

Modelado de un sistema difuso para el ahorro de agua en los centros de lavado de autos con modelos Mamdani, Sugeno y Tsukamoto

Bartolome Tellez Chavez, Perfecto Malaquías Quintero Flores,
Rodolfo Eleazar Pérez Loaiza

Instituto Tecnológico de Apizaco,
México

m23370010@apizaco.tecnm.mx

parfait.phd@gmail.com

rodolfo.pl@apizaco.tecnm.mx

Resumen. El proceso de lavado de autos representa un consumo considerable de recursos como el agua, el detergente automotriz y el tiempo de lavado, con el objetivo de optimizar este proceso, en este artículo presenta el modelado de sistema difuso para el monitoreo y control del proceso de lavado de autos buscando ahorrar el tiempo de lavado, agua y detergente automotriz. El modelado está desarrollado en la caja de herramientas de Matlab (Fuzzy Logic Toolbox) en inglés, donde se emplean tres variables de entrada: *tamaño del auto*, *programa de lavado* y *la suciedad*, cada una con sus respectivas funciones de membresía, y tres variables de salida: *cantidad de agua* (litros), *cantidad de detergente automotriz* (mililitros) y el *tiempo de lavado* (minutos). Posteriormente, se establecen reglas de inferencia difusa utilizando el método de Mamdani, Sugeno y Tsukamoto para lograr los resultados esperados, es decir, una cantidad cercana a la óptima de agua (*cantidad de agua*), *detergente automotriz* y el *tiempo de lavado* requerido para el lavado del auto.

Palabras clave: Aguas residuales, sistema difuso, variables, función de pertenencia, lógica difusa, Mamdani, Sugeno, Tsukamoto, inferencia difusa.

Modeling a Fuzzy System for Water Saving in Car Wash Centers Using Mamdani, Sugeno, and Tsukamoto Models

Abstract. The car wash process involves a considerable consumption of resources such as water, automotive detergent, and washing time. With the aim of optimizing this process, this article presents the modeling of a fuzzy system for monitoring and controlling the car wash process, seeking to reduce washing time, water usage, and automotive detergent. The model is developed using the Matlab toolbox (Fuzzy Logic Toolbox),

where three input variables are employed: *car size*, *wash program*, and *dirt level*, each with their respective membership functions. There are also three output variables: *amount of water* (liters), *automotive detergent* (milliliters), and *washing time* (minutes). Subsequently, fuzzy inference rules are established using the Mamdani, Sugeno, and Tsukamoto methods to achieve the expected results, that is, a near-optimal amount of *water*, *automotive detergent*, and the required *washing time* for cleaning the vehicle.

Keywords: Wastewater, fuzzy system, variables, membership function, fuzzy logic, Mamdani, Sugeno, Tsukamoto, fuzzy inference.

1. Introducción

Las aguas residuales, generadas por actividades domésticas, industriales y agrícolas, representan un importante desafío ambiental. Estas aguas a menudo contienen una variedad de contaminantes, como productos químicos tóxicos, exceso de nutrientes y patógenos, los cuales pueden tener efectos adversarios en los ecosistemas acuáticos y representa riesgos para la salud si no se tratan adecuadamente. El rápido aumento de la población produce enormes cantidades de aguas residuales, contaminando los arroyos, estanques y embalses, el agua dulce se convierte como un recurso limitado y valioso. Los cambios climáticos, el agotamiento de los ecosistemas, el uso inapropiado del agua y las tensiones ecológicas están inseparablemente conectados con la reducción de los caudales debido a las bajas tasas de aguas subterráneas. Además, deteriora los embalses, lo que tiene un efecto perjudicial en el suministro y la disponibilidad de agua [5]. El declive del ecosistema acuático se ha convertido en un tema crucial que limita el desarrollo urbano, acelera la escasez de agua y afecta al bienestar de las personas [8]. El consumo excesivo y el desperdicio de agua en los lavados de autos es un problema significativo, ya que cada servicio genera una gran cantidad de agua residual mezclada con detergentes y otros productos químicos. Esta agua contaminada regresa al suelo, perjudicando los ecosistemas locales y daños medio ambientales graves. Para abordar esta problemática, se propone la implementación de tecnologías avanzadas como el sistema sifuso. Los sistemas difusos, basados en la inteligencia computacional, mejora los procesos de ahorro de agua, reduciendo el desperdicio y mejorando la eficiencia.

El propósito de este artículo es tomar una decisión aproximada a la óptima sobre la cantidad de agua, la cantidad de detergente automotriz y el tiempo necesarios para los centros de lavado. Para ello, se proponen tres modelos basados en lógica difusa (modelo Mamdani, modelo Sugeno y modelo Tsukamoto) para realizar los cálculos, comparar los resultados y elegir cuál modelo es el más óptimo para resolver el problema.

En los siguientes artículos se mencionan algunos trabajos que utilizan los modelos de Mamdani, Sugeno y Tsukamoto para tomar decisiones óptimas en la resolución de problemas.

En este trabajo de investigación presenta una gestión energética óptima para un sistema híbrido de bombeo de agua impulsado por un generador fotovoltaico (GVP) y una turbina eólica. Estas dos energías renovables se utilizan como fuentes de generación de energía, mientras que una batería se utiliza como sistema de almacenamiento para controlar el flujo de energía y proporcionar un suministro de carga constante. El sistema de gestión propuesto garantiza la autonomía del sistema de bombeo en una región rural sin acceso a la red eléctrica. Como resultado, se crea un controlador de seguimiento del punto de máxima potencia (MPPT) basado en el modelo difuso Takagi-Sugeno (TS), que garantiza la máxima transferencia de potencia a la motobomba a pesar de los cambios en la velocidad del viento y la insolación. La síntesis de la ley de control MPPT implica modelos de referencia difusos TS que generan las trayectorias deseadas para el seguimiento. Se ha desarrollado un supervisor para la gestión energética cuyo principal objetivo es utilizar eficazmente la batería para satisfacer los requisitos de carga de energía, manteniendo el estado de carga (SOC) para prolongar su vida útil. Finalmente, se han realizado resultados de simulación basados en Matlab/Simulink con el objetivo de validar la eficiencia del supervisor de gestión energética propuesto [2].

Este artículo presenta el primer paso para desarrollar un sistema difuso que represente el conocimiento adquirido de las partes interesadas y los responsables de la toma de decisiones, y luego lo transforme en reglas condicionales. Este sistema de inferencia de lógica difusa busca simular escenarios reales de toma de decisiones. En este artículo, se elige como ejemplo la evaluación del rendimiento del PCS en una ciudad. Se aplica un sistema de inferencia difusa Mamdani; las variables y reglas difusas son hipotéticas y se basan en encuestas realizadas en Qian'an, una de las ciudades piloto del PCS [7].

Este artículo propone y desarrolla la aplicación del método de inferencia difusa de Mamdani, Tsukamoto y Sugeno. El autor compara los resultados finales de cada método en un mismo caso. Este método se probará en un modelo de diseño para determinar o predecir el precio de exportación de un producto básico y obtener una ganancia óptima de sus ventas. Este modelo incluye la predicción del precio de reventa de los bienes exportados al exterior. El proceso de determinación del precio de venta se calcula utilizando el método de inferencia difusa de Mamdani, Tsukamoto y Sugeno.

Las variables a observar son la demanda de bienes, la disponibilidad de los mismos en los agricultores y el precio de mercado en el extranjero. El resultado es un precio de reventa estimado y la ganancia de cada producto de exportación. La comparación de los precios de venta utilizando Mamdani, Tsukamoto y Sugeno es del 2,1 %, mientras que Mamdani y Sugeno son solo del 1 %. Tras aplicar la negación lógica a las reglas básicas, esta se aplica al 1,6 %. Con esta comparación, el autor evaluará la sección de base de reglas de Tsukamoto. Los resultados obtenidos en este estudio incluyen el modelo de predicción del precio de reventa de bienes exportados y la comparación del rendimiento de la interferencia difusa mediante los métodos lógicos de Mamdani y Tsukamoto en la optimización para obtener un precio más óptimo [6].

2. Propuesta de solución al problema

Para abordar el problema del uso indiscriminado del agua, el detergente automotriz y el tiempo de lavado de los autos, se emplea la inteligencia computacional mediante un sistema difuso, utilizando un modelo en MatLab para los cálculos y la toma de decisiones en la aproximación óptima del uso de los recursos en los centros de lavado de autos. En esta propuesta se identifican las variables de entrada: *tamaño de auto*, *programa de lavado y suciedad*, las cuales se usarán para la fuzzificación a través de grados de pertenencia y las variables de salida serán los *cantidad de agua*, *la cantidad de detergente automotriz y el tiempo de lavado* necesarios para el lavado del auto, de acuerdo con los datos de entrada.

3. Objetivo

Proponer una solución a través de un modelado de un sistema difuso para solucionar el problema del desperdicio indiscriminado del agua, el detergente automotriz y el tiempo de lavado en los centros de lavados de autos utilizando. Para ello, se emplea la caja de herramientas de lógica difusa de Matlab.

4. Desarrollo de modelado de un sistema difuso en Matlab

4.1. Identificación de variables lingüísticas de entrada y salida

Para crear un modelado de sistema de control difuso, primero se deben identificar las variables de entrada y salida. Para este proyecto, en los centros de lavado de autos se identificaron varias variables, como se muestra en la Tabla 1 y 2. En la Tabla 1 se muestran las variables lingüísticas de entrada para el uso eficiente del agua, con los términos lingüísticos y universo de discurso. En la Tabla 2 se muestran las variables lingüísticas de salida, que son necesarias para la defuzzificación de los datos.

Tabla 1. Identificación de las variables lingüísticas de entrada.

Variables lingüísticas	Conjuntos lingüísticos	Universo de discurso
<i>Tamaño de auto</i>	<i>Pequeño, Mediano, Grande</i>	20 - 50 m ²
<i>Programa de lavado</i>	<i>Básico, Estándar, Premium</i>	20 - 120 minutos
<i>Suciedad</i>	<i>Ligera, Media, Intensa</i>	0 - 100 %

4.2. Definición del universo de discurso del sistema difuso

La lógica difusa es una forma de modelar el razonamiento lógico donde la veracidad de una afirmación no es binaria, es decir, no es simplemente verdadera o

Tabla 2. Identificación de las variables lingüísticas de salida.

Variables lingüísticas	Conjuntos lingüísticos	Universo de discurso
<i>Detergente automotriz</i>	<i>Poca, Media, Intensa</i>	10 - 180 ml
<i>Cantidad de agua</i>	<i>Poca, Moderada, Mucha</i>	10 - 50 litros
<i>Tiempo de lavado</i>	<i>Lento, Normal, Rápido</i>	20 - 100 minutos

falsa como ocurre con la lógica clásica. En su lugar, es un grado de veracidad que va desde 0, que es absolutamente falso, hasta 1, que es absolutamente verdadero. La lógica difusa nos permite diseñar un sistema de inferencia difusa, que es una función que mapea un conjunto de entradas a salidas usando reglas interpretables por humanos en lugar de matemáticas más abstractas. El concepto de lógica difusa es muy común, está asociado con la manera en que las personas perciben el medio(entorno), [3].

El universo de discurso representa el rango completo de valores considerados para una variable en un sistema difuso. En la modelación de un sistema difuso para centros de lavado de autos, es necesario definir el universo de discurso para las siguientes variables, *Tamaño del auto*, *Programa de lavado* y *Cantidad de Suciedad*, el sistema debe ser capaz de medir y controlar el lavado de autos, como se muestra en la Tabla 1 y 2 en la columna **Universo de discurso** para las variables lingüísticas salida.

La recolección de datos se realizó mediante encuestas en 10 centros de lavado, en las cuales se preguntó la marca de los autos que reciben, el tiempo que tardan en lavarlos y el programa de lavado que ofrecen. Con base en la información recolectada, se definió el universo de discurso de cada variable de entrada, al igual que las variables de salida.

4.3. Funciones de pertenencia en la lógica difusa

En esta sección se muestran las funciones de pertenencia que son utilizadas para el modelado del sistema difuso, (1) la función triangular es una de las funciones de membresía para representar conjuntos difusos que se define con sus tres parámetros, a , b y c , (2) trapezoidal la función añade un tramo en el que la función mantiene un valor máximo. Los parámetros de la función de pertenencia, especificados como el vector a , b , c y d , (3) gaussiana parámetros de la función de pertenencia, especificados como el vector μ y c , μ donde es la desviación estándar y c es la media (el punto donde la función alcanza su valor máximo de 1), y (4) bell generalizada los parámetros de la función de pertenencia, especificados como el vector a , b y c :

$$f(x; a, b, c) = \max \left(\min \left(\frac{x-a}{b-a}, \frac{c-x}{c-b} \right), 0 \right), \quad (1)$$

$$f(x; a, b, c) = \max \left(\min \left(\frac{x-a}{b-a}, 1, \frac{c-x}{c-b} \right), 0 \right), \quad (2)$$

$$gaussmf(x; \sigma, c) = e^{-\frac{(x-c)^2}{2\sigma^2}}, \quad (3)$$

$$f(x; a, b, c) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x-c}{a} \right|^{2b}}. \quad (4)$$

4.4. Particionamiento de los universos de discurso de las variables de entrada

En el modelado se aplicaron las funciones de membresía triangular, trapezoidal, gaussiana y gbell para caracterizar los términos lingüísticos de las variables lingüísticas de entrada. El particionamiento se realizó sobre todos los valores del universo de discurso en el eje x del plano cartesiano, en la Figura 2 se muestran las variables de entrada (a) *tamaño de auto* con sus tres términos lingüísticos: *pequeño*, *mediano* y *grande*, donde se aplicó la función de membresía triangular mediante la ecuación (1) para cada uno de los términos. La siguiente variable particionada es el (b) *programa de lavado*, donde el universo de discurso se define en la Tabla 1, se utilizó la función de membresía *trapezoidal* para cada uno de los términos lingüísticos *pBásico*, *pEstándar* y *pPremium*, cubriendo todos los valores dentro del universo de discurso como se muestra en la Figura 2(b), se usó la ecuación (2) en los tres términos lingüísticos y la tercera variable lingüística es la cantidad de (c) *suciedad* en el auto, con los términos lingüísticos *ligera*, *media* e *intensa*, aquí se toma el porcentaje (%) en el *universo de discurso* para medir la suciedad presente en el auto, Tabla 1, en esta variable lingüística se usaron las funciones de membresía triangular (*ligera*) ecuación (1), trapezoidal (*media*) ecuación (2) y gaussiana (*intensa*) ecuación (3).

4.5. Grados de pertenencia de las variables de entrada

Zadeh propuso extender la noción de membresía binaria a membresía difusa en donde se pueden tener varios grados de membresía en el intervalo continuo real $[0, 1]$, a diferencia de los conjuntos clásicos, en donde cada valor es representado en un conjunto como verdadero o falso, 0, 1, pertenece o no pertenece.

En la Tabla 3 se muestra el grado de pertenencia de cada valor para la variable *tamaño de auto*.

Cada valor tiene un grado de pertenencia en los términos lingüísticos *pequeño*, *mediano* y *grande*, dentro de un rango de 0 a 1. Para calcular el área total del auto se usó la siguiente ecuación:

$$\text{area total} = 2(L \times A + L \times W + A \times W). \quad (5)$$

Usando la ecuación (5) y como ejemplo la muestra n°1, con un *Tamaño de auto* 25 m², se realizaron los cálculos con la ecuación (5).

Las medidas de los autos se obtuvieron del sitio medidas de coches [1], es donde se encuentran registradas las dimensiones de los autos (L= longitud, A= altura, W= anchura(ancho)) de distintas marcas y modelos, aplicando la función de membresía *triangular* ecuación (1) se obtuvo un grado de pertenencia de 0 para los términos *pequeño* y *grande*, y en *mediano* se obtuvo un grado de

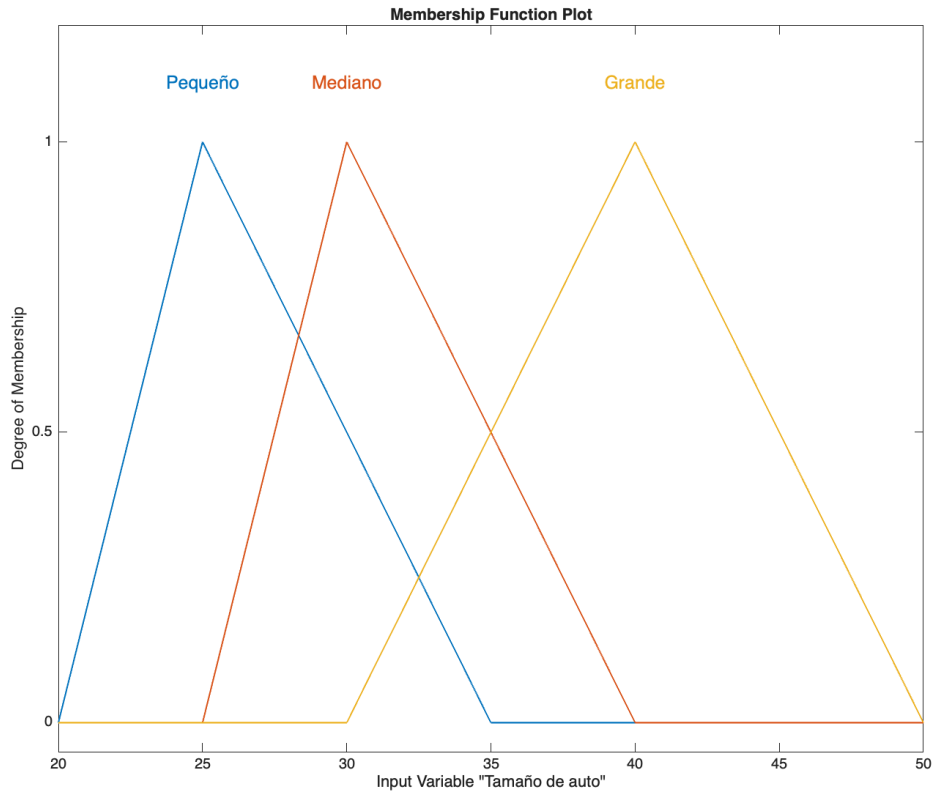


Fig. 1. Funciones de membresía que caracterizan los terminos linguisticos de las variables linguisticas: Tamaño de auto.

pertenencia de 1, esto indica que el auto pertenece completamente al término lingüístico *mediano*.

Se utilizaron un total de 50 muestras de autos de diferentes tamaños, de las cuales se seleccionaron algunas para ilustrar la metodología empleada para el desarrollo del modelo difuso aplicado a centros de lavado de autos.

Tabla 3. Grados de pertenencia de los elementos de tamaño de auto en m^2 .

Muestra	Tamaño de auto	m^2	Pequeño	Mediano	Grande
1	25		0	1	0
2	16		0.72	0.28	0
3	17		0.64	0.36	0
4	23		0.16	0.84	0
5	38		0	0	0.96

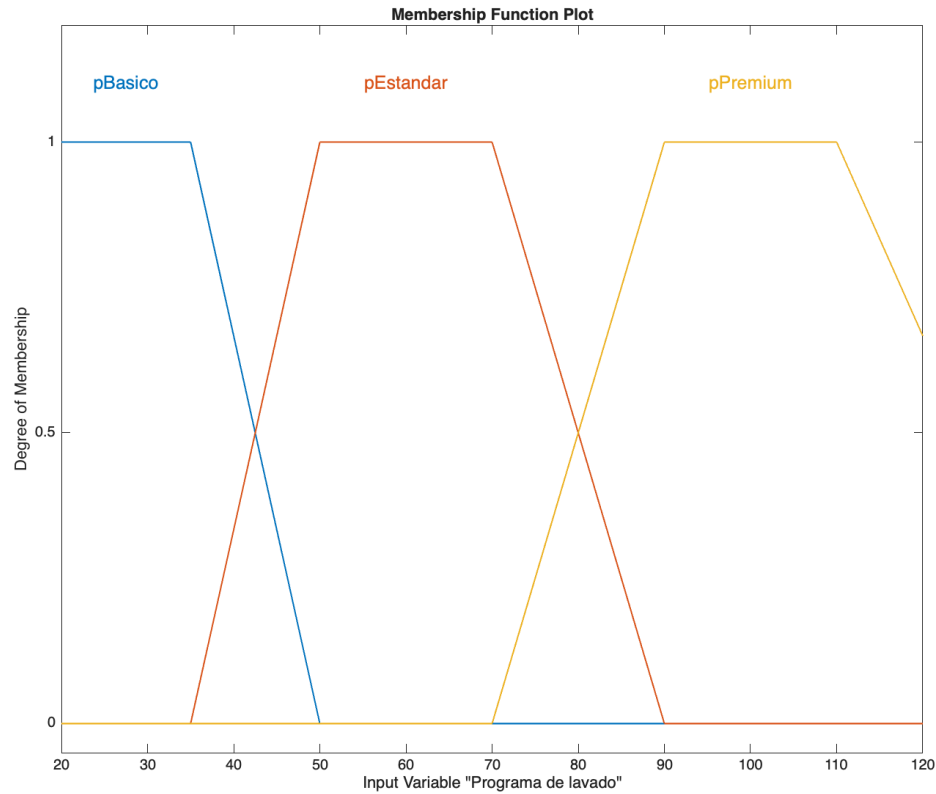


Fig. 2. Funciones de membresía que caracterizan los terminos linguisticos de las variables linguisticas: Programa de lavado.

4.6. Particionamiento de los universos de discurso de las variables de salida

En un sistema difuso en Matlab, la función de las salidas es generar respuestas o decisiones basadas en las variables de entrada, tales como el *tamaño de auto*, *el programa de lavado y la suciedad*. Estas variables de entrada se procesan mediante reglas difusas, y el sistema aplica dichas reglas para obtener un valor preciso o “crisp” como resultado, en un proceso conocido como defuzzificación. Este paso es esencial para generar valores de salida concreta, como la (a) *cantidad de agua*, cantidad de (b) *Detergente automotriz*, y el (c) *Tiempo de lavado* para los autos, como se muestra en la Figura 2.

4.7. Reglas de inferencia difusa

La inferencia difusa es una forma de inteligencia artificial, que permite a las computadoras imitar la forma en que lo humanos piensan y abordan la solución del problemas. En *tamaño de auto*, *pequeño* y *mediano*, son dos conceptos vagos, es difícil que una computadora determine el concepto de *pequeño* sin la lógica

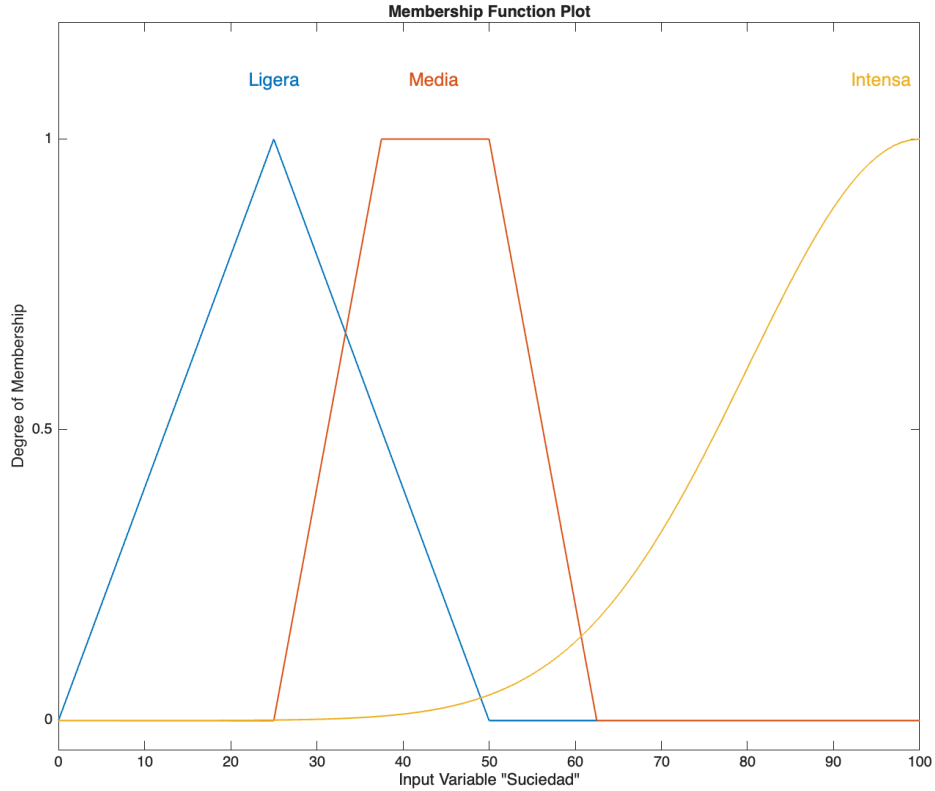


Fig. 3. Funciones de membresía que caracterizan los terminos linguisticos de las variables linguisticas: Suciedad.

difusa, que nos brinda una forma de codificar el conocimiento basado en la experiencia de manera que las computadoras puedan entenderlo en forma de reglas lógicas.

En Matlab, las reglas de inferencia difusa son el conjunto de reglas que define cómo las variables de entrada se traducen en salidas mediante el sistema difuso.

Estas reglas siguen una estructura de IF-THEN y se basan en las condiciones de las entradas y sus respectivos grados de pertenencia para generar una respuesta o una acción, como la cantidad aproximada al óptimo de agua y la cantidad de detergente automotriz para el lavado de autos.

En la Tabla 4 se muestran algunas de las reglas que se utilizan para la toma de decisiones en el modelado del sistema difuso para el ahorro de agua y detergente automotriz en los centros de lavado de autos, en este proyecto se crearon 42 reglas o combinaciones de las variables de entrada y las variables de salida.

El sistema Mamdani se utiliza en este modelado con el objetivo de obtener resultados cercanos al óptimo.

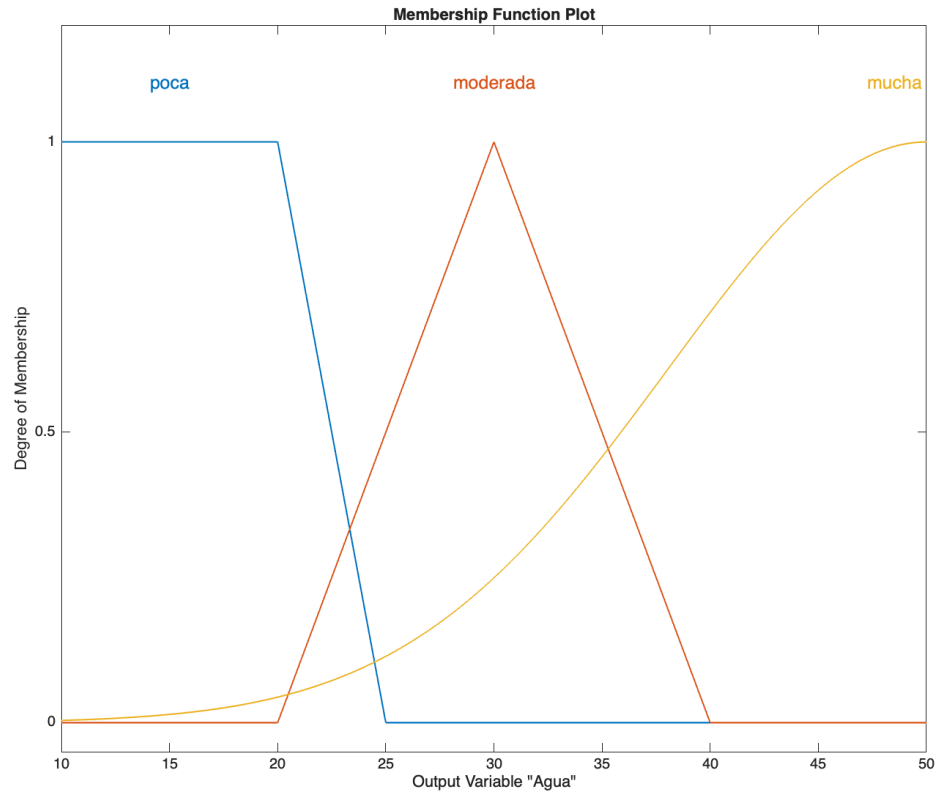


Fig. 4. Funciones de membresía que caracterizan los terminos linguisticos de las variables linguisticas: Cantidad de agua.

Este tipo de sistema es especialmente útil para resolver problemas de control y toma de decisiones en sistemas complejos que requieren un comportamiento similar al humano [4].

Tabla 4. Reglas de inferencia difusa.

N°	Regla
1	Si Tamaño de auto es Pequeño y Programa de lavado es pEstandar and Suciedad es Media, entonces Detergente automotriz es Media, Agua es moderada y Tiempo de lavado Normal
2	Si Tamaño de auto es Mediano y Programa de lavado es pEstandar y Suciedad es Media entonces Detergente automotriz es Media, Agua es moderada , Tiempo de lavado es Normal
3	Si Tamaño de auto es Pequeño y Programa de lavado es pEstandar y Suciedad es Ligera entonces Detergente automotriz es Poca, Agua es Poca , Tiempo de lavado es Rapido

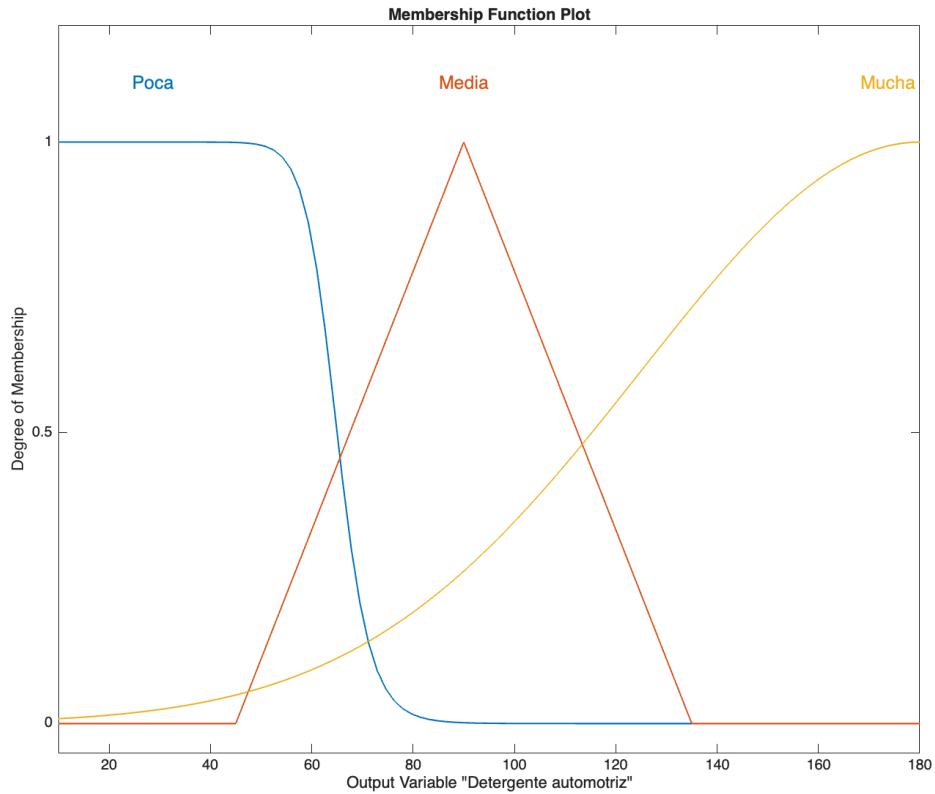


Fig. 5. Funciones de membresía que caracterizan los terminos linguisticos de las variables linguisticas: Detergente automotriz.

4.8. Defuzzificación

La difuzzificación nos dará un valor exacto de la inferencia difusa. Se refiere a la forma en que se extrae un valor nítido de un conjunto difuso como valor representativo. En este modelo se utiliza la ecuación (6) para calcular el centroide de las reglas activas, en el algoritmo 1 se explica a detalle la secuencia del modelo Mamdani, con centroide z_{COA} :

$$z_{COA} = \frac{\int_Z \mu_A(z) z dz}{\int_Z \mu_A(z) dz}. \quad (6)$$

4.9. Modelo Mamdani

El modelo Mamdani ofrece un número mínimo de características, un número reducido de reglas difusas y una mayor precisión [9].

En el Algoritmo 1, correspondiente al modelo difuso de Mamdani, se explica en detalle el funcionamiento del modelado para obtener el valor crisp o concreto, es decir, el valor que necesitamos para las variables de salida del sistema difuso.

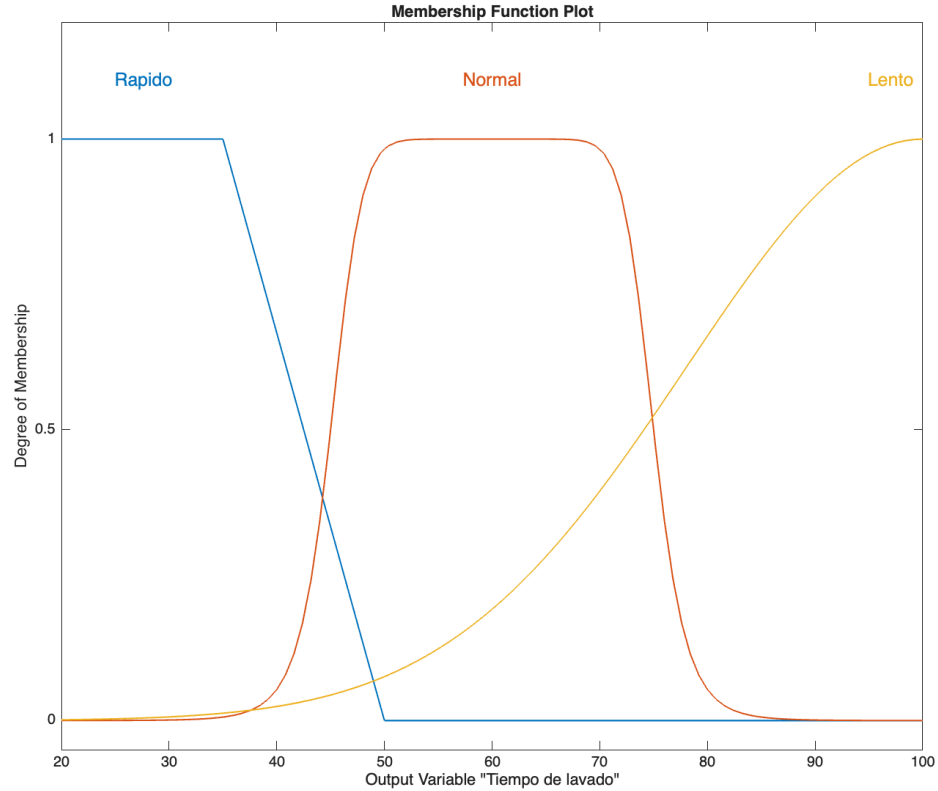


Fig. 6. Funciones de membresía que caracterizan los terminos linguisticos de las variables linguisticas: Tiempo de lavado.

Las variable son la cantidad de agua, cantidad de detergente automotriz y el tiempo necesario para lavar los autos.

Algoritmo 1 Modelo difuso Mamdani

- 1: **Entradas:** tamaño_auto, nivel_suciedad, tipo_programa
 - 2: **Salidas:** cantidad_agua, cantidad_detergente, tiempo_lavado
 - 3: **1. Fuzzificación:** transformar entradas reales a valores difusos (pequeño/mediano/grande; ligera/media/intensa; básico/estándar/premium).
 - 4: **2. Inferencia Difusa:**
 - 5: **for all reglas do**
 - 6: Calcular activación: $w_i = \min(\mu_{\text{tamaño}}, \mu_{\text{suciedad}}, \mu_{\text{programa}})$
 - 7: Obtener función salida: $\mu_{\text{salida}_i}(z) = \min(w_i, \mu_{\text{salida}_i}(z))$
 - 8: **end for**
 - 9: Agregar con OR: $\mu_{\text{agregada}}(z) = \max_i(\mu_{\text{salida}_i}(z))$
 - 10: **3. Desfuzzificación:**
 - 11: Salida nítida: Salida = $\frac{\int z \cdot \mu_{\text{agregada}}(z) dz}{\int \mu_{\text{agregada}}(z) dz}$
 - 12: **return cantidad_agua, cantidad_detergente, tiempo_lavado**
-

La ZCOA asocia el centro del área formada por el número difuso, donde $\mu_A(z)$ es la función de pertenencia del conjunto de salida, cuya variable es z es el dominio o rango de integración.

En la Figura 3 se muestran los valores de entrada para *Tamaño de auto*, *Programa de lavado* y *Suciedad* en **Input values** (40 40 60), estos valores tras pasar por los procesos de *Fuzzificación*, *Inferencia* y *Defuzzificación*, se llegó a la conclusión de que para aproximar a la optimización del agua, *detergente automotriz* y el *tiempo de lavado* se necesitan en *detergente automotriz* 90 ml, *Cantidad de agua* 25 litros de agua y *Tiempo de lavado* 50 minutos para lavar un auto de 40 m². En este modelado se emplea la ecuación (5) para hacer la defuzzificación de los datos utilizando el grado de pertenencia de las reglas que se activan.

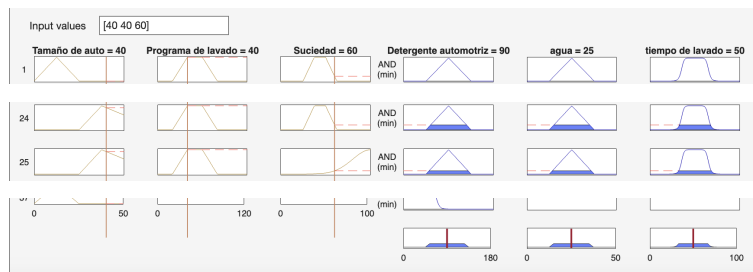


Fig. 7. Presentación de la Reglas expresadas con las funciones de pertenencia y del conjunto difuso a defusificar.

4.10. Modelo Sugeno

El modelo difuso de Sugeno (conocido como modelo difuso TSK), tiene el objetivo de desarrollar un enfoque sistemático para generar reglas difusas a partir de un conjunto de datos de entrada y salida dado. Una regla difusa Sugeno tiene la forma:

si x es A y y es B entonces $z = f(x,y)$, donde A y B son conjuntos difusos en el antecedente. mientras que $z = f(x,y)$ es una función precisa en el consecuente, $z = f(x,y)$ es un polinomio en las variables de entrada x y y . Cuando f es una constante, se obtiene un modelo difuso de Sugeno de orden cero y cuando $f(x,y)$ es un polinomio de primer orden, el sistema de inferencia difusa resultante se denomina modelo difuso de Sugeno de primer orden, en el Algoritmo 2 se explica a detalle su funcionamiento. En este proyecto también se utilizó el modelo Sugeno para comparar los valores de salida con las mismas variables de entrada utilizadas con el modelo Mamdani, como *tamaño de auto*, *programa de lavado* y la *suciedad* de los autos y las variables de salida, *detergente automotriz*, cantidad de *agua* y el *tiempo de lavado*.

Algoritmo 2 Modelo difuso Sugeno

-
- 1: **Entradas:** tamaño_auto, nivel_suciedad, tipo_programa
 - 2: **Salidas:** cantidad_agua, cantidad_detergente, tiempo_lavado
 - 3: **1. Fuzzificación:** convertir entradas reales a valores difusos (pequeño/mediano/grande; ligera/media/intensa; básico/estándar/premium).
 - 4: **2. Inferencia Difusa:**
 - 5: **for all reglas do**
 - 6: Grado de activación: $w_i = \min(\mu_{\text{tamaño}}, \mu_{\text{suciedad}}, \mu_{\text{programa}})$
 - 7: Salida crisp de regla: $z_i = a_i x + b_i y + c_i z + d_i$
 - 8: **end for**
 - 9: **3. Defuzzificación:** salida nítida por promedio ponderado:
-

$$\text{Salida} = \frac{\sum w_i z_i}{\sum w_i}$$

-
- 10: **return** cantidad_agua, cantidad_detergente, tiempo_lavado
-

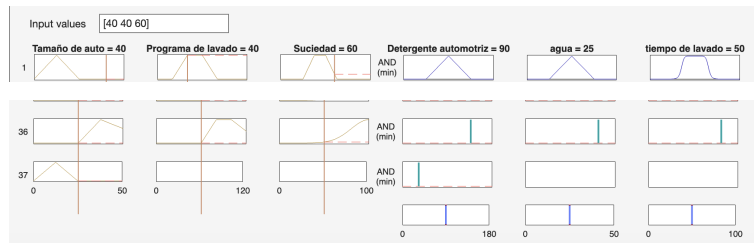


Fig. 8. Valores de entrada de las variables lingüísticas, de la tabla 1, tabla 2 y tabla 3, usando modelo Sugeno.

En el algoritmo 2 muestra el funcionamiento del modelo Sugeno de primer orden utilizando las variables *Tamaño de auto*, *Programa de lavado* y *Suciedad* del auto. Para obtener un valor concreto, se consideran únicamente las reglas activadas según los valores de entrada (Figura 4). Además, para cada variable lingüística, se toman en cuenta los grados de pertenencia de los conjuntos difusos, los cuales se emplean en las operaciones del modelo Sugeno.

4.11. Modelo Tsukamoto

Otro de los modelos es el Tsukamoto, en los modelos difusos de Tsukamoto, la consecuencia de cada regla difusa de tipo “si-entonces” se representa mediante un conjunto difuso con una función de membresía monótona, como se muestra en el algoritmo 3. Como resultado, la salida inferida de cada regla se define como un valor nítido inducido por la salida de la regla. Dado que cada regla genera una salida nítida, el modelo difuso de Tsukamoto agrega las salidas de las reglas mediante el método de promedio ponderado, evitando así el proceso de defuzzificación, que suele ser más costoso en términos computacionales, [4].

Algoritmo 3 Modelo Difuso Tsukamoto

- 1: **Entradas:** tamaño_auto, nivel_suciedad, tipo_programa
- 2: **Salidas:** cantidad_agua, cantidad_detergente, tiempo_lavado
- 3: **1. Fuzzificación:** convertir entradas reales en valores difusos: (pequeño/mediano/grande; ligera/media/intensa; básico/estándar/premium).
- 4: **2. Inferencia Difusa:**
- 5: **for all reglas do**
- 6: Calcular el grado de activación: $w_i = \min(\mu_{\text{tamaño}}, \mu_{\text{suciedad}}, \mu_{\text{programa}})$
- 7: Obtener salida nítida z_i resolviendo la inversa de $\mu_{\text{salida}}(z)$ tal que $\mu_{\text{salida}}(z_i) = w_i$ con μ monótona.
- 8: **end for**
- 9: **3. Defuzzificación:** calcular salida crisp con promedio ponderado:

$$\text{Salida} = \frac{\sum w_i z_i}{\sum w_i}$$

- 10: **return** cantidad_agua, cantidad_detergente, tiempo_lavado

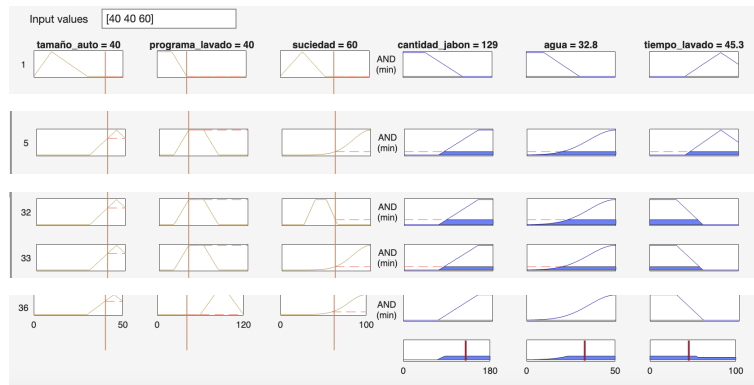


Fig. 9. Presentación de las reglas expresadas con las funciones de pertenencia y del conjunto difuso a defuzzificar.

Aplicando el modelo Tsukamoto, se utilizaron las mismas variables *Tamaño de auto*, *Programa de lavado* y *Suciedad* del auto para obtener los valores esperados.

5. Experimentación e interpretación del resultados

Los resultados muestran cómo cada modelo difuso (Mamdani, Sugeno y Tsukamoto) procesa las mismas entradas para generar salidas correspondientes en variables como la *cantidad de agua* (c. de agua), *detergente automotriz* (d. automotriz) y *tiempo de lavado* (t. de lavado), como se muestra en la Tabla 5, 6 y 7. El modelo Mamdani muestra resultados coherentes con las entradas. Por

ejemplo, cuando la *Suciedad* es alta y el *Programa de lavado* es elevada (como la fila 2 de la Tabla 4), el consumo de agua y el tiempo de lavado son mayores.

Tabla 5. Experimentos con valores de las variables lingüísticas con el modelo Mamdani.

T. de auto	p. de lavado	suciedad	d. automotriz	c. de agua	t. de lavado
30	85	80	118	31.4	45.6
45	100	100	134	40	79.9
45	100	30	90	25	50
25	30	100	90	25	50
40	90	100	91.7	28	61.4
20	80	50	69.8	25	47.9
50	100	100	131	39.1	78.6

En el modelo Sugeno, los resultados son más precisos, ya que las salidas se generan mediante funciones lineales o constantes. Se observa que el *cantidad de agua* (c. de agua) y el *tiempo de lavado* (t. de lavado) tienden a ser más alto en comparación con Mamdani refleja una respuesta más optimizada y matemática. Tomando en cuenta la misma posición (fila 2 de la tabla 5) *tamaño de auto* 45 (t. de auto), *Programa de lavado* 100 (P. de lavado) y *Suciedad* del auto 100, nos da como resultado *detergente automotriz* (d. automotriz) 137 mililitros y el *tiempo de lavado* también es más elevado (81.2 minutos).

Tabla 6. Experimentos con valores de las variables lingüísticas con el modelo Sugeno.

T. de auto	p. de lavado	suciedad	d. automotriz	c. de agua	t. de lavado
30	85	80	128	34.7	63.7
45	100	100	137	40.6	81.2
45	100	30	90.4	25.1	50.3
25	30	100	90	25	50
40	90	100	99	28	56
20	80	50	79.1	19.8	38.9
50	100	100	137	40.6	81.2

El modelo Tsukamoto presenta una mayor variabilidad en los resultados, especialmente en situaciones donde los valores de entrada son bajos, en el caso de *tamaño de auto* (t. de auto) 25 y *programa de lavado* (p. de lavado) 30. La cantidad de *detergente automotriz* (d. automotriz) es significativamente menor (50.8), lo que refleja cómo las funciones de membresía monótonas afectan la salida y se observa que el *tiempo de lavado* (t. de lavado) es más bajo en algunos casos, lo que puede indicar una mayor sensibilidad del modelo a las condiciones de entrada, como se muestra en la Tabla 7.

Tabla 7. Experimentos con valores de las variables lingüísticas con el modelo Tsukamoto.

T. de auto	p. de lavado	suciedad	d. automotriz	c. de agua	t. de lavado
30	85	80	136	36.6	25.5
45	100	100	142	38.2	46.2
45	100	30	90.4	25.1	50.3
25	30	100	50.8	12.5	49.9
40	90	100	137	36.9	49.3
20	80	50	55.8	14.4	26.2
50	100	100	137	36.9	49.3

Como parte de la experimentación, se utilizaron 50 muestras de autos de diferentes tamaños. Se aplicaron los modelos Mamdani, Sugeno y Tsukamoto para comparar los valores de las variables de salida. Con base en los resultados, se determina cuál modelo es el más adecuado para cumplir con el objetivo del artículo. En las Tablas 5, 6 y 7 se presentan únicamente 7 de las 50 muestras, con el fin de no exceder el número de páginas y facilitar la comprensión de los resultados. Las muestras seleccionadas son representativas de los diferentes niveles de entrada, permitiendo observar el comportamiento de cada modelo en distintos escenarios.

En las Tablas 8, 9 y 10 se muestra el comportamiento de los valores de salida para una muestra de 50 autos. Utilizando estadística descriptiva, se observa que el tamaño promedio de los autos es de 35.5, es decir, los autos que más se lavan tienen un tamaño aproximado de $35.38m^2$, con una desviación estándar de 9.160. Aplicando la fórmula de dispersión: 35.38 ± 9.160 , se obtiene un rango de 26.22 a $44.54m^2$, lo que representa los tamaños de autos más comunes dentro del conjunto difuso de autos medianos.

En cuanto a la cantidad de agua utilizada para lavar un auto, se observa un promedio de 31.448 litros. Aplicando la desviación estándar, se determina que el rango de consumo oscila entre 22.271 y 40.625 litros. En conclusión, para lavar autos con tamaños entre 26.22 y $44.54 m^2$, se requieren entre 22.271 y 40.625 litros de agua, aplicando el modelo Mamdani.

En el modelo Sugeno (Tabla 9), no hay diferencia en el tamaño del auto ya que se utilizaron las mismas muestras en cada modelo. Sin embargo, en cuanto a la cantidad de agua, se presenta una diferencia de 0.484 litros respecto al modelo Mamdani. Por su parte, el modelo Tsukamoto (Tabla 10) muestra una diferencia más significativa, de 5.398 litros.

Al comparar estos valores con los resultados de las encuestas realizadas en centros de lavado de autos, donde el consumo promedio oscila entre 20 y 80 litros por auto, se concluye que los modelos difusos permiten una estimación más eficiente del consumo de agua, lo cual contribuye al ahorro de este recurso.

Tabla 8. Estadística descriptiva de variables entrada/salida de modelo Mamdani.

	T. de auto	p. de lavado	suciedad d.	automotriz c.	de agua t.	de lavado
Promedio	35.38	79.96	57.08	94.92	31.448	57.524
Mediana	34	86.5	54	91.65	30	60
Moda	30	70	100	90	30	60
Rango	30	95	100	93.8	64.6	78.5
Desviación σ	9.160	28.369	30.087	23.819	9.177	13.191

Tabla 9. Estadística descriptiva de variables entrada/salida de modelo Sugeno.

	T. de auto	p. de lavado	suciedad d.	automotriz c.	de agua t.	de lavado
Promedio	35.38	79.95	57.68	98.744	30.964	61.138
Mediano	34	86.5	54	97	30.3	60.3
Moda	30	70	100	137	30	60
Rango	30	95	100	90.5	24.4	51.2
Desviación σ	9.160	28.369	30.087	25.559	6.277566472	12.8094335

Tabla 10. Estadística descriptiva de variables entrada/salida de modelo Tsukamoto.

	T. de auto	p. de lavado	suciedad d.	automotriz c.	de agua t.	de lavado
Promedio	35.38	79.96	57.08	93.968	26.05	40.494
Mediana	34	80.5	54	90.05	25.65	46.75
Moda	30	70	100	13.5	25	50
Rango	30	95	100	94.8	24.3	39.3
Desviación σ	9.160	28.369	30.087	36.444	9.486	10.305

6. Conclusión y trabajo a futuro

La lógica difusa puede aplicarse a diversos procesos de toma de decisiones computacionales, con el objetivo de aproximar de forma óptima el uso de recursos naturales o químicos en distintas aplicaciones. Considerando los valores de entrada presentados en las Tablas 5, 6 y 7 ([45, 100, 100]), cada modelo difuso tiene su propia forma de difusificar los conjuntos. Como se observa en los resultados de las variables de salida, los modelos de Mamdani y Sugeno presentan variaciones mínimas entre sí, mientras que el modelo de Tsukamoto muestra diferencias significativas, especialmente en el tiempo estimado de lavado.

En este artículo, se modela una parte del sistema difuso con el propósito de optimizar el consumo de agua, detergente automotriz y tiempo de lavado. Como trabajo futuro, se contempla el desarrollo de un nuevo modelo enfocado en la recuperación de agua residual, con el fin de permitir su reutilización y reducir el desperdicio generado en cada proceso de lavado. Todo este modelado estará orientado a formar parte del componente de Inteligencia dentro del enfoque del Internet de las Cosas (IoT).

Este proyecto se encuentra en desarrollo. Se recomienda realizar más experimentos con una mayor cantidad de datos y ampliar el número de reglas difusas. En este artículo se utilizaron 42 reglas; sin embargo, se sugiere agregar más con el fin de obtener resultados más cercanos al valor óptimo, lo cual contribuiría a una mejor toma de decisiones en las variables de salida utilizando los modelos Mamdani, Sugeno y Tsukamoto.

Referencias

1. Medidas de coches (2025)
2. Ben Safia, Z., Allouche, M., Chaabane, M.: Renewable energy management of an hybrid water pumping system (photovoltaic/wind/battery) based on takagi-sugeno fuzzy model. *Optimal Control Applications and Methods*, vol. 44, no. 2, pp. 373–390 (2023) doi: <https://doi.org/10.1002/oca.2884> <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/oca.2884>
3. Douglas, B.: *Matlab & simulink/fuzzy logic* (2021)
4. Jang, J.-S. R., Sun, C.-T., Mizutani, E.: *Neuro-Fuzzy and Soft Computing: A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence*. Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ (1997)
5. Mortazavi-Naeini, M., Bussi, G., Elliott, J. A., Hall, J. W., Whitehead, P. G.: Assessment of risks to public water supply from low flows and harmful water quality in a changing climate. *Water Resources Research*, vol. 55, no. 11, pp. 8898–8915 (2019) doi: [10.1029/2019WR025123](https://doi.org/10.1029/2019WR025123). First published: 24 October 2019
6. Napitupulu, S., Nababan, E. B., Sihombing, P.: Comparative analysis of fuzzy inference tsukamoto mamdani and sugeno in the horticulture export selling price. In: *2020 3rd International Conference on Mechanical, Electronics, Computer, and Industrial Technology (MECnIT)*, pp. 183–187 (2020) doi: [10.1109/MECnIT48290.2020.9166587](https://doi.org/10.1109/MECnIT48290.2020.9166587)
7. Wang, C., Li, Y., Du, J., Corzo, G.: Mamdani fuzzy inference system for rating the performance of sponge city programme. In: *2022 8th International Conference on Systems and Informatics (ICSAI)*, pp. 1–6 (2022) doi: [10.1109/ICSAI57119.2022.10005410](https://doi.org/10.1109/ICSAI57119.2022.10005410)
8. Wei, F., Zhang, X., Xu, J., Bing, J., Pan, G.: Simulation of water resource allocation for sustainable urban development: An integrated optimization approach (2020)
9. Weihong, Z., Shunqing, X., Ting, M.: A fuzzy classifier based on mamdani fuzzy logic system and genetic algorithm. In: *2010 IEEE Youth Conference on Information, Computing and Telecommunications*, pp. 198–201 (2010) doi: [10.1109/YCICT.2010.5713079](https://doi.org/10.1109/YCICT.2010.5713079)