

Modelo matemático basado en programación lineal y lógica difusa para predicción de tiempos en industrias de ensamble de bicicletas

Pedro Rodas D.¹, Rodrigo Guamán¹, Eliezer Colina Morles², Mario Peña¹, Lorena Siguenza-Guzman³

pedro.rodas@ucuenca.edu.ec, rodrigo.guaman@ucuenca.edu.ec,
eliezer.colina@ucuenca.edu.ec, mario.penao@ucuenca.edu.ec,
lorena.siguenza@ucuenca.edu.ec

¹ Facultad de Ciencias Químicas, Universidad de Cuenca, Av. 12 de abril y Av. Loja, 01.01.168, Cuenca, Ecuador.

² Dirección de Investigación, Universidad de Cuenca, Av. 12 de abril y Av. Loja, 01.01.168, Cuenca, Ecuador.

³ Departamento de Ciencias de la Computación, Facultad de Ingeniería, Universidad de Cuenca, Av. 12 de abril y Av. Loja, 01.01.168, Cuenca, Ecuador.

DOI: 10.17013/risti.n.pi-pf

Resumen: En la industria de ensamblaje se presentan altos grado de incertidumbre al identificar problemas operacionales, debido a limitados recursos y al control ineficiente de producción. Centrándose en el ensamble de bicicletas, este artículo presenta un modelo que combina programación lineal y lógica difusa para obtener tiempos estándar asociados a la producción de bicicletas. La minimización de la función objetivo se la realizó a través de Excel "Solver", y su formulación involucró la identificación de variables, restricciones, parámetros constantes, condiciones de trabajo y tasas de producción. Los tiempos obtenidos del modelo de programación lineal ingresan como variables en el modelo de lógica difusa, para dar como resultado tiempos estándar. Este estudio permite una identificación del estado actual del proceso productivo, obteniendo el máximo beneficio en recursos operativos y condiciones de trabajo. Además, el modelo mejora la toma de decisiones a través de un control de incertidumbre en la planificación de la producción.

Palabras-clave: Función de pertenencia; Lógica difusa; Programación lineal; Reglas difusas; Tiempo estándar.

Mathematical model based on linear programming and fuzzy logic for time prediction in bicycle assembly industries

Abstract: In the assembly industry, there is a high degree of uncertainty when identifying operational problems, due to limited resources and inefficient production control. Focusing on the assembly of bicycles, this article presents a model that combines linear programming and fuzzy logic to obtain standard times associated with the production lines of bicycles. The tool used for minimizing the objective function was Excel "Solver", and its formulation involved the identification of variables, restrictions, constant parameters, working conditions and production rates. The times obtained from the linear programming model entered as variables in the fuzzy logic model, to yield standard times estimates. This study allows an identification of the current state of the productive process, obtaining the maximum benefit in operative resources and working conditions. In addition, the model improves decision making through uncertainty control in production planning.

Keywords: Fuzzy logic; Fuzzy rules; Linear Programming; Membership function; Standard time.

1. Introducción

La gestión en la organización direcciona la utilización de recursos para minimizar costos, lo que resalta la importancia de la medición del trabajo en los pilares económico, social, organizacional y productivo (Cáceres Cárdenas, Reyes Vasquez, García Carrillo, & Sánchez Rosero, 2015). Frecuentemente, en el pilar productivo, las empresas ensambladoras buscan eliminar tareas innecesarias con el fin de simplificar y combinar operaciones. Esto conlleva a la realización de mediciones para incrementar la eficiencia y establecer estándares en métodos, materiales, herramientas y equipos de trabajo (Wu, Zhao, & Tong, 2018).

Para el cálculo de estándares en producción existen técnicas básicas que reflejan la medición del trabajo. Estas técnicas están divididas en métodos de observación directa y de observación indirecta. En los métodos directos se utiliza un cronómetro para medir los tiempos y muestreo del trabajo, lo que conduce a registros de las observaciones aleatorias de la persona. Los métodos indirectos se formulan a través de sistemas de datos predeterminados de tiempos y movimientos (Chase, Jacobs, & Alquilano, 2009), utilizados especialmente para trabajos repetitivos sumamente detallados. Por otra parte, la incertidumbre al realizar un estudio de tiempos surge de la variabilidad de los datos y de la subjetividad humana, que conduce a imprecisiones al observar o medir valores de una variable, tanto por parte del instrumento de medida como por parte del observador que la realiza (Zohoori, Verbraeck, Bagherpour, & Khakdaman, 2019). El enfoque en la subjetividad humana se ha direccionado en el estudio de un campo de análisis de decisión como es la toma de decisiones difusas, la cual incorpora la imprecisión en la formulación de modelos y procesos de solución (Silva, 2018).

Este estudio plantea una formulación matemática, aplicando programación lineal clásica, que permita estimar tiempos máximos y mínimos, enlazando variables y restricciones, para luego introducir los mismos en un modelo difuso, basado en reglas de “Mamdani”, e implantarlo usando la herramienta “Fuzzy Logic” de MatLab. El modelo de programación lineal clásica se basó en la minimización de una función objetivo que involucra: variables de calificación ponderada del operario, parámetros constantes, restricciones como SET-UP y tiempos de “Confiabilidad”.

2. Materiales y Métodos

Esta Sección describe la metodología utilizada en el caso de estudio e incluye tres nociones básicas: obtención del tiempo estándar basándose en el método del cronómetro; programación lineal clásica y lógica difusa con reglas tipo Mamdani.

2.1. Caso de Estudio

El caso de estudio fue una planta ensambladora de bicicletas con un portafolio de 12 modelos diferentes, identificados como: 1A, 1B, 2A, 3A, 3B, 3C, 3D, 3E, 3F, 3G, 3H y 4A. El área productiva está dividida en subprocesos y, se dispone de 15 datos (tiempos) levantados mediante el método del cronómetro por Castro et al. (2019).

En el levantamiento se consideró lo siguiente: 1) tiempos máximos y mínimos de cada subproceso; 2) plan de producción de 500 unidades por modelo; 3) turno de trabajo de cinco días a la semana. La Tabla 1 presenta el número de operarios y los períodos de cumplimiento de producción planificada; 4) tiempos de preparación de materiales, transporte y en algunos casos calibraciones y cambios de matriz de las máquinas en cada subproceso; y, 5) el hecho de que en los subprocesos de “Armado de llantas” y “Armado de timón”, los operarios trabajaban por lotes, para luego ensamblar componentes en la línea de bicicletas.

2.2. Metodología

El análisis de los procesos se lo realizó estudiando previamente los diagramas de procesos (DPO) con la finalidad de reducir deficiencias en producción, y mejorar la distribución de los equipos y áreas donde se realizaban las actividades. Otra herramienta utilizada fue el diagrama del proceso de recorrido (DPR) que permitió ver la trayectoria de un producto por las diferentes etapas de manufactura y ensamble. Para el cálculo del tiempo estándar por cronómetro se siguió la metodología propuesta por García Criollo (1998), que describe la medición del trabajo en busca de establecer tiempos que sirvan de modelo para su ejecución.

Tabla 1 – Número de Operarios y límite de días por Subproceso (Castro et al., 2019).

Subproceso	Límite de días para cada subproceso	Nº Operarios
<i>Corte</i>	1/2	1
<i>Conformado</i>	1	2
<i>Suelda</i>	3	12
<i>Pintura</i>	3	2
<i>Armado de cuadro completo y trinch</i>	3	3
<i>Armado de las llantas</i>	3	5
<i>Armado del timón</i>	2	1
<i>Ensamble de accesorios</i>	3	3
<i>Armado de la montura</i>	2	1
<i>Ensamble de la montura y almacenaje de producto terminado</i>	1	1

2.3. Tiempo estándar por cronómetro

El cálculo del tiempo medio observado, “TMO”, es con base al número calculado de observaciones (x_i), tal como aparece en la ecuación 1.

$$TMO = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} \quad (1)$$

El número de observaciones “N” para el cálculo del tiempo normal está dado por la fórmula estadística de la ecuación 2 (Niebel & Freivalds, 2009).

$$N = \left(\frac{K \cdot \sigma}{\bar{x} \cdot e} \right)^2 + 1 \quad (2)$$

Donde:

N= número de mediciones.

e= error expresado en forma decimal.

$\bar{x}$ = la media aritmética de los tiempos de reloj.

σ = desviación típica.

K = coeficiente de riesgo (Niebel & Freivalds, 2009).

El número necesario de observaciones se obtiene con un tiempo de reloj representativo de un porcentaje de error (e%) y un porcentaje dado de riesgo (R%), al cual le corresponde un valor de coeficiente de riesgo K en la forma siguiente:

K = 1 para riesgo (R) de error de 32%.

K = 2 para riesgo (R) de error de 5%.

K = 3 para riesgo (R) de error de 0.3%.

Por otro parte, la desviación típica " σ " de los tiempos de reloj se presenta en la ecuación 3.

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n f(x_i - \bar{x})^2}{n}} \quad (3)$$

Donde,

x_i = los valores obtenidos de los tiempos de reloj.

$\bar{x}$ = la media aritmética de los tiempos de reloj.

n = frecuencia de cada tiempo de reloj tomado.

Dado que existen casos que poseen tiempos altos, como la preparación de materia prima, transporte, calibraciones y cambios de matriz de cada subproceso, el número de observaciones fue calculado según la tabla General Electric (García Criollo, 1998).

Para el cálculo del tiempo promedio observado, " $\overline{TO}$ ", se realiza una sumatoria de las lecturas de cada actividad dividida entre el número de lecturas consideradas, tal como lo sugiere la ecuación 4 (Niebel & Freivalds, 2009).

$$\overline{TO} = \frac{\sum_{i=1}^n TO_i}{n} \quad (4)$$

El tiempo normal, " TN ", se calculó por medio del producto entre el tiempo promedio y un factor de valoración asociado con la actuación de las personas que realicen la actividad, según lo especificado en la ecuación 5.

$$TN = \overline{TO} * \text{Factor de valoración} \quad (5)$$

Finalmente, para el cálculo del tiempo estándar, " TE ", se calificó primero los denominados suplementos, tanto constantes como variables, tal como aparece descrito en García Criollo (1998), utilizando la ecuación 6.

$$TE = TN + \% \text{SUPLEMENTOS} \quad (6)$$

2.4. Programación lineal

La programación matemática es usada en tareas de toma de decisiones que involucran la optimización de variables. En el caso de problemas de programación lineal, corrientemente se formula la optimización de una función objetivo lineal sujeta a un conjunto de restricciones dadas por ecuaciones lineales. Para la construcción del modelo de optimización se establecen cuatro aspectos: 1.- descripción del conjunto de datos; 2.- identificación del conjunto de variables involucradas; 3.- definición del conjunto de restricciones lineales y criterios de decisión; y, 4.- definición de la función objetivo a ser optimizada.

En los problemas de programación lineal se establece una condición de no negatividad de las variables involucradas. Adicionalmente, los métodos de solución operan convirtiendo las restricciones de desigualdad en igualdades. En general, el

modelo de programación lineal consistente en elegir valores de $x_1, x_2, \dots, x_n$ para la maximización de la función como la descrita en la ecuación 7:

$$\text{Max } Z = c_1x_1 + c_2x_2 + \dots + c_nx_n \quad (7)$$

sujeto a restricciones como las presentadas por las ecuaciones 8-10 y a restricciones de no negatividad como las presentadas en 11.

$$a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \dots + a_{1n}x_n \leq b_1 \quad (8)$$

$$a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + \dots + a_{2n}x_n \leq b_2 \quad (9)$$

$$a_{m1}x_1 + a_{m2}x_2 + \dots + a_{mn}x_n \leq b_m \quad (10)$$

$$x_1 \geq 0, x_2 \geq 0, \dots, x_n \geq 0 \quad (11)$$

Donde:

x_i = Variable de decisión.

j = Nivel de actividad.

Z = Medida de efectividad global seleccionada (función objetivo).

c_i = Incremento que resulta en Z por cada incremento unitario en x_i .

b_i = Cantidad disponible de recurso i (parámetro del modelo).

a_{ij} = Cantidad disponible de recurso i que consume en cada una de las actividades de j (parámetro del modelo).

2.5. Lógica Difusa

La lógica difusa es una rama de la inteligencia artificial que permite resolver problemas donde está presente un grado alto de incertidumbre (García Enríquez, Ramírez Cortés, Ibarra Bonilla, & Gómez Gil, 2008). La modelación de sistemas mediante reglas difusas del tipo “Mamdani”, permite la representación lingüística de procesos complejos usando sentencias gramaticales sencillas (García Enríquez et al., 2008; Soriano Méndez, González Melo, Munar Fontecha, & Ramos Acosta, 2000; Unuigbe, Unuigbe, Aigboje, & Ehizibue, 2016). La representación de sistemas mediante reglas difusas del tipo “Mamdani” es expresada en términos del sentido común y puede ser definida como un sistema interpretativo matemático, en el cual los elementos están relacionados con un conjunto no definido, y a estos conjuntos se les otorgará una función de pertenencia relativa (Unuigbe et al., 2016).

La herramienta “Fuzzy Logic” de MatLab fue utilizada para realizar el procesamiento del modelo difuso propuesto. Previo al procesamiento, fue necesario realizar la “Fuzzificación” de las variables, con el objeto de establecer una relación entre las variables numéricas y las funciones de pertenencia asociadas a las mismas en un dominio conocido. La Tabla 2 corresponde a la base de conocimiento e incluye las variables difusas de entrada y salida del modelo difuso. Las funciones de pertenencia pueden ser definidas de varias maneras, como trapezoidales, triangulares, singleton, entre otras. Para el modelo formulado tipo Mamdani se usa la forma del tipo trimf, que dependen de parámetros escalares ($a, b, c, \dots, n$) para obtener una forma

triangular (Bouza & Alimenti, 2010; Kouro & Musalem, 2002; Soriano Méndez et al., 2000). La ecuación 12 presenta la forma tipo triangular (trimf).

$$f(x, a, b, c) = \begin{cases} 0 & \text{cuando } x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a} & \text{cuando } a \leq x \leq b \\ \frac{c-x}{c-b} & \text{cuando } b \leq x \leq c \\ 0 & \text{cuando } c \leq x \end{cases} \quad (12)$$

Tabla 2 – Base de conocimiento del modelo lógico difuso

		Tmax		
		Tpequeño _{máx}	Tmedio _{máx}	Tgrande _{máx}
Tmin	Tpequeño _{min}	TEstándar _{muy pequeño}	TEstándar _{pequeño}	TEstándar _{medio}
	Tmedio _{min}	TEstándar _{pequeño}	TEstándar _{medio}	TEstándar _{grande}
	Tgrande _{min}	TEstándar _{medio}	TEstándar _{grande}	TEstándar _{muy grande}

Con las variables “Fuzzificadas”, se establecen relaciones lógicas expresadas en forma lingüística. Los modelos de lógica difusa usan reglas combinando uno o más conjuntos difusos. Los conjuntos de entrada son llamados antecedentes, a los que se les asocian conjuntos difusos de salida llamados consecuentes. La regla se basa en operaciones sencillas de inferencia lógica, con las que se describe el comportamiento del sistema usando conectores lingüísticos del tipo SI, Y, ENTONCES. Los conjuntos difusos del antecedente se asocian mediante operaciones lógicas difusas del tipo Y u O (Soriano Méndez et al., 2000; Urrutia & Sernaque, 2014). La “aritmética difusa” incluye operaciones básicas de unión, intersección y negación, aplicadas sobre conjuntos difusos (Soriano Méndez et al., 2000; Urrutia & Sernaque, 2014).

El método de “Defuzzificación” es la etapa final del procesamiento lógico difuso, que permite convertir un conjunto difuso en un número real. El proceso es posterior a la realización de la inferencia difusa, que en este caso está basada en el método de Mamdani por mínimos (Cardona, Hoyos, & Ruiz, 2009).

3. Modelo de Programación Lineal

El modelo de programación lineal clásico se amoldó al caso de estudio con el propósito de tener un escenario real de la producción de bicicletas. La función objetivo permitió obtener los tiempos estándar mínimo y máximo. En la selección de las variables, se consideró el comportamiento del personal en cada subproceso.

3.1. Declaración de Variables

Las variables se definieron de acuerdo al entorno donde está involucrado el operario, según el subproceso i . Las variables que se disponen son las siguientes: φ = Factor de ponderación del operario en el subproceso i . ω = Número de fallas por operario en el subproceso i . Para el factor de ponderación del operario se consideró los siguientes parámetros (Berrocal Berrocal, 2016): 1.-tiempo de adaptación al puesto de trabajo; 2.-experiencia previa; 3.-responsabilidad por errores; y, 4.-toma de decisiones al momento de realizar alguna actividad.

3.2. Definición de Parámetros Constantes

En la formulación del modelo, se consideraron constantes los siguientes parámetros: CPL = Cantidad de producción planificada; NPRi = Número de personas requeridas en el subproceso i ; DL = Días laborales; HEsp = Cantidad de horas estándar por subproceso i ; TMini = Tiempo mínimo en el subproceso i ; TMaxi = Tiempo máximo en el subproceso i ; TSPi = SET – UP en el subproceso i ; % Rdi = Rendimiento del operario en el subproceso i ; y, δ_i = Número de fallas en el subproceso i . El desempeño del operario fue calculado de acuerdo al cociente entre la producción real y la capacidad productiva, para cada subproceso, dado por la ecuación 13 (Montero Vega, Díaz Rangel, Guevara Trujillo, Cepeda Rugeles, & Barrera Herrera, 2013).

$$Rd_i = \frac{\text{Producción real}}{\text{Capacidad productiva}_i} \quad (13)$$

3.3. Restricciones

Las restricciones se plantearon de manera matemática de acuerdo a las limitaciones de la producción de bicicletas. Las restricciones para el estudio fueron las siguientes: capacidad – empleado, descrita por la ecuación 14, rendimiento laboral, modelado por las ecuaciones 15 y 16, e inventario por subproceso, dado por la ecuación 17.

$$\sum_{i=1}^n \left(DL * NP_{Ri} * \left(\frac{1}{HE_{spi}} \right) \right) = CPL \quad (14)$$

$$\text{Producción Real} \leq (CPL - \#fallas) * \%Rd \quad (15)$$

$$\sum_{i=1}^n \text{Factor de ponderación}_i \leq 100\% \quad (16)$$

$$DL \leq \text{Días cumplimiento } i \quad (17)$$

Una vez planteadas las variables, parámetros constantes y restricciones de la función, se minimizó la función objetivo, según la relación operario – tiempo máximo y tiempo mínimo de cada subproceso, según las ecuaciones 18 y 19. A su vez el cálculo de la confiabilidad, fue expresado según las ecuaciones 20 y 21.

$$\text{Min } T_e = \sum_{i=1}^n (Tmin_{Ei} * \varphi_i) + \sum_{i=1}^n (Tmin_{Ei}) / \delta_i + \sum_{i=1}^n TST_i \quad (18)$$

$$\text{Min } T_e = \sum_{i=1}^n (Tmax_{Ei} * \varphi_i) + \sum_{i=1}^n (Tmax_{Ei}) / \delta_i + \sum_{i=1}^n TST_i \quad (19)$$

$$\omega = (\sum_{i=1}^n \text{Tiempo } \min_i) / \delta \quad (20)$$

$$\omega = (\sum_{i=1}^n \text{Tiempo } \max_i) / \delta \quad (21)$$

La solución del modelo matemático con programación lineal fue realizada en el complemento de Microsoft Excel “Solver”, con el cual la función objetivo fue minimizada en relación al tiempo, por medio del método de resolución “Simplex LP”. En la Tabla 3, se presenta un cuadro resumen de los tiempos estándar mínimos y máximos por modelo de bicicleta. Cabe mencionar que los márgenes de los tiempos estándar mínimos y máximos varían en cada modelo de bicicleta, debido a los tiempos de “set-up” de cada subproceso.

4. Modelo de lógica difusa basado en reglas de Mamdani

Para implementar el modelo lógico difuso para los tipos de bicicletas se utilizó la herramienta “Fuzzy Logic” de MATLAB, usando los valores de las variables de entrada Tmax y Tmin dados en la Tabla 3. La construcción del modelo siguió la secuencia descrita en el diagrama de la Figura 1. Se emplearon tres conjuntos difusos para caracterizar cada variable de entrada y cinco conjuntos difusos para la variable de salida (TEstandar). El modelo tipo “Mamdani” consistió de nueve reglas con la estructura SI-ENTONCES, como se presenta en la Tabla 4. Los universos de discurso asociados a los conjuntos difusos de las variables aparecen en la Tabla 5, para cada tipo de bicicleta.

Tabla 3 – Cuadro resumen – Tiempos estándar mínimos y máximos.

Modelo de bicicleta (propuesto)	Tiempo estándar mínimo (min)	Tiempo estándar máximo (min)
<i>Modelo bicicleta 1A</i>	384,43	392,92
<i>Modelo bicicleta 1B</i>	324,62	335,29
<i>Modelo bicicleta 2A</i>	371,41	382,65
<i>Modelo bicicleta 3A</i>	420,17	432,04
<i>Modelo bicicleta 3B</i>	458,08	473,27
<i>Modelo bicicleta 3D</i>	402,47	417,05
<i>Modelo bicicleta 3D</i>	455,13	471,88
<i>Modelo bicicleta 3E</i>	376,60	392,39
<i>Modelo bicicleta 3F</i>	490,39	532,57
<i>Modelo bicicleta 3G</i>	486,18	532,92
<i>Modelo bicicleta 3H</i>	438,50	445,49
<i>Modelo bicicleta 4ª</i>	325,95	333,38

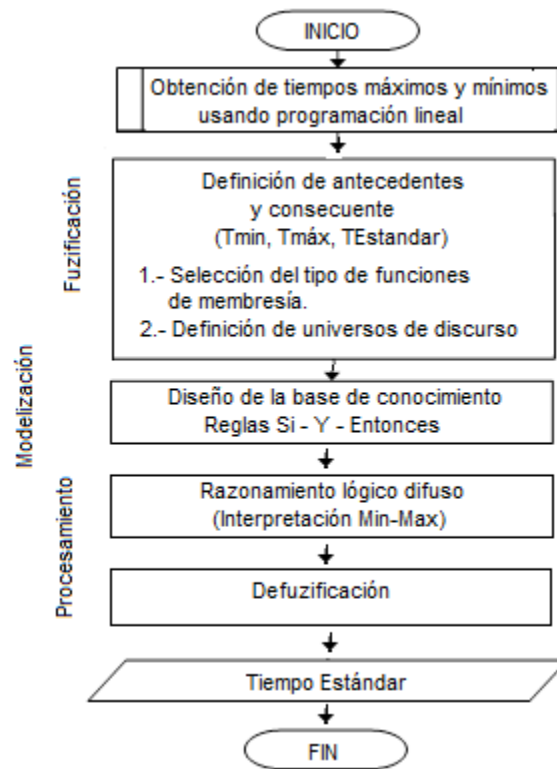


Figura 1 – Diagrama de construcción del modelo lógico difuso.

Tabla 4 – Reglas “Mamdani” utilizadas en el caso de estudio.

Reglas de Mamdani	
1	<i>If (Tmin is Tpq) and (TMax is Tpq) then (TEstandar is TEmq)(1)</i>
2	<i>If (Tmin is Tpq) and (TMax is Tm) then (TEstandar is TEpq)(1)</i>
3	<i>If (Tmin is Tpq) and (TMax is Tpq) then (TEstandar is TEmq)(1)</i>
4	<i>If (Tmin is Tm) and (TMax is Tpq) then (TEstandar is TEpq)(1)</i>
5	<i>If (Tmin is Tm) and (TMax is Tm) then (TEstandar is TEm)(1)</i>
6	<i>If (Tmin is Tm) and (TMax is Tg) then (TEstandar is TEg)(1)</i>
7	<i>If (Tmin is Tg) and (TMax is Tpq) then (TEstandar is TEm)(1)</i>
8	<i>If (Tmin is Tg) and (TMax is Tm) then (TEstandar is TEg)(1)</i>
9	<i>If (Tmin is Tg) and (TMax is Tg) then (TEstandar is TEmg)(1)</i>

Tabla 5 – Universo de discurso de conjuntos difusos – Tmin y TMax (minutos).

MODELO DE BICICLETA (PROPUESTO)	TMin			TMax		
	Tpequeño	Tmedio	Tgrande	Tpequeño	Tmedio	Tgrande
MODELO BICI 1A	[374.9 377.3 379.6]	[376.5 379.6 383.4]	[378.5 380.9 385.4]	[380.5 384.6 388.4]	[382.5 386.6 390.4]	[385.2 389.2 393.2]
MODELO BICI 1B	[315.9 318.9 321.7]	[317.0 320.4 323.8]	[319.7 321.8 325.6]	[323.3 327.7 331.8]	[325.4 329.0 333.1]	[328.8 331.4 336.2]
MODELO BICI 2A	[362.4 365.7 368.0]	[364.9 367.3 370.6]	[366.6 369.8 372.3]	[369.9 373.3 377.8]	[372.5 376.4 380.6]	[374.9 379.0 383.1]
MODELO BICI 3A	[410.0 413.5 416.6]	[412.8 415.4 418.7]	[414.9 417.3 420.9]	[417.0 421.5 425.6]	[420.8 424.4 428.7]	[424.9 428.2 432.6]
MODELO BICI 3B	[449.4 452.1 455.0]	[451.4 453.8 455.0]	[453.8 456.0 459.2]	[457.4 461.1 465.0]	[460.4 464.6 468.3]	[465.2 469.3 473.9]
MODELO BICI 3C	[393.2 396.8 399.1]	[395.3 398.5 401.6]	[397.0 400.6 403.8]	[403.2 407.8 411.1]	[406.3 410.5 414.6]	[409.9 413.6 417.8]
MODELO BICI 3D	[446.6 449.5 452.9]	[448.3 451.0 452.6]	[450.9 453.2 456.4]	[455.6 459.5 464.0]	[458.3 462.3 466.0]	[463.0 468.1 472.6]
MODELO BICI 3E	[367.0 370.3 373.3]	[369.8 372.4 375.1]	[371.4 374.7 377.8]	[375.0 379.3 383.3]	[378.8 382.4 386.6]	[383.9 388.6 393.1]
MODELO BICI 3F	[481.3 484.6 487.2]	[483.2 485.9 488.3]	[485.3 488.1 491.7]	[519.3 523.6 527.2]	[522.0 526.1 530.3]	[525.3 529.3 533.9]
MODELO BICI 3G	[476.7 479.2 482.8]	[478.7 481.9 484.3]	[480.1 483.1 486.7]	[519.3 523.6 527.2]	[522.0 526.1 530.3]	[526.3 530.3 534.9]
MODELO BICI 3H	[429.8 432.9 435.5]	[431.1 434.2 437.2]	[433.2 436.4 439.5]	[432.8 436.9 440.5]	[434.1 438.2 442.2]	[438.2 442.4 446.5]
MODELO BICI 4A	[316.4 319.2 322.4]	[318.0 321.7 324.5]	[320.6 323.5 326.1]	[319.4 324.2 328.4]	[321.0 325.7 329.5]	[325.6 329.5 333.8]

Los límites superior e inferior del universo de discurso de las variables corresponden a los valores mínimos y máximos obtenidos del modelo de programación lineal clásico. Para propósitos ilustrativos, la Figura 2 describe las funciones de pertenencia de la variable de salida para el tipo de bicicleta 1A.

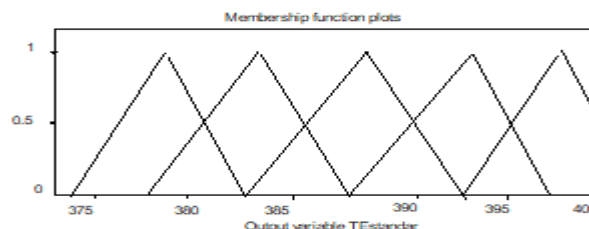


Figura 2 – Funciones de pertenencia (consecuente) del modelo de bicicleta 1A.

5. Resultados.

La Figura 3 muestra gráficos de un procesamiento del modelo usando MatLab hasta la obtención del valor del tiempo estándar, marcado en color rojo. Adicionalmente, en las Figuras 3a y 3b se incluyen 1) la salida del modelo de lógica difusa y 2) el estado de las reglas del modelo de lógica difusa respectivamente, para el modelo de bicicleta 1A. El resultado del tiempo estándar se basó en el método de “Defuzzificación” de tipo centroide. Como resultado, al comparar con los valores de tiempos estándar obtenidos por cronómetro, hubo un margen de error entre 5% y 9%, tal como se muestra la Figura 4.

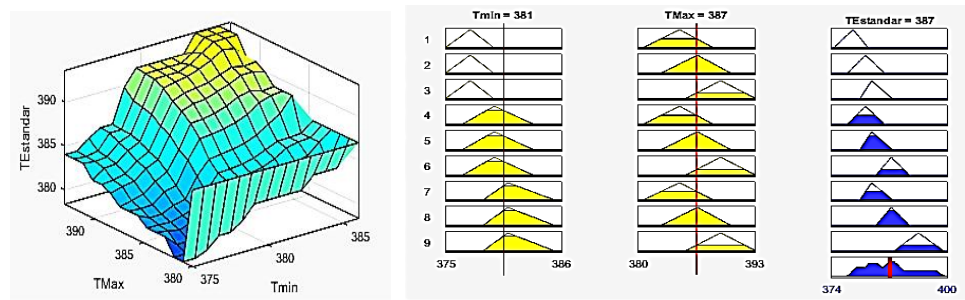


Figura 3 – Procesamiento del modelo con MatLab. Tiempo estándar marcado en rojo. (a) Salida del modelo lógico difuso. (b) Combinación de las reglas vs Salida – Método Centroide.

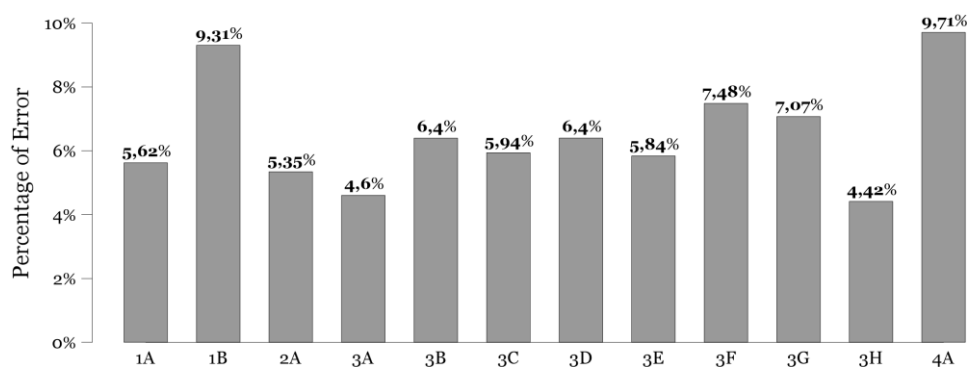


Figura 4 – Error entre modelos de tiempo estándar.

El resultado de los tiempos estándar en base a cronómetro (tiempo empírico) se presentan en la Tabla 6. Este tiempo involucra una calificación de las habilidades del personal y de los suplementos, tanto constantes como variables, al realizar una actividad. La tercera columna de la Tabla 6 incluye los valores de tiempos estándar obtenidos con el modelo lógico difuso. La Figura 5 presenta una comparación entre los valores de tiempos estándar obtenidos en términos de tiempos medios observados, método del cronómetro y estimado por el modelo lógico difuso.

6. Discusión

El presente artículo mostró un método para la construcción de modelos matemáticos para la estimación de tiempos estándar en la industria de ensamble de bicicletas. El método consta de dos partes: 1.- la determinación de los tiempos mínimos y máximos en las líneas de ensamble usando un modelo de programación lineal, que considera

aspectos que afectan desempeños en los subprocesos, como adaptación al puesto de trabajo, experiencia de los operarios, responsabilidad y confiabilidad operacional.

2.- la determinación de tiempos estándar usando un modelo lógico difuso cuyas entradas son los tiempos mínimos y máximos obtenidos con programación lineal.

Tabla 6 – Tiempo Estándar (Método del cronómetro) vs Tiempo Estándar (estimado).
*MLD=Modelo de Lógica Difusa

Modelo de bicicleta	Tiempo medio observado (minutos)	Tiempo estándar por cronómetro (minutos)	Tiempo estándar MLD (minutos)
Modelo bici 1A	375,27	410,06	387
Modelo bici 1B	317,39	359,45	326
Modelo bici 2A	360,32	395,12	374
Modelo bici 3A	413,04	444,46	424
Modelo bici 3B	451,4	492,5	461
Modelo bici 3D	396,41	430,58	405
Modelo bici 3D	449,35	489,31	458
Modelo bici 3E	365,16	402,5	379
Modelo bici 3F	500,38	552,34	511
Modelo bici 3G	500,1	552,04	513
Modelo bici 3H	426,2	459,28	439
Modelo bici 4A	322,37	362,16	327

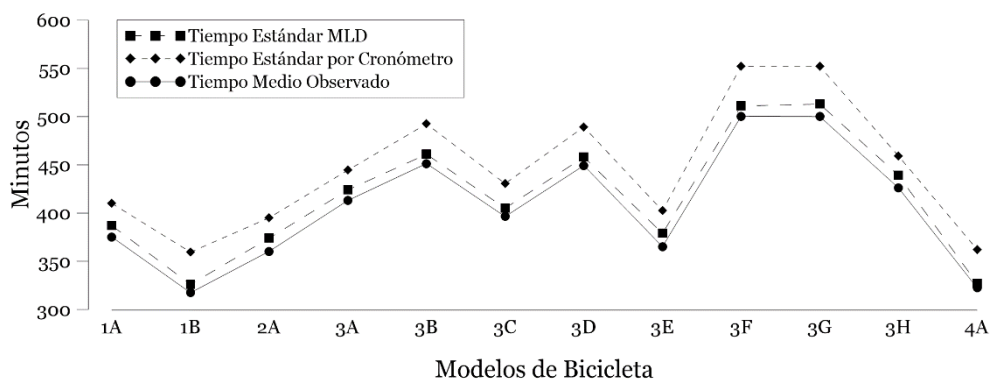


Figura 5 – Comparación de Tiempos Medio Observado (TMO), Tiempos Estándar por el método del Cronómetro y Tiempos Estándar por modelo lógico difuso.

El modelo lógico difuso usa reglas del tipo Mamdani y facilita la estimación de tiempos estándar en las líneas de ensamble amalgamando factores de incertidumbre presentes cuando se utiliza otro método de cálculo, como el método del cronómetro.

7. Conclusiones

El estudio está dividido por dos secciones, la primera sección analiza el marco general de la producción de bicicletas con la finalidad de conocer habilidades, entorno y ambiente de trabajo que permitan evaluar el tiempo estándar en base a mediciones de tiempos por cronómetro; la segunda parte, propone la construcción de modelos matemáticos, uno de programación lineal para estimar tiempos máximos y mínimos y otro basado en lógica difusa para estimar tiempos estándar en las líneas de ensamble.

El modelo de programación lineal fue resuelto mediante “Excel-Solver” y las variables planteadas además de estar vinculadas con el entorno del operario, pueden ser afectadas por el comportamiento de la persona y la ocurrencia de fallas operacionales. Los resultados obtenidos en el proceso “Defuzzificación” tienen un margen de error entre 5% a 9%, comparados con el tiempo estándar resuelto por el método del cronómetro. Operacionalmente, esto conduce a sugerir la reducción de recursos operativos/ambientales del entorno de producción y del trabajador.

Agradecimientos

Este trabajo es parte del proyecto “Modelo de Gestión para la Optimización de Procesos y Costos en la Industria de Ensamblaje”, ganador del XV Concurso Universitario de Proyectos de la Dirección de Investigación de la Universidad de Cuenca. Los autores agradecen a los directivos de la empresa caso de estudio, así como brindan un especial agradecimiento a los miembros del equipo del proyecto.

Referencias

- Berrocal Berrocal, F. (2016). *Análisis comparativo de tres métodos de valoración de puestos de trabajo* (Tesis Doctoral). Universidad Complutense de Madrid, Madrid, España. Recuperado de <https://eprints.ucm.es/38833/>
- Bouza, A., & Alimenti, O. (2010). Microcontroladores Estándar en el Desarrollo de Sistemas de Lógica Difusa, 1–16.
- Cáceres Cárdenas, D., Reyes Vasquez, J. P., García Carrillo, M. G., & Sanchez Rosero, C. H. (2015). Modelo de programación lineal para planeación de requerimiento de materiales. *Revista Tecnológica ESPOL - RTE*, 28(2), 24–33.
- Cardona, J. E., Hoyos, J. G., & Ruiz, C. C. (2009). Fuzzy state control of a 2GdL helicopter. *Scientia et Technica*, 1(41), 69–74.
- Castro Cambizaca, J., Rodas Gavilanes, J., Colina-Morles, E., Siguenza-Guzman, L., & Arcentales Carrión, R. (2019). Levantamiento de procesos en industrias de ensamblaje de bicicletas usando BPMN e ISO. En *Libro de Memorias del VI Congreso de la Red Ecuatoriana de Universidades y Escuelas Politécnicas para Investigación y Posgrados* (pp. 970–978). Ibarra, Ecuador: Editorial de la

- Universidad Técnica del Norte. Recuperado de <https://www.utn.edu.ec/jornadasinvestigacion/index.php/libro/>
- Chase, R. B., Jacobs, F. R., & Alquilano, N. J. (2009). *Administración de operaciones. Producción y cadena de suministros* (Duodécima edición). México: McGraw Hill.
- García Criollo, R. (1998). *Estudio del trabajo: medición del trabajo*. México: McGraw-Hill Interamericana.
- García Enríquez, I. J., Ramírez Cortés, J. M., Ibarra Bonilla, M. N., & Gómez Gil, M. del P. (2008). Seguimiento Autónomo de la Posición de un Objeto por Visión y Control Neuro- difuso en MATLAB (pp. 335–340). Presentado en 6th International Conference on Electrical and Electronics Engineering Research.
- Kouro, S., & Musalem, R. (2002). Control mediante lógica difusa. *Técnicas modernas automaticas*, (1-7)-7, 1–7.
- Montero Vega, J. C., Díaz Rangel, C. A., Guevara Trujillo, F. E., Cepeda Rugeles, A. H., & Barrera Herrera, J. C. (2013). *Modelo para medición de eficiencia real de producción y administración integrada de información en Planta de Beneficio* (Boletín Técnico No. 33). Bogotá, Colombia: Centro de Investigación en Palma de Aceite - Cenipalma.
- Niebel, B. W., & Freivalds, A. (2009). *Ingeniería Industrial: Métodos, estándares y diseño del trabajo* (Duodécima edición). México: McGraw-Hill.
- Silva, C. W. de. (2018). *Intelligent Control: Fuzzy Logic Applications*. CRC Press. <https://doi.org/10.1201/9780203750513>
- Soriano Méndez, J. J., González Melo, O. L., Munar Fontecha, F. V., & Ramos Acosta, A. A. (2000). Propuesta de Concesor basado en Relaciones Booleanas | Ingeniería. *Ingeniería*, 6(2), 42–50. <https://doi.org/10.14483/23448393.2701>
- Unuigbo, A. I., Unuigbo, H. A., Aigboje, E. O., & Ehizibue, P. A. (2016). Assembly Line Balancing Using Fuzzy Logic: A Case Study of a Tricycle Assembly Line. *Open Journal of Optimization*, 5(2), 59–70. <https://doi.org/10.4236/ojop.2016.52008>
- Urrutia, M., & Sernaque, B. (2014). Lógica Difusa Y Sistemas De Control. *Universidad Señor de Sipán*, 26.
- Wu, X., Zhao, J., & Tong, Y. (2018). Big Data Analysis and Scheduling Optimization System Oriented Assembly Process for Complex Equipment. *IEEE Access*, 6, 36479–36486. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2852791>
- Zohoori, B., Verbraeck, A., Bagherpour, M., & Khakdaman, M. (2019). Monitoring production time and cost performance by combining earned value analysis and adaptive fuzzy control. *Computers & Industrial Engineering*, 127, 805–821. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2018.11.019>