentos, como puede ser, por ejemplo, el departamento de préstamos a personas naturales [3].

En la última década se ha producido un importante aumento de la recopilación de datos, especialmente en los sectores financieros. Los bancos son, de hecho, uno de los mayores productores de big data, ya que ninguna otra empresa aparte de los bancos tiene tantos datos recopilados sobre sus clientes. La recopilación y el análisis de estos datos es una característica clave para la toma de decisiones, especialmente en el sector bancario. Una de las decisiones más importantes y frecuentes que tienen que tomar los bancos es la aprobación de préstamos [8].

Cada entidad bancaria cuenta con políticas propias para determinar a quiénes o qué empresas brinda créditos,

generalmente se basan en la cantidad de ingresos o egresos y determinan de este modo la capacidad de pago de las personas. Otro de los factores, es el tiempo con el que se cuenta con empleo (estabilidad laboral), o se tiene en cuenta la edad de los solicitantes para pedir el préstamo. [10]

En muchos casos, los bancos establecen estas políticas para ser evaluadas por personal calificado y así definir si una persona es apta para un crédito o no lo es, mediante la lógica difusa es posible optimizar este proceso, y además hacerlo de manera eficiente [5].

Para el levantamiento de nuestra propuesta, nuestra investigación se enfocó principalmente en modelos de lógica difusa, algoritmos genéticos y en la manera en la que se realizan los préstamos bancarios, basándonos en estos dos primeros tipos de tal forma que se simplifique y facilite el planteamiento del proyecto, ya que están basados en estos mismos, encaminado al riesgo financiero.

Mediante el enfoque de la lógica difusa se permite un tratamiento individual y dinámico de los clientes mediante la integración de las políticas reales de un banco con el fin de evaluar la viabilidad de los clientes para reducir la morosidad de los préstamos y garantizar la viabilidad y la sostenibilidad de las instituciones de financieras [9]. Basándonos en aplicaciones de lógica difusa que implementaban indicadores de riesgo financiero, es decir; hasta cuanto está dispuesta una empresa o un banco a la hora de hacer un préstamo, teniendo en cuenta sus objetivos estratégicos, estableciendo recursos que se requieren para dicha gestión y el esfuerzo necesario para mitigar el impacto de la acción [6], esto presentando un enfoque matemático para tratar la alineación de la incertidumbre entre datos difusos y aleatorios [2].

Se propuso un algoritmo genético para mejorar la tarea del modelo en términos de precisión [1]. Para el correcto funcionamiento del algoritmo, se propuso un par de funciones objetivo, cada uno satisfaciendo las salidas de nuestro sistema además de la adaptabilidad del algoritmo mejorando el desempeño del modelo [7].

Es por esto, que nuestro proyecto, se fundamenta en una herramienta de lógica difusa para la evaluación de riesgo de créditos a clientes de un banco, que se basa en políticas comerciales muy similares [4] a las que planteamos en nuestra propuesta.

donde:

- JObjetivoPL - Funcion objetivo de la salida de plazo
- JObjetivoPre - Funcion objetivo de la salida de prestamo

II. PRESENTACIÓN CASO DE APLICACIÓN

En este caso, se tomaron como ejemplo algunos de los parámetros de las políticas bancarias del Banco Bolivariano

de Ecuador, los cuales podrían ser aplicados perfectamente en cualquier otro banco, ya que son políticas universales, sin embargo, hay que tener en cuenta la fecha de obtención de dichos datos, ya que las políticas bancarias no permiten compartir información de sus clientes, por eso nos basamos en esta fuente [11].

Para cada requerimiento se definieron distintos conjuntos difusos que comprenderían los rangos de entrada de cada requisito. En este caso en particular, se definieron tres entradas como políticas requeridas, que son la edad del cliente, sus ingresos mensuales, y su capacidad de pago en función de sus ingresos y egresos mensuales, además, dos salidas que definen cuánto dinero se le va a prestar a la persona, y cuanto tiempo va a tener de plazo para pagar dicho dinero.

Para nuestra aplicación, recolectamos 51 datos de cliente, donde se tenían en cuenta las variables de entrada y salida mencionadas anteriormente, con el objetivo de realizar una comparación o análisis a la hora de realizar la ejecución, a continuación, daremos una muestra de los datos:

X			Y	
Edad	Ingresos	Capacidad de pago	Plazo	Prestamo
37	248	50	23	9
34	350	60	22	9
46	248	50	26	9
44	480	110	26	10
30	350	50	19	9
48	600	150	26	11
22	248	20	14	9
53	500	100	24	10
21	248	50	13	9
43	800	200	26	12
25	700	90	16	11
26	248	10	16	9
68	600	120	20	11
41	450	90	25	10
27	248	30	17	9
50	600	205	25	11
24	248	50	15	9
35	492	98	22	10
45	663	200	27	11
21	293	11	13	9
48	479	47	26	10
35	500	60	22	10
36	350	24	23	9
41	305	12	25	9

Fig. 1. Datos bancarios de clientes, basado en [11]

Teniendo los datos, podemos pasar a ver en qué consisten las políticas de créditos bancarios sobre las cuales se va a construir el modelo de lógica difusa. Para esto tendremos en cuenta lo siguiente:

Políticas de Créditos Bancarios:

- Si cliente es joven, entonces se le dará plazo corto
- Si cliente es adulto, entonces se le dará plazo prolongado
- Si cliente es viejo, entonces se le dará plazo corto
- Si cliente tiene ingresos bajos, se le dará préstamo bajo
- Si cliente tiene ingresos medios, se le dará préstamo promedio
- Si cliente tiene ingresos altos, se le dará préstamo alto
- Si cliente tiene capacidad de pago mínimo, se le dará préstamo bajo
- Si cliente tiene capacidad de pago promedio, se le dará préstamo promedio

- Si cliente tiene capacidad de pago alto, se le dará préstamo alto

Ahora nos enfocaremos en el modelo de lógica difusa, para esto, nos basaremos en las reglas de implementación de los conjuntos difusos:

Variables de entrada (3) y conjuntos difusos del antecedente (9):

- Edad - **Conjuntos difusos:** Joven, Adulto, Viejo
- Ingresos - **Conjuntos difusos:** Bajos, Medios, Altos
- Capacidad de Pago - **Conjuntos difusos:** Mínimo, Promedio, Máximo

Esta sería nuestra configuración de entrada, a continuación, la de salida:

Variables de salida (2) y conjuntos difusos del antecedente (5):

- Plazo - **Conjuntos difusos:** Corto, Prolongado
 - Préstamo - **Conjuntos difusos:** Bajo, Promedio, Alto
- Esta sería nuestra configuración de salida.

III. DESCRIPCIÓN DE LA PROPUESTA

Para la implementación de nuestra propuesta, usamos cuatro tipos de configuraciones, las cuales se basan en las políticas anteriormente descritas en la sección de presentación caso aplicación. A continuación, veremos en más detalle, cada uno de los conjuntos difusos para nuestra propuesta, en general y para la configuración 1, viene dado de la siguiente manera:

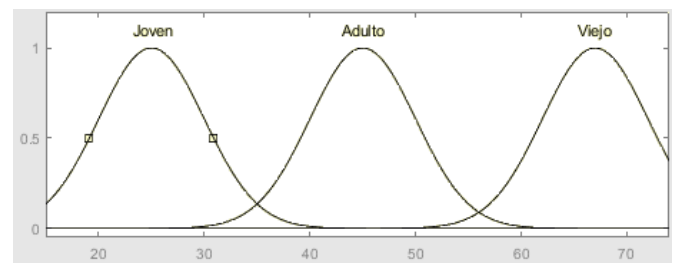


Fig. 2. Conjunto difuso de la entrada Edad / Cliente

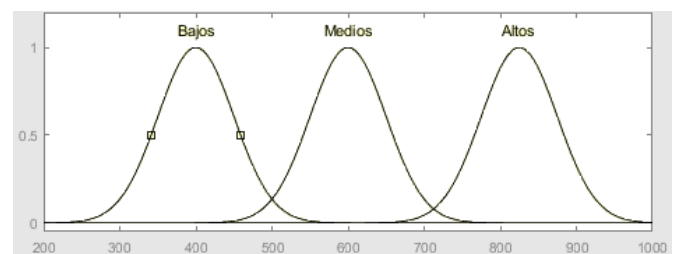


Fig. 3. Conjunto difuso de la entrada ingresos

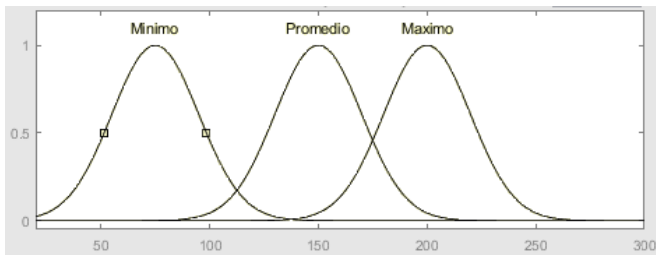


Fig. 4. Conjunto difuso de la entrada capacidad de pago

Ahora bien, pasaremos a ver los conjuntos de salida, que dan las políticas de la configuración 1.

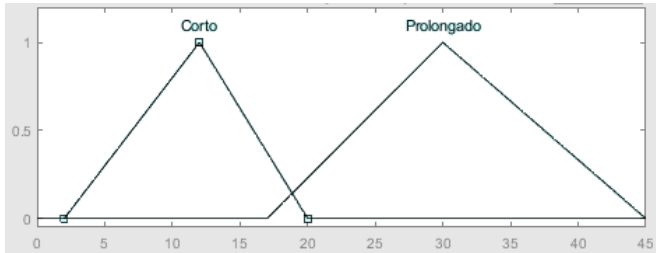


Fig. 5. Conjunto difuso de la salida plazo

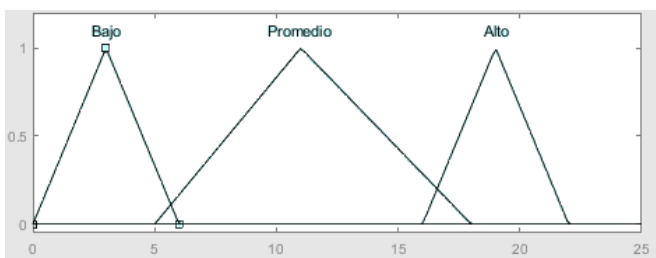


Fig. 6. Conjunto difuso de la salida prestamo

Todas las configuraciones, tienen en cuenta las reglas establecidas y políticas más básicas, para un préstamo bancario, que se ven a continuación.

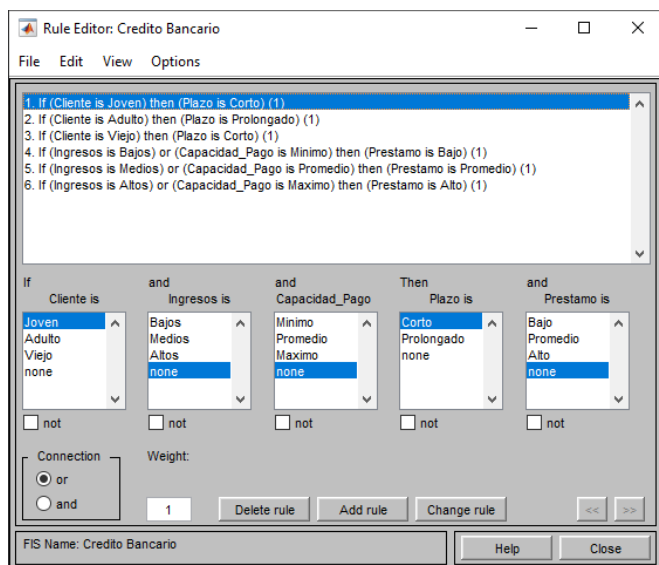


Fig. 7. Reglas de configuración general

La segunda configuración, es más permisiva en el rango del cliente, donde consideramos más a la edad adulta para realizar

los préstamos bancarios, por lo tanto los conjuntos difusos de joven - adulto, son más amplios.

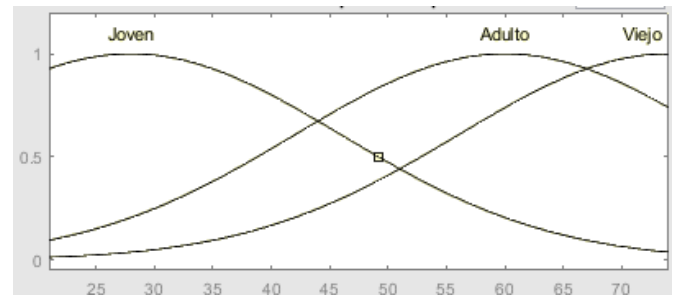


Fig. 8. Cambios para la configuración dos, rango de edad personas mayores de edad, no viejos

La tercera configuración, cambio el conjunto de ingresos y consecuentemente la capacidad de pago, donde el conjunto de ingresos altos y bajos es similar entre las personas, pero es más difícil encontrar a alguien con ingresos medios, además, la capacidad de pago se limitó en cada uno de sus rangos establecidos, haciéndolo aún más estricto:

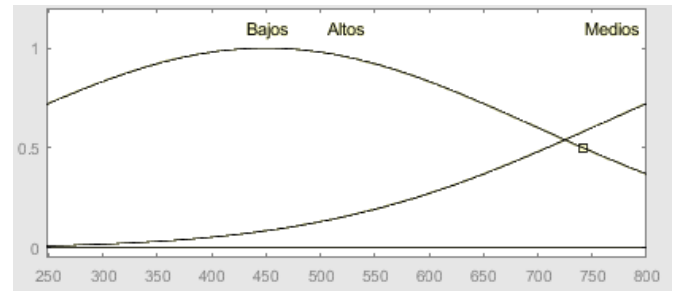


Fig. 9. Cambios en la configuración 3, ingresos

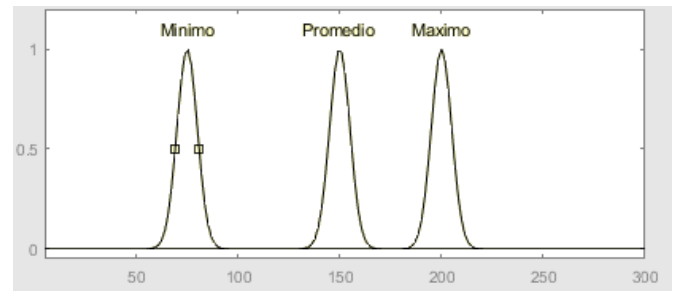


Fig. 10. Cambios en la configuración 3, capacidad de pago

Y para la cuarta configuración, decidimos dar un rango más amplio entre los ingresos, de tal forma que se consideren otro tipo de políticas a la hora de evaluar los préstamos, tales como: ingresos bajos 300- 400, medios: 400 - 800 y altos de 650 a 1000.

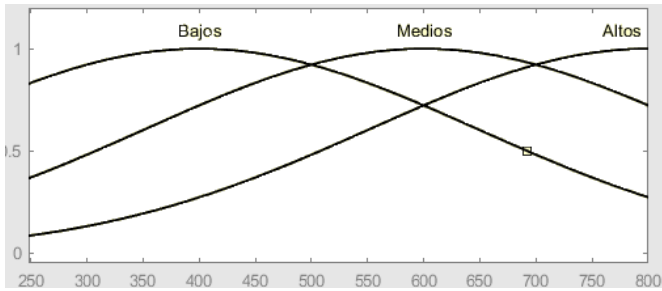


Fig. 11. Cambios para la configuración 4, ingresos

Para la optimización del algoritmo, se decidió usar un algoritmo genético o bio-inspirado, basándonos en la función “fminunc”, lo que hacemos es evaluar cada una de las salidas, ya que esta función retorna un escalar, el sistema difuso implementado retorna un vector de 1x2, ya que tiene dos salidas, plazo y préstamo. De esta forma, la estrategia es más lenta, pero cumple con los requisitos, que veremos a continuación en los resultados. Para esto, nos basaremos en el siguiente diagrama de flujo, que explica el funcionamiento de un algoritmo genético:



Fig. 12. Diagrama de flujo del algoritmo genético implementado, basado en [12]

IV. RESULTADOS

A la hora de realizar los resultados, para comparar cada una de las configuraciones, se decidió hacer en cada una, 10 ejecuciones del algoritmo, con el objetivo de ver, cuál era el más acertado, dados los datos del banco ecuatoriano que se presentaron en la Figura 1.

A. Cualitativos

Para este apartado, decidimos tomar en cuenta, el mejor de estos resultados, viendo en el primer gráfico, la comparativa entre la salida original y la simulada, además de un gráfico del error de cada tramo de la señal que se evaluó (o datos de préstamo/plazos reales contra simulados). Para la configuración 1, tenemos:

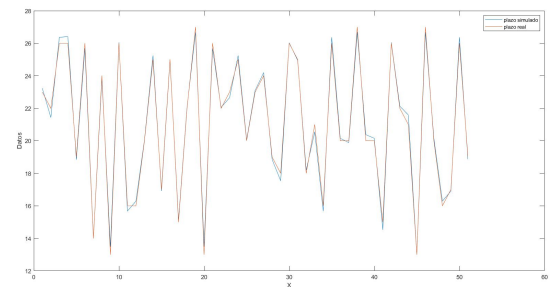


Fig. 13. Comparación entre datos plazo real contra simulado configuración 1]

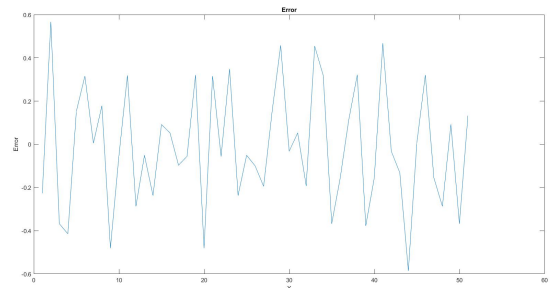


Fig. 14. Error simulación plazo configuración 1]

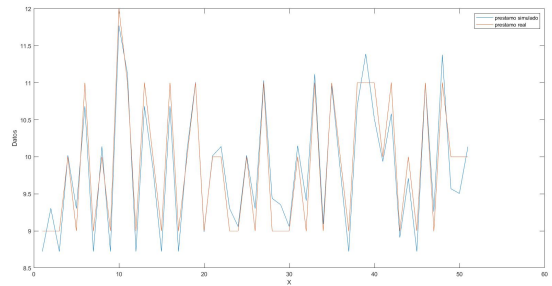


Fig. 15. Comparación entre datos préstamo real contra simulado configuración 1]

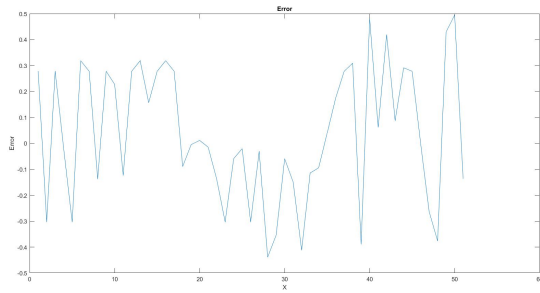


Fig. 16. Error simulacion prestamo configuracion 1]

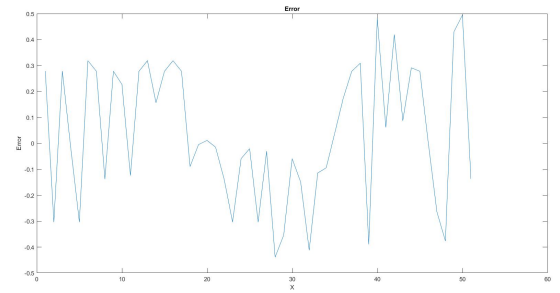


Fig. 20. Error simulacion prestamo configuracion 2]

Los mejores datos obtenidos para la configuracion 2:

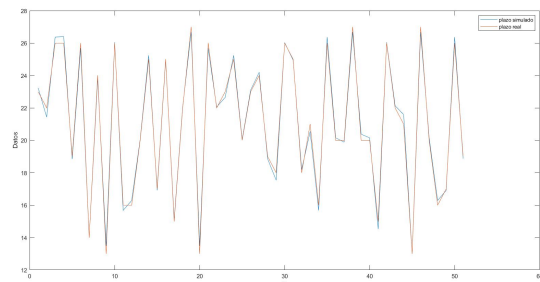


Fig. 17. Comparacion entre datos plazo real contra simulado configuracion 2]

Los mejores datos obtenidos para la configuracion 3:

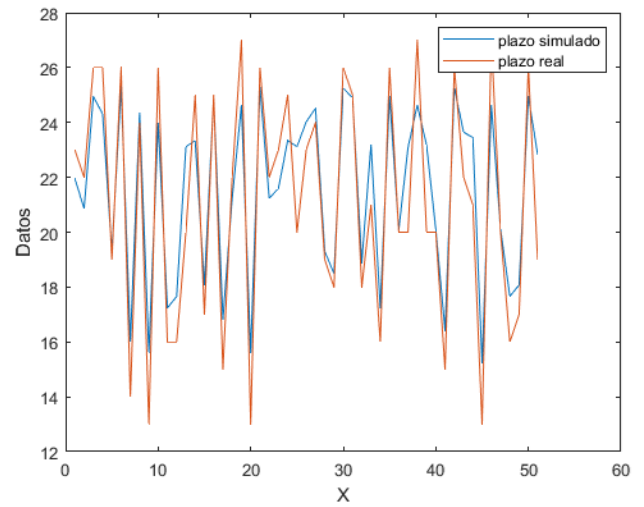


Fig. 21. Comparacion entre datos plazo real contra simulado configuracion 3]

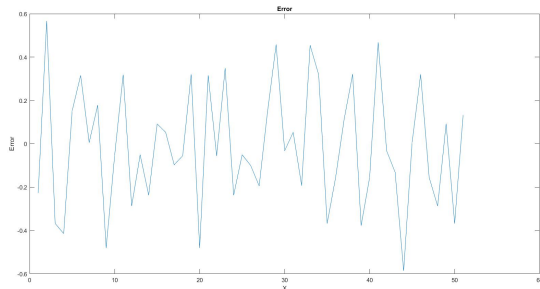


Fig. 18. Error simulacion plazo configuracion 2]

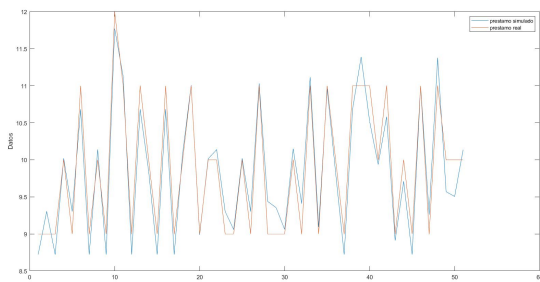


Fig. 19. Comparacion entre datos prestamo real contra simulado configuracion 2]

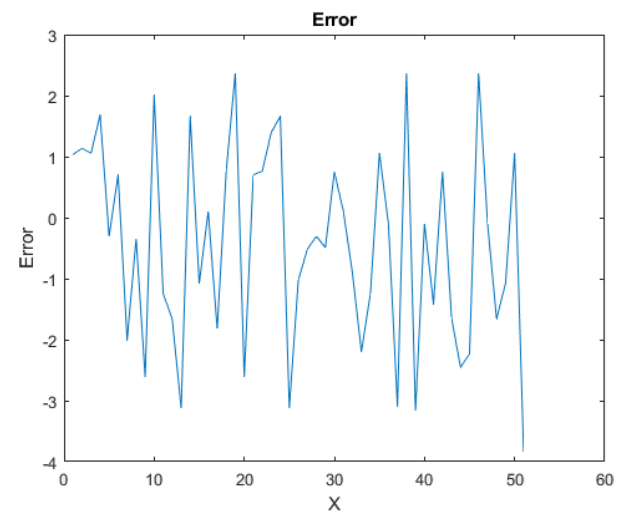


Fig. 22. Error simulacion plazo configuracion 3]

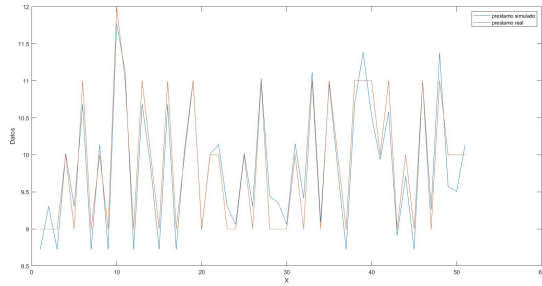


Fig. 23. Comparacion entre datos prestamo real contra simulado configuracion 3]

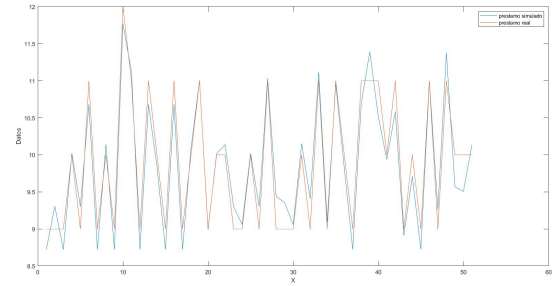


Fig. 27. Comparacion entre datos prestamo real contra simulado configuracion 4]

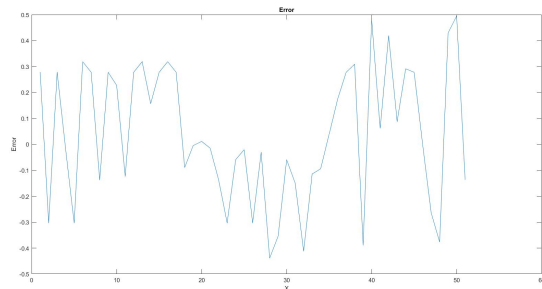


Fig. 24. Error simulacion prestamo configuracion 3]

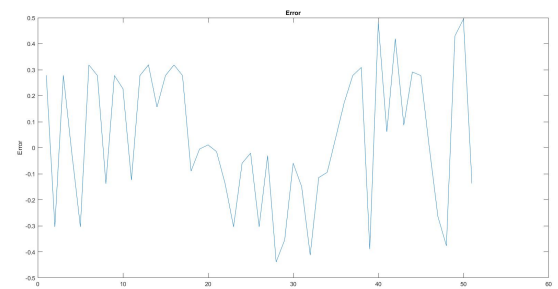


Fig. 28. Error simulacion prestamo configuracion 4]

Los mejores datos obtenidos para la configuracion 4:

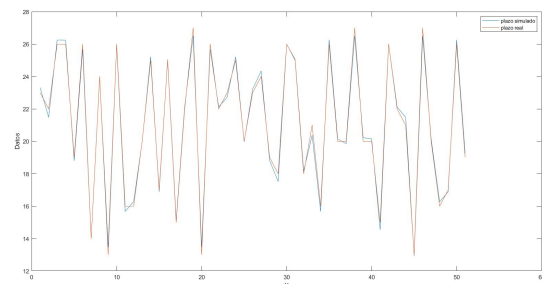


Fig. 25. Comparacion entre datos plazo real contra simulado configuracion 4]

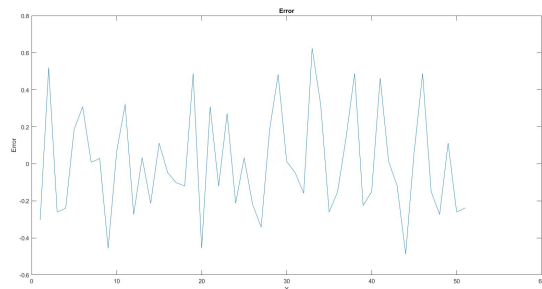


Fig. 26. Error simulacion plazo configuracion 4]

B. Cuantitativos

Para la parte de resultados cuantitativos, se decidió tener en cuenta 4 tipos de error, el mínimo error obtenido en cada uno de los datos evaluados, el máximo, un promedio o MSE, además de una desviación estándar. Estos errores, se calcularon partiendo de las salidas reales, contra los datos obtenidos. Las fórmulas y funciones usadas fueron:

- Error = salida real - salida simulada
- Minimo = min(error)
- Maximo = max(error)
- MSE =

$$\frac{1}{length(error) * sum(error^2)} \quad (1)$$

- Desviacion estandar = std(error)

Teniendo estas funciones presentes, mostraremos las 10 ejecuciones para cada una de las configuraciones (hay que tener en cuenta que en cada ejecucion se muestran los datos tanto de plazo como prestamo).

Configuración 1:

Configuracion	1					1			
Ejecucion 1	Plazo				Ejecucion 6	Plazo			
	Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E		Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E
	-3.487	2.491	2.322	1.535		-1.513	1.380	0.568	0.755
Ejecucion 2	Prestamo				Ejecucion 7	Prestamo			
	Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E		Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E
	-0.44	0.49	0.07	0.26		-0.40	0.44	0.06	0.22
Ejecucion 3	Plazo				Ejecucion 8	Plazo			
	Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E		Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E
	-3.370	1.509	1.450	1.214		-1.070	1.140	0.401	0.634
Ejecucion 4	Prestamo				Ejecucion 9	Prestamo			
	Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E		Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E
	-0.43	0.47	0.07	0.25		-0.39	0.40	0.06	0.22
Ejecucion 5	Plazo				Ejecucion 10	Plazo			
	Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E		Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E
	-3.191	0.936	1.223	1.094		-0.586	0.566	0.077	0.282
Ejecucion 6	Prestamo				Ejecucion 11	Prestamo			
	Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E		Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E
	-0.42	0.45	0.06	0.25		-0.37	0.44	0.06	0.23
Ejecucion 7	Plazo				Ejecucion 12	Plazo			
	Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E		Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E
	-2.938	0.963	1.099	1.007		-0.579	0.542	0.075	0.521
Ejecucion 8	Prestamo				Ejecucion 13	Prestamo			
	Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E		Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E
	-0.42	0.44	0.06	0.25		-0.36	0.44	0.05	0.22
Ejecucion 9	Plazo				Ejecucion 14	Plazo			
	Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E		Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E
	-2.533	1.128	0.876	0.920		-0.453	0.512	0.060	0.281
Ejecucion 10	Prestamo				Ejecucion 15	Prestamo			
	Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E		Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E
	-0.42	0.44	0.06	0.25		-0.35	0.43	0.05	0.22

Fig. 29. Tabla error, ejecuciones configuracion 1]

Configuración 2:

Configuracion	2					2			
Ejecucion 1	Plazo				Ejecucion 6	Plazo			
	Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E		Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E
	-3.282	1.4172	1.731	1.214		-2.356	1.399	1.016	0.865
Ejecucion 2	Prestamo				Ejecucion 7	Prestamo			
	Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E		Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E
	-0.44	0.49	0.07	0.26		-0.40	0.44	0.06	0.22
Ejecucion 3	Plazo				Ejecucion 8	Plazo			
	Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E		Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E
	-3.182	1.617	1.631	1.114		-2.156	1.346	0.965	0.746
Ejecucion 4	Prestamo				Ejecucion 9	Prestamo			
	Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E		Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E
	-0.43	0.47	0.07	0.25		-0.39	0.40	0.06	0.22
Ejecucion 5	Plazo				Ejecucion 10	Plazo			
	Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E		Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E
	-3.102	1.578	1.546	1.023		-1.789	1.30156	0.897	0.646
Ejecucion 6	Prestamo				Ejecucion 11	Prestamo			
	Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E		Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E
	-0.42	0.45	0.06	0.25		-0.37	0.44	0.06	0.23
Ejecucion 7	Plazo				Ejecucion 12	Plazo			
	Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E		Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E
	-2.954	1.456	1.456	0.917		-1.354	1.146	0.356	0.456
Ejecucion 8	Prestamo				Ejecucion 13	Prestamo			
	Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E		Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E
	-0.42	0.44	0.06	0.25		-0.36	0.44	0.05	0.22
Ejecucion 9	Plazo				Ejecucion 14	Plazo			
	Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E		Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E
	-2.546	1.421	1.235	0.905		-1.040	1.077	0.130	0.365
Ejecucion 10	Prestamo				Ejecucion 15	Prestamo			
	Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E		Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E
	-0.42	0.44	0.06	0.25		-0.35	0.43	0.05	0.22

Fig. 30. Tabla error, ejecuciones configuracion 2]

Configuración 3:

Configuracion	3					3			
Ejecucion 1	Plazo				Ejecucion 6	Plazo			
	Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E		Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E
	-3.835	2.368	2.923	1.671		-3.421	2.157	2.756	1.498
Ejecucion 2	Prestamo				Ejecucion 7	Prestamo			
	Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E		Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E
	-0.44	0.49	0.07	0.26		-0.40	0.44	0.06	0.22
Ejecucion 3	Plazo				Ejecucion 8	Plazo			
	Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E		Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E
	-3.609	2.173	2.817	1.592		-0.011	2.172	3.162	1.908
Ejecucion 4	Prestamo				Ejecucion 9	Prestamo			
	Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E		Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E
	-0.43	0.47	0.07	0.25		-0.39	0.40	0.06	0.22
Ejecucion 5	Plazo				Ejecucion 10	Plazo			
	Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E		Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E
	-3.752	2.168	2.698	1.693		-3.791	2.289	2.623	1.511
Ejecucion 6	Prestamo				Ejecucion 11	Prestamo			
	Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E		Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E
	-0.42	0.45	0.06	0.25		-0.37	0.44	0.06	0.23
Ejecucion 7	Plazo				Ejecucion 12	Plazo			
	Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E		Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E
	-3.975	2.472	2.961	1.720		-3.835	2.368	2.923	1.671
Ejecucion 8	Prestamo				Ejecucion 13	Prestamo			
	Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E		Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E
	-0.42	0.44	0.06	0.25		-0.36	0.44	0.05	0.22
Ejecucion 9	Plazo				Ejecucion 14	Plazo			
	Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E		Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E
	-3.895	2.367	3.011	1.748		-3.835	2.368	2.923	1.671
Ejecucion 10	Prestamo				Ejecucion 15	Prestamo			
	Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E		Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E
	-0.42	0.44	0.06	0.25		-0.35	0.43	0.05	0.22

Fig. 31. Tabla error, ejecuciones configuracion 3]

Configuración 4:

Configuracion	4					4				
Ejecucion 1	Plazo				Ejecucion 6	Plazo				
	Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E		Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E	
	-3.788	2.594	2.361	1.550		-2.850	1.025	1.025	0.954	
	Prestamo					Prestamo				
	Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E		Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E	
	-0.44	0.49	0.07	0.26		-0.40	0.44	0.06	0.22	
Ejecucion 2	Plazo				Ejecucion 7	Plazo				
	Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E		Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E	
	-3.944	1.691	1.903	1.364		-2.516	1.013	0.845	0.745	
	Prestamo					Prestamo				
	Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E		Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E	
	-0.43	0.47	0.07	0.25		-0.39	0.40	0.06	0.22	
Ejecucion 3	Plazo				Ejecucion 8	Plazo				
	Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E		Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E	
	-3.796	1.161	1.559	1.207		-2.457	0.925	0.541	0.565	
	Prestamo					Prestamo				
	Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E		Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E	
	-0.42	0.45	0.06	0.25		-0.37	0.44	0.06	0.23	
Ejecucion 4	Plazo				Ejecucion 9	Plazo				
	Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E		Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E	
	-3.540	1.56	1.424	1.100		-1.268	0.842	0.135	0.423	
	Prestamo					Prestamo				
	Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E		Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E	
	-0.42	0.44	0.06	0.25		-0.36	0.44	0.05	0.22	
Ejecucion 5	Plazo				Ejecucion 10	Plazo				
	Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E		Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E	
	-3.240	1.452	0.000	1.214		1.025	-0.487	0.624	0.080	0.286
	Prestamo					Prestamo				
	Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E		Minimo	Maximo	Promedio	Desviacion E	
	-0.42	0.44	0.06	0.25		-0.35	0.43	0.05	0.22	

- Como se evidencia en la comparación, la primera configuración es la que nos muestra un mejor rendimiento frente a las otras tres configuraciones, esto, principalmente, porque es la configuración con los conjuntos difusos más equilibrados dadas las políticas de requerimientos y los datos evaluados.

- La salida de préstamo, no se vio alterada en ninguna de las configuraciones, ya que mantenía siempre su mismo valor, esto es porque los datos traídos desde la fuente [12], eran muy cercanos a los valores obtenidos por el sistema difuso, dadas las reglas del sistema, por lo que al hacer la optimización el algoritmo genético, alcanzaba un mínimo de forma casi que inmediata.

- La configuración 3, fue la que tuvo el peor rendimiento, dado que su rango de ingresos y capacidad de pago, era muy amplio, por lo que los datos reales contra los que hacia el sistema difuso, tenían una diferencia muy grande y por ende, suponía una mayor cantidad de interacciones para que el algoritmo genético encontrara un mínimo de los datos, por esta razón, no obtuvo un buen rendimiento en las 10 ejecuciones en comparación con las otras configuraciones.

- Se considera que se debería usar otra estrategia para evaluar las funciones objetivo, ya que las usadas, requerían de una que retornaba un escalar, y no un vector de tamaño 2 (la cantidad de salidas del sistema difuso con plazo y préstamo), por lo que agregándole que los tiempos de optimización eran elevados, tocaba realizar una ejecución por cada salida.

REFERENCES

- [1] LI JINJUAN,(2017).., RESEARCH ON ENTERPRISE CREDIT RISK ASSESSMENT METHOD BASED ON IMPROVED GENETIC ALGORITHM, *2017 9th International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation (ICMTMA)*. <https://doi.org/10.1109/icmtma.2017.0058>
- [2] HUANG, X., LIU, X., REN, Y.,(2018).., ENTERPRISE CREDIT RISK EVALUATION BASED ON NEURAL NETWORK ALGORITHM., *Cognitive Systems Research*, 52, 317–324. <https://doi.org/10.1016/j.cogsys.2018.07.023>
- [3] CHANGJIAN, L., PENG, H.,(2017).., CREDIT RISK ASSESSMENT FOR RURAL CREDIT COOPERATIVES BASED ON IMPROVED NEURAL NETWORK., *2017 International Conference on Smart Grid and Electrical Automation (ICSGEA)*. <https://doi.org/10.1109/icsgea.2017.161>
- [4] HASAN, N. I., ELGHAREEB, H., FARAHAT, F. F., ABOELFOTOUH, A.,(2021).., A PROPOSED FUZZY MODEL FOR REDUCING THE RISK OF INSOLVENT LOANS IN THE CREDIT SECTOR AS APPLIED IN EGYPT., *INTERNATIONAL JOURNAL of FUZZY LOGIC and INTELLIGENT SYSTEMS*, 21(1), 66–75. <https://doi.org/10.5391/ijfis.2021.21.1.66>
- [5] WANG, Y., ZHANG, Y., LU, Y., YU, X.,(2020).., A COMPARATIVE ASSESSMENT OF CREDIT RISK MODEL BASED ON MACHINE LEARNING —A CASE STUDY OF BANK LOAN DATA., *Procedia Computer Science*, 174, 141–149. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.06.069>
- [6] ABAKARIM, Y., LAHBY, M., ATTIOUI, A.,(2018).., TOWARDS AN EFFICIENT REAL-TIME APPROACH TO LOAN CREDIT APPROVAL USING DEEP LEARNING., *2018 9th International Symposium on Signal, Image, Video and Communications (ISIVC)*. <https://doi.org/10.1109/isivc.2018.8709173>
- [7] HABIBI, E., SALEHI, M., YADEGARFAR, G., TAHERI, A.,(2018).., OPTIMIZATION OF THE ANFIS USING A GENETIC ALGORITHM FOR PHYSICAL WORK RATE CLASSIFICATION., *International Journal of Occupational Safety and Ergonomics*, 26(3), 436–443. <https://doi.org/10.1080/10803548.2018.1435445>
- [8] MASICH, I. S., KULACHENKO, M. A., STANIMIROVIĆ, P. S., POPOV, A. M., TOVBIS, E. M., STUPINA, A. A., KAZAKOVTSSEV, L. A.,(2022).., FORMATION OF FUZZY PATTERNS IN LOGICAL ANALYSIS OF DATA USING A MULTI-CRITERIA GENETIC ALGORITHM., *Symmetry*, 14(3), 600. <https://doi.org/10.3390/sym14030600>
- [9] CHATAIGNER, M., CRÉPEY, S.,(2019).., CREDIT VALUATION ADJUSTMENT COMPRESSION BY GENETIC OPTIMIZATION., *Risks*, 7(4), 100. <https://doi.org/10.3390/risks7040100>
- [10] BRYGAŁA, M.,(2022).., CONSUMER BANKRUPTCY PREDICTION USING BALANCED AND IMBALANCED DATA., *Risks*, 10(2), 24. <https://doi.org/10.3390/risks10020024>
- [11] ASTUDILLO, V.,(2012, 11 DICIEMBRE).., PROYECTO FINAL DE LOGICA DIFUSA., [Video]. YouTube. https://www.youtube.com/watch?v=Lyx86I0QP9oab_channel=ValeAstudillo
- [12] CHAGOYEN MÉNDEZ, C.,(2017, NOVIEMBRE).., DIAGRAMA DE FLUJO DE UN ALGORITMO GENETICO. , ResearchGate. https://www.researchgate.net/figure/Figura-2-Diagrama-de-flujo-de-la-estructura-base-de-un-algoritmo-genetico-Los_fig1282249524