

## یک الگوریتم یادگیری ترکیبی جهت طراحی شبکه های موجک فازی برای تقریب توابع، شناسایی و کنترل بهنگام سیستم های غیرخطی

مریم شهریاری کاهکشی<sup>۱</sup>، مریم ذکری<sup>۲</sup>

<sup>۱</sup> دانشجوی دکتری مهندسی برق، گروه کنترل، دانشگاه صنعتی اصفهان، m.shahriarikahkeshi@ec.iut.ac.ir

<sup>۲</sup> استادیار، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، گروه کنترل، دانشگاه صنعتی اصفهان، mzekri@cc.iut.ac.ir

(تاریخ دریافت مقاله ۱۳۸۹/۱۱/۱۹، تاریخ پذیرش مقاله ۱۳۹۰/۱/۲۶)

**چکیده:** در این مقاله، یک الگوریتم یادگیری ترکیبی جدید برای طراحی شبکه های موجک فازی به منظور تقریب توابع، کنترل و شناسایی سیستم های غیرخطی ارائه شده است. الگوریتم پیشنهادی مبتنی بر الگوریتم حداقل مربعات متعامد (OLS)، الگوریتم جهش قورباغه های بهم آمیخته (SFL) و روش حداقل مربعات بازگشتی (RLS) می باشد. الگوریتم حداقل مربعات متعامد جهت تعیین ابعاد شبکه، غربال کردن موجکها به منظور انتخاب موجکهای مؤثر و تعیین تعداد قوانین فازی استفاده می شود. بدین ترتیب با انتخاب موجکهای مؤثر بر اساس داده های آموزشی شبکه موجک فازی ساخته شده و مقادیر اولیه پارامترهای شبکه تعیین می شوند. سپس پارامترهای خطی و غیرخطی شبکه به ترتیب با استفاده از روش حداقل مربعات بازگشتی و الگوریتم جهش قورباغه ها تنظیم می گردند. برای نشان دادن قابلیت و توانایی روش پیشنهادی، نتایج شبیه سازی در طی چند مثال برای تقریب تابع، کنترل و شناسایی سیستم های غیرخطی آورده شده است. همچنین، نتایج بدست آمده از این روش با نتایج روش های گزارش شده در مقالات دیگر نیز مقایسه شده است. نتایج شبیه سازی نشان می دهند که روش پیشنهادی مقاله، ضمن استفاده از تعداد قانون فازی کمتر، صحت تقریب و شاخص عملکرد مدل را بهبود بخشیده و از عملکرد بهتری برای سیستم های مورد مطالعه، در مقایسه با سایر روشها، برخوردار است.

**کلمات کلیدی:** شبکه های موجک فازی، الگوریتم جهش قورباغه ها، تقریب توابع، شناسایی و کنترل سیستم های غیرخطی.

### A Hybrid Learning Algorithm for Fuzzy Wavelet Networks Design for Functions Approximation, Online Identification and Control of Nonlinear Systems

Maryam Shahriari Kahkeshi, Maryam Zekri

**Abstract:** In this paper, a hybrid learning algorithm is presented for fuzzy wavelet networks (FWNs) design for functions approximation, online identification and control of nonlinear systems. The proposed algorithm is based on orthogonal least square (OLS) algorithm, Shuffled Frog Leaping (SFL) algorithm and recursive least square method (RLS). The OLS algorithm is used for determine network dimensions, number of fuzzy rules and wavelets in each fuzzy rule and for purifying wavelets in each sub-WNN. So, after selection of important wavelets based on training data set, FWN structure is constructed and initial values of the network parameters are determined. Then linear and nonlinear parameters of the network are tuned based on recursive least square method and SFL algorithm, respectively. In order to show the capabilities and effectiveness of the proposed method, simulation results are presented for some example: function approximation, online identification and control of nonlinear systems. Also, the results obtained by the proposed approach are compared with the previous approaches reported in the literature. Simulation results show that the proposed method improves model approximation accuracy and performance index by using less number of fuzzy rules compare to other methods for study systems.

**Keywords:** Fuzzy Wavelet Networks, Shuffled Frog Leaping Algorithm, Functions Approximation, Identification and Control of Nonlinear System.

## ۱- مقدمه

در سال های اخیر، تئوری موجک به طور گسترده مورد مطالعه قرار گرفته و در حوزه های مختلفی از علوم و مهندسی اعمال شده است [۱]-[۴]. موجکها دارای ویژگی بسیار مهم مکان یابی زمان فرکانس بوده و قادرند به آسانی رفتار محلی (فرکانس بالا) و رفتار سراسری (فرکانس پایین) هر تابع را نمایش دهند. اما ساخت و ذخیره موجکهای پایه با ابعاد بزرگ هزینه زیادی می طلبد. لذا برای مواجهه با مسائل دارای ابعاد بزرگ، لازم است الگوریتم هایی توسعه داده شوند که اجرای آنها به ابعاد ورودی حساسیت کمتری داشته باشد.

از طرفی، شبکه های عصبی به عنوان ابزاری توانمند برای حل مسائل با ابعاد بزرگ معرفی شده و مطالعات بسیاری بر روی توانایی این شبکه ها برای تقریب توابع غیرخطی گزارش شده است [۵]-[۷]. اگرچه شبکه های عصبی دارای خواص مهمی از جمله قابلیت یادگیری، تعمیم پذیری و محاسبات موازی می باشند، اما فاقد روش مناسبی برای تعیین ساختار شبکه و تنظیم مقادیر اولیه پارامترهای شبکه هستند. به منظور حل مشکل مطرح شده، ژانگ و بنویست در سال ۱۹۹۲، با ادغام خواص مفید شبکه های عصبی و خواص مکان یابی زمان- فرکانس موجکها، شبکه های عصبی موجک (WNN) را بعنوان یک ابزاری قوی و کارآمد ارائه نمودند [۸]. در شبکه های عصبی موجک، توابع موجک بعنوان تابع فعالیت، به جای توابع سیگموئید در لایه مخفی استفاده می- شوند. شبکه های موجک در مسائل مختلفی از قبیل تقریب توابع، شناسایی و کنترل سیستم های غیرخطی، پردازش سیگنال و طبقه بندی بکار رفته اند [۴]، [۹]-[۱۲].

پارامتر مقیاس، در شبکه های موجک، از نظر فیزیکی معرف دقت می باشد، لذا نقش مهمی در تقریب زنی یک تابع ایفا می کند. براساس این دیدگاه، دنیل و همکارانش، با ادغام تئوری آنالیز با دقت چندگانه تئوری موجک (MRA) و مدل فازی تاکاگی- سوگنو، شبکه های موجک فازی را برای تقریب توابع غیرخطی دلخواه ارائه نمودند [۱۳]. هدف از ادغام مدل فازی و شبکه های عصبی موجک، بهبود صحت تقریب زنی توابع با استفاده از نسخه های بسط و شیفیت یافته یک موجک مادر، بدون افزایش تعداد پایه های موجک می باشد. از آن پس مدل های متفاوتی برای شبکه های موجک فازی به منظور شناسایی سیستم، پیش بینی سری های زمانی، مسائل کنترل و تقریب توابع مطرح شده است [۱۳]-[۱۹].

در [۱۳]، [۱۴] و [۱۹]، هر قانون فازی توسط یک زیرشبکه عصبی موجک که شامل موجکهای تک مقیاسی با پارامتر مقیاس یکسان است، نمایش داده شده است و از الگوریتم حداقل مربعات متعامد برای انتخاب موجکهای مهم استفاده شده است. شبکه موجک فازی به دست آمده در [۱۳]، برای تقریب تابع و در [۱۴] و [۱۹]، به منظور کنترل سیستم های غیرخطی بکار برده شده است. مدل ارائه شده در [۱۵]، تبدیل موجک گسسته را با سیستم های فازی تاکاگی- سوگنو ترکیب می کند، این مدل متشکل از یک مجموعه قوانین فازی است که بخش آنگاه قوانین، بسط سری های توابع موجک هستند، این مدل برای مدلسازی سیستم استفاده شده است.

نویسندگان مقاله در [۱۶]، یک شبکه موجک فازی مبتنی بر سیستم فازی تاکاگی- سوگنو- کانگ پیشنهاد کرده اند که بخش مؤخر قوانین فازی با توابع پایه موجک که قابلیت مکان یابی زمان- فرکانسی دارا می باشند، جایگزین شده است. همچنین از مدل پیشنهادی برای پیشگویی و شناسایی سیستم های دینامیکی غیرخطی استفاده نموده اند.

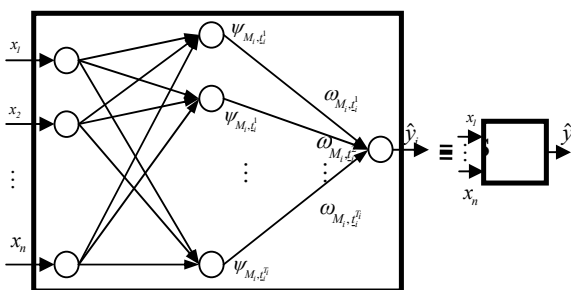
در مدل ارائه شده در [۱۷]، ورودی ها وارد بلوک تبدیل موجک گسسته شده و سپس خروجی هر بلوک فازی سازی شده و به عنوان ورودی وارد یک شبکه عصبی می شود، مدل پیشنهادی برای مسائل شناسایی سیستم و کنترل به کار رفته است. در [۱۸] شبکه موجک فازی برای تقریب توابع و شناسایی سیستم استفاده شده است که در آن یک روند خود-تنظیم مبتنی بر الگوریتم ژنتیک برای تعیین پارامترهای مهم شبکه موجک فازی مانند توابع عضویت، وزنها، پارامتر شیفیت و مقیاس پیشنهاد شده است.

در این مقاله یک الگوریتم یادگیری ترکیبی برای طراحی شبکه های موجک فازی به منظور تقریب توابع، شناسایی و کنترل سیستم های غیرخطی ارائه شده است. این الگوریتم، ترکیبی از الگوریتم حداقل مربعات متعامد، الگوریتم جهش قورباغه ها و حداقل مربعات بازگشتی را به منظور غربال کردن موجکها، تعیین ابعاد شبکه، تعداد قوانین فازی و آموزش پارامترهای شبکه بکار می برد. مقداردهی اولیه مناسب پارامترهای شبکه، نقش بسزایی در سرعت همگرایی پاسخ شبکه ایفا می کند. به این ترتیب ابتدا با استفاده از الگوریتم حداقل مربعات متعامد، موجکهای مهم و مؤثر از میان موجکهای کاندید انتخاب شده و با توجه به پارامتر مقیاس موجکها، ابعاد شبکه، تعداد قوانین فازی، تعداد زیر شبکه های عصبی موجک و پارامتر مقیاس مربوط به هر زیرشبکه تعیین می شوند. به این ترتیب مقادیر اولیه پارامترهای شبکه شامل پارامتر شیفیت و مقیاس موجکها، وزنها، زیرشبکه های عصبی موجک و

$i$ ام و  $\hat{y}_i$  خروجی محلی برای قانون  $i$ ام می باشد که برابر مجموع خطی یک مجموعه محدود از موجک های  $\psi_{M_i, t^k}^{(k)}(\underline{x})$  با پارامتر مقیاس یکسان  $M_i \in \mathbb{Z}$  است. در نهایت نمایانگر مجموعه فازی است که توسط تابع عضویت گوسی (۲) توصیف می شود.  $A_j^i(x_j)$  درجه عضویت  $x_j$  در  $A_j^i$  می باشد.

$$A_j^i(x_j) = e^{-\frac{(x_j - p_{j1}^i)^2}{p_{j2}^i}} \quad (2)$$

بطوریکه  $p_{j1}^i, p_{j2}^i \in \mathbb{R}$  می باشند. پارامترهای  $p_{j1}^i$  و  $p_{j2}^i$  به ترتیب مرکز و عرض تابع عضویت را نشان می دهند. هر شبکه موجک فازی شامل  $C$  زیرشبکه عصبی موجک می باشد. هر زیرشبکه عصبی موجک یک ساختار رگرسیون غیرخطی است که نگاهی ورودی- خروجی را توسط نسخه های بسط و شیفته داده شده توابع موجک نمایش می دهد [۱۴]. ساختار یک شبکه عصبی موجک در شکل (۱) نشان داده شده است.



شکل ۱: ساختار شبکه عصبی موجک [۱۴].

خروجی شبکه عصبی موجک طبق رابطه (۳) محاسبه می شود:

$$\hat{y}_i = \sum_{k=1}^{T_i} w_{M_i, t^k} \psi_{M_i, t^k}^{(k)}(\underline{x}) \quad (3)$$

در رابطه فوق  $\psi_{M_i, t^k}^{(k)}(\underline{x})$  تابع فعالیت موجک مربوط به زیرشبکه عصبی موجک  $i$ ام می باشد که توسط ضرب تانسور توابع موجک یک بعدی بیان می شوند:

$$\begin{aligned} \psi_{M_i, t^k}^k &= 2^{M_i/2} \psi^{(k)}(2^{M_i} \underline{x} - t^k) \\ &= \prod_{j=1}^n 2^{M_i/2} \psi^{(k)}(2^{M_i} x_j - t_j^k) \end{aligned} \quad (4)$$

بطوریکه  $t_j^k \in \mathbb{R}$  و  $M_i \in \mathbb{Z}$  به ترتیب پارامترهای شیفته و مقیاس توابع موجک می باشند. همچنین بردار ورودی  $\underline{x}$  و وزن بین لایه مخفی و خروجی زیرشبکه عصبی موجک  $i$ ام می باشد. پارامتر

پارامترهای مربوط به توابع عضویت فازی تعیین می شوند. سپس با استفاده روش حداقل مربعات بازگشتی، پارامترهای خطی شبکه که شامل ضرایب وزن مربوط به هر زیرشبکه عصبی موجک می باشند، تنظیم می شوند. همچنین پارامترهای غیرخطی شبکه شامل، پارامترهای شیفته توابع موجک و پارامترهای مربوط به توابع عضویت فازی با در نظر گرفتن مربعات خطای بین خروجی شبکه موجک فازی و خروجی مطلوب به عنوان تابع هدف، با استفاده از الگوریتم شهودی جهش قورباغه ها بروز رسانی می شوند. در انتها عملکرد الگوریتم پیشنهادی برای مسائل تقریب تابع، کنترل و شناسایی سیستم های غیرخطی بررسی می شود. مقایسه نتایج بدست آمده از روش پیشنهادی با کارهای قبلی انجام شده، مؤید ویژگیهای بارز روش پیشنهادی در کاهش تعداد قوانین فازی، کاهش تعداد پارامترهای شبکه، بهبود شاخص عملکرد شبکه، صحت تقریب زنی بالا، افزایش سرعت همگرایی و کاهش حجم محاسبات می باشد.

ادامه مقاله به صورت زیر سازمان یافته است: برای فراهم نمودن یک زمینه مناسب، بخش دوم به اختصار به توضیح ساختار شبکه های موجک فازی و پس از آن، بخش سوم به معرفی الگوریتم جهش قورباغه های بهم آمیخته پرداخته است. بخش چهارم به معرفی الگوریتم یادگیری ترکیبی پیشنهادی اختصاص یافته است. در بخش پنجم مثال ها و سیستم های مورد مطالعه معرفی شده و نتایج حاصل از شبیه سازی ها و مطالعات عددی بر روی این سیستم های نمونه آورده شده است. سرانجام، بخش ششم به نتیجه گیری نهایی مقاله اختصاص یافته است.

## ۲- ساختار شبکه های موجک فازی

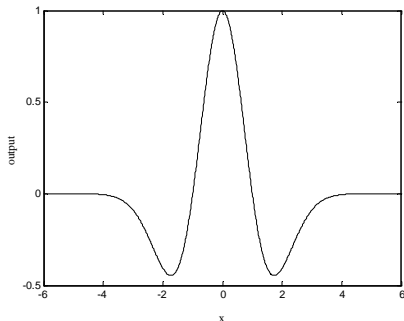
هر شبکه موجک فازی، برای تقریب یک تابع دلخواه را می توان توسط مجموعه ای از قوانین فازی به صورت رابطه (۱) توصیف کرد:

$R^i$ : If  $x_1$  is  $A_1^i$  and  $x_2$  is  $A_2^i$  and ... and  $x_q$  is  $A_q^i$ ,

$$\text{Then } \hat{y}_i = \sum_{k=1}^{T_i} w_{M_i, t^k} \Psi_{M_i, t^k}^{(k)}(\underline{x})$$

$$\text{and } w_{M_i}^k \in \mathbb{R}, M_i \in \mathbb{Z}, t^k \in \mathbb{R}^q, x \in \mathbb{R}^q \quad (1)$$

که  $R^i$  قانون فازی  $i$ ام ( $1 \leq i \leq C$ ) و  $C$  تعداد قوانین فازی است.  $x_j$  متغیر ورودی  $j$ ام ( $1 \leq j \leq n$ ) و  $n$  ابعاد ورودی می باشد. همچنین،  $t^k = [t_1^k, t_2^k, \dots, t_n^k]$  که مقدار شیفته برای موجک  $k$ ام است و  $k = 1, 2, \dots, S$  که  $S$  برابر تعداد کل موجکهای انتخاب شده می باشد. همچنین  $T_i$  تعداد کل موجکها برای قانون فازی



شکل ۳: تابع موجک کلاسه مکزیک

همچنین پارامتر مقیاس برای موجک کلاسه مکزیک در گستره ۴- تا ۴ انتخاب شده است. ابتدا بر اساس داده های آموزشی، مقادیر پارامتر مقیاس  $M_i$  برای تابع موجک انتخاب شده، تعیین می شود. داده های آموزشی به صورت مجموعه (۸) تعریف می شوند:

$$\left\{ \left( x_l^d, y_l^d \right), 1 \leq l \leq L, x_l^d \in R^n, y_l^d \in R \right\} \quad (۸)$$

که  $L$  تعداد نمونه های آموزشی می باشد. هدف، ساخت و آموزش شبکه موجک فازی نشان داده شده در شکل (۲) براساس مجموعه داده های آموزشی (۸) می باشد، به گونه ای که خطای بین خروجی شبکه موجک فازی و  $y_l^d$  حداقل شود.

### ۳- الگوریتم جهش قورباغه های بهم آمیخته

الگوریتم جستجوی جهش قورباغه های بهم آمیخته (SFL) یا بطور خلاصه الگوریتم جهش قورباغه ها، یک الگوریتم جستجوی فرا ابتکاری جدید مبتنی بر جمعیت اولیه از خانواده الگوریتم های ممیتیک می باشد که از تکامل طبیعی گروهی از قورباغه ها زمانی که بدنبال محل با بیشترین ذخیره غذایی در دسترس می گردند، الهام گرفته شده است [۲۰].

الگوریتم SFL نخستین بار توسط یوسف و لنزی در سال ۲۰۰۳ برای تعیین اندازه بهینه لوله های جدید در توسعه شبکه لوله کشی مورد استفاده قرار گرفت [۲۱]. از آن پس SFL به عنوان یک روش بهینه سازی کارآمد مورد توجه محققین در زمینه های مختلف قرار گرفت [۲۲].

#### روند کار الگوریتم SFL

پروسه این الگوریتم با تولید جمعیت اولیه شروع می شود. ابتدا جمعیت اولیه ای شامل  $N$  قورباغه  $P = \{X_1, X_2, \dots, X_N\}$  (قورباغه ها در الگوریتم SFL معادل کروموزوم ها در الگوریتم ژنتیک (GA) می باشند و نمایانگر یک راه حل شدنی در مسئله بهینه سازی هستند) بصورت تصادفی و در فضای ممکن  $\Omega$  تولید می شود. در یک مسأله

شیفت مرکز تابع موجک را تعیین می کند، در حالیکه پارامتر مقیاس پهنای موجک را کنترل می نماید.

مطابق رابطه (۴) در هر قانون فازی یا زیر شبکه عصبی موجک، موجک های تک مقیاسی هستند و دارای پارامتر مقیاس یکسان در تمام ابعاد ورودی می باشند. به این ترتیب با استفاده از مکانیزم استنتاج فازی TSK خروجی شبکه موجک فازی ( $\hat{y}$ ) توسط رابطه (۵) بیان می شود.

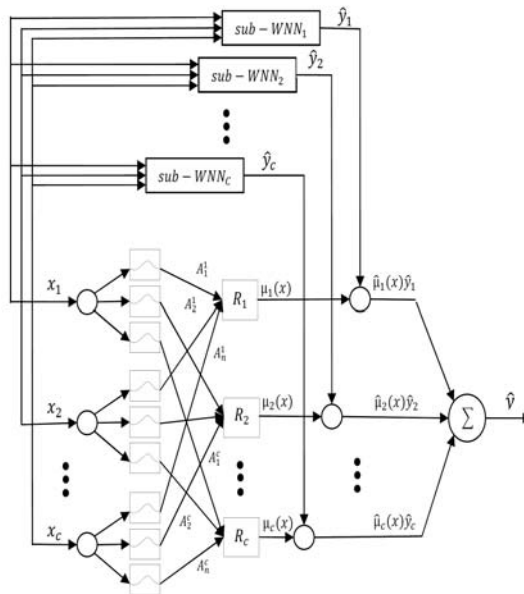
$$\hat{y}(x) = \frac{\sum_{i=1}^c \mu_i(x) \hat{y}_i}{\sum_{i=1}^c \mu_i(x)} = \sum_{i=1}^c \hat{\mu}_i(x) \hat{y}_i \quad (۵)$$

که داریم:

$$\hat{\mu}_i(x) = \mu_i(x) / \sum_{i=1}^c \mu_i(x), \quad \mu_i(x) = \prod_{j=1}^q A_j^i(x) \quad (۶)$$

بطوریکه  $0 \leq \hat{\mu}_i \leq 1$  و  $\sum_{i=1}^c \hat{\mu}_i = 1$  می باشد.  $\hat{\mu}_i$  درجه شراکت

هر شبکه عصبی موجک با سطح دقت  $M_i$  را در خروجی کل شبکه تعیین می کند. شکل (۲)، ساختار شبکه های موجک فازی را نمایش می دهد.



شکل ۲: ساختار شبکه های موجک فازی

در این مقاله از نسخه های شیفت و بسط یافته تابع موجک کلاسه مکزیک که توسط رابطه (۷) بدست می آیند، استفاده است. شکل (۳)، تابع موجک کلاسه مکزیک را نشان می دهد.

$$\psi \left( \frac{x-t_j}{M_i} \right) = \left( 1 - \left( \frac{x-t_j}{M_i} \right)^2 \right) \exp \left( -\frac{1}{2} \left( \frac{x-t_j}{M_i} \right)^2 \right) \quad (۷)$$

در روابطه فوق،  $r$  یک عدد تصادفی یکنواخت بین صفر و یک است و  $D_{max}$  حداکثر مقدار تغییرات مجاز در موقعیت قورباغه در یک پرش می باشد.

چنانچه این تغییر موقعیت، جوابی با شایستگی بهتر تولید کرد، این جواب جایگزین  $X_w$  می گردد. در غیر اینصورت، محاسبات انجام شده با استفاده از روابط (۱۰) و (۱۱) و با جایگزینی بهینه فرامحلی  $X_g$  به جای بهینه محلی  $X_b$  تکرار می شوند. در صورتی که باز هم بهبودی در جواب حاصل نگردد،  $X_w$  حذف شده و یک راه حل جدید بصورت تصادفی جایگزین آن می گردد. این سیر تکاملی برای تعداد گام های تکاملی ممتیک (تعداد تکرارهای جستجوی محلی)، که از قبل مشخص شده است، در هر مپلکس تکرار می شود [۲۰]-[۲۲].

پس از اتمام فرآیند جستجوی محلی در مپلکس ها، تمامی اعضای جمعیت به هم آمیخته شده و بر اساس ارزش شایستگی آنها مجدداً به صورت نزولی مرتب می شوند. سپس دوباره به چند زیر مجموعه تقسیم شده و روند گفته شده تکرار می شود. تکامل جمعیت در مپلکس ها (فرآیند جستجوی محلی) و ترکیب دوباره کل جمعیت تا جایی ادامه پیدا می کند که شرط توقف الگوریتم (اتمام تعداد تکرارها یا رسیدن به یک درصد خطای از پیش تعیین شده) برآورده گردد. در این صورت، الگوریتم SFL خاتمه یافته و جواب با بهترین مقدار شایستگی بعنوان بهترین جواب پیدا شده گزارش می شود. به منظور درک بهتر، فلوجارت الگوریتم SFL در شکل (۵) نشان داده شده است.

#### ۴- الگوریتم یادگیری ترکیبی پیشنهادی

الگوریتم یادگیری ارائه شده برای شبکه موجک فازی دارای ۲ مرحله است، مرحله اول شامل تعیین مقادیر اولیه پارامترهای شبکه و مرحله دوم شامل بروزرسانی پارامترهای شبکه می باشد.

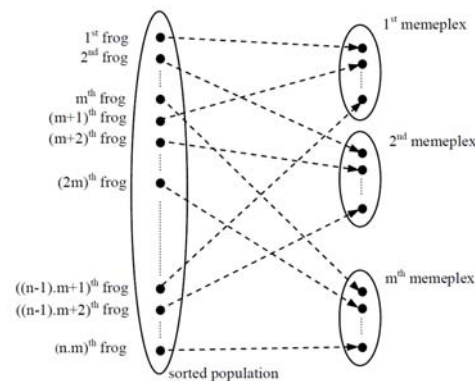
##### ۴-۱- روش مقدار دهی اولیه به پارامترهای شبکه

در این مقاله موجکهای اولیه با تشکیل یک توری موجک بدست می آیند [۲۴]. اما هنگامی که موجکهای اولیه با استفاده از تشکیل توری موجک انتخاب می شوند، دارای افزونگی می باشند و این افزونگی منجر به افزایش تعداد نرونهای موجک می شود. به همین دلیل از الگوریتم حداقل مربعات متعامد برای انتخاب موجکهای مؤثر و پرنفوذ استفاده می شود [۱۹ و ۲۵]. پارامترهای آزاد در شبکه موجک

فازی که بایستی تحت آموزش قرار گیرند شامل  $P_{jr}^i$ ،  $l_j^k$  و  $w_{Mi,t,k}$

$S$  بعدی ( $S$  تعداد متغیرها)، موقعیت قورباغه (پاسخ)  $i$  ام در فضای جستجو به عنوان یک راه حل قابل قبول در مسئله بهینه سازی در نظر گرفته می شود و آنرا بصورت بردار  $X_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iS}]^T$  نشان می دهند ( $X_i$  موقعیت قورباغه  $i$  ام می باشد و  $i = 1, \dots, N$ ).

در مرحله بعدی، با استفاده از تابع برازندگی تعریف شده، هر یک از جواب های مسئله ارزیابی می گردند. تابع برازندگی با توجه به مسئله تعریف می گردد. در ادامه راه حل ها، با توجه به مقادیر شایستگی شان، به صورت نزولی مرتب می گردند. سپس کل جمعیت به  $m$  بخش مساوی تقسیم می شود که به هر کدام از این زیربخش ها یک مپلکس گفته می شود. در هر مپلکس  $n$  راه حل مسئله قرار می گیرد ( $n = N/m$ ) به گونه ای که اولین راه حل (راه حل با بالاترین مقدار شایستگی) در مپلکس اول قرار می گیرد، دومین راه حل در مپلکس دوم،  $m$  امین راه حل در مپلکس  $m$  ام و  $(m+1)$  امین راه حل مجدداً در مپلکس اول قرار می گیرد؛ این روند تا توزیع تمامی راه حل ها ادامه می یابد. در شکل (۴) روند توزیع قورباغه ها یا راه حل ها در مپلکس ها نشان داده شده است.



شکل ۴: روند شکل گیری مپلکس ها [۲۳]

سپس، در هر کدام از مپلکس ها راه حل های با بدترین و بهترین میزان شایستگی مشخص شده و به ترتیب با  $X_w$  و  $X_b$  نشان داده می شوند. همچنین راه حل با بهترین مقدار شایستگی در میان کل جمعیت نیز مشخص می گردد ( $X_g$ ). در ادامه، در طی فرآیند تکامل مپلکس ها، در هر مپلکس یا زیر گروه، موقعیت بدترین راه حل ( $X_w$ ) به سمت موقعیت بهترین راه حل ( $X_b$ ) بروز رسانی می شود. موقعیت جدید راه حل بدتر با استفاده از قانون پرش قورباغه بصورت زیر بدست می آید.

$$\text{Position change (D)} = r \times (X_b - X_w) \quad (10)$$

$$X_w(\text{new}) = X_w + D, (\|D\| < D_{max}) \quad (11)$$

$$P_{j2}^i = \sqrt{\frac{2 \sum_{l=1}^L \bar{\mu}_{il} (x_{jl}^d - P_{j1}^i)^2}{\sum_{l=1}^L \bar{\mu}_{il}}} \quad (14)$$

مقادیر اولیه  $P_{j1}^i$  و  $P_{j2}^i$  بنحوی انتخاب شده اند که به ترتیب میانگین وزنی و انحراف استاندارد داده های ورودی باشند.

#### ۴-۲- روش بروز رسانی پارامترها

پس از ساخت شبکه موجک فازی و تعیین تعداد زیر شبکه های عصبی موجک، تعداد قوانین فازی و تعیین مقادیر اولیه پارامترهای شبکه مطابق با بخش (۴-۱)، بایستی پارامترهای شبکه تحت آموزش قرار گیرند. در این مرحله، هدف از آموزش شبکه، حداقل نمودن میانگین مربعات خطا بعنوان تابع هزینه می باشد، که به صورت زیر تعریف می شود:

$$E = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L (y_l^d - \hat{y}_l)^2 \quad (15)$$

در رابطه (۱۵)،  $\hat{y}_l$  و  $y_l^d$  به ترتیب خروجی شبکه موجک فازی و خروجی مطلوب می باشند. همچنین  $L$  تعداد داده های آموزشی و  $E$  میانگین مربعات خطا پس از اعمال تمام ورودیها به شبکه می باشد. در این مقاله به منظور افزایش سرعت همگرایی و رسیدن به پاسخ، از دو الگوریتم یادگیری کارآمد برای آموزش پارامترهای شبکه استفاده شده است: روش حداقل مربعات بازگشتی برای آموزش ضرایب وزن مربوط به هر زیر شبکه عصبی موجک و الگوریتم جهش قورباغه ها برای آموزش پارامترهای غیرخطی شبکه شامل، پارامترهای شیفیت توابع موجک و پارامترهای مربوط به توابع عضویت فازی.

قوانین بروز رسانی پارامترهای خطی با استفاده از الگوریتم حداقل مربعات بازگشتی به صورت روابط (۱۶) و (۱۷) می باشد. جزئیات این الگوریتم در [۲۶] آمده است.

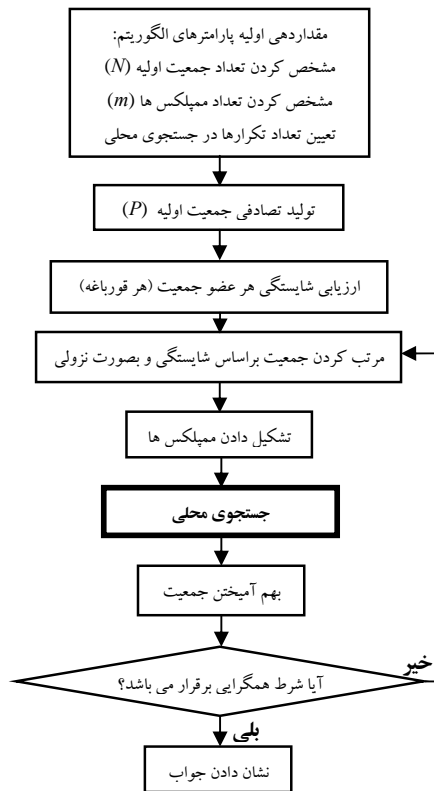
$$P_{n+1} = P_n - \frac{P_n a_{n+1} a_{n+1}^T P_n}{1 + a_{n+1}^T P_n a_{n+1}} \quad (16)$$

$$w_{n+1} = w_n + P_{n+1} a_{n+1} (y_{n+1} - a_{n+1}^T w_n) \quad (17)$$

همانطور که قبلا بیان شد، در آموزش پارامترهای شبکه، هدف حداقل نمودن میانگین مربعات خطا بعنوان تابع هزینه می باشد، که به صورت رابطه (۱۵) تعریف می شود. بنابراین این مسئله را می توان به صورت یک مسئله بهینه سازی با تابع هدف زیر در نظر گرفت:

$$fitness = \frac{1}{\sum_{l=1}^L (y_l^d - \hat{y}_l)^2 + C} \quad (18)$$

می باشند که به ترتیب  $r = 1, 2$ ،  $j = 1, 2, \dots, n$ ،  $i = 1, 2, \dots, c$  و  $k = 1, 2, \dots, S$  هستند.



شکل ۵: فلوجارت الگوریتم [۲۲].

مقادیر  $t_j^k$  و وزن های اولیه  $w_{M_{i,l}^k}$  در مرحله انتخاب موجکها و با استفاده از الگوریتم OLS بدست می آیند اما پارامترهای  $P_{jr}^i$  نامشخص هستند و بایستی مقداردهی اولیه شوند.

پارامترهای آزاد توابع عضویت هستند که درجه شراکت هر زیر شبکه عصبی موجک را با دقت خاصی تعیین می کنند. با محاسبه  $\hat{y}_l^d(x_l^d)$  در رابطه (۳) درجه شراکت تقریبی  $\bar{\mu}_{il}$  بصورت ذیل محاسبه می شود.

$$\bar{\mu}_{il} = \frac{|\hat{y}_l^d(x_l^d)|}{\sum_{i=1}^c |\hat{y}_l^d(x_l^d)|}, \quad i = 1, 2, \dots, c, \quad l = 1, 2, \dots, L \quad (12)$$

بدین ترتیب مقادیر اولیه  $P_{jr}^i$  مطابق با روابط زیر مقداردهی اولیه می شوند.

$$P_{j1}^i = \frac{\sum_{l=1}^L \bar{\mu}_{il} x_{jl}^d}{\sum_{l=1}^L \bar{\mu}_{il}} \quad (13)$$

همانطور که مشخص است، تابع به طور قطعه ای پیوسته و قابل تجزیه و تحلیل است. در این مثال، ۲۰۰ داده آموزشی به طور یکنواخت در فاصله  $[10, -10]$  انتخاب شده است. از آنجایی که انتخاب پارامترهای الگوریتم های SFL تأثیر قابل توجهی بر کیفیت جواب بدست آمده دارد، قبل از حل مسئله آزمایش های متعددی انجام گرفته و با توجه به نتایج به دست آمده، مقادیر مناسب برای تعداد مپلکس ها، تعداد تکرارهای محلی و مقدار Dmax به ترتیب برابر با ۱۰، ۲۰ و  $inf$  در نظر گرفته شده است. همچنین تعداد اعضای جمعیت ۲۰۰ عضو و نیز تعداد تکرارها که شرط توقف الگوریتم است ۴۰۰۰ تکرار در نظر گرفته شده است.

در [۱۸] از یک روند خود-تنظیم مبتنی بر الگوریتم ژنتیک استفاده شده است. تعداد اعضای جمعیت و تعداد تکرار الگوریتم ژنتیک با الگوریتم SFL یکسان در نظر گرفته شده تا بتوان نتایج را در شرایطی برابر با یکدیگر مقایسه کرد. سایر پارامترهای الگوریتم ژنتیک مانند نرخ جهش و نرخ همبری به ترتیب برابر ۰/۱ و ۰/۹ در نظر گرفته شده اند. شکل (۶) تقریب تابع  $f(x)$  با استفاده از شبکه موجک فازی بر اساس الگوریتم پیشنهادی و روشهای اعمال شده را نشان می دهد. همچنین به منظور ارزیابی کارایی روش پیشنهادی در مقایسه با سایر روشهای ارائه شده در مقالات، از شاخص عملکرد شبکه تعریف شده در [۱۸]، استفاده می کنیم.

$$J = \frac{\sum_{i=1}^N (y_i^d - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^N (y_i^d - \bar{y})^2} \quad (18)$$

که  $\hat{y}_i$  و  $y_i^d$  به ترتیب خروجی شبکه و خروجی مطلوب می باشند و  $\bar{y}$  طبق رابطه (۱۹) محاسبه می شود:

$$\bar{y} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i^d \quad (19)$$

لازم به ذکر است که شاخص عملکرد (۱۸) با استفاده از ۲۰۰ داده تست که بصورت یکنواخت نمونه برداری شده اند، محاسبه شده است. مقایسه میان عملکرد شبکه پیشنهادی با دیگر شبکه های مبتنی بر موجک [۸، ۱۳، ۱۸، ۲۷] در جدول (۱) آورده شده است. نتایج ارائه شده، مؤید قابلیت روش پیشنهادی جهت بهبود شاخص عملکرد شبکه، کاهش تعداد قوانین فازی و همچنین کاهش تعداد پارامترهای شبکه می باشد.

در این مقاله به دلیل سرعت همگرایی زیاد و قابلیت بالای الگوریتم SFL در یافتن پاسخ های زیر بهینه، از این الگوریتم برای حل مسئله بهینه سازی فوق استفاده شده است. از طرفی پارامترهای غیر خطی که بایستی تحت آموزش قرار بگیرند عبارتند از:  $t^k$ ،  $p_{j1}^i$  و  $p_{j2}^i$ . در نتیجه هر بردار راه حل یا هر قورباغه را بصورت زیر تعریف می کنیم:

$$frog = X = [p_{j1}^i \quad p_{j2}^i \quad t^k] \quad (17)$$

در هر بار تکرار الگوریتم، هر بردار راه حل مطابق با رابطه (۱۷) با استفاده از تابع هدف (۱۵) ارزیابی شده و بروز رسانی می شود. باید به این نکته توجه داشت که در الگوریتم پیشنهادی بجای تولید تصادفی جمعیت اولیه برای قورباغه ها، مقادیر اولیه ای که توسط الگوریتم OLS بدست آمده اند، به عنوان جمعیت اولیه الگوریتم SFL بکار می روند. همچنین بازه تغییرات بردار (۱۷) نسبت به این مقادیر اولیه تعیین می شود. از آنجا که الگوریتم RLS دارای قابلیت خوب و سرعت همگرایی بالا در آموزش پارامترهای خطی می باشد، لذا استفاده از آن ضمن کاهش حجم محاسبات و پیچیدگی روش (به سبب کاهش طول بردار جواب رابطه (۱۷) و تسهیل مسئله بهینه سازی)، موجب تسریع سرعت همگرایی الگوریتم پیشنهادی می شود.

## ۵- نتایج شبیه سازی

در این بخش، به منظور ارزیابی کارایی الگوریتم پیشنهادی برای یادگیری شبکه های موجک فازی، عملکرد این روش برای تقریب تابع، شناسایی و کنترل سیستم غیر خطی مورد بررسی قرار گرفته و نتایج آن با نتایج روش های گزارش شده در مقالات دیگر، مقایسه شده است. کلیه شبیه سازی ها در محیط برنامه نویسی نرم افزار MATLAB و با استفاده از یک کامپیوتر با پردازشگر Core2Duo 2.53MHz و حافظه 4GB انجام شده است.

### مثال ۱- تقریب تابع قطعه ای پیوسته

در این بخش عملکرد الگوریتم پیشنهادی برای تقریب تابع غیرخطی و قطعه ای هموار  $f(x)$  بررسی شده است. همچنین به منظور انجام یک مقایسه، روشهای ارائه شده در [۱۳] و [۱۸] نیز به مسئله اعمال شده است. تابع  $f(x)$  به صورت زیر تعریف می شود:

$$f(x) = \begin{cases} -2.186x - 12.864 & -10 \leq x < -2 \\ 4.246x & -2 \leq x < 0 \\ 10e^{-0.05x-5} \sin[(0.03x+0.7)x] & 0 \leq x \leq 10 \end{cases} \quad (17)$$

**مثال ۲- کنترل سیستم های غیر خطی**

در این قسمت از دو مثال برای نشان دادن قابلیت روش پیشنهادی در کنترل سیستم های غیر خطی و مقاوم بودن آن در مقابل عدم قطعیت در پارامترهای سیستم و اغتشاش وارد بر سیستم، استفاده شده است.

**الف-** در این مثال، الگوریتم پیشنهادی به منظور طراحی یک کنترل کننده برای یک سیستم غیر خطی استفاده شده در مقالات متفاوت [۱۸] و [۲۸-۳۰]، بکار برده شده است. همچنین به منظور انجام یک مقایسه، روش مبتنی بر الگوریتم ژنتیک ارائه شده در [۱۸] نیز به مسئله اعمال و نتایج حاصل از آن با روش پیشنهادی مقایسه شده است.

سیستم غیرخطی (۲۰) را در نظر بگیرید که در آن تابع غیرخطی  $f(x)$  نامعلوم می باشد. هدف، طراحی کنترل کننده شبکه موجک فازی به منظور پایدار نمودن سیستم (۲۰) در مبدأ می باشد.

$$\dot{x}(t) = \frac{1 - e^{-x(t)}}{1 + e^{-x(t)}} + u(t) \quad (20)$$

همانطور که آشکار است، سیستم فوق در در عدم حضور سیگنال کنترل ناپایدار است. با فرض  $u = 0$  و برای  $x > 0$ ،  $\dot{x} = \frac{1 - e^{-x}}{1 + e^{-x}} > 0$  و به ازای  $x < 0$ ،  $\dot{x} = \frac{1 - e^{-x}}{1 + e^{-x}} < 0$  می باشد. با استفاده از روش خطی سازی با فیدبک، کنترل کننده مناسب برای پایدار کردن این سیستم در مبدأ، به صورت زیر تعریف می شود [۱۸]:

$$u(t) = -\frac{1 - e^{-x(t)}}{1 + e^{-x(t)}} - ax(t) \quad (21)$$

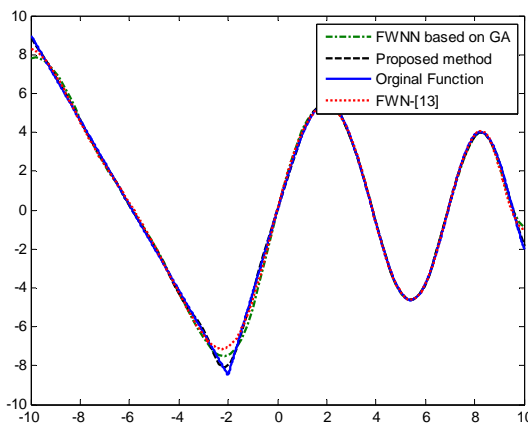
در رابطه فوق،  $a$  ثابت وزنی است که سرعت نسبی همگرایی پاسخ سیستم را کنترل می نماید. اگر مدل شبکه موجک فازی برای تابع غیرخطی و نامشخص  $f(x)$ ، با  $\hat{f}(x)$  نشان داده شود، کنترل کننده طراحی شده، به صورت (۲۲) می باشد:

$$u(t) = -\hat{f}(x) - ax(t) \quad (22)$$

در این مثال جمعیت اولیه و تعداد تکرارها برای هر دو الگوریتم SFL و GA به ترتیب برابر ۱۰۰ و ۲۰۰۰ در نظر گرفته شده است. شکل (۸)، پاسخ سیستم و سیگنال کنترل را به ازای  $a = 3$  برای دو روش نشان می دهد. همچنین نمودار همگرایی دو روش در شکل (۹) نشان داده شده است. همانطور که از شکل های (۸) و (۹) پیداست، هر دو روش به خوبی عمل می کنند اما روش پیشنهادی مقاله از نظر دقت رسیدن به جواب و سرعت همگرایی بهتر عمل نموده است.

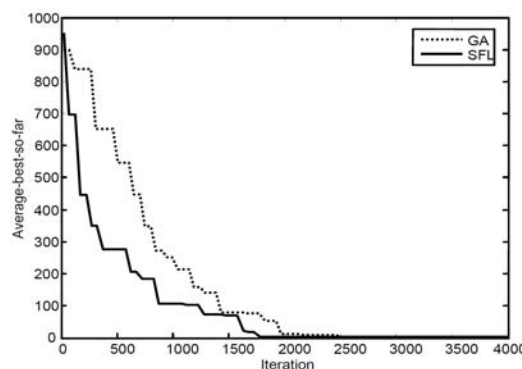
جدول ۱: مقایسه عملکرد الگوریتم پیشنهادی با سایر شبکه های مبتنی بر موجک

روش	J	تعداد قوانین فازی	تعداد پارامترهای شبکه	زمان اجرا
الگوریتم پیشنهادی	۰/۰۰۵۸	۴	۱۶	۷۶۴ s
FWN+GA [۱۸]	۰/۰۲۱۵	۴	۲۰	۹۸۷ s
FWN [۱۳]	۰/۰۳۱۲	۵	۲۴	۷۷۵ s
WARX NN [۲۷]	۰/۰۴۸۰	-	۲۳	-
WNN [۸]	۰/۰۵۰۶	-	۲۲	-



شکل ۶: تقریب تابع  $f(x)$

به منظور مقایسه عملکرد و نحوه همگرایی الگوریتم ها، مشخصه همگرایی الگوریتم ها در یافتن مینیمم هزینه، در شکل (۷) رسم شده است. این مشخصه برای میانگین ۵۰ مرتبه اجرای مستقل الگوریتم ها ترسیم شده است. همانطور که از مشخصه های همگرایی پیداست، روش پیشنهادی بدلیل استفاده از الگوریتم های SFL و RLS و نیز تولید جمعیت اولیه مناسب و استفاده از OLS، روند همگرایی بهتر و سریع تری نسبت به روش مبتنی بر GA داشته است.



شکل ۷: مشخصه همگرایی الگوریتم های مبتنی بر SFL و GA



(۲) مشاهده می‌شود، تعداد قوانین فازی با استفاده از روش پیشنهادی کاهش یافته اما در عین حال ضمن بهبود مشخصات پاسخ گذرای سیستم، سرعت همگرایی پاسخ نیز افزایش یافته است. همچنین در مقایسه با [۲۸]، نوسانات پاسخ حذف شده، مشخصات حالت گذرا بهبود یافته و دامنه سیگنال کنترل نیز کاهش یافته است.

جدول ۲: مقایسه عملکرد الگوریتم پیشنهادی با سایر روش های ارائه شده

روش	تعداد قوانین فازی	دامنه سیگنال کنترل	زمان پایداری	زمان اجرا
الگوریتم پیشنهادی	۲	$-2 \leq u \leq 0$	3.3 s (a=1)	۶۵۵ S
الگوریتم پیشنهادی	۲	$-1.5 \leq u \leq 0$	1.7 s (a=3)	۶۴۵ S
FWN+GA[۱۸]	۶	-	3.2 s (a=3)	۸۷۳ S
IAFSMC[۲۸]	۲	$-7 \leq u \leq 5$	2.2 s (a=3)	-
SAFC[۳۰]	۶	-	14 s (a=3)	-

ب - در این مثال، از الگوریتم پیشنهادی جهت طراحی یک کنترل کننده شبکه موجک فازی تطبیقی [۱۹] استفاده شده و اثر تغییر پارامترهای سیستم و نیز اغتشاش وارد به سیستم مورد بررسی قرار گرفته است. هدف کنترل عبارت است از طراحی یک کنترل کننده موجک فازی تطبیقی بطوریکه خروجی سیستم، خروجی مطلوب،  $y_d(t)$ ، را دنبال نماید.

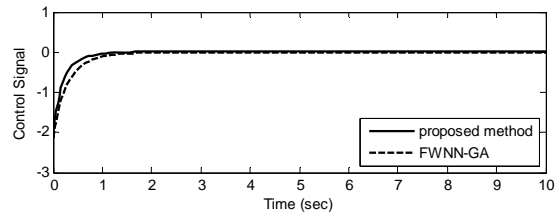
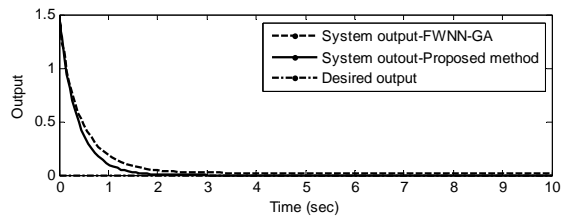
سیستم غیرخطی (۲۳) را در نظر بگیرید، که در آن تابع غیرخطی  $f(x)$  نامعلوم می‌باشد.

$$\begin{cases} \dot{x}^{(n)} = f(x) + u \\ y = x \end{cases} \quad (23)$$

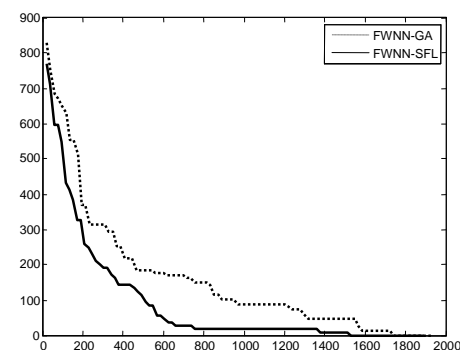
اگر تقریب شبکه موجک فازی برای تابع غیرخطی و نامشخص  $f(x)$ ، با  $\hat{f}(x|k)$  نشان داده شود، کنترل کننده طراحی شده، به صورت زیر می‌باشد [۳۱].

$$u(t) = -\hat{f}(x|k) + y_d^{(n)} + c^T e \quad (24)$$

که در آن  $e$  خطای ردیابی و برابر با  $e = y_d - y = y_d - x$  بردار خطا به صورت  $e = (e, \dot{e}, \dots, e^{(n-1)})^T$  تعریف می‌شود. همچنین بردار ضرایب  $c = (c_1, c_2, \dots, c_n)^T$  به گونه ای انتخاب می شود که ریشه های چندجمله‌ای  $s^n + c_1 s^{n-1} + \dots + c_n = 0$  در نیم صفحه باز سمت چپ صفحه مختلط گیرند [۳۱]. ضرایب  $k$  در  $\hat{f}(x|k)$ ، پارامترهای تطبیقی هستند که به صورت بهنگام تنظیم می‌شوند. اکنون با توجه به مطالب فوق، روش پیشنهادی مقاله را در مدل سازی دینامیک های سیستم و طراحی کنترل کننده برای یک سیستم سرو مکانیزم بکار می‌بریم.

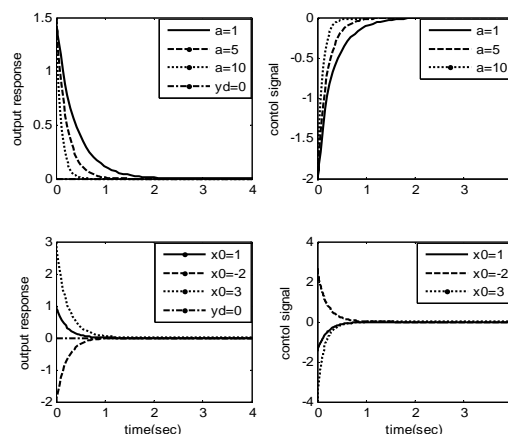


شکل ۸: پاسخ سیستم و سیگنال کنترل به ازای  $a = 3$



شکل ۹: مشخصه همگرایی الگوریتم های مبتنی بر SFL و GA

همچنین، شکل (۱۱) پاسخ سیستم و سیگنال کنترل به ازای مقادیر متفاوت  $a$  و شرایط اولیه متفاوت را نشان می‌دهد. همانطور که از شکل (۱۱) مشاهده می‌شود، کنترل کننده پیشنهادی قادر است به ازای شرایط اولیه متفاوت با دامنه سیگنال کنترل قابل قبول، سیستم را کنترل نماید.



شکل ۹: پاسخ سیستم و سیگنال کنترل به ازای مقادیر متفاوت  $a$  و  $x_0$

مقایسه نتایج حاصل از روش پیشنهادی و کارهای قبلی انجام شده در سایر مقالات، در جدول (۲)، ارائه شده است. همانطور که از جدول

سیستم سرومکانیزم غیرخطی که توسط معادله دیفرانسیل مرتبه دوم (۲۵) مدل می شود را در نظر بگیرید.

$$m\ddot{q} + l\dot{q} + \Delta f(q) = \tau + d \quad (25)$$

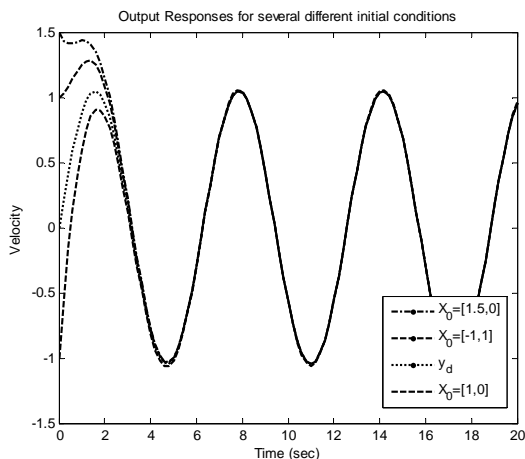
پارامترهای مدل که بیانگر مشخصات فیزیکی سیستم می باشند به صورت زیر توصیف می شوند.  $\dot{q}$ : سرعت،  $q$ : موقعیت،  $\Delta f(q)$ : ترم غیرخطی وابسته به  $q$ ،  $m$  و  $l$ : جرم و میرایی سیستم،  $\tau$ : گشتاور و  $d$ ، اغتشاش را نمایش می دهند. با فرض  $x_1 = q$  و  $x_2 = \dot{q}$ ، موقعیت و سرعت سیستم، به عنوان متغیر حالت برای سیستم در نظر گرفته شده و فرض می شود که قابل اندازه گیری باشند. بنابراین معادلات دینامیکی سرومکانیزم در فضای حالت، می تواند به صورت (۲۶) توصیف شوند.

$$\begin{aligned} \dot{x}_1 &= x_2 \\ \dot{x}_2 &= f(x) + u + d(t) \\ y &= x \end{aligned} \quad (26)$$

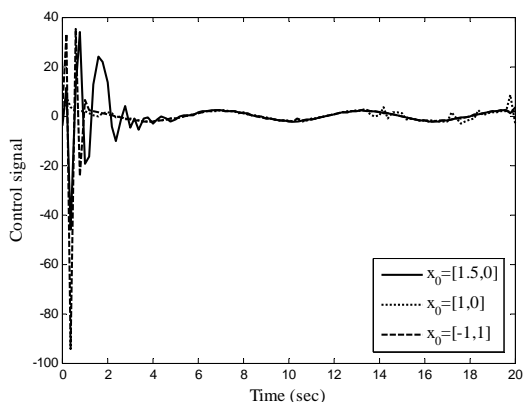
که در رابطه فوق داریم:  $f(x) = -lx_2 - \Delta f(x_1)$  و  $u = \tau$ ،  $\Delta f(x_1) = 0.4 \sin(x_1)$  هدف کنترل در این مثال، ردیابی مسیر مطلوب  $y_d(t) = (\pi/3) \sin(t)$  توسط خروجی سیستم می باشد. پارامترهای سیستم به صورت  $m = 1 \text{ kg}$  و  $l = 1$  و  $d(t)$  به عنوان اغتشاش خارجی وارد بر سیستم در نظر گرفته شده است. در این مثال جمعیت اولیه و تعداد تکرارها برای هر دو الگوریتم SFL و GA به ترتیب برابر ۲۰۰ و ۱۰۰۰ در نظر گرفته شده است.

شکلهای (۱۰) و (۱۱) به ترتیب، پاسخ خروجی سیستم در ردیابی مسیر مطلوب  $y_d(t)$  و سیگنال کنترل مربوط به آن را در عدم حضور اغتشاش و تغییرات زمانی در پارامترهای سیستم به ازای چندین شرایط اولیه متفاوت  $x_0 = [1.5, 0]$  و  $x_0 = [-1, 1]$ ،  $x_0 = [1, 0]$  نشان می دهند. همانطور که از نتایج شبیه سازی مشاهده می شود، به ازای شرایط اولیه متفاوت، خروجی سیستم قادر به ردیابی مسیر مطلوب می باشد و سریعاً به سمت مسیر مطلوب همگرا می شود. از طرفی دامنه سیگنال کنترل نیز در هر حالت قابل قبول و مناسب می باشد.

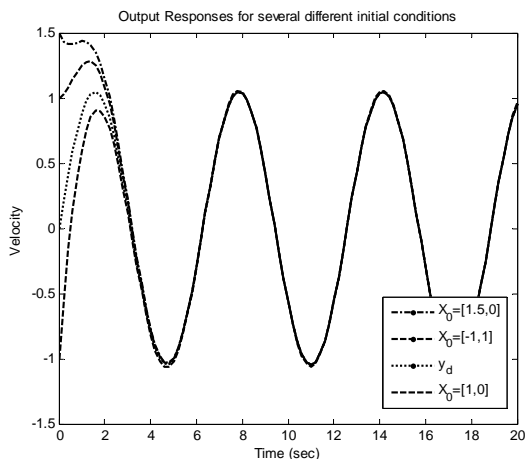
حال اگر اغتشاش خارجی وارد بر سیستم به صورت  $d(t) = \cos(2\pi t)$  و فاکتور میرایی سیستم به صورت  $l = 1 + 0.3 \sin(t)$  تغییر کند، پاسخ سیستم در ردیابی مسیر مطلوب در حضور اغتشاش و نامعینی و سیگنال کنترل مربوط به آن به ازای چندین شرایط اولیه متفاوت بصورت نشان داده شده در شکل های (۱۲) و (۱۳) بدست می آید.



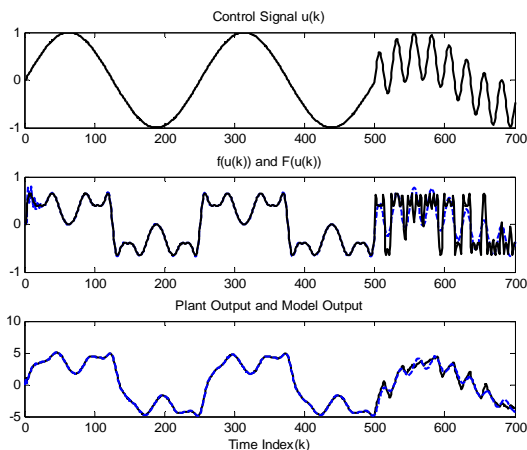
شکل ۱۰: پاسخ خروجی در عدم حضور اغتشاش و نامعینی.



شکل ۱۱: سیگنال کنترل در عدم حضور اغتشاش و نامعینی.

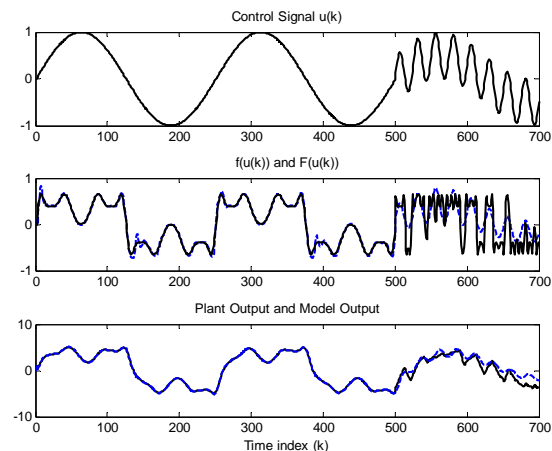


شکل ۱۲: پاسخ خروجی به در حضور اغتشاش و نامعینی.



شکل ۱۴: الف) سیگنال کنترل، ب)  $F(u(k))$  به صورت خط چین و  $f(u(k))$  با خط پر، ج) خروجی مدل به صورت خط چین و خروجی پلنت با خط پر.

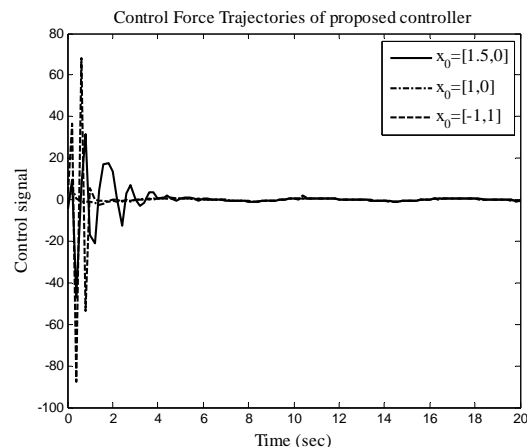
به منظور مقایسه روش ارائه شده با روش های قبلی اعمال شده، مثال مذکور با استفاده از روش مبتنی بر الگوریتم ژنتیک معرفی شده در [۱۸] نیز پیاده سازی شده است. شکل (۱۵) خروجی سیستم و سیگنال کنترلی را برای سیستم فوق نشان می دهد.



شکل ۱۵: الف) سیگنال کنترل، ب)  $F(u(k))$  به صورت خط چین و  $f(u(k))$  با خط پر، ج) خروجی مدل به صورت خط چین و خروجی پلنت با خط پر.

همانطور که از شکل های (۱۴) و (۱۵) مشاهده می شود، صحت و دقت روش پیشنهادی مقاله در مقایسه با روش مبتنی بر الگوریتم ژنتیک بیشتر است.

به منظور ارزیابی بیشتر، نتایج حاصل از روش های اعمال شده و نیز نتایج حاصل از شبکه انفیس و شبکه عصبی چند لایه گزارش شده در [۲۶] و [۳۲] در جدول (۳) آورده شده است. همانطور که از نتایج



شکل ۱۳: سیگنال کنترل در حضور اغتشاش و نامعینی.

همانطور که مشاهده می گردد، کنترل کننده در مقابل تغییرات زمانی در پارامترهای سیستم و اغتشاش خارجی وارد بر سیستم مقاوم بوده و پارامترهای تطبیقی در حضور اغتشاش و نامعینی به نحوی تغییر می یابند که خروجی سیستم با مشخصات گذرای قابل قبول سریعاً به سمت مسیر مطلوب همگرا شود.

### مثال ۳- شناسایی بهنگام در سیستم های کنترل

در این مثال، شبکه موجک فازی برای شناسایی بخش غیرخطی در یک سیستم کنترلی به کار رفته است. پلنت مورد بررسی توسط معادله تفاضلی زیر توصیف می شود:

$$y(k+1) = .3y(k) + .6y(k-1) + f(u(k)) \quad (27)$$

به منظور شناسایی پلنت، یک مدل سری- موازی با معادله تفاضلی (۲۸) بکار می رود.

$$\hat{y}(k+1) = .3\hat{y}(k) + .6\hat{y}(k-1) + F(u(k)) \quad (28)$$

در رابطه (۲۸)،  $F(u(k))$  تابعی است که با یک شبکه موجک فازی شامل ۴ قانون فازی (۴ تابع عضویت) جایگزین شده و پارامترهای آن در هر گام زمانی به صورت بهنگام پروژرسانی می شوند. در مرحله آموزش ورودی پلنت و مدل، یک سیگنال سینوسی به صورت  $u(k) = \sin(2\pi k / 250)$  در بازه  $k = 1$  تا  $k = 250$  و یک سیگنال بصورت  $u(k) = .5 \sin(2\pi k / 250) + .5 \sin(2\pi k / 25)$  در بازه  $k = 250$  تا  $k = 500$  می باشد.

خروجی سیستم و سیگنال کنترلی در شکل (۱۴) نشان داده شده اند همانطور که شکل (۱۴) نشان می دهد، خروجی مدل قادر است خروجی پلنت را بلافاصله بعد از توقف آموزش شبکه در  $k = 250$  و حتی بعد از تغییر  $u(k)$  به صورت در لحظه  $k = 500$  دنبال نماید.

- Approximation", *IEEE Trans, Systems, Man, and Cybernetics, Part B*.
- [6] Narendra, K.S., Parthasarathy, K., 1990, "Identification and Control of Dynamical Systems Using Neural Networks", *IEEE Trans, Neural Networks*.
- [7] Rios-Patron, E., Braatz, R.D., 1997, "Identification and Control of Dynamical Systems Using Neural Networks", *IEEE Trans, Neural Networks*.
- [8] Zhang, Q., Benveniste, A., 1992, "Wavelet Networks," *IEEE Trans, Neural Networks*.
- [9] Faa-Jeng, L., Shen, P.H., Kung, Y.S., 2005, "Adaptive Wavelet Neural Network Control for Linear Synchronous Motor Servo Drive", *IEEE Trans, Magnetics*.
- [10] Jun, Z., Zhang, J., Gilbert G., Walter, Y. M., Lee W.N.W., 1995, "Wavelet Neural Networks for Function Learning", *IEEE Trans, Signal Processing*.
- [11] Shi, D., Chen, F., Ng, G.S., Gao, J., 2006, "The Construction of Wavelet Network for Speech Signal Processing", *Neural Computing & Applications*.
- [12] Galvao, R. K. H., Yoneyama, T., 2004, "A Competitive Wavelet Network for Signal Clustering", *IEEE Trans, Systems, Man, and Cybernetics, Part B*.
- [13] Ho, D.W.C., Zhang, P.A., Xu, J., 2001, "Fuzzy Wavelet Networks for Function Learning", *IEEE Trans, Fuzzy Systems*.
- [14] Zekri, M., Sadri, S., Sheikholeslam, F., 2008, "Adaptive Fuzzy Wavelet Network Control Design for Nonlinear Systems", *Fuzzy Sets and Systems*.
- [15] Karatepe, E., Alci, M., 2005, "A New Approach to Fuzzy Wavelet System Modeling", *International Journal of Approximate Reasoning*.
- [16] Yilmaz, S., Oysal, Y., 2020, "Fuzzy Wavelet Neural Network Models for Prediction and Identification of Dynamical Systems", *IEEE Trans, Neural Networks*.
- [17] Srivastava, S., Singh, M., Hanmandlu, M., Jha, A. N., 2005, "New Fuzzy Wavelet Neural Networks for System Identification and Control", *Appl. Soft Comput.*
- [18] Tzeng, S.T., 2010, "Design of Fuzzy Wavelet Neural Networks Using the GA Approach for Function Approximation and System Identification", *Fuzzy Sets System*.
- [۱۹] ذکری م، طراحی شبکه موجک فازی تطبیقی برای کنترل سیستم های غیرخطی، رساله دکتری مهندسی برق کنترل، دانشگاه صنعتی اصفهان، اصفهان، ۱۳۸۶.

ارائه شده در جدول مشاهده می شود، تعداد پارامترهای شبکه با استفاده از الگوریتم پیشنهادی به طور قابل ملاحظه ای کاهش یافته است.

جدول ۳: مقایسه عملکرد الگوریتم پیشنهادی با سایر روش های ارائه شده

روش	تعداد پارامترها	تعداد توابع عضویت	زمان اجرا
الگوریتم پیشنهادی	۱۶	۴	۱۶۵ s
FWN+GA [۱۸]	۲۰	۴	۲۸۳ s
MLP [۳۲]	۴۰	-	-
ANFIS [۲۶]	۳۵	۷	-

## ۶- نتیجه گیری

در این مقاله، یک الگوریتم ترکیبی برای شبکه های موجک فازی به منظور حل مسائل تقریب توابع، شناسایی بهنگام و کنترل تطبیقی سیستم های غیرخطی ارائه شد. الگوریتم ترکیبی پیشنهادی مبتنی بر الگوریتم حداقل مربعات متعامد، الگوریتم جهش قورباغه ها و روش حداقل مربعات بازگشتی می باشد. این الگوریتم ضمن انتخاب موجک های مهم و مؤثر و تعیین تعداد قوانین فازی و تعداد زیر شبکه های عصبی موجک برای ساخت شبکه موجک فازی، مقادیر اولیه پارامترهای شبکه را تعیین کرده و آنها را تحت آموزش قرار می دهد. الگوریتم پیشنهادی برای تقریب تابع، شناسایی و کنترل سیستم غیرخطی بکار رفته و نتایج آن با سایر کارهای گزارش شده مقایسه گردید. نتایج بدست آمده، نشان می دهد که سرعت همگرایی با استفاده از شبکه پیشنهادی افزایش یافته و ضمن بهبود شاخص عملکرد شبکه در مقایسه با سایر روشها، تعداد قوانین فازی و تعداد پارامترهای شبکه و نیز حجم محاسبات و پیچیدگی روش کاهش یافته است.

## مراجع

- [1] Chun-Fei, H., Chih-Min, L., Tsu-Tian, L., 2006, "Wavelet Adaptive Backstepping Control for a Class of Nonlinear Systems", *IEEE Transactions on Neural Networks*.
- [2] Jian-Xin, X., Ying, T., 2007, "Nonlinear Adaptive Wavelet Control Using Constructive Wavelet Networks", *IEEE Trans, Neural Networks*.
- [3] Sadabadi, M.S., Shafiee, M., Karrari, M., 2008, "System Identification of Two-dimensional Continuous-time Systems Using Wavelets as Modulating Functions", *ISA Transactions*.
- [4] Billings, S.A., Hua-Liang, W., 2005, "A New Class of Wavelet Networks for Nonlinear System Identification", *IEEE Trans, Neural Networks*.
- [5] Shioh-Shung, Y., Ching-Shioh, T., 1996, "An Orthogonal Neural Network for Function

- [27] Chen, J., Bruns, D.D., 1995, "WaveARX Neural Network Development for System Identification Using a Systematic Design Synthesis", *Industrial & Engineering Chemistry Research*.
- [28] Wang, J., Rad, A.B., Chan, P.T., 2001, "Indirect Adaptive Fuzzy Sliding Mode Control: Part I: fuzzy Switching", *Fuzzy Sets and Systems*.
- [29] Shahriari-Kahkeshi, M., Zekri, M., Sheikholeslam, F., 2010, " Application of Fuzzy Wavelet Neural Network to Adaptive Control of Nonlinear Systems", *4th International Conference on Intelligent Information Technology Application*.
- [30] Wang, L. X., 1993, "Stable Adaptive Fuzzy Control of Nonlinear Systems", *IEEE Trans, Fuzzy Systems*.
- [۳۱] شهریاری کاهکشی م.، طراحی شبکه موجک فازی تطبیقی به روش غیر مستقیم برای کنترل سیستم های غیرخطی، پایان نامه کارشناسی ارشد مهندسی برق کنترل، دانشگاه صنعتی اصفهان، اصفهان، ۱۳۸۹.
- [32] Narendra, K.S., Parthasarathy, K., 1990, "Identification and Control of Daynactical Systems using Neural Networks ", *IEEE Trans, Neural Networkem*.
- [20] Li, Q., 2009, "Shuffled Frog Leaping Algori thm Based Optimal Reactive Power Flow", *International symposium on computer network and multimedia technology*.
- [21] Eusuff, M.M., Lansey, K., Pasha, F., 2003, "Shuffled Frog Leaping Algorithm: a memetic meta heuristic for discrete optimization", *Engineering Optimization*.
- [22] Bijami, E., Askari, J., Farsangi, M.M., 2010, "Power System Stabilizer Design by Using Shuffled Frog Leaping", *The 6<sup>th</sup> international conference on technical and physical problems of power engineering*.
- [23] Huynh, T.H., 2008, "A Modified Shuffled Frog Leaping Algorithm for Optimal Tuning of Multivariable PID controllers", *IEEE Internatioanal Conference on Industrial Technology*.
- [24] Qinghua, Z., 1997, "Using Wavelet Network in Nonparametric Estimation," *IEEE Trans, Neural Networks*.
- [25] Chen, S., Cowan, C.F.N, Grant, P.M., 1991, "Orthogonal Least Squares Learning Algorithm for Radial Basis Function Networks", *IEEE Trans, Neural Networks*.
- [26] Jyh, C.T.S., Jang, R., Mizutani, E., 1997, "*Neuro-fuzzy and soft computing: a computational approach to learning and machine intelligence*", Prentice-Hall, Englewood Cliffs.