

مطالعه مقایسه‌ای روشهای گرادینانی و تکاملی جهت شناسایی مدل‌های وینر مبتنی بر شبکه عصبی

محمد مهدی عارفی^۱، الهیار منتظری^۱، محمدرضا جاهد مطلق^۲ و جواد پشتمان^۱

^۱ دانشکده مهندسی برق، ^۲ دانشکده مهندسی کامپیوتر

دانشگاه علم و صنعت ایران

E-mail: mmarefi@ee.iust.ac.ir

چکیده - بسیاری از سیستم‌ها دارای رفتارهای به شدت غیرخطی می‌باشند. بنابراین وجود یک ابزار مناسب جهت شناسایی چنین سیستم‌هایی ضروری بنظر می‌رسد. در این مقاله برای شناسایی سیستم‌های پیچیده با میزان غیرخطی بودن زیاد از مدل وینر استفاده شده است. قسمت خطی مدل مذکور یک مدل فضای حالت خطی می‌باشد. برای افزایش کارایی مدل وینر، از شبکه عصبی جهت شناسایی ترم غیرخطی این مدل، استفاده شده است. همچنین جهت بهینه‌سازی پارامترهای مدل از یک روش مناسب برای پارامتری کردن ترم خطی استفاده شده است. در نهایت پارامترهای نهایی مدل وینر کلی با استفاده از الگوریتم ژنتیک به دست آمده‌اند. روش شناسایی بیان شده بر روی یک فرآیند خنثی‌سازی pH شبیه‌سازی شده است. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهد که مدل مذکور قابلیت بسیار مناسبی جهت پیش‌بینی پاسخ پله سیستم را داراست. همچنین روش مذکور با روش‌های شناسایی ناشی از بهینه‌سازی کلاسیک مبتنی بر گرادینان مانند الگوریتم لوببرگ-مارکوارت و روش نیوتن مقایسه شده است. نتایج بدست آمده حاکی از آن است که روش بیان شده دارای دقت بسیار زیادی بوده و می‌توان از آن جهت مقاصد دیگر مانند اهداف کنترلی استفاده نمود.

کلید واژه- شناسایی سیستم‌های غیرخطی، مدل وینر، شبکه‌های عصبی، الگوریتم ژنتیک، بهینه‌سازی.

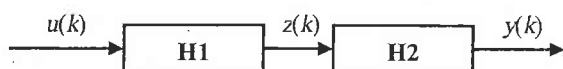
۱- مقدمه

غیرخطی که بدنبال یک بلوک خطی قرار می‌گیرد، تشکیل شده است. در مدل هم‌رشتاین نحوه قرار گرفتن بلوک‌ها برعکس مدل وینر می‌باشد.

مدلهای استاتیکی غیرخطی را می‌توان توسط روشهای مختلف مانند چندجمله‌ای، اسپیلاین، توابع پایه، ویولت، شبکه عصبی، جدول جستجو و مدل‌های فازی تحقق بخشید. همچنین مدل‌های پاسخ ضربه، تابع تبدیل پالس و مدل‌های فضای حالت، روشهای معمول نمایش سیستم‌های دینامیکی خطی می‌باشند. با توجه به روشهای مختلف تحقق‌های بیان شده، ساختارهای مختلفی برای مدل‌های وینر و هم‌رشتاین به دست می‌آید. جهت ارزیابی و مقایسه آنها، معمولاً خواصی مانند دقت تقریب، رفتار برونپایی، رفتار درونپایی، هموار بودن، حساسیت نسبت به نویز، روشهای موجود بهینه‌سازی

مهمترین مانع برای کامل شدن تئوری پروسه‌های غیرخطی این است که اصل جمع‌پذیری آثار بر این پروسه‌ها حاکم نیست. به همین دلیل، تعیین مدل بر اساس داده‌های ورودی-خروجی کار مشکلی است. تعداد تست‌های لازم برای شناسایی فرآیندهای غیرخطی خیلی بیشتر از تعداد لازم برای فرآیندهای خطی است. همچنین مهمترین مشکل در ارتباط با مدل‌سازی تجربی، انتخاب شکل مناسب مدل می‌باشد [۱]. دسته‌ای از مدل‌های غیرخطی بلوک‌گرا شامل مدل‌های پیچیده غیرخطی می‌باشد که در آن سیستم‌های دینامیکی خطی با مدل‌های استاتیکی غیرخطی ترکیب شده‌اند. دو مدل معروف از این دسته مدل‌ها، مدل‌های وینر و هم‌رشتاین می‌باشند. مدل وینر، مدلی است که از یک بلوک

است. در اینجا R^l سیگنال میانی است که لزوماً معنای فیزیکی ندارد.



شکل ۱: نمایش کلی یک مدل وینر

نمایش فضای حالت مدل وینر بصورت زیر می‌باشد.

$$\begin{aligned} x(k+1) &= Ax(k) + Bu(k) \\ z(k) &= Cx(k) + Du(k) \\ y(k) &= f(z(k)) + v(k) \end{aligned} \quad (1)$$

در این معادله $x(k)$ بردار فضای حالت n بعدی در لحظه k ، $u(k)$ بردار m بعدی ورودی کنترل، $y(k)$ بردار پاسخ خروجی l بعدی و $v(k)$ ترم اغتشاش تصادفی با میانگین صفر می‌باشد که از نظر آماری بازای کلیه k و t ها از $u(t)$ مستقل می‌باشد. ماتریسهای سیستم A, B, C, D و ماتریسهای حقیقی با ابعاد مناسب می‌باشند و $f(\cdot)$ تابع برداری غیرخطی مربعی از R^l به R^l می‌باشد. فرض بر این است که دنباله ورودی $\{u(k)\}$ به اندازه کافی دارای تحریک غنی بوده و بصورت آماری از اغتشاش $\{v(k)\}$ مستقل است [۵]. یک روش ساختاریافته برای شناسایی چنین مدلی در [۳] ذکر شده است. در این مرجع و در گام اول شناسایی قسمت خطی مدل با استفاده از روشهای فضای حالت صورت می‌گیرد. بنابراین در ابتدا دینامیکهای خطی را که با چهارتایی (A, B, C, D) بیان می‌شود و با فرض اینکه ترم غیرخطی وجود ندارد (یک نگاشت واحد است) شناسایی می‌شود. در گام دوم با استفاده از چهارتایی (A, B, C, D) که در گام اول شناسایی شد، دنباله $\{z(k)\}_{k=1}^N$ از این سیستم LTI محاسبه می‌شود. با استفاده از این دنباله، یافتن تقریب اولیه از قسمت غیرخطی مدل وینر، فقط مدلسازی غیرخطی استاتیکی و مساله تخمین می‌باشد. در نهایت پارامترهای قسمت‌های خطی و غیرخطی توسط یک الگوریتم بهینه‌سازی، شناسایی می‌شوند [۳].

در مقاله حاضر ترم خطی توسط یک مدل فضای حالت و ترم غیرخطی با استفاده از شبکه عصبی تک لایه که بصورت زیر بیان می‌شود مدلسازی شده است:

پارامتر و روشهای موجود بهینه‌سازی ساختار مدنظر قرار می‌گیرد [۲]. جهت شناسایی مدل وینر روشهای مختلفی بر اساس آنالیز همبستگی، بهینه‌سازی خطی، رگرسیون غیرپارامتری، بهینه‌سازی غیرخطی بر اساس مدل‌های غیرخطی مختلف مانند چندجمله‌ای‌ها، شبکه‌های عصبی، توابع متعامد و مدل‌های فازی بیان شده‌اند [۲]. به عنوان مثال، در [۳] برای شناسایی قسمت غیرخطی مدل وینر از شبکه عصبی استفاده شده است. بهینه‌سازی پارامترهای مدل وینر نیز با استفاده از روشهای مختلفی انجام شده است. در [۳] بهینه‌سازی پارامترهای مدل وینر توسط الگوریتم لونبرگ-مارکوارت و در [۴] با استفاده از الگوریتم ژنتیک صورت گرفته است.

در مقاله حاضر جهت شناسایی سیستم‌های به شدت غیرخطی از یک مدل وینر مبتنی بر شبکه عصبی استفاده شده است. مدل خطی بکار رفته یک مدل فضای حالت و ترم غیرخطی شبکه عصبی می‌باشد. داده‌های شناسایی توسط تست نويز چندسطحی تعمیم‌یافته جمع‌آوری شده است. مدل خطی بکار رفته در این الگوریتم با استفاده از یک روش خاص پارامتری شده است تا بتوان با استفاده از آن، بهینه‌سازی پارامترها را انجام داد. همچنین جهت بهینه‌سازی پارامترهای کلی مدل وینر از الگوریتم ژنتیک استفاده شده است. این مقاله بصورت زیر سازماندهی شده است:

در بخش دوم روش شناسایی مبتنی بر مدل وینر بیان شده است. همچنین روند طراحی سیگنال مناسب تست برای پروسه‌های غیرخطی در این بخش بیان می‌شود. در ادامه و در بخش سوم نتایج شبیه‌سازی الگوریتم بر روی پروسه خنثی‌سازی pH بیان شده است. همچنین در این بخش نحوه تخمین پارامترهای مدل غیرخطی بیان شده است. در بخش چهارم به نتیجه‌گیری خواهیم پرداخت. مراجع نیز پایان‌بخش این مقاله خواهد بود.

۲- شناسایی مدل وینر مبتنی بر شبکه عصبی

۲-۱- شناسایی مدل وینر

یک مدل وینر شامل بلوک دینامیکی خطی ($H1$) و یک بلوک غیرخطی استاتیکی ($H2$) است که بصورت سری در قسمت خروجی قرار دارد و در شکل ۱ نشان داده شده

ماتریس سیستم A باید بصورت مجانبی پایدار باشد. برای اینکه توصیف فضای حالت یکتا باشد، ماتریسهای A و C باید بگونه‌ای تبدیل شود که $\begin{bmatrix} C \\ A \end{bmatrix}$ ماتریس پایین مثلثی با عناصر مثبت بر روی قطر باشد. بعد از اینکه ماتریسهای A و C به این شکل تبدیل شدند، پارامتری کردن با استفاده از nl پارامتر انجام می‌شود. برای این نوع پارامتریزه کردن، زوج ماتریس تبدیل یافته به شکل زیر درمی‌آید [۳]:

$$\begin{bmatrix} C \\ A \end{bmatrix} = T_1 T_2 \dots T_n \begin{bmatrix} 0 \\ I_n \end{bmatrix} \quad (3)$$

که در آن:

$$T_k = \begin{bmatrix} I_{n-k} & \\ & U_k \\ & & I_{k-1} \end{bmatrix} R^{(n+1) \times (n+1)}, \quad (4)$$

$$U_k = \begin{bmatrix} -s_k & S_k \\ r_k & s_k^T \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$t_k = s_k^T s_k, \quad r_k = \sqrt{1-t_k}, \quad S_k = I_l - \frac{1-r_k}{t_k} s_k s_k^T \quad (6)$$

ماتریسهای T_k با استفاده از ماتریس U_k که توسط مقادیر بردار R^l s_k پارامتریزه می‌شود، تعریف می‌شود. از آنجا که $k=1,2,\dots,n$ می‌باشد، تعداد کل پارامترهای (A, C) برابر nl می‌باشد.

با توجه به رابطه (۶)، بردار پارامترهای s_k باید شرط $\|s_k\| < 1$ را ارضا نماید. این محدودیت خاصیت جالبی نیست، مخصوصاً زمانی که بخواهیم بهینه‌سازی را نسبت به s_k انجام دهیم. برای رهایی از این محدودیت می‌توان از یک نگاشت دو طرفه استفاده نمود [۳].

$$h: R^l \mapsto U_1(0) \quad R^l, \quad s_k = h(\hat{s}_k), \quad U_1(0) = \{s \mid \|s\| < 1\} \quad (7)$$

بنابراین می‌توان بهینه‌سازی را نسبت به $\hat{s}_k := h^{-1}(s_k)$ انجام داد. در اینصورت بردارهای \hat{s}_k مقید نیستند. به عنوان مثال می‌توان نگاشت دوطرفه را بصورت زیر انتخاب کرد [۳]:

$$s_k = h(\hat{s}_k) := \frac{2}{\pi} \frac{\arctan(\|\hat{s}_k\|)}{\|\hat{s}_k\|} \hat{s}_k \quad (8)$$

$$f_s(z(k)) = \left\| \begin{bmatrix} \alpha(s,i) \phi \left(\sum_{j=1}^l \beta(s,i,j) z_j(k) + b(s,i) \right) \\ b(s,u+1) + \varepsilon_s(k) \end{bmatrix} \right\| \quad (2)$$

در این رابطه نماد $f_s(\cdot)$ و $z_s(k)$ به ترتیب برای مشخص کردن s امین تابع برداری $f(\cdot)$ و بردار $z(k)$ بکار می‌رود. به علاوه، ضرایب $\alpha(s,i)$ ، $\beta(s,i,j)$ و $b(s,i)$ و $b(s,u+1)$ اعداد حقیقی هستند که باید تخمین زده شوند و عدد صحیح u بیانگر تعداد سلولها می‌باشد. کمیت $\varepsilon(k)$ خطای تقریب می‌باشد. با در نظر گرفتن ابعاد بردارهای $z(k)$ ، عدد صحیح s از ۱ تا l تغییر می‌کند. ثوابت $\alpha(s,i)$ ، $\beta(s,i,j)$ و $b(s,i)$ و $b(s,u+1)$ در معادله (۲) در بردار پارامتر $R^{((l+2)u+1)}$ جمع می‌شود.

روند شناسایی به این صورت است که پارامترهای کلی سیستم توسط الگوریتم ژنتیک تخمین زده می‌شود. مزیت این روش در این است که علاوه بر اینکه پارامترها بصورت بهینه کلی بدست می‌آیند، نیازی نیست که قسمت خطی و غیرخطی را جداگانه شناسایی کرد. البته برای افزایش سرعت الگوریتم می‌توان در ابتدا پارامترهای قسمت خطی و غیرخطی را تخمین زده و به عنوان یک شرط اولیه در اختیار الگوریتم ژنتیک قرار داد.

جهت بهینه‌سازی پارامترهای کلی مدل وینر لازم است که علاوه بر پارامترهای ترم غیرخطی $f(\cdot)$ ، ماتریسهای (A, B, C, D) و مقدار اولیه بردار حالت $x(1)$ پارامتری شود. در اینجا ملاحظه می‌شود که جفت (A, C) بگونه‌ای پارامتریزه می‌شود که به اصطلاح به آن متعامد خروجی گفته می‌شود. در این نوع خاص از پارامتریزه کردن، ماتریسهای A و C به قسمی تعیین می‌شوند که گرامیان خروجی، ماتریسی یکه گردد.

لم- جفت (A, C) مربوط به مدل فضای حالت که با استفاده از چهارتایی ماتریسهای سیستم (A, B, C, D) به شکل متعامد خروجی است اگر زوج (A, C) شرط زیر را برآورده کند [۳]:

$$A^T A + C^T C = I_n \quad (4)$$

که در این رابطه $R^{n \times n}$ I_n بیانگر ماتریس واحد مرتبه n می‌باشد. این تعریف بصورت صریحی بیان می‌کند که

می‌دهیم.

۴- ماتریس قطری Q_3 با المانهای قطری ۱- و ۱ را بر اساس علامت عناصر قطری R تشکیل می‌دهیم.

۵- تبدیل $A_2 = Q_1^{-1} Q_3^{-1} A_1 Q_2 Q_3$ و $C_2 = C_1 Q_2 Q_3$ را اعمال می‌کنیم. ماتریس مشاهده‌پذیری (A_2, C_2) ماتریس پایین مثلثی با مقادیر مثبت بر روی قطر می‌باشد.

۶- Z_1 را برابر $\begin{bmatrix} C_2 \\ A_2 \end{bmatrix}$ در نظر می‌گیریم. همچنین s_1 را برابر آخرین ردیف Z_1 زیر قطر در نظر می‌گیریم. r_1 را نیز آخرین المان Z_1 اختیار می‌کنیم.

۷- با استفاده از معادلات (۴)، (۵) و (۶) T_k را تشکیل می‌دهیم.

۸- در ادامه عملیات زیر را انجام می‌دهیم:

$$T_1^T Z_1 = \left[\begin{array}{c|c} Z_2 & \begin{matrix} 0 \\ \vdots \\ 0 \end{matrix} \\ \hline 0 & 1 \end{array} \right] \quad (13)$$

در نهایت این روند را برای Z_3, Z_2, \dots و Z_n انجام داده تا به فاکتوربندی زیر برسیم:

$$\begin{bmatrix} 0 \\ I_n \end{bmatrix} = T_n^T \dots T_2^T T_1^T Z_1 \quad (14)$$

۲-۳- طراحی سیگنال تست

برخی از فاکتورهای مهم در طراحی سیگنال تست جهت شناسایی سیستم‌های غیرخطی عبارتند از: طول زمان سیگنال تست، دامنه و شکل سیگنال، طیف سیگنال (متوسط زمان سوییچ شدن)، همبستگی سیگنال تست در هر کانال و تعداد متغیرهای دستکاری شونده در هر تست. از آنجا که زمان تست سیستم‌های غیرخطی عمدتاً به تعداد پارامترهای مدل و سطح نویز و اغتشاش غیر قابل اندازه‌گیری بستگی دارد، پیشنهاد می‌شود که نسبت به سیستم‌های خطی زمان تست بیشتری صرف شود. زمان تست در چنین سیستم‌های نوعاً ۱۶-۲۵ برابر زمان نشست پروسه در نظر گرفته می‌شود [۷].

که در این رابطه $\|\cdot\|$ بیانگر نرم اقلیدسی (نرم ۲) می‌باشد. با توجه به این رابطه، نگاشت معکوس بصورت زیر می‌باشد:

$$\hat{s}_k = h^{-1}(s_k) = \frac{\tan(\|s_k\| \frac{\pi}{2})}{\|s_k\|} s_k \quad (9)$$

در اینصورت بردارهای پارامتر \hat{s}_k به همراه مقادیر داخل ماتریسهای (B, D) (که بصورت ستونی قرار می‌گیرد) همگی در بردار θ_{on} قرار می‌گیرد. سپس مساله تخمین کلیه پارامترهای سیستم پارامتری شده وینر را می‌توان بصورت زیر فرمول‌بندی کرد:

$$\min_{x(1), \theta_{on}, \theta} \sum_{k=1}^N \|y(k) - \hat{y}(k, x(1), \theta_{on}, \theta)\|^2 \quad (10)$$

در این رابطه $\hat{y}(k, x(1), \theta_{on}, \theta)$ خروجی مدل وینر بوده که بصورت زیر داده می‌شود:

$$\begin{aligned} \hat{x}(k+1) &= A(\theta_{on})\hat{x}(k) + B(\theta_{on})u(k), \\ \hat{z}(k) &= C(\theta_{on})\hat{x}(k) + D(\theta_{on})u(k), \\ \hat{x}(1) &= x(1), \end{aligned} \quad (11)$$

$$\hat{y}_s(k, x(1), \theta_{on}, \theta) = \sum_{i=1}^v \left| \alpha(s, i) \phi \left(\sum_{j=1}^l \beta(s, i, j) \hat{z}_j(k) + b(s, i) \right) \right| + b(s, v+1).$$

$$\hat{y}(k, x(1), \theta_{on}, \theta) = [\hat{y}_1(k, x(1), \theta_{on}, \theta), \dots, \hat{y}_l(k, x(1), \theta_{on}, \theta)]^T \quad (12)$$

۲-۲- الگوریتم پارامتری کردن متعامد خروجی

سیستم فضای حالت زمان گسسته

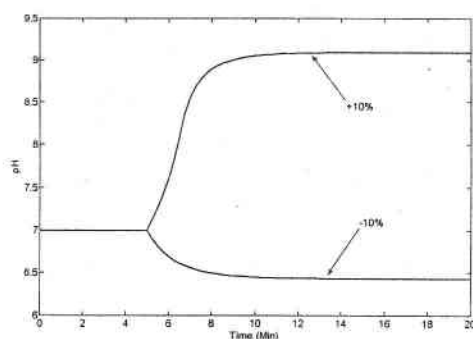
جهت پارامتری کردن ماتریسهای A و C مراحل زیر را به ترتیب انجام می‌دهیم [۶].

۱- گرامیان مشاهده‌پذیری W_0 ماتریسهای A و C را محاسبه کرده و تجزیه چولسکی $W_0 = Q_1 Q_1^T$ را انجام می‌دهیم.

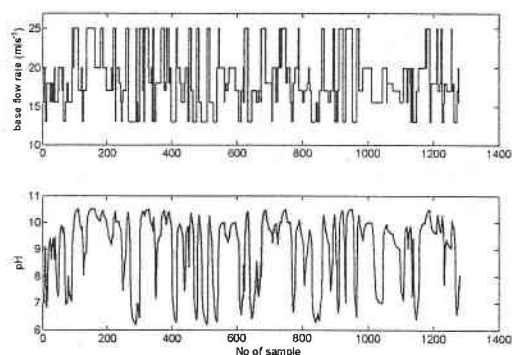
۲- تبدیل $A_1 = Q_1 A Q_1^T$ و $C_1 = C Q_1^{-1}$ را انجام می‌دهیم. در این صورت گرامیان مشاهده‌پذیری (A_1, C_1) ماتریسی یکه خواهد شد.

۳- ماتریس مشاهده‌پذیری Γ زوج A_1 و C_1 را محاسبه کرده و تجزیه به مقادیر QR ، $\Gamma = R^T Q_2^T$ را انجام

در این تست زمان سوئیچ شدن بین سطوح برابر ۶ نمونه در نظر گرفته شده است یعنی اینکه در هر زمان نمونه برداری به احتمال $\frac{5}{6}$ سطح سیگنال ورودی تغییر نمی‌کند و به احتمال $\frac{1}{6}$ سطح آن عوض می‌شود. جهت شناسایی، ۱۲۸۰ داده ورودی- خروجی با زمان نمونه برداری ۱۵ ثانیه جمع‌آوری شده است. شکل ۴ سیگنال‌های ورودی (نرخ فلوی باز) و خروجی (pH محلول خروجی) جهت شناسایی pH را نشان می‌دهد.



شکل ۳: پاسخ حلقه‌باز سیستم خنثی‌سازی pH برای تغییرات در نرخ فلوی باز

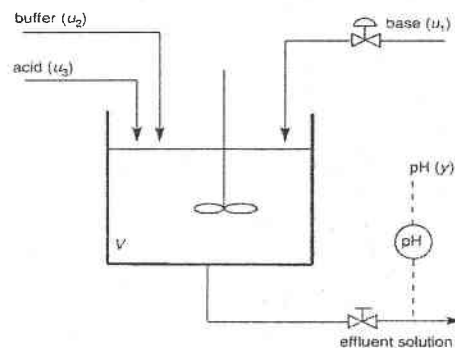


شکل ۴: سیگنال‌های ورودی (نمودار بالا) و خروجی (نمودار پایین) تست GMN جهت شناسایی پروسه pH

جهت شناسایی، یک مدل وینر با ۵ سلول در لایه میانی قسمت غیرخطی انتخاب شده است. قسمت خطی این مدل یک مدل فضای حالت مرتبه دوم می‌باشد. برای آموزش بهتر مدل، داده‌های خروجی در بازه [۱۰-۱] نرمالیزه شده‌اند. برای اینکه شناسایی این پروسه واقعی‌تر شود نویز اندازه-گیری ۱۰٪ (انحراف استاندارد نویز ۰/۱) انحراف استاندارد سیگنال) با سیگنال خروجی جمع شده است. ۸۰۰ نمونه جهت شناسایی و بقیه جهت ارزیابی مدل مورد استفاده قرار

۳- شناسایی فرآیند غیر خطی pH

پروسه خنثی‌سازی pH بررسی شده از جریان اسید (HNO_3)، جریان باز (NaOH) و جریان بافر (NaHCO_3) تشکیل شده که در حجم ثابت (V) تانک همزن با هم مخلوط می‌شوند. این پروسه بصورت شماتیکی در شکل ۲ نشان داده شده است. مقادیر نامی و پارامترهای فرآیند در [۸] آورده شده است.



شکل ۲: نمایش شماتیکی پروسه خنثی‌سازی pH

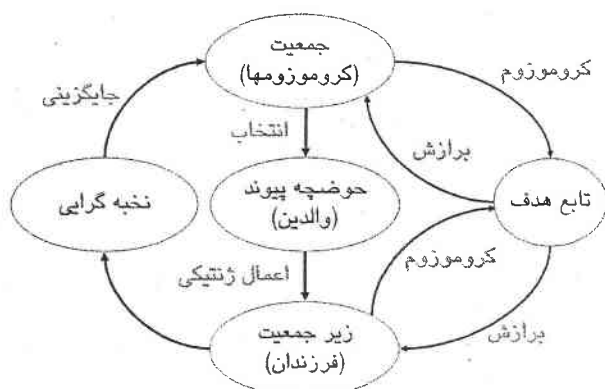
ورودی سیستم نرخ فلوی (حجمی) باز (u_1)، نرخ فلوی بافر (u_2) و نرخ فلوی اسید (u_3) می‌باشد، درحالی‌که خروجی (y) میزان pH محلول خروجی می‌باشد. فرض می‌شود که نرخ فلوی اسید (u_3) و حجم تانک (V) ثابت باشند. در شکل ۳ پاسخهای حلقه- باز برای $\pm 10\%$ تغییرات پله در نرخ فلوی باز u_1 ، نشان داده شده است. همانطور که در این تغییرات پله دیده می‌شود، pH رفتار دینامیکی غیرخطی شدیدی را نشان می‌دهد. به‌علاوه، بهره حالت دائم برای تغییرات $\pm 10\%$ در نرخ فلوی باز حدود 250% بزرگتر از تغییر 10% می‌باشد.

برای شناسایی این پروسه از تست نویز تعمیم‌یافته چندسطحی (Generalized Multiple level Noise) که شکل تعمیم یافته چندسطحی نویز دودویی تعمیم‌یافته می‌باشد، استفاده شده است. در این تست، تعداد سطوح بزرگتر یا مساوی درجه چندجمله‌ای غیرخطی شناسایی می‌باشد. همچنین، اگر T_{sw} متوسط زمان کلیدزنی در نظر گرفته شود، در اینصورت $T_{sw} = \frac{T_s}{3}$ قرار داده می‌شود که T_s ، 98% زمان نشست فرآیند است [۷]. جهت شناسایی فرآیند pH از تست GMN با شش سطح ۱۳، ۱۵/۵۵، ۱۷، ۱۸، ۲۰ و ۲۵ به‌عنوان سیگنال تصادفی استفاده شده است.

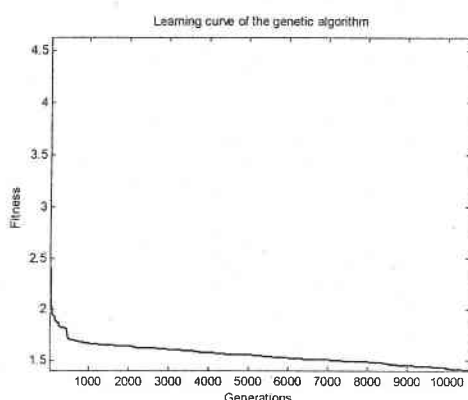
گرفته است.

۳-۱- تخمین پارامترهای مدل

الگوریتم ژنتیک دارای قابلیت بالاتری در دستیابی به نقطه بهینه کلی در تابع هزینه بوده و مقدار تابع هزینه متناظر با آن کوچکتر از دو روش گرادینتی دیگر است.



شکل ۵: سیکال، الگو، تم، زنتیک نوشته شده



شکل ۶: منحني یادگیری الگوریتم رننتیک

جدول ۱: پارامترهای تخمین زده شده و کد متناظر با آن

پارامتر (نمونه)	مقدار کد شده باینری چند متغیره
-15.6022046	1000001101110011
3.5976636	0100101111111000
0.7501912	0101010011011010

جدول ۲: مقایسه تابع هزینه در الگوریتم‌های مختلف

نیوٹن	لونبرگ	ژنتیک	الگوریتم
۱/۶۳۸۹	۱/۵۰۱۶	۱/۴	نرم خطای پیش‌بینی

شکل ۷ نتایج ارزیابی مدل را نشان می‌دهد. همچنین پاسخ پله مدل و فرآیند بازای تغییرات ۱۰٪ سیگنال ورودی، در شکل ۸ مقایسه شده است. نمودارهای حاصل دقت مدل

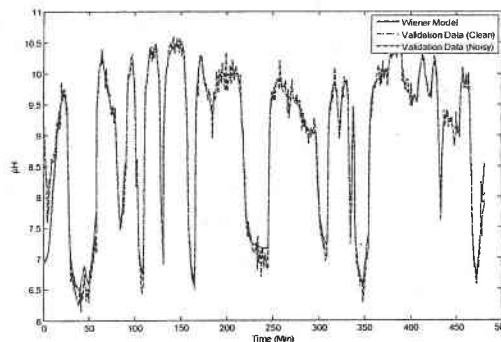
بمنظور تخمین پارامترهای مدل وینر بیان شده در (۱۱) از نرم خطای پیش بینی مدل (۱۰) به عنوان تابع هزینه استفاده شده است. از آنجا که مسئله تخمین پارامترهای مدل در (۱۰) یک مسئله بهینه‌سازی غیرخطی می‌باشد، قابلیت روش بهینه‌سازی استفاده شده در دستیابی به نقطه بهینه کلی در کیفیت مدل بدست آمده برای کنترل موثر می‌باشد. برای این منظور سه روش بهینه‌سازی مختلف که یکی روش تکاملی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک و دو روش دیگر از دسته روشهای بهینه‌سازی مبتنی بر الگوریتمهای گرادیانی هستند، بررسی و مقایسه شده‌اند. یکی از روشهای گرادیانی الگوریتم لوببرگ-مارکوارت پیاده‌سازی شده در نرم‌افزار SLICOT [۳] و روش دیگر الگوریتم نیوتن با در نظر گرفتن ناحیه اطمینان و محدودیتها [۹] پیاده‌سازی شده در نرم افزار MATLAB می‌باشد. در شکل ۵ سیکل الگوریتم ژنتیک نوشته شده برای مسئله بهینه‌سازی فوق نشان داده شده است. کد نمودن اعضای جمعیت در هر نسل، روش دودویی چند متغیره (MVBS) بوده و از کد Gray برای تولید آنها استفاده شده است. جمعیت اولیه بطور تصادفی انتخاب شده است و بعد از انجام اعمال ترکیب و جهش، نسل بعدی ایجاد می‌شود. در جایگزینی هر نسل با نسل قبلی از نخبه‌گرایی به جهت تضمین از دست ندادن بهترین جواب در کل جستجوها استفاده شده است. تابع برازش همان رابطه (۱۰) انتخاب شده و الگوریتم برای حداقل نمودن آن نوشته شده است. شرط خاتمه الگوریتم ژنتیک زمانی است که احساس شود قادر به دستیابی به جواب بهتری نیست. در الگوریتم ژنتیک تعداد بیهیهای استفاد شده برای کد کردن هر پارامتر ۱۶ بیت، افراد جمعیت در هر نسل ۵۰ کروموزوم، احتمال ترکیب ۱ و احتمال جهش برابر ۰/۰۵ انتخاب شده است. شکل ۶، منحنی یادگیری الگوریتم ژنتیک بر اساس تعداد نسلهای جستجو شده را نشان می‌دهد. بهترین جواب الگوریتم معادل ۲۳ پارامتر در مدل وینر (۱۱) می‌باشد. در جدول ۱ چند نمونه از پارامترها هم به فرم اعشاری و هم کد شده نشان داده شده‌اند. همچنین نتایج حاصل از مقایسه سه الگوریتم بهینه‌سازی در جدول ۲ آورده شده است. همانطور که از نتایج این جدول بر می‌آید

مانند الگوریتم کنترل پیش‌بین غیرخطی یا روشهای مبتنی بر مدل استفاده نمود.

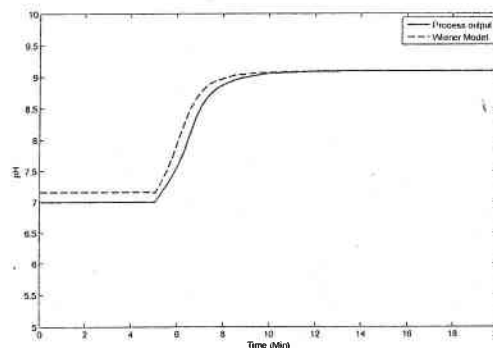
شناسایی شده غیرخطی را نشان می‌دهد و می‌توان از آن در کاربردهای دیگر مانند الگوریتمهای کنترلی مبتنی بر مدل استفاده نمود.

مراجع

- [1] E.F. Camacho, and C. Bordons, *Model Predictive Control*, Springer-Verlag, London, 2nd ed, 2004.
- [2] A. Janczak, *Identification of nonlinear systems using neural networks and polynomial models: A Block-Oriented Approach*, Springer-Verlag, Berlin Heidelberg, 2005.
- [3] V. Sima, "Fast numerical algorithm for wiener systems identification," *International Working Conference on Analysis and Optimization of Differential systems*, pp. 375-386, September, 10-14, Romania, 2003.
- [4] H.N. Al-Duwaish, "A genetic approach to the identification of linear dynamical systems with static nonlinearities," *International Journal of Systems Science*, Vol. 31, No. 3, pp. 307-313, 2000.
- [5] M. Verhaegen, "Identification of the deterministic term of MIMO state space models given in innovation form from input-output data," *Automatica*, vol. 30, no. 1, pp. 61-74, 1994.
- [6] B. Haverkamp, *State Space Identification: Theory and Practice*, Ph.D thesis, Faculty of Information Technology and Systems, Delft University of Technology, Delft, The Netherlands, 2001.
- [7] Y. Zhu, *Multivariable System Identification for Process Control*, Pergamon, An imprint of Elsevier Science, 2001.
- [8] J.C. Gomez, A. Jutan, and E. Baeyens, "Wiener model identification and predictive control of a pH neutralization process," *IEEE Proceeding of Control Theory Appl.*, vol. 151, no. 3, May 2004.
- [9] T.F. Coleman, and Y. Li, "An Interior Trust Region Approach for Nonlinear Minimization Subject to Bounds," *SIAM Journal on Optimization*, Vol. 6, pp. 418-445, 1996.



شکل ۷: تعیین اعتبار مدل شناسایی شده به کمک الگوریتم ژنتیک



شکل ۸: پاسخ پله مدل و سیستم واقعی برای ۱۰٪ تغییرات در سیگنال ورودی فرآیند pH

۴- نتیجه‌گیری

در این مقاله کاربرد الگوریتم ژنتیک در بهینه‌سازی پارامترهای یک مدل وینر مبتنی بر شبکه عصبی جهت شناسایی فرآیندهای بشدت غیرخطی بیان گردید. روش مذکور جهت شناسایی یک فرآیند خنثی‌سازی pH که دارای خواص غیرخطی شدید با محدوده کاری وسیع می‌باشد، اعمال شد. همچنین نتایج حاصل از شناسایی با الگوریتم‌های مبتنی بر گرادیان مانند الگوریتم لونیگ-مارکوارت و روش نیوتن بر اساس معیار نرم خطای پیش‌بینی، مقایسه شد. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهند که این روش نسبت به دو روش دیگر دارای خطای کمتری بوده و قابلیت پیش‌بینی پاسخ پله فرآیند را نیز داراست. بنابراین علاوه بر پیش‌بینی، از این مدل می‌توان در کاربردهای دیگر