

Modelo de lógica difusa para evaluar préstamos en entidades financieras

Fuzzy logic model to evaluate loans in financial entities

Robert Sanchez ^{*} 

Programa de Doctorado en Ciencias e Ingeniería. Facultad de Ingeniería, Universidad Nacional de Trujillo, Av. Juan Pablo II s/n – Ciudad Universitaria, Trujillo, Perú.

* Autor correspondiente: rsanchezt@unitru.edu.pe (R. Sanchez)

DOI: [10.17268/rev.cyt.2024.04.08](https://doi.org/10.17268/rev.cyt.2024.04.08)

RESUMEN

Las entidades financieras disponen de una gran cantidad de información sobre cómo actúan los clientes y su historial crediticio, estos datos en su forma bruta no resultan útiles para tomar decisiones acertadas requiriéndose un sistema preciso para diferenciar entre clientes solventes y aquellos con riesgo de impago. Esta investigación tuvo como propósito crear un modelo de lógica difusa para minimizar el riesgo crediticio en los préstamos personales en instituciones financieras. Se diseñó un conjunto de base de reglas difusas básicas para proporcionar un marco en el cual se pueden utilizar los conocimientos expertos y datos para la modelización de riesgos. El estudio se ejecutó utilizando un diseño preexperimental, con una evaluación antes y después de la intervención en un único grupo. Se utilizó una muestra de 358 clientes extraída de una población de 5000 clientes de un dataset proporcionado por la plataforma Kaggle. En esta investigación, se desarrolló un modelo de evaluación de solicitudes de préstamos personales que utiliza lógica difusa utilizando Python para que sirva como soporte de decisiones para determinar la solvencia crediticia de los solicitantes. El modelo se validó en términos de precisión y eficiencia.

Palabras clave: lógica difusa; préstamo personal; riesgo crediticio.

ABSTRACT

Financial institutions have a large amount of information about how clients act and their credit history. This data in its raw form is not useful for making correct decisions, requiring an accurate system to differentiate between solvent clients and those at risk of non-payment. The purpose of this research was to create a fuzzy logic model to minimize credit risk in personal loans in financial institutions. A base set of basic fuzzy rules was designed to provide a framework in which expert knowledge and data can be used for risk modeling. The study was carried out using a pre-experimental design, with an evaluation before and after the intervention in a single group. A sample of 358 clients was used, extracted from a population of 5,000 clients from a dataset provided by the Kaggle platform. In this research, a personal loan application evaluation model was developed that uses fuzzy logic using Python to serve as decision support to determine the creditworthiness of the applicants. The model was validated in terms of accuracy and efficiency.

Keywords: diffusi logic; personal loan; credit risk.

1. INTRODUCCIÓN

En la industria bancaria actual, los sistemas de evaluación crediticia son usados perenemente. Los bancos cuentan con una abundante cantidad de información sobre cómo se portan los clientes, así como su historial crediticio. Como afirman (Arutjothi & Senthamarai, 2023), a menudo les resulta difícil discernir el buen juicio de los solicitantes de crédito. El proceso de préstamo se desglosa en cuatro fases principales: solicitud previa, solicitud, desempeño y cobro.

En la presente investigación se abordó el desafío del riesgo crediticio, que desempeña un papel crucial durante la etapa de solicitud. Las organizaciones financieras están expuestas a pérdidas de capital debido a este riesgo asociado con los préstamos. Para (Bennouna & Tkouat, 2018), el énfasis renovado en este asunto surge como consecuencia de crisis y vivencias recientes, y refleja una mejor comprensión de la relevancia de prever lo imprevisto, en lugar de conformarse con reaccionar a posteriori. Según (Latinovic, Dragovic, Arsic, & Petrovic, 2018), el sistema de evaluación crediticia se emplea para predecir el puntaje crediticio del solicitante, determinando si su perfil corresponde a buen crédito o crédito deficiente.



En el ámbito de los bancos comerciales, se emplean diversos métodos y procedimientos para evaluar el riesgo crediticio. Para (Brkic, Hodzic, & Dzanic, 2017), la función primordial de un decisor de préstamos consiste en analizar la situación financiera de un solicitante para establecer si será capaz de cumplir con el préstamo personal que solicita.

Las técnicas de análisis de riesgos representan herramientas eficaces que asisten a los profesionales en la gestión de la incertidumbre, ofreciendo un valioso respaldo para la toma de decisiones. El análisis de riesgos permite considerar tanto elementos seguros como inciertos, incorporándolos en el análisis de escenarios determinados de sucesos futuros. Estas técnicas pueden ser cualitativas o cuantitativas, en base a la información que se tiene y el horizonte de referencia solicitado. Los investigadores (Díaz Córdova, Cobá Molina, & Navarrete López, 2017), concluyeron que la aplicación de la metodología difusa a los riesgos financieros resulta altamente relevante para lograr una calificación crediticia favorable, garantizando un bajo nivel de riesgo y una solvencia sólida.

Según (Ikuomola & Falade, 2020), la lógica difusa se convierte en una herramienta valiosa y potente para el análisis financiero, siempre y cuando pueda reemplazar los métodos matemáticos. Se ha aplicado ampliamente en Ingeniería y otros campos tecnológicos que requieren sistemas de modelado y control. Como indican (Maraj & Kuka, 2019), mediante la lógica difusa, es posible establecer definiciones para conceptos imprecisos y ambiguos, como “alto riesgo de quiebra” o “bajo riesgo de quiebra”.

Como afirman (Paganoti Fonseca, Fernandes Wanke, & Correa, 2020), la motivación detrás del desarrollo de la teoría de conjuntos difusos surgió al percibir que las técnicas tradicionales de análisis de sistemas no habían logrado la efectividad deseada. Los pioneros en el campo de los conjuntos difusos se propusieron crear un marco para modelar la imprecisión y la incertidumbre del mundo real, así como las heurísticas que los seres humanos emplean de manera informal en su día a día.

El estudio se justifica porque tiene un gran impacto social puesto que facilita a los colaboradores como herramienta tecnológica en la toma de decisiones para el otorgamiento de préstamos personales. Así mismo tiene un alto impacto tecnológico permitiendo a las organizaciones financieras hacer uso de las técnicas de inteligencia artificial y estar a la vanguardia con técnicas de última generación.

El objetivo de este estudio fue emplear un enfoque basado en lógica difusa para analizar el comportamiento de los clientes, para minimizar el incumplimiento de los préstamos y asegurar la viabilidad y sostenibilidad de las instituciones financieras.

2. METODOLOGÍA

Para desarrollar el modelo difuso, se optó por utilizar el conjunto de datos denominado Créditos Personales – Banca (Model_creditoPersonal.csv), suministrado a través de la plataforma Kaggle (Kaggle, 2022), un sitio web especializado en todo lo relacionado con Ciencia de Datos. El conjunto de datos Model_creditoPersonal.csv contiene información de 5,000 clientes. Los datos abarcan aspectos geográficos como la edad, ingresos, años de experiencia, entre otros. Además, se incluye información sobre la relación del cliente con el banco, como hipotecas, seguros de cuenta, y la respuesta del cliente a la última campaña de créditos personales.

La investigación fue aplicada, de corte transversal puesto que los datos se acopiaron en un solo momento de la fuente de datos Kaggle utilizando la técnica de revisión documental y se usó como instrumento una hoja electrónica de Excel. Así mismo la presente investigación tuvo un enfoque cuantitativo, pues los datos recolectados son de tipo numérico, los cuales fueron analizados con métodos estadísticos analíticos e inferenciales.

El estudio se ejecutó utilizando un diseño experimental, específicamente un diseño preexperimental, que incluyó una evaluación antes y después aplicada a un único grupo.

Se utilizó para análisis estadístico de los datos el software R 4.3.2 bajo el entorno de RStudio 2023.12.1+402. La aplicación basada en lógica difusa se desarrolló en el lenguaje Python 3.12 a través de Google Colab.

3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

A continuación, se describen las etapas de la implementación del sistema experto para el otorgamiento de préstamo de créditos personales.

3.1 Proceso de borrosificación o fusificación

Durante la etapa inicial, se definieron las variables lingüísticas tanto de entrada como de salida, junto con sus respectivas asignaciones de valor y funciones de pertenencia.

Se visualizan en la Tabla 1 las funciones de pertenencia desarrolladas para la entidad financiera que otorga créditos, donde se definen sus valores lingüísticos y los rangos de los parámetros desde la base de datos, empleándose el programa Python 3.12.4. Asimismo, las Figuras 2, 3, 4 y 5 ilustran estas funciones de manera gráfica.

Las variables aludidas actúan como entradas del sistema, siendo programadas para generar la salida, la variable Cupo de Crédito (ver Figura 6). Así mismo se desarrolla análogamente otra variable de salida Plazos de Crédito (ver Figura 7) de los clientes, tomando únicamente como variables de entrada Capacidad de pago y Calificación crediticia, las cuales se describen correspondientemente en las Figuras 3 y 4. Por otro lado, en la Tabla 2, se detallan para las variables de salida sus valores lingüísticos y funciones de pertenencia.

Tabla 1. Variables de Entrada: Valores Lingüísticos - Funciones de Pertenencia

| Etiqueta lingüística | Valor | Función de pertenencia | Parámetros |
|-------------------------|-----------------|------------------------|---------------------|
| Capacidad de pago | Mínima | Trapezoide | [0, 0, 3, 4] |
| | Habitual | Trigonal | [3, 5, 6] |
| | Elevada | Trapezoide | [5, 11, 12, 12] |
| Aportes sociales | Mínimo | Trapezoide | [0, 0, 2, 4] |
| | Habitual | Trigonal | [3, 5, 6] |
| | Elevado | Trapezoide | [5, 11, 12, 12] |
| Antigüedad | Mínima | Trigonal | [0, 0, 1.5] |
| | Habitual | Trigonal | [0.5, 1.7, 3] |
| | Elevada | Trapezoide | [2, 4.8, 5, 5] |
| Calificación crediticia | Mínima | Trigonal | [0, 25, 60] |
| | Habitual Mínima | Trigonal | [25, 60, 90] |
| | Habitual | Trigonal | [60, 115, 180] |
| | Elevada | Trapezoide | [90, 180, 200, 200] |

Tabla 2. Variables de Salida: Valores Lingüísticos - Funciones de Pertenencia

| Etiqueta lingüística | Valor | Función de pertenencia | Parámetros |
|----------------------|------------------|------------------------|--------------------------|
| Cupo de crédito | Mínimo | Trigonal | [1000, 2800, 7000] |
| | Habitual Mínimo | Trigonal | [2800, 25200, 56000] |
| | Habitual | Trigonal | [28000, 63000, 98000] |
| | Habitual Elevado | Trigonal | [70000, 126000, 168000] |
| | Elevado | Trigonal | [140000, 210000, 280000] |
| Plazo de crédito | Mínimo | Trapezoide | [0, 0, 2, 15] |
| | Habitual | Trigonal | [10, 17, 24] |
| | Elevado | Trapezoide | [17, 48, 50, 50] |

3.2 Reglas Difusas Si - Entonces

Estas normas definen cómo se relacionan las entradas y salidas dentro de un conjunto borroso. Las relaciones difusas muestran el grado de asociación o interacción entre los elementos de dos o más conjuntos borrosos, indicando si están presentes o ausentes.

Tabla 3. Reglas: Cupo de crédito

| | | Capacidad Pago | | | | | | | | |
|--------|--------|-------------------------|----------|---------|----------|----------|----------|---------|----------|--------------------|
| | | Mínima | Mínima | Mínima | Habitual | Habitual | Habitual | Elevada | Elevada | Elevada |
| | | Aportes | | | | | | | | |
| | | Mínimo | Habitual | Elevado | Mínimo | Habitual | Elevado | Mínimo | Habitual | Elevado |
| | | Calificación Antigüedad | | | | | | | | |
| Mínima | Mínima | Mínimo | Mínimo | Mínimo | Mínimo | Mínimo | Mínimo | Mínimo | Mínimo | Habitual Mínimo |

| | | Capacidad Pago | Mínima | Mínima | Mínima | Habitual | Habitual | Habitual | Elevada | Elevada | Elevada |
|--------------|------------|----------------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|
| | | Aportes | Mínimo | Habitual | Elevado | Mínimo | Habitual | Elevado | Mínimo | Habitual | Elevado |
| Calificación | Antigüedad | | | | | | | | | | |
| Habitual | Mínima | Mínimo | Mínimo | Mínimo | Mínimo | Mínimo | Mínimo | Habitual | Mínimo | Habitual | Habitual |
| | Habitual | Mínimo | Mínimo | Mínimo | Habitual | Mínimo | Habitual | Habitual | Habitual | Habitual | Habitual |
| | Elevada | Mínimo | Mínimo | Habitual |
| | Mínima | Habitual | Mínimo | Habitual |
| Habitual | Mínima | Habitual | Mínimo | Mínimo | Mínimo | Mínimo | Habitual | Habitual | Habitual | Habitual | Habitual |
| | Habitual | Habitual | Mínimo | Habitual |
| | Elevada | Habitual | Mínimo | Habitual |
| | Mínima | Elevada | Mínimo |
| Habitual | Mínima | Elevada | Habitual |
| | Habitual | Elevada | Habitual |
| | Elevada | Elevada | Habitual |

La información se recopiló a través de la consulta con varios expertos, quienes proporcionaron su conocimiento sobre cómo las relaciones entre las variables que influyen en el plazo y el nivel del cupo.

3.3 Mecanismo de inferencia (Razonamiento Aproximado)

Se define como una técnica de razonamiento que a partir de un conjunto de reglas borrosas del tipo SI-ENTONCES y uno o más datos de entrada, utilizando la Composición Max-Min o Max-Producto, se emplea para derivar conclusiones.

3.4 Agregación

En esta fase se crea un conjunto difuso a partir de la unión de las salidas de cada regla, siendo las entradas de las funciones de pertenencia cortadas derivadas durante el período de inferencia de todas las n reglas, generando un conjunto difuso por cada definición de variable de salida.

Las variables de salida pueden ser representadas a través de superficies que ilustran tanto su distribución espacial como su interrelación. La Figura 7 muestra la distribución de la Capacidad de pago y Aportes sociales en relación con el Cupo de crédito.

3.5 Proceso de Desborronamiento o Desfusificación

Se obtiene un valor específico del conjunto difuso en esta última etapa. La salida de la etapa de agregación genera la entrada al proceso de desborronamiento, cuya derivación es un valor puntual que soluciona el sistema formulado. Se tienen ciertos métodos de desborronamiento como media de los máximos, mínimo de los máximos y máximo de los máximos, bisectriz y centroide.

Se muestra en la Figura 8, para el problema planteado el proceso de desfusificación de las variables. A través de representación se puede introducir los valores de las variables de ingreso, dando inmediatamente el resultado de la variable de salida. De este modo, para determinar el monto de crédito, basta ingresar los valores de antigüedad, calificación crediticia, aportes sociales y capacidad de pago.

Por ejemplo, para los siguientes datos de entrada: Capacidad de pago de 5.5, Aportes sociales de 9, Antigüedad de 3 y Calificación crediticia de 150, se tiene como salida un Crédito de S/.118590.29. Este conjunto de valores puede ajustarse según los indicadores basados en la información financiera de cada cliente, y solo es necesario ingresarlos en la entrada para que la aplicación genere la salida adecuada.

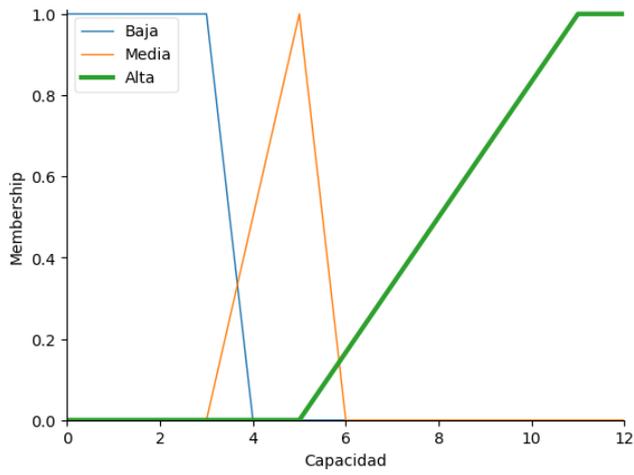


Figura 1. Función de membresía capacidad de pago

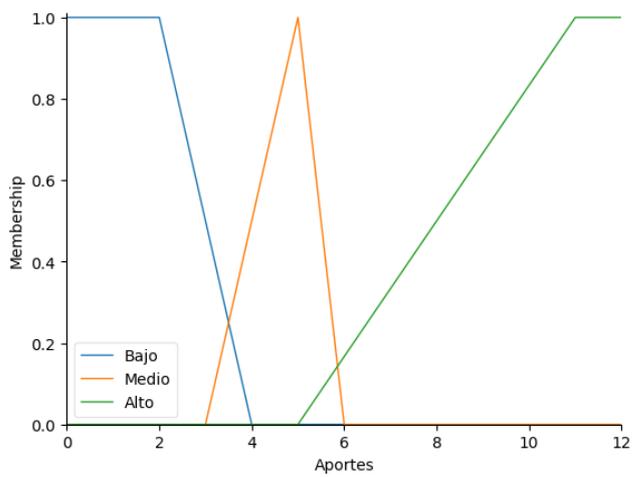


Figura 2. Función de membresía aportes sociales.

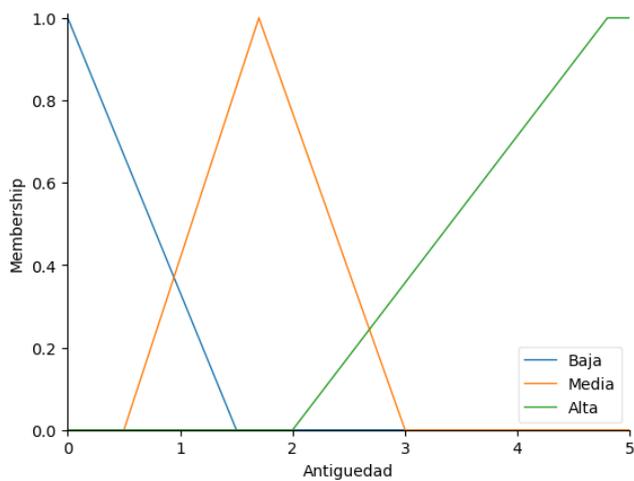


Figura 3. Función de membresía de antigüedad.

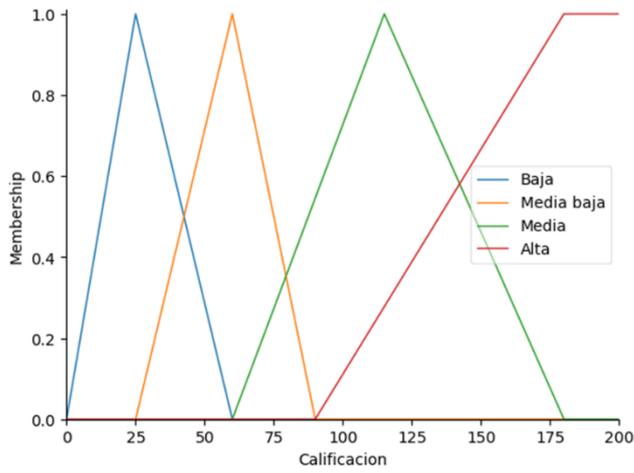


Figura 4. Función de membresía de calificación crediticia.

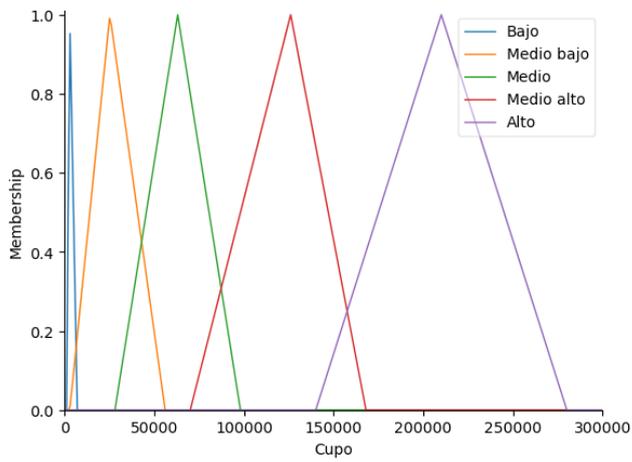


Figura 5. Función de membresía de cupo de crédito.

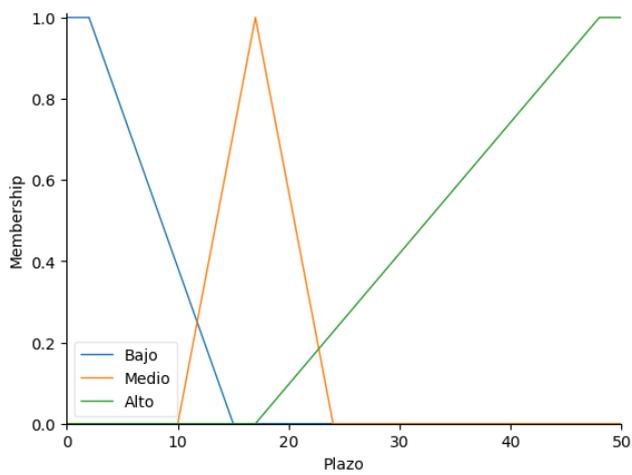


Figura 6. Función de membresía de plazo de crédito.

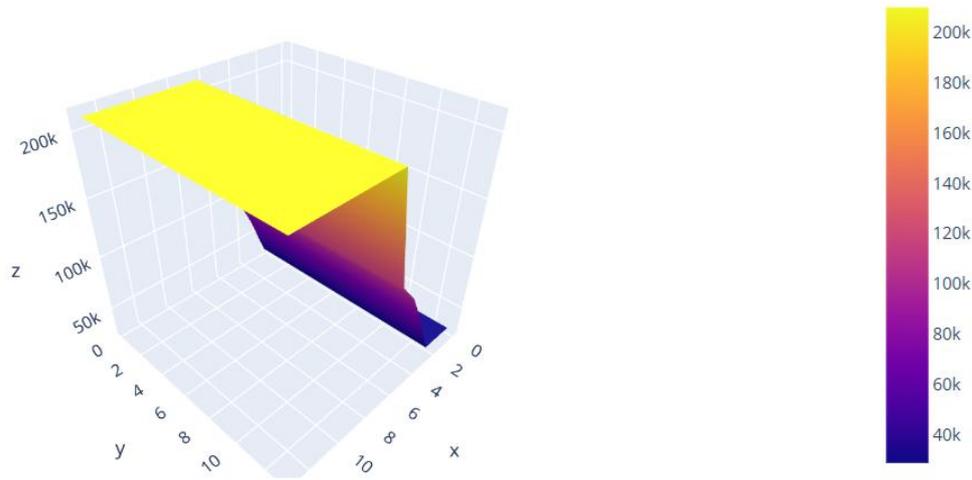


Figura 7. Superficie cupo vs capacidad - Aportes.

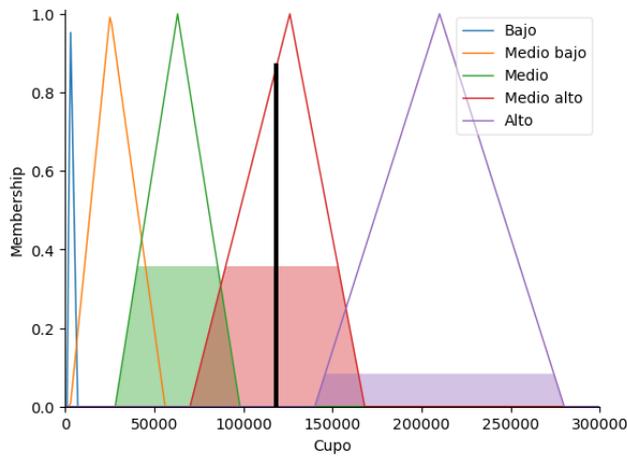


Figura 8. Solución cupo.

3.6 Validación del Sistema Experto

Para validar el sistema experto se utilizó como instrumento una encuesta con las siguientes características (Ver Anexo 1), describiéndose sus características en la Tabla 4.

Tabla 4. Instrumento de validación del sistema experto

| Instrumento | Cuestionario |
|-------------------------------------|---|
| Investigador | Sánchez Ticona, Robert Jerry |
| Año | 2024 |
| Descripción instrumento | Cuestionario de reactivos con escala de Likert de 1 a 5. |
| Objetivo | Estimar el grado en que un sistema experto mejora el proceso de otorgación de créditos personales de una entidad financiera, midiendo la variable dependiente con sus dimensiones funcionalidad, agilización, confiabilidad y satisfacción del usuario interno. |
| Variable independiente | Sistema experto |
| Variable dependiente | Préstamo personal |
| Indicador | Niveles de funcionalidad, agilización, confiabilidad y satisfacción. |
| Num. de colaboradores a encuestados | 4 |

| | |
|-------------|--------------|
| Instrumento | Cuestionario |
| Aplicación | Directa |
| Tiempo | 12 minutos |

La encuesta fue validada por cuatro expertos del departamento de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Trujillo, con experiencia en posgrado. El resultado de la prueba de concordancia de jueces del coeficiente de Kendall se obtuvo un valor de p-value de 0.00222, siendo menor que 0.05, lo que demuestra la validez del instrumento (Ver anexo 2). Así mismo se validó la consistencia interna del cuestionario con una prueba piloto de 15 encuestados aplicando la prueba Alfa de Cronbach, se obtuvo un valor de 0.88, siendo mayor que 0.8, se comprobó la validez del cuestionario (Ver anexo 3).

Para contrastar las hipótesis formuladas se utilizó pruebas estadísticas inferenciales de los resultados de la aplicación del cuestionario en dos tiempos, pretest antes de la solución propuesta y postest, después de presentar el aplicativo del sistema experto a cuatro usuarios internos anónimos, primero se analizó la distribución normal de los datos (Ver anexo 4), aplicándose una prueba de Shapiro-Wilk por ser los datos menores a 50, obteniéndose los siguientes resultados resumidos en la Tabla 5.

Tabla 5. Resultados de prueba de Shapiro-Wilk

| PRUEBA DE NORMALIDAD (Shapiro-Wilk) | | |
|--|----------|----------------|
| VD: Préstamo personal | W | p-value |
| Pretest | 0.99291 | 0.9719 |
| Postest | 0.80056 | 0.1032 |
| Dimensión 1: Funcionalidad | W | p-value |
| Pretest | 0.86337 | 0.2725 |
| Postest | 0.94466 | 0.683 |
| Dimensión 2: Agilización | W | p-value |
| Prtest | 0.86337 | 0.2725 |
| Postest | 0.89495 | 0.4064 |
| Dimensión 3: Confiabilidad | W | p-value |
| Pretest | 86337 | 0.2725 |
| Postest | 86337 | 0.2725 |
| Dimensión 4: Satisfacción | W | p-value |
| Pretest | 86337 | 0.2725 |
| Postest | 86337 | 0.2725 |

Como se puede observar en la Tabla 5 todos los valores de p-value son mayores a 0.05, concluyéndose que los datos se ajustan a una distribución normal con un nivel de significancia del 5%, por lo que siendo la muestra igual a 4, menor o igual a 30, se utilizó la prueba t de Student para datos relacionados (pareados) en la contrastación de las hipótesis investigativas, resumiéndose los resultados en la Tabla 6 (Ver anexo 5).

Tabla 6. Resultados de la contrastación de hipótesis (margen de error 5%)

| Hipótesis | Prueba estadística | p-value | Decisión |
|--|---------------------------|----------------|-----------------|
| Un SE incrementa la eficiencia en la otorgación de préstamos personales. | T de Student | 5.239e-05 | Aceptar |
| Un SE incrementa el nivel de funcionalidad en la otorgación de préstamos personales. | T de Student | 0.0005762 | Aceptar |
| Un SE incrementa el nivel de agilización en la otorgación de préstamos personales. | T de Student | 7.458e-05 | Aceptar |
| Un SE incrementa el nivel de confiabilidad en la otorgación de préstamos personales. | T de Student | 0.001089 | Aceptar |
| Un SE incrementa el nivel de satisfacción de los usuarios internos en la otorgación de préstamos personales. | T de Student | 0.0001022 | Aceptar |

Como se podemos observar en la Tabla 6, todos los indicadores tienen valores de p-value menores a 0.05, concluyéndose con un nivel de significancia del 5%, que un sistema experto incrementa la eficiencia en el otorgamiento de créditos personales en una institución financiera.

En la Figura 9 se resumen el nivel de impacto por indicador para el sistema experto propuesto.

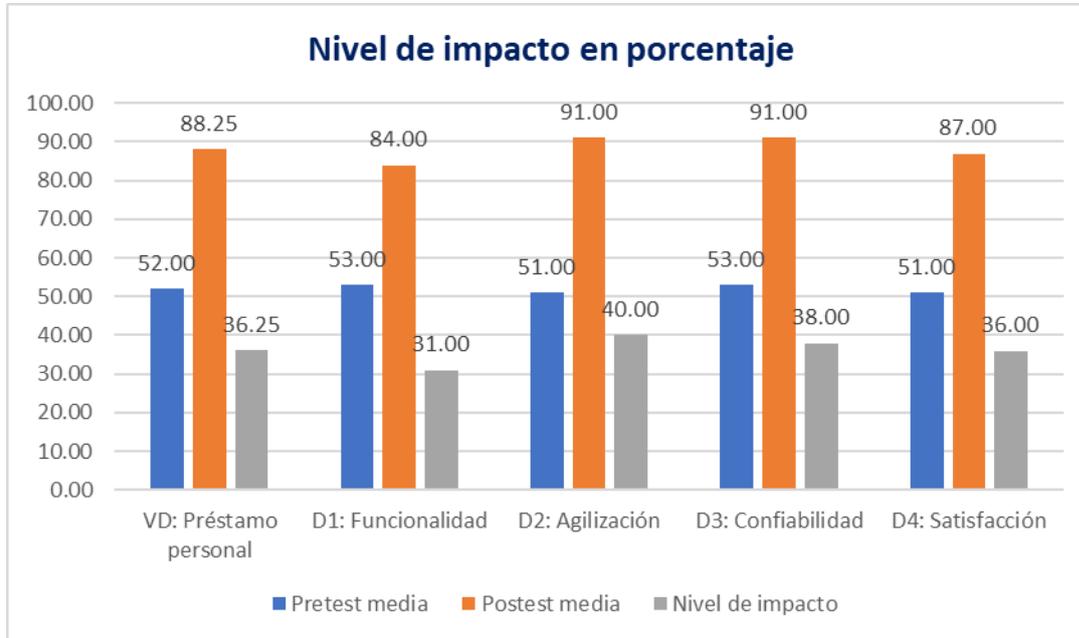


Figura 9. Nivel de impacto en porcentaje del SE para otorgar préstamos personales.

4. CONCLUSIONES

El sistema experto desarrollado se convierte en una herramienta valiosa para la decisión del otorgamiento de créditos personales, logrando así una mayor consistencia en los criterios de otorgamiento.

La combinación de un sistema experto validado con la experiencia acopiada por los expertos en el tiempo representa una base sólida significativa para cualquier empresa en el proceso de evaluación y otorgamiento de créditos. Para el sistema experto en el contexto externo hay factores que proporcionan información adicional en el proceso de evaluación de un peticionario, cuya interpretación es difícil para el sistema experto o que los expertos ya saben.

Un sistema experto es una herramienta tecnológica eficiente para abordar la evaluación de la solicitud de préstamo de los interesados, facilitando a los colaboradores de otorgamiento de préstamos a decidir de manera precisas al establecer los Cupos y Plazos apropiados para cada solicitante, facilitando de manera ágil si una solicitud de crédito se acepta o se rechaza.

Las inferencias estadísticas validan los resultados del presente estudio, pudiéndose adaptar el sistema experto rápidamente ajustando los cambios necesarios según las necesidades específicas particulares en un momento dado, modificando los principios fundamentales para ajustarse a las exigencias de la entidad financiera.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Arutjothi, G., & Senthamarai, C. (2023). Credit Risk Analysis Using Fuzzy Logic with Machine Learning Models. *International Journal for Multidisciplinary Research (IJFMR)*, V(3), 1-7. doi:https://doi.org/10.36948/ijfmr.2023.v05i03.3298
- Bennouna, G., & Tkiouat, M. (2018). Fuzzy logic approach applied to credit scoring for microfinance in Morocco. *Procedia Computer Science*, CXXVII, 274-283. doi:10.1016/j.procs.2018.01.123
- Blahun, I. S., Blahun, I. I., & Blahun, S. I. (2020). Assessing the stability of the banking system based on fuzzy logic methods. *Banks and Bank Systems*, XV(3), 171-183. doi:http://dx.doi.org/10.21511/bbs.15(3).2020.15

- Brkic, S., Hodzic, M., & Dzanic, E. (2017). Fuzzy Logic Model of Soft Data Analysis for Corporate Client Credit Risk Assessment in Commercial Banking. *Fifth Scientific Conference with International Participation "Economy of Integration" ICEI 2017*, (págs. 1-10). Tuzla· Bosnia and Herzegovina. Obtenido de <https://ssrn.com/abstract=3079471>
- Díaz Córdova, J. F., Cobá Molina, E., & Navarrete López, P. (2017). Fuzzy logic and financial risk. A proposed classification. *Contaduría y Administración, LXII(5)*, 1687-1703. doi:<https://doi.org/10.1016/j.cya.2017.10.001>
- Ginting, S., Risman, M. R., Ginting, Y., & Skom, S. (2020). The Application of Fuzzy Logic Method in the Debtors Eligibility Assessment System of Microfinance Institution. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, DCCCLXXIX*, págs. 1-8. doi:0.1088/1757-899X/879/1/012039
- Ikuomola, A. J., & Falade, F. V. (2020). DEVELOPMENT OF FUZZY EXPERT DECISION SUPPORT SYSTEM FOR MORTGAGE. *African Journal of Science & Nature, XI*, 13-22. Obtenido de <https://journals.ouagoye.edu.ng/v2/index.php/AJSN/article/view/303>
- Kaggle. (2022). *Kaggle*. Obtenido de <https://www.kaggle.com/datasets/luisenriquesguerrero/creditos-personales-actualizado>
- Kin, T. Y., Aizam, A. H., Hasan, S. A., Ariffin, A. F., & Mahat, N. (2021). Bankruptcy Prediction Model with Risk Factors using Fuzzy Logic Approach. *Journal of Computing Research and Innovation (JCRINN), VI(2)*, 102-110. doi:<https://doi.org/10.24191/jcrinn.v6i2.220>
- Latinovic, M., Dragovic, I., Arsic, V., & Petrovic, B. (2018). A Fuzzy Inference System for Credit Scoring using Boolean Consistent Fuzzy Logic. *International Journal of Computational Intelligence Systems, XI(1)*, 411427. doi:10.2991/ijcis.11.1.31
- Maraj, E., & Kuka, S. (2019). Credit Risk Assessment using Fuzzy Logic. *Journal of Multidisciplinary Engineering Science and Technology (JMEST), VI(6)*, 10239-10242. Obtenido de <https://www.jmest.org/wp-content/uploads/JMESTN42352980.pdf>
- Medina, S., & Paniagua, G. (2008). Modelo de inferencia difuso para estudio de crédito. *Dyna, LXXV (154)*, 215-229. doi:<https://doi.org/10.5709/ce.1897-9254.270>. Obtenido de <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=49615421>
- Paganoti Fonseca, D., Fernandes Wanke, P., & Correa, H. L. (2020). A two-stage fuzzy neural approach for credit risk assessment in a. *Applied Soft Computing Journal, XCII*, 1-12. doi:<https://doi.org/10.1016/j.asoc.2020.106329>
- Palamarchuk, O. (2020). THE USE OF FUZZY LOGIC WHILE MODELING THE CREDITWORTHINESS OF LEGAL ENTITIES. *Green, Blue & Digital Economy Journal, I(2)*, 57-61. doi:<https://doi.org/10.30525/2661-5169/2020-2-11>
- Saeed, S. K., & Hagra, H. (2019). A Fraud-Detection Fuzzy Logic Based System for the Sudanese Financial Sector. *SUST Journal of Engineering and Computer Science (JECS), XX(1)*, 17-30. Obtenido de <https://core.ac.uk/download/pdf/323246006.pdf>
- Salih, A., & Hagra, H. (2018). Towards a Type-2 Fuzzy Logic Based System for Decision Support to Minimize Financial Default in Banking Sector. *10th Computer Science and Electronic Engineering (CEECS),* (págs. 46-49). Colchester, UK. doi:10.1109/CEECS.2018.8674212
- Soto, Ana. (2004). Desarrollo de un sistema de inferencia difuso para la evaluación de crédito por parte de una empresa prestadora de servicios. *Dyna, LXXI (143)*, 25-36. doi:<https://doi.org/10.5709/ce.1897-9254.270>. Obtenido de <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=49614303>
- Tomasz, K. (2018). The implementation of fuzzy logic in forecasting financial ratios. *Contemporary Economics, XII(2)*, 165-188. doi:<https://doi.org/10.5709/ce.1897-9254.270>

ANEXOS

ANEXO 1. Encuesta de medición de la eficiencia del sistema experto

La presente encuesta tiene el propósito de evaluar la percepción de los colaboradores en el proceso de evaluación de préstamos financieros, con el objetivo de mejorar la atención en el área crediticia de una entidad financiera.

El presente cuestionario es anónimo, es importante que responda a todas las preguntas, solo puede marcar una respuesta por pregunta. La escala de calificación es la siguiente:

| ESPECIFICACIÓN | DESCRIPCION | | | | |
|----------------|-------------------------|------------------|------------|----------------|-----------------------|
| Nivel | Totalmente insatisfecho | Muy insatisfecho | Satisfecho | Muy satisfecho | Totalmente satisfecho |
| Puntaje | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
| Mnemónico | TI | MI | S | MS | TS |

Se agradece la total sinceridad en la participación de este cuestionario. Recuerde marcar con un aspa (X) la respuesta que crea conveniente.

| Ind. | Ítem | TI | MI | S | MS | TS | |
|---------------|---|---|----|---|----|----|--|
| | | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | |
| Funcionalidad | 1. ¿Cómo califica usted actualmente el uso de un sistema experto que ayude en la evaluación de préstamos? | | | | | | |
| | 2. ¿Con qué frecuencia se utilizan sistemas expertos para evaluar el otorgamiento de préstamos? | | | | | | |
| | 3. ¿En qué nivel cree usted apoyaría una solución de un sistema experto en el proceso de otorgamiento de préstamos? | | | | | | |
| | 4. ¿La búsqueda de la información para la evaluar el préstamo es rápida? | | | | | | |
| | 5. ¿La visualización de la información para la evaluar el préstamo es adecuada? | | | | | | |
| Agilización | 6. ¿Cómo calificaría usted el tiempo empleado para el proceso de evaluación de préstamos? | | | | | | |
| | 7. ¿La obtención de la decisión de préstamo se reduce el tiempo? | | | | | | |
| | 8. ¿Cómo califica los tiempos para obtener las resúmenes estadísticas y específicas del proceso de evaluación de préstamos actualmente? | | | | | | |
| | 9. ¿El sistema experto entregaría dentro de los plazos establecidos la evaluación de préstamo? | | | | | | |
| | 10. ¿El sistema experto mejora la disponibilidad de la información en la evaluación de préstamos? | | | | | | |
| Confiabilidad | 11. ¿Considera usted que actualmente los clientes disponen de información para realizarse un autodiagnóstico y ver si puede tener acceso a un préstamo? | | | | | | |
| | 12. ¿Con el apoyo de un software experto considera usted que la información estará disponible en cualquier momento para el conocimiento de los cliente? | | | | | | |
| | 13. ¿Disponen los clientes de fichas personalizadas sobre su diagnóstico de si es accesible a un préstamos y el monto financiero se le puede otorgar? | | | | | | |
| | 14. ¿Dispone con información oportuna y acertada del cliente para tomar la decisión de realizar préstamo? | | | | | | |
| | 15. ¿Considera que la información es confiable para otorgar el préstamo al cliente? | | | | | | |
| fac- | 16 | ¿Qué tan satisfecho está de tener toda la información necesaria para poder evaluar el préstamos a un cliente? | | | | | |

| | | | | | | |
|-----|---|--|--|--|--|--|
| 17. | ¿ Cómo calificaría su nivel de satisfacción en el desempeño de sus actividades diarias? | | | | | |
| 18. | ¿ Le resulta fácil realizar las tareas relacionadas con sus labores de análisis para evaluar los prestamos? | | | | | |
| 19. | ¿Cómo califica su satisfacción sobre el nivel de automatización de sus tareas? | | | | | |
| 20. | ¿La búsqueda de información deseada es apropiada, intuitiva y oportuna? | | | | | |

ANEXO 2. Prueba del coeficiente de Kendall para validar la concordancia de jueces
 Datos:

| | P1 | P2 | P3 | P4 | P5 | P6 | P7 | P8 | P9 | P10 | P11 | P12 | P13 | P14 | P15 | P16 | P17 | P18 | P19 | P20 |
|---|----|----|----|----|----|----|----|----|----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|
| 1 | 3 | 4 | 4 | 4 | 4 | 3 | 4 | 4 | 3 | 3 | 4 | 3 | 4 | 4 | 4 | 4 | 3 | 4 | 4 | 3 |
| 2 | 3 | 4 | 4 | 4 | 4 | 3 | 4 | 4 | 3 | 3 | 4 | 4 | 4 | 4 | 4 | 4 | 3 | 4 | 4 | 3 |
| 3 | 3 | 4 | 4 | 4 | 4 | 3 | 4 | 4 | 3 | 3 | 4 | 4 | 4 | 4 | 4 | 4 | 3 | 4 | 4 | 3 |
| 4 | 4 | 3 | 4 | 4 | 3 | 4 | 3 | 4 | 3 | 3 | 4 | 4 | 3 | 3 | 4 | 4 | 4 | 3 | 4 | 4 |

Prueba de Kendal en R

Código en R:

```
# Coeficiente de concordancia de Kendall
# Primero cargamos los datos de Excel
install.packages("readxl")
library(readxl)
```

```
Datos = read_excel("C:/Data/RJST.xlsx", sheet="K")
view(Datos)
```

```
# Luego instalamos el paquete y corremos el test
install.packages("irr")
library(irr)
kendall(t(Datos), correct = TRUE)
```

SALIDA:

```
> kendall(t(Datos), correct = TRUE)
kendall's coefficient of concordance wt
```

```
Subjects = 20
Raters = 4
wt = 0.543
```

```
Chisq(19) = 41.3
p-value = 0.00222
```

ANEXO 3. Prueba de Alfa de Cronbach

Datos:

| | P1 | P2 | P3 | P4 | P5 | P6 | P7 | P8 | P9 | P10 | P11 | P12 | P13 | P14 | P15 | P16 | P17 | P18 | P19 | P20 |
|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|
| 1 | 3 | 3 | 2 | 4 | 3 | 3 | 1 | 3 | 1 | 3 | 4 | 1 | 3 | 2 | 1 | 2 | 3 | 3 | 2 | 4 |
| 2 | 5 | 5 | 5 | 5 | 5 | 5 | 5 | 5 | 5 | 5 | 5 | 5 | 5 | 5 | 5 | 5 | 5 | 5 | 5 | 5 |
| 3 | 2 | 3 | 1 | 4 | 3 | 3 | 1 | 3 | 1 | 4 | 4 | 4 | 4 | 1 | 1 | 1 | 4 | 3 | 1 | 4 |
| 4 | 2 | 4 | 1 | 5 | 4 | 4 | 3 | 4 | 3 | 4 | 5 | 2 | 5 | 1 | 3 | 1 | 2 | 4 | 1 | 5 |
| 5 | 3 | 2 | 2 | 2 | 2 | 2 | 4 | 2 | 4 | 3 | 5 | 3 | 4 | 3 | 4 | 2 | 3 | 2 | 2 | 5 |
| 6 | 2 | 3 | 3 | 4 | 3 | 3 | 2 | 3 | 2 | 5 | 4 | 5 | 4 | 3 | 2 | 3 | 2 | 4 | 3 | 4 |
| 7 | 2 | 5 | 5 | 4 | 5 | 5 | 2 | 5 | 2 | 5 | 5 | 5 | 5 | 5 | 2 | 5 | 4 | 5 | 5 | 5 |
| 8 | 3 | 3 | 2 | 2 | 3 | 4 | 2 | 4 | 4 | 4 | 1 | 1 | 3 | 3 | 1 | 4 | 3 | 1 | 3 | 3 |
| 9 | 5 | 5 | 5 | 3 | 5 | 2 | 2 | 5 | 2 | 4 | 3 | 5 | 2 | 4 | 1 | 5 | 4 | 3 | 4 | 4 |
| 10 | 2 | 3 | 1 | 5 | 3 | 3 | 3 | 5 | 3 | 3 | 4 | 4 | 5 | 2 | 2 | 5 | 2 | 4 | 2 | 2 |
| 11 | 2 | 4 | 1 | 5 | 4 | 5 | 2 | 4 | 5 | 2 | 2 | 4 | 3 | 3 | 3 | 4 | 3 | 2 | 3 | 3 |
| 12 | 3 | 2 | 2 | 5 | 2 | 5 | 2 | 5 | 5 | 3 | 4 | 5 | 5 | 5 | 5 | 5 | 5 | 4 | 5 | 5 |
| 13 | 2 | 3 | 3 | 4 | 3 | 2 | 2 | 4 | 4 | 3 | 1 | 5 | 3 | 4 | 2 | 4 | 3 | 3 | 4 | 2 |
| 14 | 2 | 4 | 2 | 4 | 5 | 3 | 3 | 3 | 3 | 2 | 4 | 4 | 4 | 2 | 3 | 2 | 5 | 2 | 2 | 3 |
| 15 | 5 | 3 | 4 | 2 | 4 | 2 | 3 | 2 | 2 | 5 | 2 | 4 | 4 | 4 | 4 | 3 | 4 | 5 | 5 | 5 |

Prueba de Alfa de Cronbach en R

Código en R:

```
# Prueba Alfa de Cronbach
# Primero cargamos los datos de Excel
install.packages("readxl")
library(readxl)
```

```
DatosA = read_excel("C:/Data/RJST.xlsx ", sheet="A")
View(DatosA)
```

```
# Luego instalamos el paquete y corremos el test
install.packages("psych")
library(psych)
alfa <- alpha(DatosA)
```

```
# Llamamos al objeto alfa que hemos creado para ver los resultados
alfa
```

SALIDA:

```
> alfa
```

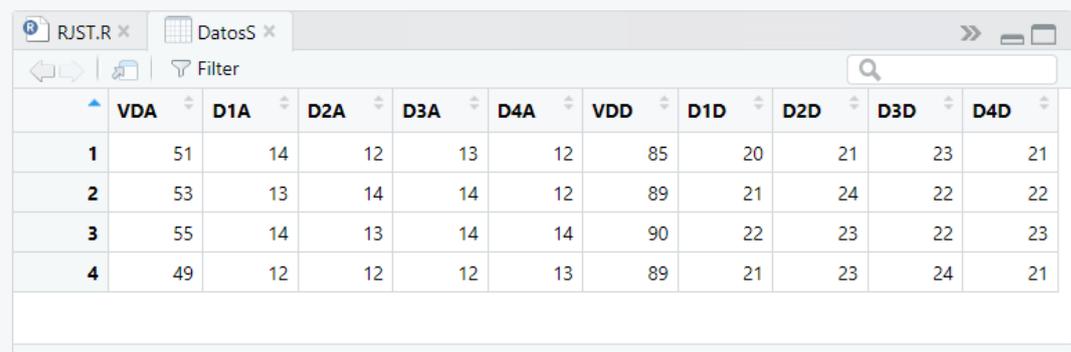
```
Reliability analysis
Call: alpha(x = DatosA)
```

```
raw_alpha std.alpha G6(smc) average_r S/N ase mean sd median_r
0.88 0.87 0.95 0.26 7 0.047 3.4 0.68 0.26
```

```
95% confidence boundaries
lower alpha upper
Feldt 0.76 0.88 0.95
Duhachek 0.78 0.88 0.97
```

ANEXO 4. Prueba de normalidad de datos.

Datos:



| | VDA | D1A | D2A | D3A | D4A | VDD | D1D | D2D | D3D | D4D |
|---|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|
| 1 | 51 | 14 | 12 | 13 | 12 | 85 | 20 | 21 | 23 | 21 |
| 2 | 53 | 13 | 14 | 14 | 12 | 89 | 21 | 24 | 22 | 22 |
| 3 | 55 | 14 | 13 | 14 | 14 | 90 | 22 | 23 | 22 | 23 |
| 4 | 49 | 12 | 12 | 12 | 13 | 89 | 21 | 23 | 24 | 21 |

Pruebas de normalidad de Shapiro-Wilk

Código en R:

```
# Pruebas de Normalidad
# SHAPIRO-WILK
library(readxl)
DatosS=read_excel("C:/Data/RJST.xlsx", sheet="Shapiro")
view(DatosS)
install.packages("moments")
library(moments)

###Prueba de Shapiro-wilk###
###Es más poderosa cuando se compara con otras pruebas de normalidad
cuando la muestra es pequeña, N <= 30 datos.###
shapiro.test(DatosS$VDA)
shapiro.test(DatosS$VDD)
shapiro.test(DatosS$D1A)
shapiro.test(DatosS$D1D)
shapiro.test(DatosS$D2A)
shapiro.test(DatosS$D2D)
shapiro.test(DatosS$D3A)
shapiro.test(DatosS$D3D)
shapiro.test(DatosS$D4A)
shapiro.test(DatosS$D4D)
```

SALIDA:

```
> shapiro.test(DatosS$VDA)

      Shapiro-Wilk normality test

data:  DatosS$VDA
W = 0.99291, p-value = 0.9719

> shapiro.test(DatosS$VDD)

      Shapiro-wilk normality test
```

```
data: DatosS$VDD
w = 0.80056, p-value = 0.1032

> shapiro.test(DatosS$D1A)

      Shapiro-wilk normality test

data:  DatosS$D1A
w = 0.86337, p-value = 0.2725

> shapiro.test(DatosS$D1D)

      Shapiro-wilk normality test

data:  DatosS$D1D
w = 0.94466, p-value = 0.683

> shapiro.test(DatosS$D2A)

      Shapiro-wilk normality test

data:  DatosS$D2A
w = 0.86337, p-value = 0.2725

> shapiro.test(DatosS$D2D)

      Shapiro-wilk normality test

data:  DatosS$D2D
w = 0.89495, p-value = 0.4064

> shapiro.test(DatosS$D3A)

      Shapiro-wilk normality test

data:  DatosS$D3A
w = 0.86337, p-value = 0.2725

> shapiro.test(DatosS$D3D)

      Shapiro-wilk normality test

data:  DatosS$D3D
w = 0.86337, p-value = 0.2725

> shapiro.test(DatosS$D4A)

      Shapiro-wilk normality test
```

```
data: DatosS$D4A
w = 0.86337, p-value = 0.2725

> shapiro.test(DatosS$D4D)

      Shapiro-Wilk normality test

data:  DatosS$D4D
w = 0.86337, p-value = 0.2725
```

ANEXO 5. Prueba de contrastación de hipótesis.

Datos:

| | VDA | D1A | D2A | D3A | D4A | VDD | D1D | D2D | D3D | D4D |
|---|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|
| 1 | 51 | 14 | 12 | 13 | 12 | 85 | 20 | 21 | 23 | 21 |
| 2 | 53 | 13 | 14 | 14 | 12 | 89 | 21 | 24 | 22 | 22 |
| 3 | 55 | 14 | 13 | 14 | 14 | 90 | 22 | 23 | 22 | 23 |
| 4 | 49 | 12 | 12 | 12 | 13 | 89 | 21 | 23 | 24 | 21 |

Pruebas de contrastación de hipótesis t de Student para datos pareados

Código en R:

```
# Pasan la prueba de normalidad
# Aplicamos una prueba t Student para datos pareados

# Primero leemos los datos
library(readxl)
DatosT=read_excel("C:/Data/RJST.xlsx",sheet="T")
view(DatosT)
# Aplicamos la Prueba t de Student
# t.test(x = misDatos3$`PRE TEST`,y = misDatos3$`POST
TEST`,alternative="less", mu=0,paired = TRUE, conf.level=0.95)
#
# variable dependiente
t.test(
  x = DatosT$VDA,
  y = DatosT$VDD,
  alternative = "less",
  mu = 0,
  paired = TRUE,
  conf.level = 0.95
)
```

SALIDA:

Paired t-test

data: DatosT\$VDA and DatosT\$VDD

t = -27.567, df = 3, p-value = 5.239e-05

alternative hypothesis: true mean difference is less than 0

95 percent confidence interval:

-Inf -33.15538

sample estimates:

mean difference

-36.25

Código en R:

```
# Dimensión D1
t.test(
  x          = Datos$D1A,
  y          = Datos$D1D,
  alternative = "less",
  mu         = 0,
  paired     = TRUE,
  conf.level = 0.95
)
```

SALIDA:

Paired t-test

```
data: Datos$D1A and Datos$D1D
t = -12.318, df = 3, p-value = 0.0005762
alternative hypothesis: true mean difference is less than 0
95 percent confidence interval:
 -Inf -6.269375
sample estimates:
mean difference
 -7.75
```

Código en R:

```
# Dimensión D2
t.test(
  x          = Datos$D2A,
  y          = Datos$D2D,
  alternative = "less",
  mu         = 0,
  paired     = TRUE,
  conf.level = 0.95
)
```

SALIDA:

Paired t-test

```
data: Datos$D2A and Datos$D2D
t = -24.495, df = 3, p-value = 7.458e-05
alternative hypothesis: true mean difference is less than 0
95 percent confidence interval:
 -Inf -9.039243
sample estimates:
mean difference
 -10
```

Código en R:

```
# Dimensión D3
t.test(
```

```

x           = Datos$D3A,
y           = Datos$D3D,
alternative = "less",
mu          = 0,
paired      = TRUE,
conf.level  = 0.95
)

```

SALIDA:

Paired t-test

```

data: Datos$D3A and Datos$D3D
t = -9.9224, df = 3, p-value = 0.001089
alternative hypothesis: true mean difference is less than 0
95 percent confidence interval:
 -Inf -7.246826
sample estimates:
mean difference
 -9.5

```

en R:Código

Dimensión D4

```

t.test(
  x           = Datos$D4A,
  y           = Datos$D4D,
  alternative = "less",
  mu          = 0,
  paired      = TRUE,
  conf.level  = 0.95
)

```

SALIDA:

Paired t-test

```

data: Datos$D4A and Datos$D4D
t = -22.045, df = 3, p-value = 0.0001022
alternative hypothesis: true mean difference is less than 0
95 percent confidence interval:
 -Inf -8.039243
sample estimates:
mean difference
 -9

```

ANEXO 6. Bateria de datos.

Pretest:

| | A | B | C | D | E | F | G | H | I | J | K | L | M | N | O | P | Q | R | S | T | U | V | W | X | Y | Z | | |
|---|-----------------------------------|----|----|----|----|------------------------------|----|----|----|-----|-----------------------------------|-----|-----|-----|-----|----------------------------------|-----|-----|-----|-----|--------------|-------|-------|-------|-------|-------|--|--|
| 1 | D1: Nivel de funcionalidad | | | | | D2: Nivel de agilidad | | | | | D3: Nivel de confiabilidad | | | | | D4: Nivel de satisfacción | | | | | | | | | | | | |
| 2 | P1 | P2 | P3 | P4 | P5 | P6 | P7 | P8 | P9 | P10 | P11 | P12 | P13 | P14 | P15 | 916 | P17 | P18 | P19 | P20 | VD | D1 | D2 | D3 | D4 | | | |
| 3 | 3 | 3 | 3 | 2 | 3 | 2 | 2 | 3 | 2 | 3 | 2 | 3 | 3 | 3 | 2 | 3 | 2 | 3 | 2 | 2 | 51 | 14 | 12 | 13 | 12 | | | |
| 4 | 2 | 3 | 2 | 3 | 3 | 4 | 3 | 3 | 2 | 2 | 3 | 2 | 3 | 3 | 3 | 2 | 2 | 4 | 2 | 2 | 53 | 13 | 14 | 14 | 12 | | | |
| 5 | 4 | 2 | 3 | 2 | 3 | 2 | 3 | 3 | 3 | 2 | 4 | 3 | 2 | 2 | 3 | 2 | 3 | 3 | 3 | 3 | 55 | 14 | 13 | 14 | 14 | | | |
| 6 | 2 | 2 | 2 | 3 | 3 | 2 | 2 | 3 | 3 | 2 | 3 | 2 | 2 | 2 | 3 | 3 | 3 | 2 | 2 | 3 | 49 | 12 | 12 | 12 | 13 | | | |
| 7 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | Media | 52.00 | 13.25 | 12.75 | 13.25 | 12.75 | | |
| 8 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |

Postest:

| | A | B | C | D | E | F | G | H | I | J | K | L | M | N | O | P | Q | R | S | T | U | V | W | X | Y | Z | | |
|---|-----------------------------------|----|----|----|----|------------------------------|----|----|----|-----|-----------------------------------|-----|-----|-----|-----|----------------------------------|-----|-----|-----|-----|--------------|-------|-------|-------|-------|-------|--|--|
| 1 | D1: Nivel de funcionalidad | | | | | D2: Nivel de agilidad | | | | | D3: Nivel de confiabilidad | | | | | D4: Nivel de satisfacción | | | | | | | | | | | | |
| 2 | P1 | P2 | P3 | P4 | P5 | P6 | P7 | P8 | P9 | P10 | P11 | P12 | P13 | P14 | P15 | 916 | P17 | P18 | P19 | P20 | VD | D1 | D2 | D3 | D4 | | | |
| 3 | 4 | 4 | 4 | 4 | 4 | 4 | 4 | 3 | 5 | 5 | 4 | 5 | 5 | 5 | 4 | 4 | 4 | 4 | 5 | 4 | 85 | 20 | 21 | 23 | 21 | | | |
| 4 | 4 | 5 | 5 | 3 | 4 | 5 | 5 | 5 | 5 | 4 | 5 | 4 | 5 | 4 | 4 | 5 | 4 | 5 | 3 | 5 | 89 | 21 | 24 | 22 | 22 | | | |
| 5 | 5 | 4 | 5 | 4 | 4 | 5 | 5 | 5 | 4 | 4 | 4 | 4 | 4 | 5 | 5 | 4 | 5 | 5 | 5 | 4 | 90 | 22 | 23 | 22 | 23 | | | |
| 6 | 4 | 5 | 4 | 4 | 4 | 4 | 5 | 4 | 5 | 5 | 5 | 4 | 5 | 5 | 5 | 4 | 4 | 5 | 4 | 4 | 89 | 21 | 23 | 24 | 21 | | | |
| 7 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | Media | 88.25 | 21.00 | 22.75 | 22.75 | 21.75 | | |
| 8 | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |