



POSGRADOS

MAESTRÍA EN _____ ELECTRÓNICA Y AUTOMATIZACIÓN

RPC-SO-19-No.277-2018

OPCIÓN DE
TITULACIÓN:

ARTÍCULOS PROFESIONALES DE ALTO NIVEL

TEMA:

ESTUDIO EXPERIMENTAL DE LAS VERSIONES CLÁSICAS DE
EVOLUCIÓN DIFERENCIAL PARA LA ESTIMACIÓN DE
PARÁMETROS DE UN MODELO DE WIENER-HAMMERSTEIN

AUTOR:

CARLOS EDUARDO QUIZHPE CÁRDENAS

DIRECTOR:

JULIO CÉSAR ZAMBRANO ABAD

CUENCA - ECUADOR

2022

Autor/a:***Carlos Eduardo Quizhpe Cárdenas***

Ingeniero Electrónico

Candidato a Magíster en Electrónica y Automatización, Mención en Informática Industrial por la Universidad Politécnica Salesiana – Sede Cuenca.

cquizhpe@est.ups.edu.ec

Dirigido por:***Julio César Zambrano Abad***

Ingeniero Electrónico

Magíster en automatización y control industrial

jzambranoa@ups.edu.ec

Todos los derechos reservados.

Queda prohibida, salvo excepción prevista en la Ley, cualquier forma de reproducción, distribución, comunicación pública y transformación de esta obra para fines comerciales, sin contar con autorización de los titulares de propiedad intelectual. La infracción de los derechos mencionados puede ser constitutiva de delito contra la propiedad intelectual. Se permite la libre difusión de este texto con fines académicos investigativos por cualquier medio, con la debida notificación a los autores.

DERECHOS RESERVADOS

©2022 Universidad Politécnica Salesiana.

CUENCA – ECUADOR – SUDAMÉRICA

QUIZHPE CÁRDENAS CARLOS E.

ESTUDIO EXPERIMENTAL DE LAS VERSIONES CLÁSICAS DE EVOLUCIÓN DIFERENCIAL PARA LA ESTIMACIÓN DE PARÁMETROS DE UN MODELO DE WIENER-HAMMERSTEIN

Estudio experimental de las versiones clásicas de evolución diferencial para la estimación de parámetros de un modelo de Wiener-Hammerstein

Quizhpe C. Carlos E. and J. Zambrano.

Universidad Politécnica Salesiana - Ecuador

Resumen

Los modelos de Wiener-Hammerstein son una clase de modelos no lineales formados por la conexión en cascada de dos bloques dinámicos lineales separados por un bloque que representa una no linealidad de tipo estático. En el presente artículo se direcciona el problema de identificación de esta clase de modelos como un problema de optimización, el cual es resuelto a través de Evolución Diferencial (ED). Los dos bloques dinámicos se parametrizan como funciones de transferencia de tiempo discreto, mientras que una función lineal por tramos es considerada para representar la no linealidad estática. La investigación se centra en comparar el desempeño de seis versiones clásicas de ED al resolver el problema de identificación teniendo en consideración la parametrización antes mencionada. La comparación de desempeño se realiza sobre un bien conocido benchmark denominado SYSID 2009. En función de los resultados obtenidos por otros autores se puede concluir que es posible obtener resultados aceptables con algunas versiones de ED.

Abstract

The Wiener-Hammerstein models are a class of non-linear models set by a cascade connection of two linear dynamic blocks separated by a block that represents a static-type non-linearity. This article approaches the identification problem of this class of models as an optimization problem, which requests through Differential Evolution (DE). The two dynamic blocks are parameterized as discrete-time transfer functions, while a piecewise linear function represents static non-linearity. The research focuses on comparing the performance of the five classic versions of ED when solving the identification problem taking into account the parameterization. The performance comparison carries out on a well-known benchmark called SYSID 2009. Based on the results obtained by other authors, the conclusion is that it is possible to generate acceptable results with some versions of ED.

Palabras clave— Wiener-Hammerstein; BLA; Evolución-Diferencial; Versiones clásicas; Benchmark SYSID 2009.

1 Introducción.

1 Todos los procesos reales presentan no linealidades, las cuales pueden ser de tipo estático o de
2 tipo dinámico. Las no linealidades de tipo estático afectan a la ganancia estática del sistema,
3 mientras que las no linealidades dinámicas afectan al comportamiento dinámico o transitorio del
4 sistema. Cuando los procesos presentan no linealidades suaves, los modelos lineales suelen ser de
5 gran utilidad para realizar predicciones de comportamiento o diseñar sistemas de control (Biagiola
6 and Figueroa, 2009). Hoy en día se puede encontrar en la literatura una gran cantidad de métodos
7 para la construcción de modelos lineales (Keesman and Keesman, 2011; Kollár et al., 1991; Ljung
8 and Singh, 2012). Sin embargo, cuando los sistemas presentan no linealidades complejas, estos
9 modelos pierden efectividad. En estos casos es necesario utilizar representaciones no lineales de los
10 sistemas. Por facilidad, la forma más apropiada de obtener estos modelos es utilizando técnicas de
11 identificación no lineal (Billings, 2013; Ogunfunmi, 2007).

12 Uno de los desafíos más grandes en la modelización de procesos no lineales es la selecciones
13 de la mejor estructura del modelo. Dentro de todo el abanico de posibilidades y cuando las no
14 linealidades son de tipo estático, los modelos orientados a bloques son de gran utilidad (Giri
15 and Bai, 2010). Una de las estructuras más estudiadas dentro de esta clase de modelos es la
16 estructura de Wiener-Hammerstein, la cual se compone de dos subsistemas lineales invariantes
17 en el tiempo (Linear Time-Invariant) que rodean a un tercer subsistema no lineal estático. Para
18 obtener una buena estimación usando una estructura de esta naturaleza, es necesario definir de
19 manera apropiada la complejidad tanto de la dinámica como de la parte estática.

20 En búsqueda de reducir el esfuerzo para encontrar la mejor estructura, se ha introducido
21 el concepto de Mejor Aproximación Lineal cuyas siglas en inglés son BLA (Schoukens et al.,
22 2014; Sjöberg and Schoukens, 2012; Schoukens, 2015). Específicamente en los modelos de
23 Wiener-Hammerstein, el BLA es una herramienta que permite encontrar de manera óptima la
24 dinámica general del sistema (Enqvist and Ljung, 2005), sin embargo, la información que brinda
25 el BLA no es suficiente para repartir la dinámica general a los dos subsistemas lineales.

26 Actualmente, se puede encontrar en la literatura varias técnicas o métodos para repartir la
27 dinámica del BLA en un modelo de Wiener-Hammerstein (Sjöberg et al., 2012; Westwick and
28 Schoukens, 2012a; Schoukens et al., 2014; Westwick and Schoukens, 2012b; Sjöberg and Schoukens,
29 2012; Tan et al., 2012; Vanbeylen, 2014). Uno de los inconvenientes más críticos de la mayoría de
30 métodos es la falta de autonomía para la consecución de los resultados. Todos estos métodos en
31 mayor o menor medida requieren del usuario para realizar varios procedimientos intermedios ya
32 sea ejecutando optimizaciones o tomando decisiones sobre resultados preliminares.

33 Un enfoque diferente para minimizar este problema se presenta en (Zambrano et al., 2018,
34 2020). Bajo este enfoque, el cual se basa en algoritmos evolutivos, el problema de identificación es
35 resuelto en un solo procedimiento a partir de la estimación de la dinámica general del sistema. Es
36 decir, con la ejecución de un solo procedimiento de optimización es posible repartir la dinámica
37 general entre los dos subsistemas LTI, afinar esta dinámica para corregir pequeños errores en la
38 estimación lineal y capturar la no linealidad estática.

39 El presente artículo va en línea con el enfoque evolutivo mencionado anteriormente. A partir
40 de una codificación genética idéntica, el problema de identificación se formula como un problema
41 de optimización el cual es ejecutado en un solo paso. Para resolver el problema de identificación
42 se utiliza ED (Storn and Price, 1997; Price, 2013). Específicamente, en este artículo se evalúa el
43 desempeño de las versiones clásicas de esta estrategia de optimización para resolver el problema
44 de identificación de Wiener-Hammerstein.

45 De aquí en adelante el artículo se organiza de la siguiente manera. En la Sección 2 se formula
46 el problema de identificación. Esta sección ha sido dividida en tres partes. En primera instancia
47 se presenta el modelo de Wiener-Hammerstein y la formulación implícita. A continuación, se
48 presenta una síntesis de la codificación genética utilizada y el espacio de búsqueda para el algoritmo.
49 Finalmente, esta sección se cierra con la declaración del problema de optimización. En la Sección 3
50 se presenta una breve revisión de ED haciendo énfasis en las versiones clásicas que serán evaluadas.
51 A continuación, en la Sección 4 se presenta la identificación de un sistema electrónico el cual
52 tiene una estructura de Wiener-Hammerstein. Finalmente, en la Sección 5 se reportan algunas
53 conclusiones y trabajos futuros.



Figura 1. Sistema Wiener-Hammerstein

2 Formulación del problema de Identificación.

2.1 Modelo de Wiener-Hammerstein

Un modelo de Wiener-Hammerstein se define como un modelo no lineal que consiste de la interconexión de dos bloques LTI separados por un bloque que representa la no linealidad estática del sistema (véase la Figura 1). Los bloques LTI pueden ser representados de diversas maneras. Para este trabajo, ambos bloques LTI serán representados en tiempo discreto a través de funciones racionales de transferencia en forma factorizada (1 y 2). Por otra parte, el bloque no lineal estático se representará con una función lineal a tramos (3).

$$G_w(z) = K_w \frac{\prod_{i=1}^{n_b} (z + z_{w_i}) / (z_{w_i})}{\prod_{i=1}^{n_a} (z + p_{w_i}) / (p_{w_i})} \quad (1)$$

$$G_h(z) = K_h \frac{\prod_{i=1}^{n_d} (z + z_{h_i}) / (z_{h_i})}{\prod_{i=1}^{n_c} (z + p_{h_i}) / (p_{h_i})} \quad (2)$$

$$w(t) = f(v(t), \rho_{nl}) \quad (3)$$

En las funciones de transferencia, z es el operador en tiempo discreto, mientras que:

- $-p_{w_i}$ con $i = 1 \dots n_a$ representa los polos del subsistema LTI de entrada $G_w(z)$.
- $-z_{w_i}$ con $i = 1 \dots n_b$ representa los ceros del subsistema LTI de entrada $G_w(z)$.
- $-p_{h_i}$ con $i = 1 \dots n_c$ representa los polos del subsistema LTI de salida $G_h(z)$.
- $-z_{h_i}$ con $i = 1 \dots n_d$ representa los ceros del subsistema LTI de salida $G_h(z)$.
- K_w y K_h son las ganancias de $G_w(z)$ y $G_h(z)$, respectivamente.

Se debe tener en cuenta que las ganancias estáticas de ambos bloques LTI han sido normalizadas a 1. Esto es posible gracias a que las verdaderas ganancias pueden ser absorbidas por el bloque no lineal.

Bajo esta forma de parametrizar los bloques del modelo de Wiener-Hammerstein, la identificación consistiría en encontrar los polos y ceros de ambos subsistemas LTI y las ordenadas y abscisas de la función lineal a tramos que representa la no linealidad estática del sistema. Para expresar de manera formal el problema de identificación se definen los siguientes vectores:

$$\rho_w = [z_{w_1}, z_{w_2} \dots z_{w_{n_b}}, p_{w_1}, p_{w_2} \dots p_{w_{n_a}}] \quad (4)$$

$$\rho_h = [z_{h_1}, z_{h_2} \dots z_{h_{n_d}}, p_{h_1}, p_{h_2} \dots p_{h_{n_c}}] \quad (5)$$

$$\rho_{nl} = [v_1, v_2 \dots v_n, w_1, w_2 \dots w_n,] \quad (6)$$

donde, ρ_w y ρ_h contienen todos los parámetros a estimar de los subsistemas LTI de entrada y salida respectivamente, mientras que ρ_{nl} contiene los parámetros de la no linealidad estática definida por las abscisas (v_i) y las ordenadas (w_i) de la función lineal a tramos para un número de puntos de quiebre n . El desafío en la estimación del modelo de Wiener-Hammerstein consiste en estimar el vector ρ (7) a partir de las mediciones de entrada y salida del sistema.

$$\rho = [\rho_w, \rho_{nl}, \rho_h] \quad (7)$$

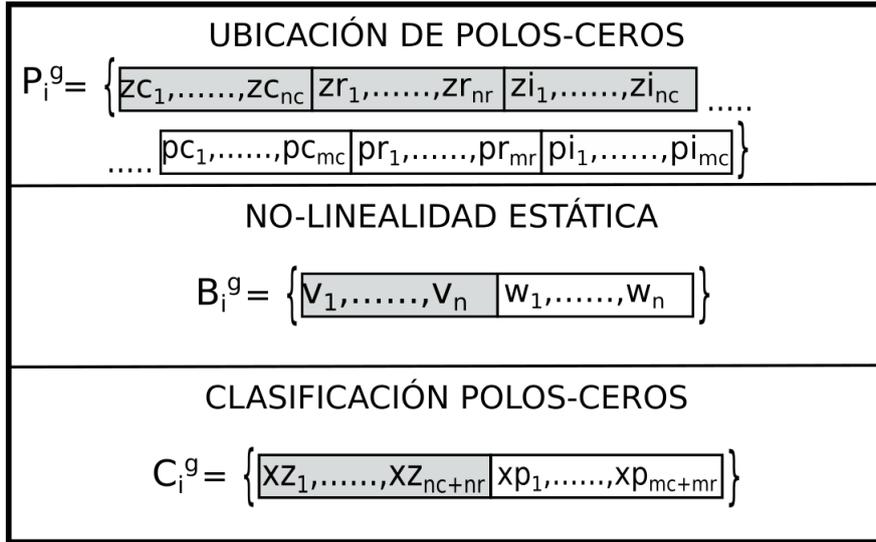


Figura 2. Codificación genética

82 2.2 Codificación genética y espacio de búsqueda.

83 Este artículo utiliza la codificación genética presentada en un trabajo de investigación previo
84 (Zambrano et al., 2018). Cada agente (posible solución al problema de optimización) se conforma de
85 tres porciones de información genética. La primera porción denominada P_i^g , contiene la localización
86 de los polos y ceros. La segunda porción denominada B_i^g , contiene las abscisas y las ordenadas
87 de la función lineal a tramos. La tercera porción denominada C_i^g , contiene información genética
88 binaria que especifica la clasificación de los polos y ceros. Para una mejor ilustración véase la
89 Figura 2. Cabe indicar que el problema de optimización parte del conocimiento de la dinámica
90 general del sistema, la cual se irá afinando conforme evoluciona el algoritmo, al mismo tiempo que
91 se va repartiendo entre los dos bloques del modelo de Wiener-Hammerstein y se va capturando la
92 no linealidad estática.

93 El espacio de búsqueda se define para cada porción de información genética. En lo que respecta
94 a la porción P , los límites que definen el espacio de búsqueda deben ser fijados por el usuario. Los
95 valores correspondientes en cada elemento de la porción de información genética definirán el espacio
96 de exploración para poder afinar la dinámica. Por otra parte, el espacio de búsqueda para la no
97 linealidad estática (porción B) se define de manera idéntica a lo especificado en (Zambrano et al.,
98 2018). Haciendo una breve síntesis, el espacio de búsqueda para la no linealidad estática se puede
99 definir utilizando la ganancia estática del BLA (K_{NL}) y los valores mínimos y máximos de las
100 señales intermedias $v(t)$ y $w(t)$.

$$v_{min} = \Omega * u_{min} \quad (8)$$

101

$$v_{max} = \Omega * u_{max} \quad (9)$$

$$w_{min} = y_{mean} + K_{NL}(\Omega u_{min} - u_{mean}) \quad (10)$$

102

$$w_{max} = y_{mean} + K_{NL}(\Omega u_{max} - u_{mean}) \quad (11)$$

103 Dado que las variables intermedias no son medibles, sus valores mínimos y máximos se pueden
104 calcular utilizando las expresiones (8), (9), (10) y (11); donde v_{min} y w_{min} son los valores mínimos
105 de las señales $v(t)$ y $w(t)$, respectivamente. De la misma manera, v_{max} y w_{max} son los valores
106 máximos correspondientes. Por otra parte u_{mean} y y_{mean} son los valores medios de las señales de

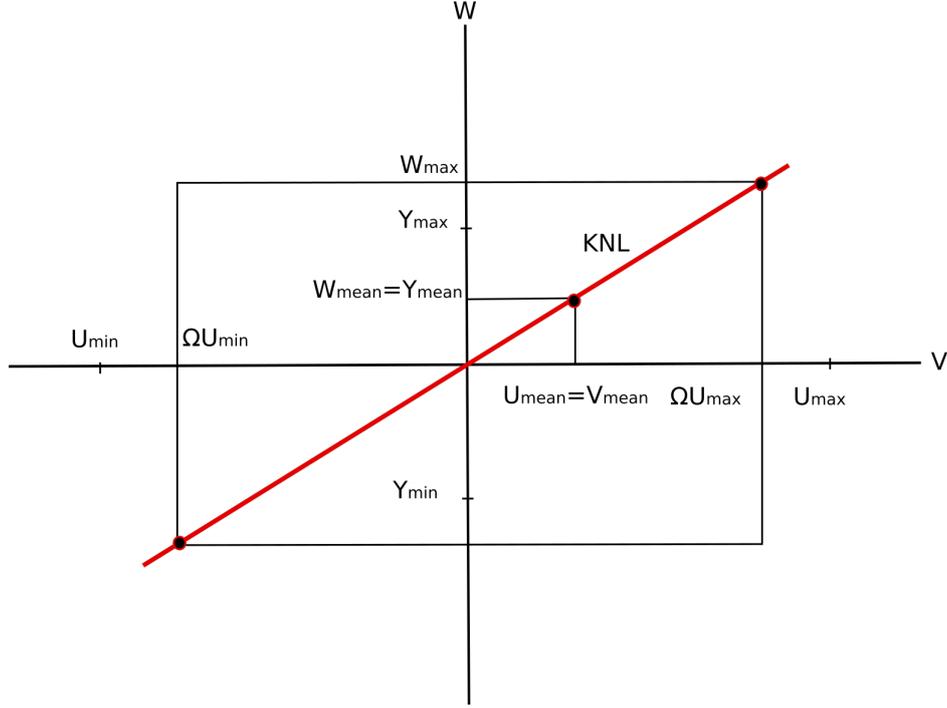


Figura 3. Espacio de búsqueda para la no linealidad estática

107 entrada y salida, respectivamente; mientras que Ω es un factor de escala definido por el usuario, el
 108 cual especifica que tan grande o pequeño puede ser el espacio de búsqueda. La interacción de todos
 109 estos parámetros, así como el espacio de búsqueda correspondiente se ilustran de mejor manera en
 110 la Figura 3.

111 Finalmente, se debe indicar que la porción de información genética C no requiere de un espacio
 112 de búsqueda específico. En esta porción se generará un código binario aleatorio el cual indica la
 113 repartición de los polos y ceros entre los dos subsistemas LTI, no obstante se debe tener en cuenta
 114 que los sistemas generados con el código binario no pueden ser impropios.

115 2.3 Declaración del problema de optimización

116 Para encontrar el mejor conjunto de parámetros del modelo de Wiener-Hammerstein se declara
 117 un problema de optimización mediante el cual se minimiza el error cuadrático medio $J(\rho)$ entre
 118 la salida real o medida ($y(t)$) y la salida del modelo estimado ($\hat{y}(t, \rho)$). La función objetivo a
 119 minimizar se define a través de las expresiones (12) y (13), donde N es el número de muestras de
 120 la medición.

$$J(\rho) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \varepsilon^2(t, \rho) \quad (12)$$

$$\varepsilon(t, \rho) = y(t) - \hat{y}(t, \rho) \quad (13)$$

122 Cabe indicar que ρ contiene los parámetros del modelo de Wiener-Hammerstein conforme
 123 lo especifica 7. También es necesario indicar que este vector es codificado en tres porciones de
 124 información genética tal como se indica en la Figura 2. La solución al problema de optimización
 125 se define de la siguiente manera:
 126

$$\hat{\rho} = \arg \min_{\rho} J(\rho) \quad (14)$$

127 **3 Evolución diferencial**

128 La evolución diferencial es un método estocástico basado en una población de individuos. Su
 129 aplicación es muy amplia ya que resuelve exitosamente problemas del mundo real. La ED fue
 130 conceptualizada por primera vez en 1996 por Storn y Prince (Storn and Price, 1997; Price, 2013).
 131 Desde su aparición ha demostrado mucha efectividad para resolver problemas de optimización
 132 complejos. La ED pertenece a los algoritmos evolutivos por lo que es una técnica que se basa en
 133 los conceptos de la teoría de la evolución de las especies.

134 La ED trabaja en dos fases, inicialización y evolución. En la fase de inicialización, la población
 135 con tamaño NP se genera de forma aleatoria. En la fase de evolución la población generada pasa
 136 por tres procesos: mutación, cruzamiento y selección (véase la Figura 4).

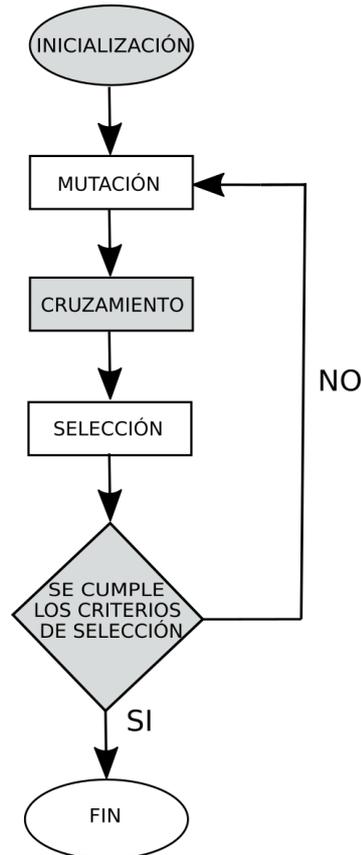


Figura 4. Diagrama de Flujo de ED

137 **Inicialización.**

138 En la primera generación $g = 0$, la población inicial es generada de forma aleatoria acorde a una
 139 distribución uniforme respetando los límites superiores ($x_{\text{máx}}^j$) e inferiores ($x_{\text{mín}}^j$) de cada variable.
 140 La expresión (4) define matemáticamente la inicialización, donde j es la variable o elemento dentro
 141 del individuo ($j = 1 \dots D$), mientras que i representa el individuo dentro de la población ($i =$
 142 $1 \dots NP$). D es el número de variables del individuo, mientras que r es un número aleatorio.

$$x_{i,0}^j = x_{\text{mín}}^j + r(x_{\text{máx}}^j - x_{\text{mín}}^j) \quad (15)$$

143 **Mutación.**

144 Se generará a partir de un vector objetivo $x_{i,g}$ y un vector mutante $v_{i,g}$, con lo cual se ampliará
 145 el espacio de búsqueda. El objetivo principal del presente estudio es realizar una comparación de
 146 las versiones clásicas de ED. Por lo tanto en esta etapa de mutación, es necesario tener claro las

147 formas de obtener el vector mutante. A continuación se especifica las formas del vector mutante
 148 para cada una de las versiones que serán incluidas en este estudio:

149 1. ED/RAND/1

$$\mathbf{v}_{i,g} = \mathbf{x}_{r_1^i,g} + F \left(\mathbf{x}_{r_2^i,g} - \mathbf{x}_{r_3^i,g} \right) \quad (16)$$

150 2. ED/BEST/1

$$\mathbf{v}_{i,g} = \mathbf{x}_{best,g} + F \left(\mathbf{x}_{r_1^i,g} - \mathbf{x}_{r_2^i,g} \right) \quad (17)$$

151 3. ED/RAND/2

$$\mathbf{v}_{i,g} = \mathbf{x}_{r_1^i,g} + F \left(\mathbf{x}_{r_2^i,g} - \mathbf{x}_{r_3^i,g} + \mathbf{x}_{r_4^i,g} - \mathbf{x}_{r_5^i,g} \right) \quad (18)$$

152 4. ED/BEST2

$$\mathbf{v}_{i,g} = \mathbf{x}_{best,g} + F \left(\mathbf{x}_{r_1^i,g} - \mathbf{x}_{r_2^i,g} + \mathbf{x}_{r_3^i,g} - \mathbf{x}_{r_4^i,g} \right) \quad (19)$$

153 5. ED/CURRENT-TO-BEST

$$\mathbf{v}_{i,g} = \mathbf{x}_{i,g} + F \left(\mathbf{x}_{best,g} - \mathbf{x}_{i,g} + \mathbf{x}_{r_1^i,g} - \mathbf{x}_{r_2^i,g} \right) \quad (20)$$

154 6. ED/CURRENT-TO-RAND

$$\mathbf{v}_{i,g} = \mathbf{x}_{i,g} + rand \left(\mathbf{x}_{r_1^i,g} - \mathbf{x}_{i,g} \right) + F \left(+\mathbf{x}_{r_2^i,g} - \mathbf{x}_{r_3^i,g} \right) \quad (21)$$

155 Los índices $r_1^i, r_2^i, r_3^i, r_4^i$ y r_5^i son valores aleatorios enteros positivos comprendidos entre 1 y NP ,
 156 para cada vector de ensayo los índices aleatorios difieren entre sí, también deben ser diferente del
 157 índices del vector base i . A través de estos índices es posible seleccionar individuos de la población
 158 de manera aleatoria, según se requiera en cada una de las versiones. Por otra parte, $\mathbf{x}_{best,g}$ es el
 159 mejor individuo de la población en la generación actual g . F es el factor de mutación o factor de
 160 escala, controla el tamaño del paso de la mutación durante la búsqueda, es decir; este parámetro
 161 afecta en la velocidad con la cual evoluciona la población (Toranzo and Leguizamón, 2012).

162 Uno de las principales inconvenientes de la ED es una temprana convergencia del algoritmo a
 163 óptimos locales, por lo cual la buena elección del factor F incrementa la precisión de la solución
 164 para alcanzar un óptimo global. Este parámetro puede tomar valores entre $[0 - 1]$. En algoritmos
 165 de ED clásicos el factor F es un único parámetro utilizado para la generación de todos los valores
 166 de mutación a comparación de otros algoritmos como los adaptativos que poseen un factor de
 167 mutación para cada individuo (Zhang and Sanderson, 2009), (Sánchez Márquez et al., 2019).

168
 169 **Cruzamiento.**

170 La operación de cruce (22) se aplica para cada vector objetivo $\mathbf{x}_{i,g}$ y su correspondiente
 171 vector de mutación $\mathbf{v}_{i,g}$. El resultado de la operación de cruce genera un nuevo vector $\mathbf{U}_{j,i,g} =$
 172 $(u_{1,i,g}, u_{1,i,g} \dots u_{D,i,g})$ llamado vector de prueba. El parámetro de probabilidad de cruce CR puede
 173 ser binomial o exponencial, para este estudio se utilizará la binomial, la cual se aplica a cada uno
 174 de los componentes del vector a través de la generación de un número aleatorio uniformemente
 175 distribuido. El valor de CR puede tomar valores entre $[0 - 1]$ (Sotelo-Figueroa et al., 2015).

$$\mathbf{U}_{j,i,g} = \begin{cases} v_{j,i,g} & \text{if } (rand_j [0,1] \leq C_r) \text{ or } (j = j_{rand}) \\ x_{j,i,g} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (22)$$

176 **Selección.**

177 En esta etapa se hace una comparación entre el vector objetivo y el vector de prueba. El
 178 vector que presente un mejor valor con respecto a la función objetivo sobrevivirá para la siguiente

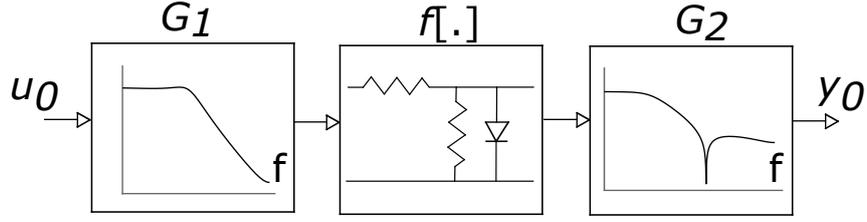


Figura 5. Wiener-Hammerstein benchmark.

Tabla 1. Localización de los polos y ceros del BLA para el benchmark SYSID 2009.

Polos	Ceros
p1 = 0.700	z1 = 0
p2 = 0.828	z2 = -0.273
p3 = 0.891 + 0.169i	z3 = 30.255
p4 = 0.891 - 0.169i	z4 = 3.412
p5 = 0.731 + 0.435i	z5 = 0.760 + 0.650i
p6 = 0.731 - 0.435i	z6 = 0.760 - 0.650i

179 generación. El método de identificación abordado es minimizar el error cuadrático medio entre el
 180 valor de salida medida y su respectiva predicción. Es importante mencionar que este algoritmo se
 181 repetirá las veces que sea necesario hasta alcanzar algún criterio de parada. La siguiente ecuación
 182 expresa la operación de selección:

$$\mathbf{X}_{i,g+1} = \begin{cases} \mathbf{U}_{i,g} & \text{if } f(\mathbf{U}_{i,g}) < f(\mathbf{X}_{i,g}) \\ \mathbf{X}_{i,g} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (23)$$

183 4 Identificación del Benchmark SYSID 2009

184 4.1 Descripción del proceso a identificar

185 El proceso a identificar consiste de un circuito electrónico con estructura de Wiener-Hammerstein
 186 (Schoukens et al., 2009). El circuito está constituido por dos filtros lineales, los cuales están
 187 separados por un circuito electrónico con diodos (Véase la Figura 5). Este último circuito da
 188 lugar a la no linealidad estática de la estructura.

189 El primer filtro (G_1) es un filtro Chebyshev pasa banda con frecuencia de corte de 4,4KHz,
 190 mientras que el segundo filtro (G_2) es un filtro Chebyshev rechaza banda con frecuencia de corte
 191 de 5KHz. El benchmark proporciona 188000 muestras de las mediciones de entrada y salida, no
 192 obstante se solicita utilizar las primeras 100000 muestras para la estimación, mientras que las 88000
 193 muestras restantes deberán ser usadas para propósitos de validación.

194 4.2 Estimación del BLA

195 Se utilizaron 95000 muestras para la estimación del BLA. Las primeras 5000 muestras se omitieron
 196 ya que únicamente contienen ruido de cuantización. Bajo una estructura Box Jenkins diferentes
 197 estructuras fueron probadas. En concordancia con (Zambrano et al., 2018), el mejor modelo
 198 obtenido fue de seis ceros y seis polos. El error cuadrático medio ($J(p)$) sobre los datos de estimación
 199 entre la salida real y la estimada fue de 56.159 mV. Los polos y ceros del BLA se muestran en la
 200 Tabla 1. En adición a los polos y los ceros y para completar la información del sistema dinámico
 201 la ganancia estática que se obtuvo fue de 0,7840.

202 4.3 Estimación no lineal utilizando ED.

203 Para crear la población inicial se generó un individuo de referencia conforme la codificación genética
 204 especificada en la Figura 2. La porción P de este individuo se creó con los polos y ceros del BLA
 205 (Tabla 1). De acuerdo al número de polos y ceros, tanto reales como complejos se definieron los
 206 valores de $nc = 1$, $nr = 4$, $mc = 2$ y $mr = 2$. La porción de información genética P , así como el
 207 espacio de búsqueda definido por los vectores P^{min} y P^{max} se especifican a través de las expresiones
 208 24, 25 y 26, respectivamente. Se debe tener en cuenta que el espacio de búsqueda es definido por
 209 el usuario y este puede ser tan pequeño o tan grande como se desee, no obstante, se debe tener en
 210 cuenta que un espacio de búsqueda muy grande ocasionaría que el algoritmo tarde en converger,
 211 mientras que un espacio de búsqueda pequeño puede generar una exploración deficiente. También
 212 es necesario recalcar que la dinámica del sistema únicamente se va afinar y que los polos y ceros
 213 se encuentran en el plano discreto. Esto implica que los movimientos deben ser muy finos, pues un
 214 pequeño movimiento en este plano se ve reflejado como un movimiento grande en el plano continuo
 215 por la relación exponencial que existe entre estos planos.

$$P^{min} = [0,735, -0,298, -0,025, -4,41, -40,25, 0,625, 0,706, 0,866, 0,803, 0,675, 0,410, 0,144] \quad (24)$$

$$P_1^0 = [0,760, -0,273, 0, -3,41, -30,25, 0,650, 0,731, 0,891, 0,828, 0,700, 0,435, 0,169] \quad (25)$$

$$P^{max} = [0,785, -0,248, 0,025, -2,41, -20,25, 0,675, 0,756, 0,916, 0,853, 0,725, 0,460, 0,194] \quad (26)$$

216 La porción de información genética B del individuo de referencia fue creada utilizando las
 217 abscisas y las ordenadas de los puntos asignados para capturar la no linealidad estática cuando
 218 estos se distribuyen uniformemente sobre la recta diagonal que cruza el espacio de búsqueda de la
 219 no linealidad estática. Este espacio de búsqueda se calcula siguiendo los lineamientos establecidos
 220 en la Sección 2.2. Para este caso se asignó un total de 8 puntos para capturar la no linealidad
 221 estática ($n = 8$), por otra parte, Ω fue configurado con 0,51. Como se mencionó en el apartado 2.2,
 222 este factor permite agrandar o achicar el espacio de búsqueda para la no linealidad estática. Dado
 223 que en este trabajo se utiliza la misma codificación genética presentada en (Zambrano et al., 2018) y
 224 dado que se pretende hacer una comparación de resultado entre ambos trabajos, se ha seleccionado
 225 el mismo valor de Ω para crear un escenario de comparación equitativo. En términos generales este
 226 factor representa la atenuación que ofrece el bloque dinámico de entrada a la señal de ingreso.
 227 Por consiguiente, este factor debe ser menor a uno, caso contrario existiría una amplificación, lo
 228 cual no es el caso ya que se asume que los bloques dinámicos del modelo de W-H tienen ganancia
 229 estática unitaria dado que su verdadera ganancia puede ser absorbida por el bloque no lineal. De
 230 acuerdo a (10), (11), Ω interviene en el cálculo de las cotas verticales del espacio de búsqueda. El
 231 resultado de este cálculo en cierto modo permitiría conocer los valores mínimos y máximos de la
 232 señal intermedia $w(t)$. Dado que el segundo bloque dinámico del modelo tampoco podría amplificar,
 233 el valor de Ω podría seleccionarse con mayor precisión observando que la señal de salida $y(t)$ tenga
 234 menor amplitud que la señal intermedia $w(t)$. Cualquier valor de Ω que haga que se cumpla esta
 235 condición será válido, no obstante, al llevar al límite a esta condición se estará seleccionando el Ω
 236 más óptimo. Se debe tener en cuenta que este cálculo no forma parte del algoritmo iterativo por
 237 lo que se puede ajustar bajo el mecanismo de prueba y error las veces que se desee hasta llegar al
 238 límite de la condición antes mencionada.

239 La porción de información genética C del individuo patrón fue generada aleatoriamente, es
 240 decir no tuvo relevancia la distribución de polos y ceros en este individuo. A partir del individuo
 241 de referencia se generaron variaciones aleatorias dentro del espacio de búsqueda para crear nuevos
 242 individuos y completar la población. Para este caso se asignó una población de 600 individuos. Al
 243 respecto se debe indicar que no existe un mecanismo exacto para definir el número de individuos,
 244 sin embargo, existen algunas recomendaciones en la literatura, pero estas pueden variar en función
 245 de la versión de ED que se utiliza. En aras de obtener una gran precisión se consideró como

246 referencia la recomendación $NP = 20D$, donde D es el número de parámetros a optimizar. Dado
247 que para este problema se optimizan 26 parámetros el valor correspondiente para la población fue
248 de 520, no obstante, siguiendo un mecanismo de prueba y error se ajustó este valor a 600 ya que
249 en algunas versiones que se probaron se observó un pequeño incremento en la precisión. (Qin et al.,
250 2008; Corne et al., 1999).

251 4.4 Resultados y Discusión

252 Se asignaron 15000 generaciones para todas las ejecuciones. En la Tabla 2 se presentan los resultados
253 de las 108 optimizaciones ejecutadas. Para cada combinación de valores de CR y F se calcula el
254 $J(p)$ como una medida de la precisión alcanzada por el modelo. Como se puede observar en esta
255 tabla el mejor resultado se produjo con la versión **BEST1** con $CR = 0,8$ y $F = 0,5$. La precisión
256 alcanzada con este modelo fue de $4,24E - 04V$. Valores muy cercanos a este se pudieron obtener
257 con esta misma versión de ED y con otras que involucran en sus operaciones genéticas al mejor
258 individuo de la población. Por ejemplo, en la versión **CURRENT-TO-BEST1**, se obtuvo un
259 modelo con una precisión de $4,46E - 04V$ con $CR = 1$ y $F = 0,9$. Por otra parte, los peores
260 modelos se obtuvieron con la versión **RAND2**. El modelo más preciso que se obtuvo con esta
261 versión alcanzó un $eRMS$ de $2,15E - 03V$. Este valor difiere considerablemente con el modelo más
262 preciso que se obtuvo con la versión **BEST1**.

263 En cuanto a los parámetros de sintonía CR y F , se puede notar claramente su influencia en los
264 resultados obtenidos. Resulta complicado establecer un determinado patrón, no obstante, existen
265 algunos aspectos que se pueden rescatar. Por ejemplo si se analiza los resultados obtenidos para
266 todas las versiones con $CR = 0,8$ (seis primeras filas de la Tabla 2), se puede notar que conforme
267 sube el valor de F la precisión alcanzada por los modelos va disminuyendo. Este efecto es menos
268 notorio cuando CR es igual a $0,8$ y $0,9$, respectivamente. Para estos casos existen aumentos y
269 disminuciones en la precisión conforme se incrementa F , no obstante, existe una tendencia marcada
270 a perder precisión en los modelos. Esto se puede corroborar si se analizan todos los modelos
271 obtenidos con $F = 1$. En la mayoría de casos, los modelos que se obtuvieron con esta configuración
272 fueron los peores.

273 En la Tabla 3 se presenta los mejores resultados obtenidos en términos de precisión. Analizando
274 los modelos correspondientes, para los cinco casos la dinámica fue repartida de forma idéntica, esto
275 quiere decir que las diferencias en precisión se deben al afinamiento de la ubicación de los polos y
276 los ceros y la precisión con la que fue capturada la no linealidad estática. En la Figura 6 se puede
277 observar el desempeño del modelo obtenido. En esta figura se compara la salida real del sistema
278 con la salida del modelo estimado. Como se puede notar las dos señales van sobrepuestas, esto
279 demuestra la gran precisión alcanzada. De igual manera esto se puede corroborar con la señal de
280 error, la cual muestra valores muy cercanos a cero. Por otra parte, en la Figura 7 se muestra cómo
281 fue capturada la no linealidad estática presente en el sistema real.

282 Para una mejor referencia y para demostrar la eficacia de la ED para resolver el problema de
283 identificación de modelos de Wiener-Hammerstein, en la Tabla 4 se compara el mejor resultado
284 obtenido en este artículo con los resultados obtenidos por otros autores utilizando diferentes
285 métodos de identificación. Considerando el número de parámetros del modelo y la precisión, se
286 puede decir que los resultados obtenidos son bastante aceptables. Para complementar el análisis
287 se obtuvo el $eRMS$ sobre los datos de validación, el valor alcanzado fue de $4,24E - 04V$. Esto
288 demuestra la gran capacidad de predicción del modelo al utilizar datos que no fueron utilizados
289 en la estimación. Referente a la selección del número de generaciones G , al igual que con NP ,
290 no existe un mecanismo para definir con precisión un valor adecuado, no obstante, a través de
291 experimentaciones basadas en prueba y error, se puede establecer un valor apropiado. Para este
292 caso se seleccionó $G = 15000$ luego de realizar algunas pruebas preliminares y observar el gradiente
293 del error entre iteraciones consecutivas. A partir de este valor se pudo notar que la diversidad en la
294 población se agotó y producto de ello no hubo una mejora en la precisión tras varias generaciones.

Tabla 2. Resultados de la identificación no lineal con las diferentes versiones ED (Todos los valores están en Voltios [V]).

CR	F	BEST1	RAND1	RAND2	BEST2	CURRENT TO BEST1	CURRENT TO RAND
0,8	0,5	4,24E-04	2,45E-03	4,48E-03	1,01E-03	5,77E-04	8,68E-04
0,8	0,6	5,64E-04	2,50E-03	6,43E-03	3,08E-03	5,28E-04	8,31E-04
0,8	0,7	9,31E-04	3,60E-03	9,99E-03	6,52E-03	8,33E-04	1,89E-03
0,8	0,8	9,17E-04	5,50E-03	1,40E-02	1,04E-02	1,17E-03	3,85E-03
0,8	0,9	1,91E-03	7,00E-03	1,69E-02	1,34E-02	1,56E-03	5,08E-03
0,8	1,0	2,90E-03	9,80E-03	10,1E-03	7,01E-03	1,07E-03	7,86E-03
0,9	0,5	2,00E-03	7,08E-04	3,23E-03	6,11E-04	5,84E-04	8,37E-04
0,9	0,6	5,46E-04	8,73E-04	8,80E-03	1,96E-03	4,96E-04	8,56E-04
0,9	0,7	4,58E-04	1,90E-03	1,04E-02	6,82E-03	5,65E-04	8,87E-04
0,9	0,8	8,74E-04	4,80E-03	1,57E-02	8,47E-03	6,18E-04	2,19E-03
0,9	0,9	9,16E-04	6,30E-03	1,64E-02	1,43E-02	6,22E-04	5,09E-03
0,9	1,0	1,09E-02	1,09E-02	9,28E-03	7,38E-03	8,96E-04	7,87E-03
1,0	0,5	1,40E-03	9,13E-04	2,15E-03	4,58E-04	1,17E-03	8,41E-04
1,0	0,6	7,61E-04	7,61E-04	4,54E-03	2,17E-03	4,96E-04	8,44E-04
1,0	0,7	2,50E-03	9,23E-04	7,65E-03	3,80E-03	4,52E-04	6,63E-04
1,0	0,8	5,58E-04	2,40E-03	1,39E-02	6,70E-03	4,99E-04	9,26E-04
1,0	0,9	5,08E-04	5,40E-03	1,61E-02	1,01E-02	4,46E-04	3,09E-03
1,0	1,0	4,30E-03	5,60E-03	2,06E-02	1,39E-02	4,56E-03	6,63E-03

Tabla 3. Mejores resultados obtenidos con ED (Todos los valores están en Voltios [V]).

CR	F	$J(p)$	Versión de ED
0,8	0,5	4,24E-04	BEST1
1,0	0,9	4,46E-04	CURRENT TO BEST1
1,0	0,7	4,52E-04	CURRENT TO BEST1
0,9	0,7	4,58E-04	BEST1
1,0	0,5	4,58E-04	BEST2

295 5 Conclusiones

296 A través de la presente investigación se ha podido constatar la eficacia de la evolución diferencial
297 para resolver problemas de optimización complejos. Los resultados obtenidos muestran un
298 desempeño aceptable, no obstante, no ha sido posible alcanzar altas precisiones con todas las
299 versiones. A la vista de los resultados obtenidos, para resolver problemas de estimación similares
300 se recomienda utilizar la versión BEST1 con sus parámetros de sintonía $CR = 0,8$ y $F = 0,5$.
301 Debido a la gran cantidad de tiempo que se requiere para la ejecución de las optimizaciones, resulta
302 complicado hacer una rejilla más estrecha donde se pueda probar más combinaciones de CR y F ,
303 no obstante, sobre la base del mejor resultado obtenido, para futuros trabajos se podría probar
304 pequeñas variaciones al rededor de 0,8 y 0,5 para CR y F , respectivamente. Por otra parte, como
305 trabajo futuro se podría evaluar el desempeño de las versiones adaptativas de evolución diferencial,
306 donde los valores de CR y F se puedan ir adaptando conforme evoluciona el algoritmo.

Tabla 4. Medidas de rendimiento sobre datos comparativos (SYSID'09). Todos los valores se muestran en mV. θ indica el número de parámetros utilizados para el modelo.

Method/Technique	$J(p)$ (mV)	θ
Estimación no paramétrica del BLA, QBLA. (Schoukens et al. (2014))	0.278	44
Clasificación de polos y ceros utilizando el QBLA. (Westwick and Schoukens (2012a))	0.286	26
Parametrización fraccional. (Vanbeylen (2014))	0.295	26
Método avanzado. (Sjöberg et al. (2012))	0.30	64
WH-EA.	0.306	26
Método de fuerza bruta. (Sjöberg et al. (2012))	0.31	30
Técnica de escaneo (Westwick and Schoukens (2012b))	0.370	-
Evolución diferencial (este artículo).	0.42	26
Estimación polinomial en espacio de estados. (Paduart et al. (2012))	0.42	797
Modelo generalizado de Hammerstein-Wiener. (Wills and Ninness (2012))	0.481	47
Optimización incremental. (Tan et al. (2012))	0.679	25
LS-SVMs. (Falck et al. (2009))	4.070	-
Cultura biosocial. (Naitali and Giri (2016))	8.546	34

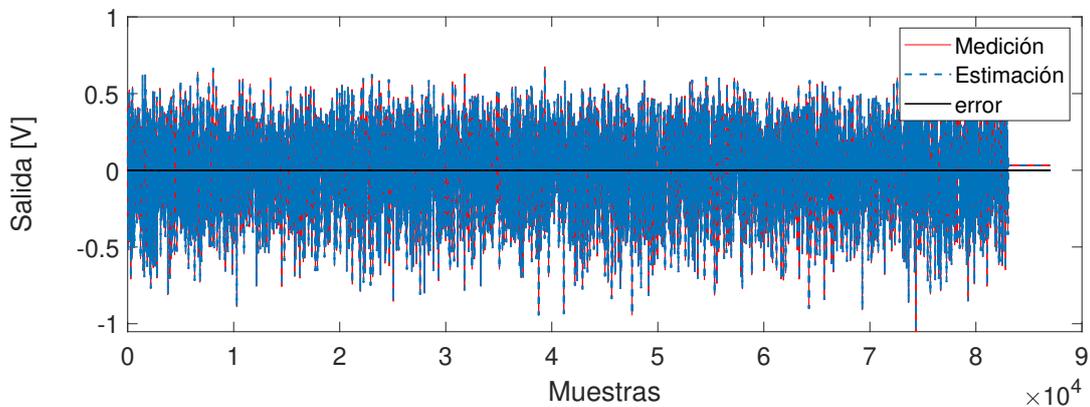


Figura 6. Evaluación de desempeño del mejor modelo obtenido con ED. Señal de salida medida (rojo). Señal de salida del modelo estimado (azul). Error en la estimación (negro).

Referencias

- S. I. Biagiola and J. L. Figueroa. Identificación robusta de modelos Wiener y Hammerstein. *RIAI - Revista Iberoamericana de Automatica e Informatica Industrial*, 6(2):98–107, 2009. ISSN 16977920. doi: 10.1016/S1697-7912(09)70098-6.

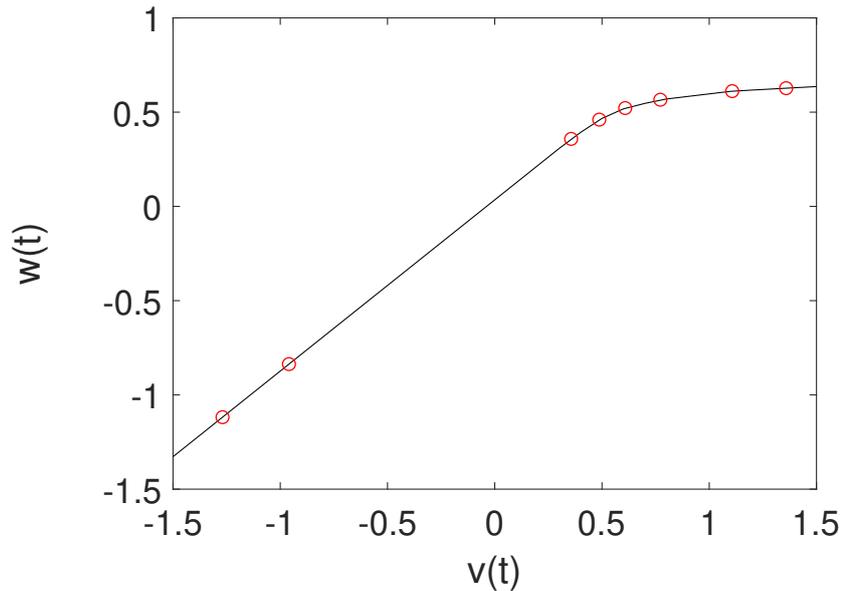


Figura 7. Localización de los puntos asignados para capturar la no linealidad estática (rojo). Interpolación de la no linealidad estática (negro)

- S. A. Billings. *Nonlinear system identification: NARMAX methods in the time, frequency, and spatio-temporal domains*. John Wiley & Sons, 2013.
- D. Corne, M. Dorigo, F. Glover, D. Dasgupta, P. Moscato, R. Poli, and K. V. Price. *New ideas in optimization*. McGraw-Hill Ltd., UK, 1999.
- M. Enqvist and L. Ljung. Linear approximations of nonlinear FIR systems for separable input processes. *Automatica*, 41(3):459–473, 2005. ISSN 00051098. doi: 10.1016/j.automatica.2004.11.016.
- T. Falck, K. Pelckmans, J. A. Suykens, and B. De Moor. Identification of wiener-hammerstein systems using ls-svms. *IFAC Proceedings Volumes*, 42(10):820–825, 2009.
- F. Giri and E.-W. Bai. *Block-oriented nonlinear system identification*, volume 1. Springer, 2010.
- K. J. Keesman and K. J. Keesman. *System identification: an introduction*, volume 2. Springer, 2011.
- I. Kollár, R. Pintelon, and J. Schoukens. Frequency domain system identification toolbox for matlab. *IFAC Proceedings Volumes*, 24(3):1243–1247, 1991.
- L. Ljung and R. Singh. Version 8 of the matlab system identification toolbox. *IFAC Proceedings Volumes*, 45(16):1826–1831, 2012.
- A. Naitali and F. Giri. Wiener–hammerstein system identification—an evolutionary approach. *International Journal of Systems Science*, 47(1):45–61, 2016.
- T. Ogunfunmi. *Adaptive nonlinear system identification: The Volterra and Wiener model approaches*. Springer Science & Business Media, 2007.

- J. Paduart, L. Lauwers, R. Pintelon, and J. Schoukens. Identification of a wiener–hammerstein system using the polynomial nonlinear state space approach. *Control Engineering Practice*, 20(11):1133–1139, 2012.
- K. V. Price. Differential evolution. In *Handbook of optimization*, pages 187–214. Springer, 2013.
- A. K. Qin, V. L. Huang, and P. N. Suganthan. Differential evolution algorithm with strategy adaptation for global numerical optimization. *IEEE transactions on Evolutionary Computation*, 13(2):398–417, 2008.
- E. M. Sánchez Márquez, H. J. Puga Soberanes, and Mancilla Espinoza. Algoritmo de evolución diferencial con reparador cromosómico aplicado a un problema de secuenciación de vehículos. *Research in Computing Science*, 148(8):279–292, 2019. ISSN 1870-4069. doi: 10.13053/rcs-148-8-21.
- J. Schoukens, J. Suykens, and L. Ljung. Wiener-hammerstein benchmark. In *15th IFAC Symposium on System Identification, Saint-Malo, France, July, 2009*, 2009.
- M. Schoukens. Identification of parallel block-oriented models starting from the best linear approximation. *Brussels, Belgium: Vrije Universiteit Brussel (VUB)*, 2015.
- M. Schoukens, R. Pintelon, and Y. Rolain. Identification of wiener–hammerstein systems by a nonparametric separation of the best linear approximation. *Automatica*, 50(2):628–634, 2014.
- J. Sjöberg and J. Schoukens. Initializing wiener–hammerstein models based on partitioning of the best linear approximation. *Automatica*, 48(2):353–359, 2012.
- J. Sjöberg, L. Lauwers, and J. Schoukens. Identification of wiener–hammerstein models: Two algorithms based on the best split of a linear model applied to the sysid’09 benchmark problem. *Control Engineering Practice*, 20(11):1119–1125, 2012.
- M. A. Sotelo-Figueroa, A. Hernández-Aguirre, A. Espinal, and J. A. Soria-Alcaraz. Evolución diferencial con perturbaciones Gaussianas. *Research in Computing Science*, 94(1):111–122, 2015. ISSN 1870-4069. doi: 10.13053/rcs-94-1-9.
- R. Storn and K. Price. Differential evolution—a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces. *Journal of global optimization*, 11(4):341–359, 1997.
- A. H. Tan, H. K. Wong, and K. Godfrey. Identification of a wiener–hammerstein system using an incremental nonlinear optimisation technique. *Control Engineering Practice*, 20(11):1140–1148, 2012.
- S. C. Toranzo and G. Leguizamón. Evolución diferencial con factor de mutación dinámico. *XVIII Congreso Argentino de Ciencias de la Computación*, 2012. URL <http://hdl.handle.net/10915/23601>.
- L. Vanbeylen. A fractional approach to identify wiener–hammerstein systems. *Automatica*, 50(3):903–909, 2014.
- D. T. Westwick and J. Schoukens. Classification of the poles and zeros of the best linear approximations of wiener-hammerstein systems. *IFAC Proceedings Volumes*, 45(16):470–475, 2012a.
- D. T. Westwick and J. Schoukens. Initial estimates of the linear subsystems of wiener–hammerstein models. *Automatica*, 48(11):2931–2936, 2012b.
- A. Wills and B. Ninness. Generalised hammerstein–wiener system estimation and a benchmark application. *Control Engineering Practice*, 20(11):1097–1108, 2012.
- J. Zambrano, J. Sanchis, J. Herrero, and M. Martínez. Wh-ea: an evolutionary algorithm for wiener-hammerstein system identification. *Complexity*, 2018, 2018.

J. Zambrano, J. Sanchis, J. Herrero, and M. Martínez. A unified approach for the identification of wiener, hammerstein, and wiener–hammerstein models by using wh-ea and multistep signals. *Complexity*, 2020, 2020.

J. Zhang and A. C. Sanderson. Related Work and Background. *Adaptive Differential Evolution*, 1:5–13, 2009. doi: 10.1007/978-3-642-01527-4_2.

6 BIOGRAFÍA



Quizhpe Cárdenas Carlos Eduardo. El autor es estudiante del programa de Maestría en Electrónica y Automatización. Él obtuvo su título de Ingeniero en Electrónica y Automatización en el 2016 por la Universidad Politécnica Salesiana. Actualmente se desempeña como Docente - Inspector en la Unidad Educativa Técnico Salesiano



Julio Zambrano Abad. El autor es doctor en Automática, Robótica e Informática Industrial por la Universidad Politécnica de Valencia, Valencia-España. Obtuvo también su título de Magíster en Automatización y Control Industrial en la Escuela Superior Politécnica del Litoral, Guayaquil-Ecuador.