

Estimación paramétrica en prototipo de control de flujo por medio del algoritmo JADE

Parametric estimation in flow control prototype using the JADE algorithm

Julio Zenón García Cortés^{1*}, Anuar Manuel Badillo Olvera¹, J. Daniel Pardo Ricalday¹, Julián García Romero¹, Larbi Djilali² y Erick del Jesus Tamayo Loeza³

¹*Tecnológico Nacional de México campus Zacatecas Norte, carretera a González Ortega Km. 3, CP 98400, Río Grande, Zacatecas, México.*

²*Universidad Autónoma del Carmen, Av. 56 No. 4, Esq. Avenida Concordia, colonia Benito Juárez CP 24180, Ciudad del Carmen, Campeche, México.*

³*Tecnológico Nacional de México campus Progreso, Boulevard Tecnológico de Progreso S/N x 62 CP 97320, Progreso, Yucatán, México.*

**Corresponding author:
julio.gc@zacatecasnte.tecnm.mx*

Resumen. El presente estudio se centra en la estimación paramétrica de un prototipo de control de flujo basado en la Estación de Flujo Lab-Volt 3502-M2, equipo de formación empleado para el estudio de sistemas de control de líquidos en procesos industriales. Se desarrolló un modelo dinámico del sistema motor-bomba, considerando la respuesta del controlador de velocidad, el modelo de inducción y las leyes de afinidad de la bomba. Mediante el uso del algoritmo evolutivo JADE, que ajusta de forma automática parámetros como el factor de escala y la tasa de cruce, se estimaron los parámetros críticos (momento de inercia, constantes eléctricas y coeficientes de resistencia) optimizando la correspondencia entre el modelo y datos experimentales. La validación en línea del modelo demuestra la viabilidad del método propuesto, abriendo nuevas posibilidades para el diseño de estrategias de control adaptativo en sistemas complejos.

Palabras clave: Control de flujo, Algoritmo JADE, Estimación paramétrica, Modelado dinámico, Optimización.

Abstract. This study focuses on the parametric estimation of a flow control prototype based on the Lab-Volt 3502-M2 Flow Station, a training device used to study liquid control systems in industrial processes. A dynamic model of the motor-pump system was developed, considering the speed controller response, the induction model, and the pump affinity laws. Using the JADE evolutionary algorithm, which automatically adjusts parameters such as the scale factor and the crossover rate, critical parameters (moment of inertia, electrical constants, and resistance coefficients) were estimated, optimizing the correspondence between the model and experimental data. Online validation of the model demonstrates the feasibility of the proposed method, opening new possibilities for the design of adaptive control strategies in complex systems.

Keywords: Flow control, JADE algorithm, Parametric estimation, Dynamic modeling, Optimization.

I. INTRODUCCIÓN

La optimización y control de procesos industriales requieren, en muchas ocasiones, el desarrollo de modelos dinámicos precisos que representen el

comportamiento de sistemas complejos. En este contexto, la Estación de Flujo Lab-Volt 3502-M2, mostrada en la Figura 1, se presenta como una herramienta didáctica y experimental para el estudio práctico del control de flujo de líquidos. La estimación paramétrica de los modelos involucrados resulta fundamental para el diseño de controladores eficientes, especialmente cuando se aplican algoritmos evolutivos como JADE. Dicho algoritmo, mediante estrategias de mutación “current-to-pbest” y ajustes adaptativos en parámetros de control, facilita la identificación óptima de constantes en un sistema motor-bomba. La exploración y la explotación son dos pilares esenciales de los algoritmos evolutivos que impulsan un proceso de evolución hacia la optimización o la convergencia. De hecho, estos dos procesos son esenciales para los procesos de búsqueda cuando se utiliza cualquier enfoque metaheurístico [1]. Este artículo aporta una metodología novedosa que integra la generación de señales de excitación, la adquisición de datos en tiempo real y la optimización mediante JADE, contribuyendo al avance en el modelado y control de procesos dinámicos.

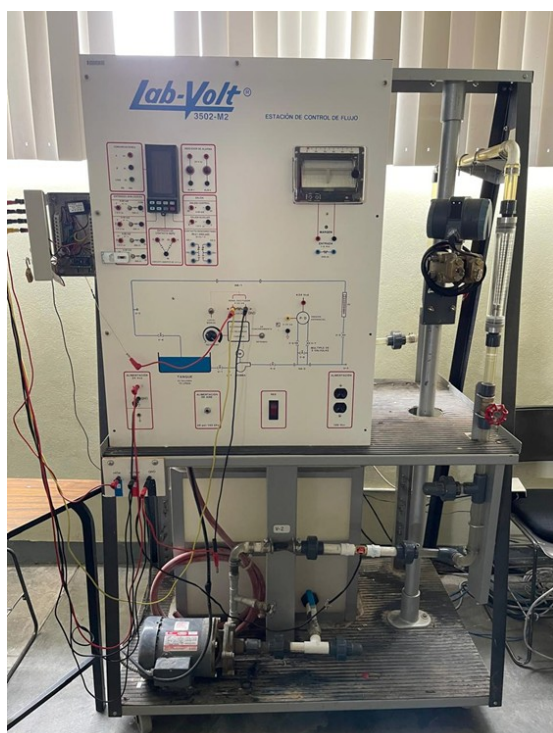


Figura 1. Fotografía de la Estación de flujo LabVolt.
Fuente: Elaboración propia.

II. METODOLOGÍA

La investigación se realizó utilizando la Estación de Flujo Lab-Volt 3502-M2, compuesta por bomba centrífuga, tanque de almacenamiento, columna de nivel, controlador de velocidad, válvulas de compuerta y transductores de flujo (digital y analógico 4–20 mA).

Las bombas centrífugas se encuentran entre las más utilizadas en la industria y muchas de ellas son accionadas por motores de inducción [2]. En la Figura 2 se muestra una fotografía la bomba centrífuga.



Figura 2. Bomba centrífuga. Fuente: Elaboración propia.

En la Figura 3 se muestra una fotografía de la columna de nivel.

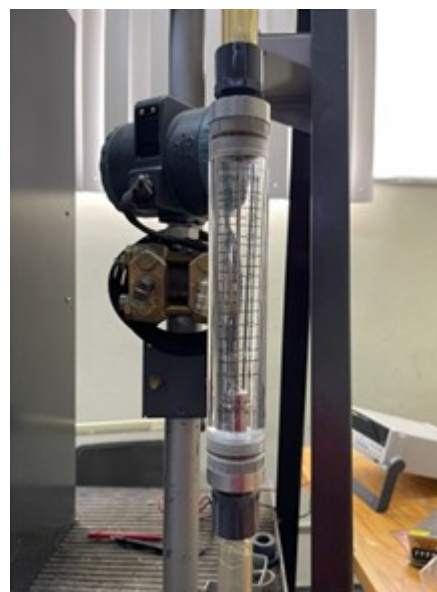


Figura 3. Columna de nivel. Fuente: Elaboración propia.

En la Figura 4 se muestra una fotografía del transductor de flujo estándar de 4–20 mA.



Figura 4. Transductor de flujo. Fuente: Elaboración propia.

En la Figura 5 se muestra el diagrama esquemático del prototipo.

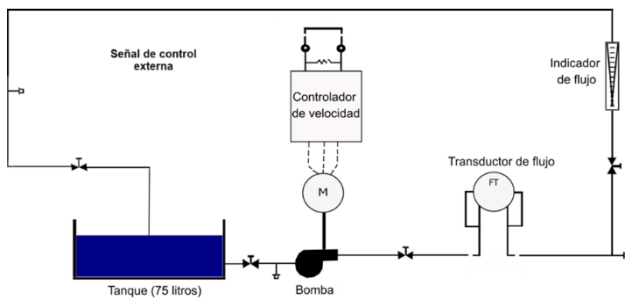


Figura 5. Diagrama del prototipo. Fuente: Elaboración propia.

Finalmente, en la Figura 6 se muestra el diagrama de bloques del sistema en su forma canónica.

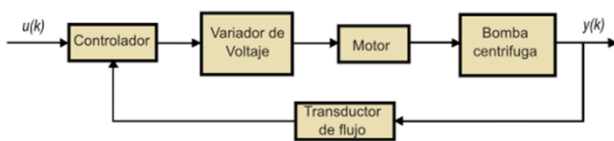


Figura 6. Diagrama de bloques del sistema. Fuente: Elaboración propia.

A. Modelado del Controlador de Velocidad

Se estableció el modelo matemático del controlador de velocidad mediante una relación lineal entre el voltaje DC de entrada y el voltaje trifásico suministrado al motor de inducción.

Dado que la constante de tiempo del controlador de velocidad es mucho más pequeña que la constante de tiempo del motor de inducción, la respuesta dinámica del

controlador se puede ignorar, y el modelo matemático se simplifica. La relación entre el voltaje DC de entrada u_c y el voltaje V_{ac} trifásico suministrado al motor de inducción está dada por la siguiente función lineal:

$$V_{(ac)} = -28.378 \cdot u_c + 152.897$$

Para determinar esta función, se utilizaron datos experimentales junto con la pseudo inversa de Moore-Penrose para obtener la relación más precisa.

En la Figura 7 se muestra el ajuste lineal de datos experimentales para obtener la ecuación del modelo.

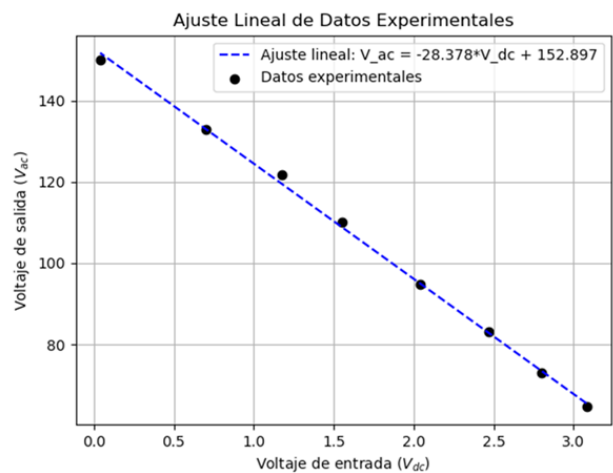


Figura 7. Ajuste lineal de datos experimentales para el modelo del controlador de velocidad. Fuente: Elaboración propia.

B. Modelado del Sistema Motor-Bomba

Primero, se formuló el modelo dinámico del motor, considerando la ecuación de primer orden para la velocidad del rotor, y después se integraron las leyes de afinidad para modelar el comportamiento de la bomba. El análisis de la firma de corriente del motor (MCSA) y el análisis de señales eléctricas (ESA) se han utilizado durante algún tiempo para estimar el estado de los motores de inducción basándose en el análisis espectral de las formas de onda de corriente y voltaje del motor [2].

Para el modelo dinámico de un motor de inducción aplicado a una bomba centrífuga, puede utilizarse la relación entre la velocidad del motor y el flujo de la bomba, dado que ambos están relacionados. Para establecer esta relación, se utiliza una ecuación de primer orden que describe la velocidad del rotor, siguiendo la siguiente expresión:

$$J \frac{d\omega_r}{dt} = K_e V_{ac} - B\omega_r - k_1\omega_r + k_2\omega_r^2$$

donde:

- J es el momento de inercia del rotor,
- ω_r es la velocidad angular del rotor,
- K_e es una constante relacionada con el voltaje aplicado,
- V_{ac} es el voltaje del controlador de velocidad,
- B representa el coeficiente de fricción,
- k_1 y k_2 son constantes asociadas a las pérdidas y al comportamiento no lineal del sistema.

Por otra parte, las leyes de afinidad describen cómo varían las características de una bomba centrífuga en función de la velocidad angular. Estas leyes permiten estimar el caudal, la altura de elevación y la potencia consumida cuando la bomba opera a diferentes velocidades. De estas leyes, el caudal es directamente proporcional a la velocidad angular de la bomba, es decir:

$$Q \propto \omega_r$$

$$Q = k_Q \cdot \omega_r$$

donde k_Q es una constante que depende del diseño de la bomba.

Enseguida, para obtener el modelado matemático del conjunto motor-bomba, se tiene la ecuación de la dinámica rotacional del motor. Considerando el torque generado y la carga de la bomba, esto se expresa como:

$$J \frac{d\omega_r}{dt} = T_e - T_L - B\omega_r$$

donde J denota el momento de inercia del conjunto motor-bomba, $B\omega_r$ representa pérdidas por fricción mecánica del motor, T_e el torque electromagnético del motor y T_L el torque de carga de la bomba que es función de ω_r .

El torque electromagnético se relaciona con el voltaje del motor:

$$T_e = K_e V_{ac}$$

donde K_e es una constante de ganancia eléctrica-mecánica y el torque de carga de la bomba sigue una relación cuadrática de la forma:

$$T_L = k_1 \omega_r + k_2 \omega_r^2$$

En el caso de la bomba, el torque de carga T_L ya incorpora el comportamiento aerodinámico e hidráulico de la bomba, que es dominante en comparación con la fricción mecánica pura del motor. Por esta razón, el

término de fricción mecánica $B\omega_r$ puede ser despreciable en muchos casos prácticos.

Para terminar esta parte del modelado, se desarrolló un modelo en espacio de estados, definiendo la velocidad angular de la bomba como variable de estado como sigue:

Se define el estado como la velocidad angular de la bomba

$$x = \omega_r,$$

la entrada como el voltaje de control

$$u = V_{dc},$$

Y la salida del sistema como :

$$y = k_Q x,$$

donde k_Q es una constante de conversión para la velocidad de la bomba. Con ello, el modelo se expresa en forma matricial como:

$$\dot{x} = Ax + Bu + C$$

$$y = k_Q x,$$

con:

$$A = \frac{-k_1 + B}{J}, \quad B = \frac{K_e \cdot 28.376}{J},$$

$$C = \frac{\dot{K}_e 152.897}{J} - \frac{k_2}{J} x^2$$

B. Generación y Adquisición de Datos

Se generó una señal de excitación senoidal modulada mediante PWM a través de un Raspberry Pi, explorando una amplia banda de frecuencias.

La adquisición de datos se realizó mediante la conexión del sensor de flujo digital al Raspberry Pi, enviando información de caudal, voltaje y tiempo a una PC para su registro.

A continuación, se ofrece una explicación de cómo se genera la Señal de Excitación:

Como base se utiliza una señal senoidal como excitación persistente aplicada al sistema a través del Raspberry Py, generando una señal PWM modulada en amplitud. Esta estrategia mejora la estimación de parámetros al explorar una mayor banda de frecuencias del sistema.

Luego, para la etapa de adquisición de Datos, Raspberry Py adquiere datos del sensor de flujo digital y los transmite a la PC mediante el puerto UART.

Finalmente, un script en Python recibe y almacena los datos, registrando flujo, voltaje y tiempo.

C. Estimación Paramétrica con JADE

Se implementó el algoritmo JADE (Adaptive Differential Evolution with External Archive) para minimizar el error cuadrático medio entre la salida del modelo y los datos experimentales. En la bibliografía consultada, al menos en un trabajo, el problema de la estimación del estado se ha resuelto utilizando el algoritmo de evolución diferencial adaptativa JADE, que utiliza tanto las mediciones fasoriales convencionales como las sincronizadas [3].

Se definieron fronteras de búsqueda para parámetros como el momento de inercia, la constante de torque, coeficiente de fricción y constantes asociadas a la bomba. Se utilizó un archivo externo para mantener la diversidad en la población y evitar la convergencia prematura.

Para modelar el comportamiento dinámico del sistema motor- bomba, es necesario estimar ciertos parámetros desconocidos. Estos parámetros pueden obtenerse mediante algoritmos evolutivos o redes neuronales, ajustando el modelo a datos experimentales.

Los parámetros a estimar son los siguientes:

1. Parámetros del Motor

- J ($kg \cdot m^2$) → Momento de inercia del conjunto motor-bomba
- K_e ($N \cdot m/V$) → Constante de torque del motor eléctrico.
- B ($N \cdot m \cdot s/rad$) → Coeficiente de fricción mecánica del motor.

2. Parámetros de la Bomba

- k_1 ($N \cdot m \cdot s/rad$) → Coeficiente de resistencia viscosa de la bomba.
- k_2 ($N \cdot m \cdot s^2/rad^2$) → Coeficiente de carga cuadrática de la bomba.
- k_Q ($m^3/s/rad$) → Relación entre la velocidad angular y el caudal de la bomba.

Estos parámetros definirán la precisión del modelo matemático y permitirán diseñar estrategias de control más efectivas.

D. Validación en Línea

Se implementó un código en Python para comparar en tiempo real la salida simulada del modelo con los datos medidos, permitiendo ajustes dinámicos de parámetros si fuese necesario

Una vez estimados los parámetros, el modelo se prueba en tiempo real.

Para ello, se implementa un código en Python que:

- Recibe datos experimentales en vivo desde el Raspberry Py.
- Simula el modelo con los parámetros estimados.
- Compara la salida del modelo con los datos reales.
- Calcula el error y permite ajustar los parámetros en caso de desviaciones significativas.

La validación permite comprobar que el modelo representa fielmente el comportamiento del sistema motor-bomba.

III. RESULTADOS

Los experimentos permitieron estimar de forma precisa los parámetros del sistema motor-bomba. Entre los resultados destacados se incluyen:

- La identificación de un modelo lineal para el controlador de velocidad.
- La estimación de los parámetros dinámicos del motor y la bomba, con valores dentro de los límites predefinidos, demostrando la robustez del algoritmo JADE.
- La validación en línea mostró una alta correlación entre la salida del modelo y los datos experimentales, evidenciada en gráficos comparativos y análisis de error.

Estos hallazgos confirman la efectividad del enfoque propuesto y resaltan la capacidad del algoritmo JADE para adaptarse a sistemas no lineales complejos.

Los dos pasos principales al aplicar cualquier algoritmo de búsqueda heurística a un problema particular son la especificación de la representación y la función de evaluación (aptitud). Estos dos elementos forman el puente entre el contexto original del problema y el marco de resolución del problema. Al definir un algoritmo evolutivo (AE), es necesario elegir sus componentes, como los operadores de variación (mutación y recombinación) que se ajusten a la representación, los mecanismos de selección de progenitores y supervivientes, y una población inicial. Cada uno de estos componentes puede tener parámetros, por ejemplo: la probabilidad de mutación, el tamaño del torneo de selección o el tamaño de la población. Los valores de estos parámetros determinan en gran medida si el

algoritmo encontrará una solución casi óptima y si lo hará de manera eficiente [4].

Para estimar los parámetros del sistema motor-bomba, se requiere una base de datos experimental que relacione el flujo, el voltaje de entrada (V_{dc}) y el tiempo.

En cuanto al control de parámetros y las diferentes maneras de realizarlo, se encontró una forma que se basa en tres criterios de división: qué se está adaptando, el alcance de la adaptación y la base del cambio. Este último criterio se divide a su vez en dos categorías: la evidencia en la que se basa el cambio y la regla/algoritmo que lo ejecuta. Además, existen dos tipos de regla/algoritmo: desacoplado/absoluto y fuertemente acoplado/empírico [4].

Como resultados finales se tiene que se logró implementar el algoritmo JADE (Adaptive Differential Evolution with External Archive) para estimar los parámetros desconocidos de un sistema motor-bomba, es decir, se realizó una identificación paramétrica utilizando JADE.

La función objetivo a minimizar fue el error cuadrático medio (ECM) entre la salida del modelo y los datos experimentales:

$$\min_{\theta} J(\theta) = \frac{1}{N} \sum (Q_{\text{model}}(t_i; \theta) - Q_{\text{exp}}(t_i))^2$$

Las fronteras del espacio de búsqueda se establecieron según las Tablas 1 y 2.

Tabla 1. Descripción de los parámetros. Fuente: Elaboración propia.

Parámetro	Valor Estimado
J (kg·m ²)	Basado en la relación potencia/velocidad
K_e (N·m/V)	Usando P_n, I_n
B (N·m·s/rad)	Se estima a partir de la velocidad en vacío
k_1 (N·m·s/rad)	Ajustado con ω_n y Q_n
k_2 (N·m·s ² /rad ²)	Relacionado con la curva de torque
k_Q (m ³ /s/rad)	Basado en Q_n y ω_n

Tabla 2. Límites descriptivos de los parámetros. Fuente: Elaboración propia.

Parámetro	Límite Inferior	Límite Superior
J (kg·m ²)	0.1 J_{ref}	10 J_{ref}
K_e (N·m/V)	0.8 $K_{e,\text{ref}}$	1.2 $K_{e,\text{ref}}$
B (N·m·s/rad)	0.01 B_{ref}	10 B_{ref}
k_1 (N·m·s/rad)	0.1 $k_{1,\text{ref}}$	10 $k_{1,\text{ref}}$
k_2 (N·m·s ² /rad ²)	0.1 $k_{2,\text{ref}}$	10 $k_{2,\text{ref}}$
k_Q (m ³ /s/rad)	0.8 $k_{Q,\text{ref}}$	1.2 $k_{Q,\text{ref}}$

IV. DISCUSIÓN

La aplicación del algoritmo JADE en la estimación paramétrica ha permitido superar limitaciones tradicionales en la identificación de modelos dinámicos. La estrategia “current-to-pbest” utilizada en JADE orienta la búsqueda hacia soluciones óptimas, lo que se traduce en una mejor convergencia y precisión en la estimación de parámetros. La integración de la adquisición de datos en tiempo real y la validación en línea refuerza la aplicabilidad del método en entornos industriales. Se compararon los resultados obtenidos con métodos convencionales, observándose una mejora significativa en la exactitud del modelo. Sin embargo, se identificaron áreas de oportunidad, como la optimización de la señal de excitación y la necesidad de ampliar el rango de pruebas para diferentes condiciones operativas. Estos aspectos constituyen líneas futuras de investigación para robustecer aún más la metodología.

V. CONCLUSIONES

El presente estudio demuestra la viabilidad de emplear el algoritmo JADE para la estimación paramétrica en un prototipo de control de flujo. La metodología desarrollada, basada en un riguroso modelado del sistema motor-bomba y la optimización de parámetros mediante técnicas evolutivas, permite reproducir de forma fiel el comportamiento real del sistema.

Para la supervisión de procesos, tradicionalmente solo se verifican valores límite o tendencias. La mayoría de las aplicaciones se centran en la estimación del estado de un proceso con parámetros conocidos en el espacio de estados para obtener información de monitorización [5]. La validación en línea confirma que la integración de técnicas de adquisición de datos y optimización adaptativa contribuye a la mejora en el control de procesos dinámicos. Se sugiere continuar con la ampliación de pruebas experimentales y la incorporación de variables adicionales para extender la aplicabilidad del método en otros sistemas industriales complejos.

AGRADECIMIENTOS

Los autores agradecen al TecNM – Instituto Tecnológico Superior Zacatecas Norte por el apoyo institucional y a los equipos técnicos involucrados en la implementación y validación del prototipo.

REFERENCIAS

- [1] Liu, S. H., Mernik, M., Hrnčič, D., & Črepinšek, M. (2013). A parameter control method of evolutionary algorithms using exploration and exploitation measures with a practical application for fitting Sovova's mass transfer model. *Applied Soft Computing*, 13(9), 3792-3805.
- [2] Harihara, P. P., & Parlos, A. G. (2012). Fault diagnosis of centrifugal pumps using motor electrical signals. *Centrifugal Pumps*, 2012, 15-32.
- [3] Basetti, V., Chandel, A. K., & Subramanyam, K. B. V. S. R. (2018). Power system static state estimation using JADE-adaptive differential evolution technique. *Soft Computing*, 22, 7157-7176.
- [4] Eiben, Á. E., Hinterding, R., & Michalewicz, Z. (2002). Parameter control in evolutionary algorithms. *IEEE Transactions on evolutionary computation*, 3(2), 124-141.
- [5] Geiger, G. (1982). Monitoring of an electrical driven pump using continuous-time parameter estimation methods. *IFAC Proceedings Volumes*, 15(4), 603-608.