





Vol. 14/ No. 54/Winter 2025

Research Article

Use of Wiener-Hammerstein (WH) Model Optimized with Genetic Algorithm in Identification of Photovoltaic System

Iman Sohrabi Moghadam Chafjiri, PhD Student¹  | Alireza Azadbar, Assistant Professor^{2*}  | Abbas Ghadimi, Assistant Professor³  | Seyed Javad Mousavi, Assistant Professor⁴ 

¹ Department of Electrical Engineering, Rasht Branch, Islamic Azad university, Rasht, Iran, sohrabimoghadam68@gmail.com

² Department of Medical Radiation Engineering, Lahijan Branch, Islamic Azad university, Lahijan, Iran, Al.azadbar@iau.ac.ir

³ Department of Electrical Engineering, Lahijan Branch, Islamic Azad university, Lahijan, Iran, abbas.ghadimi@iau.ac.ir

⁴ Department of Physics, Rasht Branch, Islamic Azad university, Rasht, Iran, jm6197@gmail.com

Correspondence

Alireza Azadbar, Assistant Professor, Department of Medical Radiation Engineering, Lahijan Branch, Islamic Azad university, Lahijan, Iran, Al.azadbar@iau.ac.ir

Received: 14 November 2023

Revised: 8 January 2024

Accepted: 17 February 2024

Abstract

System identification is a method of identification or measuring a mathematical model of a system by measuring the inputs and outputs of the system. In this paper we apply the Genetic Algorithm (GA) approach to model a photovoltaic (PV) systems with a Wiener-Hammerstein structure. Non-linear dynamic systems have both dynamic elements (energy storage elements) and in these types of systems there are non-linear relationships between some variables. If in such systems it can be assumed that dynamic parts and non-linear parts are separable, they can be modeled with the structures of block-oriented models. These types of models are composed of a combination of linear dynamic block(s) and static nonlinear block(s). This approach is concerned with the estimation of a photovoltaic (PV) system based on observed data. The nonlinear input and output are taken from the irradiance and DC output current data of the real system, respectively. The simulation results revealed the effectiveness and robustness of the proposed model using a genetic algorithm. The simulation results show an MSE value of 0.000774 for normal operation of the PV system and 0.009863 for the shading effect between the estimated and reference information rates.

Keywords: System Identification, Wiener-Hammerstein Model, Photovoltaic (PV) System, Genetic Algorithm.

Highlights

- Identifying the photovoltaic system in normal and shadow operating conditions.
- Using the block-oriented model.
- Using Wiener-Hammerstein model optimized with genetic algorithm.

Citation: I. Sohrabi Moghadam Chafjiri, A. Azadbar, A. Ghadimi, and S.J. Mousavi, "Use of Wiener-Hammerstein (WH) Model Optimized with Genetic Algorithm in Identification of Photovoltaic System," *Journal of Southern Communication Engineering*, vol. 14, no. 54, pp. 35–46, 2025, doi:10.30495/jce.2025.1993480.1328, [in Persian].

مقاله پژوهشی

استفاده از مدل وینر-همرشتاین بهینه شده با الگوریتم ژنتیک در شناسایی سیستم فتوولتائیک

ایمان سهرابی مقدم چافجیری^۱ | علیرضا آزادبر*^۲ | عباس قدیمی^۳ | سید جواد موسوی^۴

چکیده:

شناسایی سیستم بدست آوردن مدل ریاضی یک پدیده (مثلاً سیستم دینامیکی) به کمک اطلاعات آزمایشگاهی است. در این مقاله از الگوریتم ژنتیک (GA) برای مدل‌سازی سیستم فتوولتائیک (PV) با استفاده از ساختار وینر-همرشتاین استفاده شده است. سیستم‌های دینامیکی غیرخطی دارای هر دو عنصر پویا (عناصر ذخیره انرژی) هستند و در این نوع سیستم‌ها بین برخی از متغیرها روابط غیرخطی وجود دارد. اگر در چنین سیستم‌هایی بتوان فرض کرد که قسمت دینامیکی و غیرخطی قابل تفکیک هستند، می‌توان آن‌ها را با ساختارهای مدل‌های بلوک‌گرا مدل‌سازی کرد. این نوع مدل‌ها از ترکیب بلوک‌های (های) دینامیک خطی و بلوک‌های (های) غیرخطی استاتیک تشکیل شده‌اند. این رویکرد به تخمین یک سیستم فتوولتائیک براساس داده‌های مشاهده شده مربوط می‌شود. ورودی و خروجی غیرخطی به ترتیب از داده‌های تابش و جریان خروجی DC سیستم واقعی گرفته شده است. نتایج شبیه‌سازی اثربخشی مدل پیشنهادی را با استفاده از الگوریتم ژنتیک نشان می‌دهد. نتایج شبیه‌سازی مقدار میانگین مربعات خطا (MSE) 0.000774 را برای عملکرد عادی سیستم فتوولتائیک و 0.009863 را برای اثر سایه بین نرخ‌های اطلاعات تخمینی و واقعی نشان می‌دهد.

کلیدواژه‌ها: شناسایی سیستم، مدل وینر-همرشتاین، سیستم فتوولتائیک، الگوریتم ژنتیک.

^۱ گروه مهندسی برق، واحد رشت، دانشگاه آزاد اسلامی، رشت، ایران
sohrabimoghadam68@gmail.com

^۲ گروه مهندسی پرتویزشکی، واحد لاهیجان، دانشگاه آزاد اسلامی، لاهیجان، ایران
al.azadbar@iau.ac.ir

^۳ گروه مهندسی برق، واحد لاهیجان، دانشگاه آزاد اسلامی، لاهیجان، ایران
abbas.ghadimi@iau.ac.ir

^۴ گروه فیزیک، واحد رشت، دانشگاه آزاد اسلامی، رشت، ایران
jm6197@gmail.com

نویسنده مسئول

*علیرضا آزادبر، استادیار، گروه مهندسی پرتویزشکی، واحد لاهیجان، دانشگاه آزاد اسلامی، لاهیجان، ایران
al.azadbar@iau.ac.ir

تاریخ دریافت: ۲۳ آبان ۱۴۰۲

تاریخ بازنگری: ۱۸ دی ۱۴۰۲

تاریخ پذیرش: ۲۸ بهمن ۱۴۰۲

<https://doi.org/10.30495/jce.2025.1993480.1328>

۱-مقدمه

هدف از شناسایی سیستم^۱، به دست آوردن یک مدل ریاضی از یک پدیده با استفاده از اطلاعات آزمایشگاهی است. این تعریف نشان‌دهنده اهمیت این تکنیک در زمینه‌های مختلف مهندسی از جمله شناسایی سیستم‌های بیولوژیکی، فرآیندهای صنعتی، سیستم‌های اقتصادی، هوافضا و خودروسازی است. هدف از مدل‌سازی، تحلیل مهندسی، شبیه‌سازی، اندازه‌گیری وضعیت، پیش‌بینی و کنترل است. مراحل زیر برای شناسایی سیستم انجام می‌شود:

۱. انتخاب یک کلاس مدل براساس دانش پایه

۲. طراحی ورودی، آزمایش و جمع‌آوری داده‌ها

۳. پارامترسازی کلاس مدل

۴. تخمین پارامترهای مدل

¹ System identification

۵. ارزیابی مدل براساس تابع هدف

اخیراً شناسایی سیستم توجه بسیاری از محققین و دست‌اندرکاران را به خود جلب کرده است زیرا در مدل‌سازی بسیاری از سیستم‌ها با استفاده از رویکردهای مدل‌سازی فیزیکی مشکل وجود دارد. مدل‌های ریاضی تجربی خوب که کاربردهای عملی متنوعی را در زمینه‌های مختلف مهندسی نشان می‌دهند، برای رفع نیازهای مختلف موردنیاز هستند [۱]. این نیازها ممکن است شامل درک و تحلیل محدودیت‌های سیستم‌های موجود، پیش‌بینی و شبیه‌سازی آزمایش‌های جدید، یا طراحی یا اصلاح آزمایش‌های جدید باشد. برخلاف بسیاری از روش‌های یادگیری ماشین، شناسایی سیستم بینش بیشتری در مورد ساختار و پویایی سیستم می‌دهد. یک رویکرد بسیار رایج در شناسایی سیستم‌ها استفاده از روش‌های ساختار مدل مورد استفاده در این کار است. از آنجایی که مدل تقریبی از سیستم واقعی است، باید تعادلی بین پیچیدگی ساختار مدل و ساختار مدل ایجاد شود. صحت این پیش‌بینی‌ها در بسیاری از موارد می‌تواند از مدل‌های خطی برای ایجاد پیش‌بینی‌های دقیق از رفتار یک سیستم استفاده کرد، به ویژه اگر عملکرد آن محدود به یک منطقه کوچک باشد. با این حال، اگر مدل موردنیاز برای پوشش یک محدوده بزرگتر باشد، یک مدل غیرخطی مورد نیاز است. یکی از چالش‌برانگیزترین مشکلات در شناسایی یک سیستم غیرخطی، انتخاب ساختار مدل مناسب است. در حال حاضر، چندین ساختار مبتنی بر شبکه‌های عصبی [۲]، مدل‌های بلوک‌گرا [۳-۴]، سری ولتر^۱ [۵]، مدل‌سازی سری‌های زمانی [۶] و مدل‌های فازی [۷] وجود دارد. مطالعه‌ای بر روی روش‌های جعبه سیاه برای شناسایی غیرخطی توسط [۸] انجام شد. سیستم‌های دینامیکی غیرخطی هم دارای عناصر دینامیکی (عناصر ذخیره انرژی) هستند و هم روابط غیرخطی بین برخی از متغیرها در این نوع سیستم‌ها وجود دارد. در چنین سیستم‌هایی می‌توان فرض کرد که بخش‌های دینامیکی و غیرخطی قابل تفکیک هستند و می‌توان آن‌ها را با استفاده از مدل‌های بلوک‌گرا مدل‌سازی کرد. این مدل‌ها از ترکیب بلوک‌های دینامیکی خطی و بلوک‌های غیرخطی استاتیک تشکیل شده‌اند. مدل‌های بلوک‌گرا می‌تواند براساس نحوه قرارگیری عوامل دینامیکی غیرخطی و خطی تقسیم کرد:

مدل وینر: در این مدل سیگنال ورودی ابتدا توسط تابع تبدیل خطی فیلتر شده و سپس وارد ضریب غیر خطی می‌شود. این مدل یک حالت ساده شده از مدل سری وینر است [۹-۱۷].

مدل هم‌رشتاین: در این مدل ابتدا ورودی وارد بلوک غیرخطی می‌شود و سپس سیگنال حاصل توسط تابع تبدیل خطی فیلتر می‌شود. [۱۸-۲۶]

مدل هم‌رشتاین- وینر: این مدل از ترکیب یک سری دو عامل غیرخطی با یک تابع تبدیل خطی بین آن‌ها تشکیل شده است. [۲۷-۳۰]

مدل وینر- هم‌رشتاین^۲: چنین مدلی با ترکیب سری مدل وینر و مدل هم‌رشتاین ایجاد می‌شود. یعنی از دو تابع تبدیل خطی تشکیل شده است که بین آن‌ها یک ضریب غیرخطی وجود دارد. [۳۱-۴۰]

در این مقاله، ما در درجه اول با سیستم‌های غیرخطی از نوع وینر- هم‌رشتاین سروکار داریم. این نوع سیستم‌ها دارای ساختارهای ساده‌ای هستند که از یک سری ترکیب یک قسمت غیرخطی استاتیک با دو قسمت خطی دینامیک تشکیل شده است. در بسیاری از موارد، بخش خطی به عنوان فیلتر مدل‌سازی می‌شود و اصطلاحات سیستم خطی و فیلتر به جای یکدیگر استفاده می‌شوند. یکی از مزایای این مدل این است که رفتار غیرخطی را به صورت استاتیک و رفتار خطی را به صورت دینامیکی در نظر می‌گیرد. این ساختارها بسیار ساده هستند و به طور مکرر در بسیاری از کاربردها کنترل استفاده شده است. شناسایی‌های زیادی برای این سازه‌ها ایجاد شده است. رویکردهای بسیاری برای شناسایی پارامترهای سیستم‌های وینر- هم‌رشتاین توسط دانشگاهیان و مهندسان ارائه شده است.

در [۳۱]، یک رویکرد جدید برای شناسایی ساختارهای مدل وینر- هم‌رشتاین توسعه داده شده است. در مرحله اول، سیستم توسط مجموعه‌ای از ورودی‌های ثابت راه‌اندازی می‌شود تا غیرخطی بودن سیستم را به تصویر بکشد. در مرحله دوم، یک رویکرد شناسایی مبتنی بر تحلیل طیفی با استفاده از سیگنال‌های ورودی دوره‌ای برای تعیین پارامترهای عناصر خطی ایجاد می‌شود. در روش حاضر از مفاهیم بسیار جالبی مانند تحلیل فوریه، رویکرد فرکانس و تحلیل طیف استفاده شده است. در [۳۲]،

¹ Volterra

² Wiener-Hammerstein

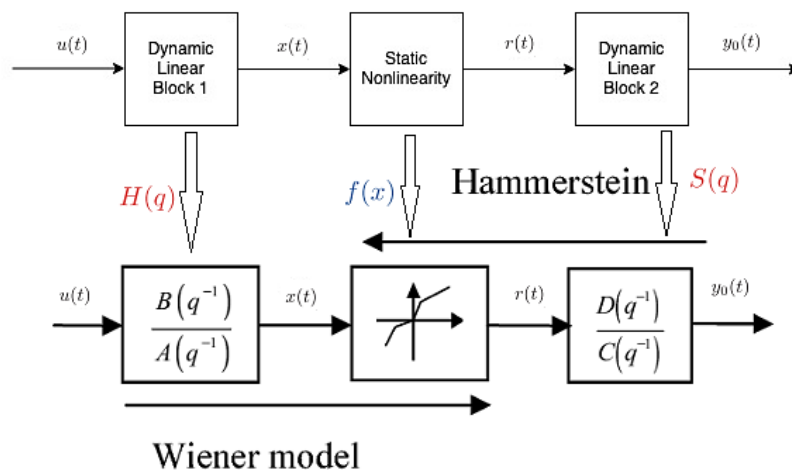
سیستم‌های دینامیکی غیرخطی توسط یک سری ولترا تقریبی شده‌اند. برای استفاده از نمایش ولترا، پیوندی بین نمایش ولترا و مدل موازی وینر- هم‌رشتاین براساس جداسازی چندجمله‌ای چند متغیره برقرار می‌شود. سپس مشکل جداسازی اصلاح شده پارامترهای مدل موازی وینر- هم‌رشتاین سیستم حل می‌شود. در [۳۳]، شناسایی مدل وینر- هم‌رشتاین به عنوان یک مسأله بهینه‌سازی چند هدفه بیان شده است. دقت با میانگین مربعات خطا^۱ بین خروجی واقعی و تخمین کمی محاسبه شده است. در [۳۴]، یک روش یادگیری ترکیبی برای دسته‌بندی، بنام جنگل تصادفی تکرارشونده^۲ (RF) را به عنوان جایگزینی برای انتخاب دینامیکی ترکیبی پیشنهاد شده است.

در این مطالعه نشان می‌دهیم که می‌توان با حل یک مسئله بهینه‌سازی، یک مدل وینر- هم‌رشتاین را با الگوریتم ژنتیک^۳ به دست آورد. با توجه به ماهیت غیرخطی سیستم و پیچیدگی ریاضی روش‌های کلاسیک و یا خطای تخمین بالای این روش‌ها در شناسایی سیستم‌های غیرخطی، در این مقاله از الگوریتم ژنتیک که در دسته‌بندی روش‌های مدرن قرار می‌گیرد، استفاده می‌شود.

بقیه این مقاله به شرح زیر سازماندهی شده است. در بخش ۲، روشی برای شناسایی سیستم‌های وینر- هم‌رشتاین معرفی شده است. بیان مسئله بهینه‌سازی در بخش ۳ ارائه شده است تا نتایج خوب و کاربرد عملی روش‌های شناسایی پیشنهادی را نشان دهد. بخش ۴ نتایج شبیه‌سازی را ارائه می‌کند. در نهایت، در بخش ۵، نتیجه‌گیری ارائه شده است.

۲- شرح سیستم مورد مطالعه

هدف از شناسایی سیستم، یافتن مدلی است که بهترین پیش‌بینی‌ها را از خروجی یک سیستم داشته باشد. روش کار به این صورت است که یک تابع هزینه مشخص می‌شود و مدلی جستجو می‌شود که این تابع هزینه را به حداقل می‌رساند. از آنجایی که مدل تقریبی از سیستم واقعی است، باید تعادلی بین پیچیدگی ساختار مدل و دقت این پیش‌بینی‌ها برقرار شود. در بسیاری از موارد می‌توان از مدل‌های خطی برای تولید پیش‌بینی‌های دقیق از رفتار یک سیستم استفاده کرد. یکی از مدل‌های غیرخطی رایج، مدل‌های بلوک‌دار، از جمله مدل‌های وینر و هم‌رشتاین است. (شکل ۱) [۴۱]. در مدل وینر- هم‌رشتاین ارائه شده در شکل ۱، ورودی $u(t)$ و خروجی $y_0(t)$ قابل اندازه‌گیری هستند در حالی که متغیرهای داخلی $x(t)$ و $r(t)$ قابل اندازه‌گیری نیستند.



Wiener model

شکل ۱: مدل وینر- هم‌رشتاین

Figure 1: Wiener-Hammerstein model

ساختار مدل کلاسیک نوع وینر- هم‌رشتاین توسط [۴۲-۴۳] شرح داده شده است:

$$x(t) = H(q)u(t) \quad (1)$$

¹ Mean Square Error

² Random Forest

³ Genetic Algorithm

$$r(t) = f(x(t)) \quad (2)$$

$$y_0(t) = s(q)r(t) \quad (3)$$

فرض کنید که توابع انتقال $S(q)$ و $H(q)$ به صورت زیر داده شده‌اند:

$$s(q) = \frac{D(q^{-1})}{C(q^{-1})} = \frac{b_0 + b_1q^{-1} + \dots + b_n b q^{-nb}}{a_0 + a_1q^{-1} + \dots + b_{na}q^{-na}} \quad (4)$$

$$H(q) = \frac{B(q^{-1})}{A(q^{-1})} = \frac{d_0 + d_1q^{-1} + \dots + d_{nd}q^{-nd}}{c_0 + c_1q^{-1} + \dots + c_{nc}q^{-nc}} \quad (5)$$

بر این اساس، خروجی سیستم $y_0(t)$ به صورت تحلیلی با ورودی سیستم $u(t)$ با معادله زیر مرتبط است:

$$y_0(t) = s(q)f(H(q)u(t)) \quad (6)$$

آنچه مسلم است این است که هرچه درجه چندجمله‌ای بالاتر باشد، مدل دقیق‌تر است، اما از طرف دیگر، هرچه درجه چند جمله‌ای کمتر باشد، مدل ساده‌تر و قابل استفاده‌تر است. بنابراین در شناسایی سیستم ابتدا ساده‌ترین ساختار (مدل چند جمله‌ای درجه یک - خطی) در نظر گرفته می‌شود. اگر از چنین مدلی جواب مثبت نگیریم، به سراغ چند جمله‌ای‌های مرتبه بالاتر (سه، چهار، ...) می‌رویم.

۳- بیان مسئله بهینه‌سازی

روش شناسایی وینر- هم‌رشتاین ارائه شده در بخش‌های قبلی با استفاده از مجموعه‌ای از داده‌های اندازه‌گیری واقعی به دست آمده از یک سیستم فتوولتائیک^۱ تأیید شد. در بسیاری از موارد، بخش خطی به عنوان یک فیلتر مدل‌سازی می‌شود و اصطلاحات سیستم خطی و فیلتر به جای یکدیگر استفاده می‌شوند. معادلات حاکم برای مدل غیرخطی وینر- هم‌رشتاین به شرح زیر است:

$$x = a_1u^2 + a_2u + a_3 \quad (7)$$

$$F[x] = \frac{b_1z + b_2}{c_1z^2 + c_2z + c_3} \quad (8)$$

$$y_{\text{estimated}} = d_1r^2 + d_2r + d_3 \quad (9)$$

تابع هزینه که میانگین مربعات خطا نامیده می‌شود، معمولاً به عنوان یک تابع میانگین زمانی بیان می‌شود که با معادله ۱۰ تعریف می‌شود. در این مطالعه، یک رویکرد جستجوی کاملاً متفاوت، مبتنی بر نظریه محاسبات تکاملی، توسط الگوریتم ژنتیک توسعه یافته است. در نهایت، منحصر به فرد بودن تابع هزینه تعریف شده توسط معادله ۱۰ تضمین شده است.

$$\text{cost function} = \min(J(\theta_{\text{estimated}})) = \min\left(\frac{1}{N_e} \sum_{t=1}^{N_e} (y(t) - y_{\text{estimated}}(t/\theta_{\text{estimated}}))^2\right) \quad (10)$$

که در آن N_e تعداد نقاط داده در رکورد ورودی- خروجی اندازه‌گیری شده است. جایی که $Y_{\text{estimated}}/\theta_{\text{estimated}}$ نشان‌دهنده بهترین پیش‌بینی خروجی سیستم $y_0(t)$ با استفاده از مدل القا شده توسط تخمین بردار پارامتر تخمین شده است. الگوریتم ژنتیک یک تکنیک جستجو در علوم کامپیوتر برای یافتن راه‌حل تقریبی برای مسائل بهینه‌سازی است. الگوریتم ژنتیک نوع خاصی از الگوریتم تکاملی است که از تکنیک‌های بیولوژیکی مانند وراثت و جهش استفاده می‌کند.

۴- نتایج حاصل از شبیه‌سازی

در این مقاله از الگوریتم ژنتیک به عنوان بهینه‌ساز در فرآیند شناسایی برای به حداقل رساندن خطای خروجی استفاده شده است. پارامترهای الگوریتم ژنتیک به ترتیب ۵۰، ۰.۷، ۰.۲ و ۵۰ برای اندازه جمعیت، احتمال تقاطع، احتمال جهش و تعداد تکرار انتخاب شدند.

¹ Photovoltaic

مورد ۱: سیستم فتوولتائیک تحت عملکرد عادی: تابع انتقال از ورودی و خروجی برای شرایط عملکرد عادی به صورت [۴۴] داده می‌شود:

$$F[z] = \frac{z}{z^3 + 0.02566z^2 + 0.08104z - 0.03689} \quad (11)$$

داده‌های ورودی: تابش (W/m²)

داده‌های خروجی: جریان خروجی DC.

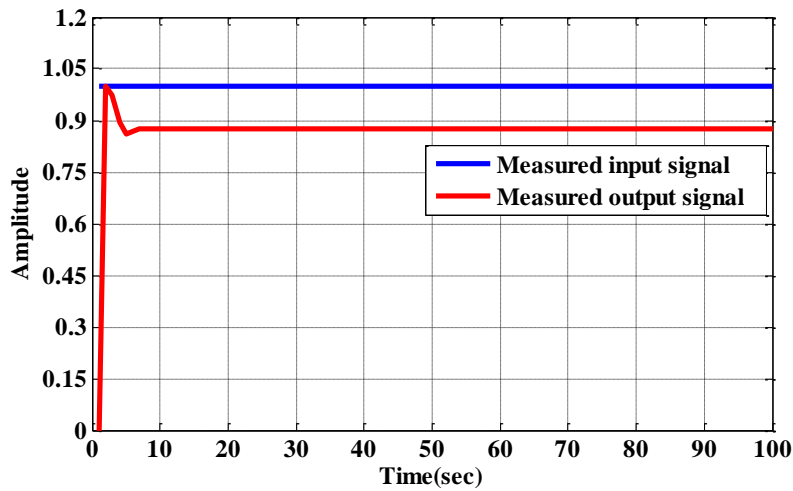
حالت ۲: عملیات سایه‌زنی سیستم فتوولتائیک: توابع انتقال از ورودی و خروجی برای عملیات سایه‌زنی برای مدل سیستم فتوولتائیک برای تک ورودی- تک خروجی به شرح زیر است [۴۴]:

$$F[z] = \frac{z^2}{z^3 + 0.144z^2 - 0.5278z - 0.03807} \quad (12)$$

داده‌های ورودی: تابش (W/m²)

داده‌های خروجی: جریان خروجی DC.

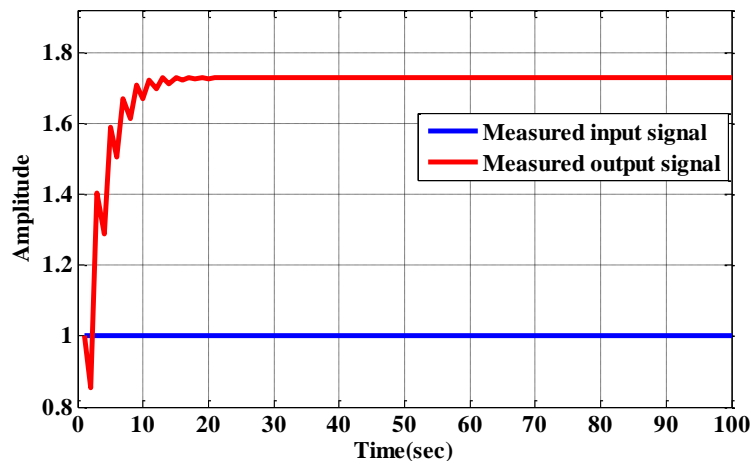
سیگنال‌های اندازه‌گیری شده برای تابع انتقال ۱۱ در شکل ۲ نشان داده شده است.



شکل ۲: سیگنال ورودی و خروجی اندازه‌گیری شده

Figure 2: Measured input and output signal

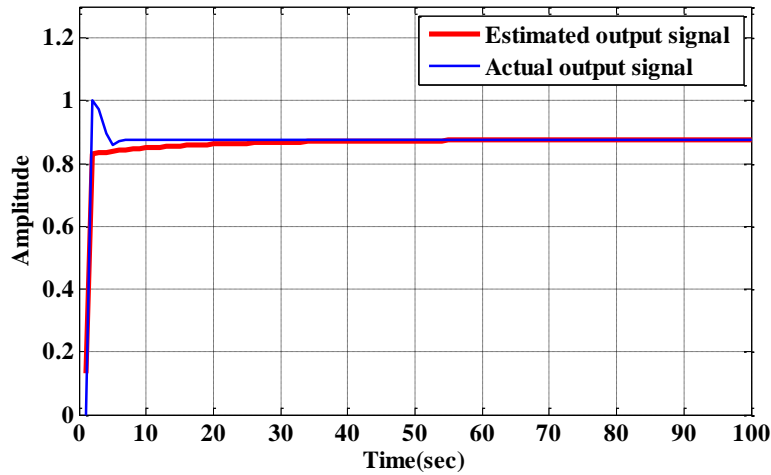
سیگنال‌های اندازه‌گیری شده برای تابع انتقال ۱۲ در شکل ۳ نشان داده شده است.



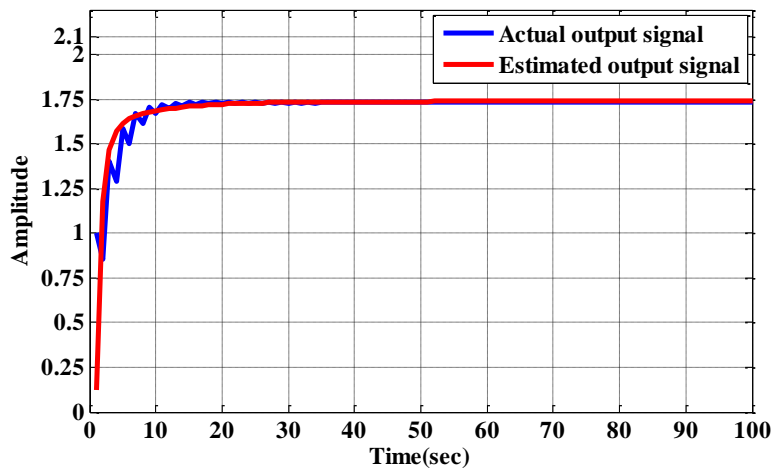
شکل ۳: سیگنال ورودی و خروجی اندازه‌گیری شده

Figure 2: Measured input and output signal

علاوه بر این، خروجی‌های مدل آزمایشی برای ۱۰۰ نقطه داده برای تحت عملکرد عادی در شکل ۴ و برای عملیات سایه‌زنی سیستم در شکل ۵ نشان داده شده است که یک خطای کوچک در شکل مشخص شده است.

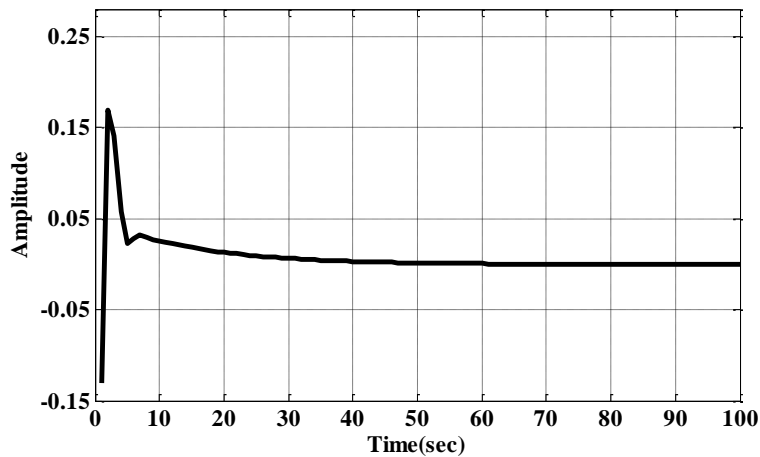


شکل ۴. مقایسه پاسخ‌های شبیه‌سازی شده
Figure 4. Comparison of simulated responses

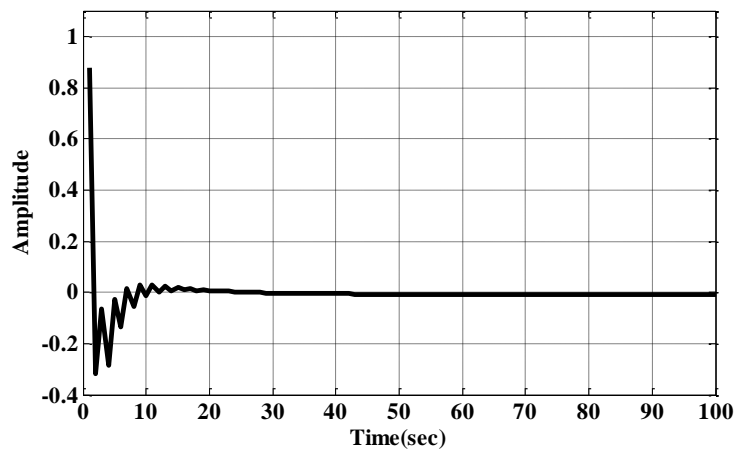


شکل ۵. مقایسه پاسخ‌های شبیه‌سازی شده
Figure 4. Comparison of simulated responses

اعتبارسنجی مدل با استفاده از خروجی واقعی و خروجی‌های به دست آمده از مدل برای تأیید عملکرد طرح پیشنهادی، همانطور که نشان داده شده است، انجام شد. مشاهده می‌شود که خروجی‌های مدل الگوریتم‌های شناسایی بهتر می‌توانند با خروجی‌های واقعی سیستم مطابقت داشته باشند. الگوریتم پیشنهادی کمترین خطای مدل را دارد که نشان می‌دهد یک الگوریتم شناسایی برجسته است. تفاوت بین خروجی‌های اندازه‌گیری شده و تخمینی برای تحت عملکرد عادی در شکل ۶ و برای عملیات سایه‌زنی سیستم در شکل ۷ نشان داده شده است.

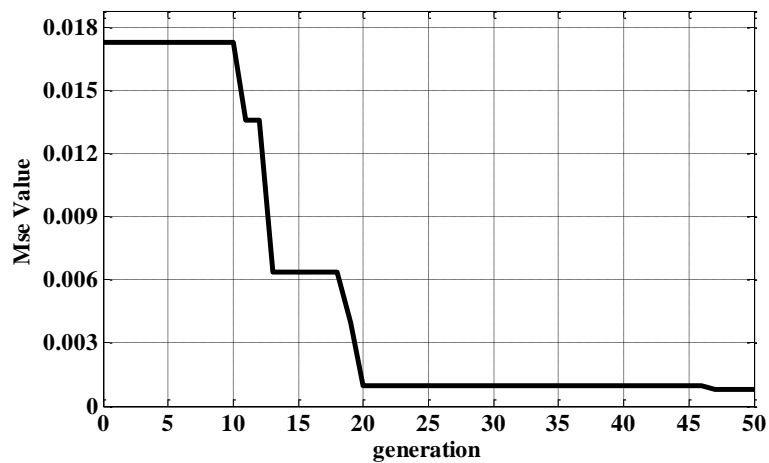


شکل ۶. خطای تخمین
Figure 6. Estimation Error

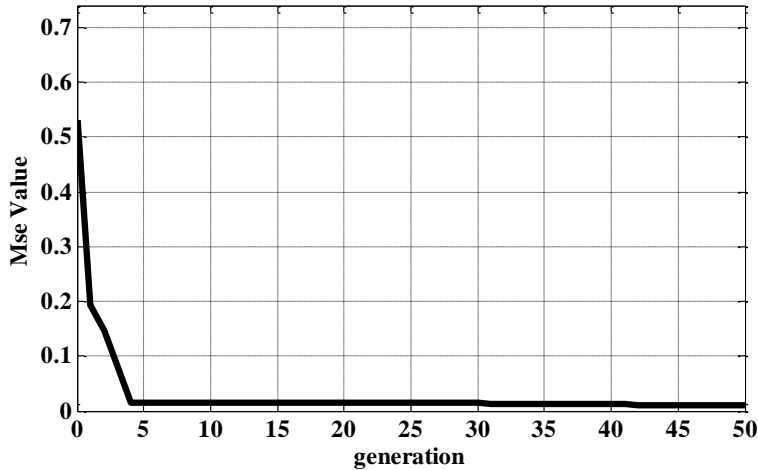


شکل ۷. خطای تخمین
Figure 6. Estimation Error

تغییرات در میانگین مربعات خطا برای تحت عملکرد عادی در شکل ۸ و برای عملیات سایه‌زنی سیستم در شکل ۹ به صورت گرافیکی برای ۵۰ عدد نسل ارائه شده است. مدل وینر- هم‌رشتاین براساس عملکرد عادی سیستم فتوولتائیک دارای مقادیر میانگین مربعات خطا $0/000774$ و $0/009863$ برای اثر سایه‌زنی است.



شکل ۸. میانگین مربعات خطا در نسل‌های مختلف الگوریتم ژنتیک
Figure 8. Mean square error in different generations of genetic algorithm



شکل ۹. میانگین مربعات خطا در نسل‌های مختلف الگوریتم ژنتیک

Figure 8. Mean square error in different generations of genetic algorithm

بردار پارامتر ناشناخته θ که با استفاده از الگوریتم ژنتیک تخمین زده می‌شود در جدول ۱ برای سیستم فتوولتائیک در شرایط عملیاتی عادی و سیستم‌های فتوولتائیک تحت سایه در جدول ۲ آورده شده است.

جدول ۱. پارامترهای مدل (تحت عملکرد عادی)

Table 1. Model parameters (under normal operation)

Parameters	Values	Equations for the nonlinear Wiener-Hammerstein model
a_1	-1.11	$x = -1.11u^2 - 1.12u + 0.59$
a_2	-1.12	
a_3	0.59	
b_1	-0.31	$F[x] = \frac{-0.31z - 0.22}{0.02z^2 + 3.57z + 2.36}$
b_2	-0.22	
c_1	0.02	
c_2	3.57	
c_3	2.36	
d_1	3.51	
d_2	4.26	
d_3	-0.86	
Mean Square Error (MSE)	0.000774	

جدول ۲. پارامترهای مدل (تحت عملکرد سایه)

Table 2. Model parameters (under shadow function)

Parameters	Values	Equations for the nonlinear Wiener-Hammerstein model
a_1	-0.37	$x = -0.37u^2 - 3.74u + 0.086$
a_2	3.74	
a_3	0.086	
b_1	1.126	$F[x] = \frac{1.126z + 1.545}{0.44z^2 + 4.43z + 4.18}$
b_2	1.545	
c_1	0.44	
c_2	4.43	
c_3	4.18	
d_1	-0.751	
d_2	2.22	
d_3	-0.81	
Mean Square Error (MSE)	0.009863	

در این مقاله، میانگین مربعات خطای الگوریتم ژنتیک طراحی شده برای داده‌های ورودی و خروجی، معیار ارزیابی شبکه است. در این مقاله، زمان اجرای الگوریتم ژنتیک برای سیستم فتوولتائیک در حالت عملیات عادی ۸۵/۵۲ ثانیه و سیستم فتوولتائیک تحت عملیات سایه‌اندازی ۹۴/۱۶ ثانیه است.

۵- نتیجه‌گیری

در این مقاله، شناسایی یک سیستم فتوولتائیک در شرایط عملیاتی نرمال و سایه با استفاده از مدل وینر-همرشتاین براساس الگوریتم ژنتیک ارائه شده است. سیستم‌های وینر-همرشتاین مدل‌های غیرخطی هستند که به دلیل سادگی و معنای فیزیکی در بسیاری از حوزه‌ها استفاده می‌شوند. در این مقاله به دلیل غیرخطی بودن سیستم و پیچیدگی ریاضی روش‌های کلاسیک یا خطای تخمین، از الگوریتم ژنتیک در دسته روش‌های نوین استفاده شده است. نتایج پاسخ مرحله‌ای از ابزار شناسایی سیستم برای هر دو شرایط، واکنش خوبی به مقدار ثابت نهایی نشان داد. نتایج شبیه‌سازی مقدار میانگین مربعات خطا را برای عملکرد عادی سیستم 0.000774 و برای اثر سایه 0.009863 نشان داد. نتایج شبیه‌سازی دقت بالای روش پیشنهادی را در شناسایی سیستم فتوولتائیک نشان می‌دهد. پیشنهاد برای کار بیشتر:

- ۱- استفاده از روش ارائه شده برای شناسایی آنلاین سیستم هم از نظر دقت و هم از نظر سرعت قابل بررسی است.
- ۲- در مقالات جدید نشان داده شده است که سیستم‌های دنیای واقعی همگی دارای درجه‌ای از کسری هستند، بنابراین برای افزایش دقت پیشنهاد می‌شود از تابع تبدیل مرتبه کسری استفاده شود.

مراجع

- [1] L. Jin, Z. Liu and L. Li, "Prediction and identification of nonlinear dynamical systems using machine learning approaches," *J. Ind. Inf. Integr.*, vol. 35, p. 100503, 2023, doi: 10.1016/j.jii.2023.100503 .
- [2] A. Cheng and Y. M. Low, "Improved generalization of NARX neural networks for enhanced metamodeling of nonlinear dynamic systems under stochastic excitations," *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 200, p. 110543, 2023, doi: 10.1016/j.ymsp.2023.110543.
- [3] H.V.A. Truong; M. H. Nguyen, D.T. Tran and K.K. Ahn, "A novel adaptive neural network-based time-delayed estimation control for nonlinear systems subject to disturbances and unknown dynamics," *ISA Trans.*, vol. 142, pp. 214-227, 2023, doi: 10.1016/j.isatra.2023.07.032.
- [4] Z. Sheikhlari, M. Hedayati; A. D. Tafti and H. F. Farahani, "Fuzzy Elman Wavelet Network: Applications to function approximation, system identification, and power system control," *Inf. Sci.*, vol. 583, pp. 306-331, 2022, doi: 10.1016/j.ins.2021.11.009.
- [5] M.H. Hamedani, M. Zekri, F. Sheikholeslam, M. Selvaggio, F. Ficuciello and B. Siciliano, "Recurrent fuzzy wavelet neural network variable impedance control of robotic manipulators with fuzzy gain dynamic surface in an unknown varied environment," *Fuzzy Sets Syst.*, vol. 416, pp. 1-26, 2021, doi: 10.1016/j.fss.2020.05.001.
- [6] R. Kumar, "Memory Recurrent Elman Neural Network-Based Identification of Time-Delayed Nonlinear Dynamical System," in *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, vol. 53, no. 2, pp. 753-762, Feb. 2023, doi: 10.1109/TSMC.2022.3186610.
- [7] S. Luo, F.L Lewis, Y. Song and R. Garrappa, "Dynamical analysis and accelerated optimal stabilization of the fractional-order self-sustained electromechanical seismograph system with fuzzy wavelet neural network," *Nonlinear Dyn.* vol. 104, no. 2, pp. 1389-1404, 2021, doi: 10.1007/s11071-021-06330-5.
- [8] J. Fei and L. Liu, "Real-Time Nonlinear Model Predictive Control of Active Power Filter Using Self-Feedback Recurrent Fuzzy Neural Network Estimator," in *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 69, no. 8, pp. 8366-8376, Aug. 2022, doi: 10.1109/TIE.2021.3106007.
- [9] W.L. Xiong, X.Q. Yang, L. Ke and B.G. Xu, "EM algorithm-based identification of a class of nonlinear Wiener systems with missing output data," *Nonlinear Dyn.* vol. 80, no. 1, pp. 329-339, 2015.
- [10] M. Kazemi and M.M. Arefi, "A fast iterative recursive least squares algorithm for Wiener model identification of highly nonlinear systems" *ISA Trans.* vol. 67, pp. 382-388, 2017, doi: 10.1016/j.isatra.2016.12.002.

- [11] P.S. Pal, R. Kar, D. Mandal and S.P. Ghoshal, "Parametric identification with performance assessment of Wiener systems using brain storm optimization algorithm," *Circuits Syst. Signal Process.* Vol. 36, no. 8, pp. 3143–3181, 2017, doi: 10.1007/s00034-016-0464-7.
- [12] J.H. Li and X. Li, "Particle swarm optimization iterative identification algorithm and gradient iterative identification algorithm for Wiener systems with colored noise," *Complexity*, vol. 2018, Article Number : 7353171, pp. 1-8, 2018, doi: 10.1155/2018/7353171.
- [13] G. Bottegal, R. Castro-Garcia and J.A.K. Suykens, "A two-experiment approach to Wiener system identification," *Automatica*, vol. 93, pp. 282–289, 2018, doi: 10.1016/j.automatica.2018.03.069.
- [14] J. Li, T. Zong, J. Gu and L. Hua, "Parameter Estimation of Wiener Systems Based on the Particle Swarm Iteration and Gradient Search Principle," *Circuits, Systems, and Signal Processing*, vol. 39, no. 10, 2020, doi: 10.1007/s00034-019-01329-1.
- [15] G. Mzyk and P. Wachel, "Wiener system identification by input injection method," *Int. J. Adapt. Control Signal Process.*, vol. 34, pp. 1105–1119, 2020.
- [16] S. Mete, H. Zorlu and Ş. Özer, "An improved wiener model for system identification," *NÖHÜ Müh. Bilim. Derg. / NOHU J. Eng. Sci.*, vol. 9, no. 2, pp. 796-810, 2020, doi: 10.28948/ngumuh.553279.
- [17] S. Gupta, A. Kumar Sahoo and U. Kumar Sahoo, "Volterra and Wiener Model Based Temporally and Spatio-Temporally Coupled Nonlinear System Identification: A Synthesized Review," *IETE Technical Review*, vol. 38, no. 3, pp. 303-327, 2020, doi: 10.1080/02564602.2020.1732233.
- [18] R. Castro-Garcia, K. Tiels, J. Schoukens and J. A. K. Suykens, "Incorporating Best Linear Approximation within LS-SVM-based Hammerstein System Identification," in *IEEE Conference on Decision and Control (CDC)*, Osaka, Japan, 2015, pp. 7392-7397, doi: 10.1109/CDC.2015.7403387.
- [19] H. Ase and T. Katayama, "A subspace-based identification of Wiener-Hammerstein benchmark model," *Control Engineering Practice*, vol. 44, pp. 126–137, 2015, doi: 10.1016/j.conengprac.2015.07.011 .
- [20] B. Aissaoui, M. Soltani and A. Chaari, "Subspace Identification of Hammerstein Model with Unified Discontinuous Nonlinearity," *Mathematical Problems in Engineering*, vol. 2016, Article Number: 1794921, pp. 1-10, 2016, doi: 10.1155/2016/1794921.
- [21] R. Castro-Garcia, K. Tiels, O. Mauricio Agudelo and J. A. K. Suykens, "Hammerstein system identification through best linear approximation inversion and regularisation," *International Journal of Control*, vol. 91, no. 8, pp. 1757-1773, 2018, doi: 10.1080/00207179.2017.1329550.
- [22] R. Castro-Garcia, O. Mauricio Agudelo and J. A.K. Suykens, "Impulse response constrained LS-SVM modeling for Hammerstein system identification," *IFAC-PapersOnLine*, vol. 50, no. 1, pp. 14046-14051, doi: 10.1016/j.ifacol.2017.08.2435.
- [23] I. A. Aljamaan, M. M. Al-Dhaifallah and D. T. Westwick, "Hammerstein Box-Jenkins System Identification of the Cascaded Tanks Benchmark System," *Mathematical Problems in Engineering*, vol. 2021, Article Number: 6613425, 2021, doi: 10.1155/2021/6613425.
- [24] R. Castro-Garcia, O. Mauricio Agudelo and J. A.K. Suykens, "Impulse response constrained LS-SVM modelling for MIMO Hammerstein system identification," *International Journal of Control*, vol. 92, no. 4, pp. 908-925, 2017, doi: 10.1080/00207179.2017.1373862.
- [25] V. Prasad, K. Kothari and U. Mehta, "Parametric Identification of Nonlinear Fractional Hammerstein Models," *fractal and fractional*, vol. 4, no. 1, pp. 1-12, 2020, doi: 10.3390/fractalfract4010002.
- [26] A. Mehmood, A. Zameer, N.I. Chaudhary and M.A.Z. Raja, "Backtracking search heuristics for identification of electrical muscle stimulation models using Hammerstein structure," *Appl. Soft Comput.* vol. 84, p. 105705, 2019, doi: 10.1016/j.asoc.2019.105705.

- [27] F. Yu, Z. Mao and D. He, "Identification of Time-Varying Hammerstein-Wiener Systems," in *IEEE Access*, vol. 8, pp. 136906-136916, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3011608.
- [28] R. Moriyasu, T. Ikeda, S. Kawaguchi and K. Kashima, "Structured Hammerstein-Wiener Model Learning for Model Predictive Control," in *IEEE Control Systems Letters*, vol. 6, pp. 397-402, 2022, doi: 10.1109/LCSYS.2021.3077201.
- [29] B. D. S. Pês, E. Oroski, J. G. Guimarães and M. J. C. Bonfim, "A Hammerstein–Wiener Model for Single-Electron Transistors," in *IEEE Transactions on Electron Devices*, vol. 66, no. 2, pp. 1092-1099, Feb. 2019, doi: 10.1109/TED.2018.2885060.
- [30] T. Bogodorova and L. Vanfretti, "Model Structure Choice for a Static VAR Compensator Under Modeling Uncertainty and Incomplete Information," in *IEEE Access*, vol. 5, pp. 22657-22666, 2017, doi: 10.1109/ACCESS.2017.2758845.
- [31] A. Brouri, "Wiener–Hammerstein nonlinear system identification using spectral analysis," *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, 2022, doi: 10.1002/rnc.6135.
- [32] P. Dreesen and M. Ishteva, "Parameter Estimation of Parallel Wiener-Hammerstein Systems by Decoupling their Volterra Representations," *IFAC-PapersOnLine*, vol. 54, no. 7, pp. 457-462, 2021, doi: 10.1016/j.ifacol.2021.08.402.
- [33] J. Zambrano, J. Sanchis, J. M. Herrero and M. Martínez, "WH-MOEA: A Multi-Objective Evolutionary Algorithm for Wiener-Hammerstein System Identification. A Novel Approach for Trade-Off Analysis Between Complexity and Accuracy," in *IEEE Access*, vol. 8, pp. 228655-228674, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3046352.
- [34] M. A. H. Shaikh and K. Barbé, "Study of Random Forest to Identify Wiener–Hammerstein System," in *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 70, pp. 1-12, 2021, Article Number: 6500712, doi: 10.1109/TIM.2020.3018840.
- [35] M. A. H. Shaikh and K. Barbé, "Wiener–Hammerstein System Identification: A Fast Approach Through Spearman Correlation," in *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 68, no. 5, pp. 1628-1636, May 2019, doi: 10.1109/TIM.2019.2896366.
- [36] M. A. H. Shaikh and K. Barbé, "Spearman correlation for initial estimation of Wiener-Hammerstein system," in *IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC)*, Houston, TX, USA, 2018, pp. 1-6, doi: 10.1109/I2MTC.2018.8409602.
- [37] J. Zambrano, J. Sanchis, J. M. Herrero and M. Martínez, "WH-EA: An Evolutionary Algorithm for Wiener-Hammerstein System Identification," vol. 2018, Article Number: 1753262, 2018, doi: 10.1155/2018/1753262.
- [38] L. Li and X. Ren, "Identification of nonlinear Wiener-Hammerstein systems by a novel adaptive algorithm based on cost function framework," *ISA Transactions*, vol. 80, pp. 146-159, 2018, doi: 10.1016/j.isatra.2018.07.015.
- [39] G. Giordano, Sébastien. Gros and J. Sjöberg, "An improved method for Wiener–Hammerstein system identification based on the Fractional Approach," *Automatica*, vol. 94, pp. 349-360, 2018, doi: 10.1016/j.automatica.2018.04.046.
- [40] G. Mzyk and P. Wachel, "Kernel-based identification of Wiener–Hammerstein system," *Automatica*, vol. 83, pp. 275-281, 2017, doi: 10.1016/j.automatica.2017.06.038.
- [41] G. Giordano and J. Sjöberg, "A Time-Domain Fractional Approach for Wiener-Hammerstein Systems Identification," *IFAC-PapersOnLine*, vol. 48, pp. 1232-1237, doi: 10.1016/j.ifacol.2015.12.300.
- [42] E. Zhang, M. Schoukens and J. Schoukens, "Structure Detection of Wiener–Hammerstein Systems With Process Noise," in *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 66, no. 3, pp. 569-576, March 2017, doi: 10.1109/TIM.2016.2647418.

- [43] M. Schoukens and K. Tiels, "Identification of block-oriented nonlinear systems starting from linear approximations: A survey," *Automatica*, vol. 85, pp. 272-292, 2017, doi: 10.1016/j.automatica.2017.06.044 .
- [44] M. N. Mohd Hussain, A. Maliki Omar and P. Saidin, "Samat and Zakaria Hussain, "Identification of Hammerstein-Weiner System for Normal and Shading Operation of Photovoltaic System," *International Journal of Machine Learning and Computing*, vol. 2, no. 3, June 2012, doi: 10.7763/IJMLC.2012.V2.122.

COPYRIGHTS

©2025 by the authors. Published by the Islamic Azad University Bushehr Branch. This article is an open-access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0) <https://creativecommons.org/licenses/by/4.0>

