

ANFISRC: شبکه فازی - عصبی ANFIS تقویت شده با خوشه‌بندی

پریسا توکلی هروی¹ و علی کریم‌پور²

¹ دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی برق، دانشگاه فردوسی مشهد، tavakkoli.parisa@gmail.com

² دانشیار گروه مهندسی برق، دانشگاه فردوسی مشهد، karimpour@um.ac.ir

چکیده - یکی از روش‌های کارآمد و پرکاربرد در سیستم‌های فازی-عصبی برای کاهش تعداد قواعد پایه‌ای و ساده‌تر شدن مدل‌سازی، استفاده از خوشه‌بندی داده‌هاست. در خوشه‌بندی، داده‌ها به دسته‌های مجزا تقسیم شده و به هر دسته تابع تعلق خاصی نسبت داده می‌شود. شبکه ANFIS نیز یکی از ساختارهای فازی-عصبی پرکاربرد در مدل‌سازی سیستم‌هاست. هدف از این مقاله ارائه شبکه ANFISRC است که حاصل اجرای خوشه‌بندی بر روی شبکه فازی-عصبی ANFIS می‌باشد. در ابتدا ساختار شبکه ANFIS، روش خوشه‌بندی و سپس ANFISRC معرفی می‌شود. نهایتاً طی دو مثال عملکرد ساختار ANFISRC مورد ارزیابی قرار خواهد گرفت.

کلید واژه- خوشه‌بندی، شبکه‌های فازی-عصبی، شبکه تطبیقی، شناسایی سیستم‌ها، منطق فازی

Self-Adaptive Fuzzy) SAFIN و (Fuzzy Neural Network

(Inference Network) اشاره نمود. ساختارهای یاد شده (به استثنای ANFIS) به نوعی از خوشه‌بندی داده‌ها برای مدل‌سازی استفاده می‌کنند. به عنوان مثال در فرآیند آموزش شبکه فازی-عصبی تحویل‌پذیر و سیستم فازی-عصبی پویای تحویل‌پذیر، قوانین فازی جدید تولید شده و خوشه‌بندی نیز به صورت تحویل‌پذیر انجام می‌شود. به همین دلیل این ساختارها با عنوان تحویل‌پذیر نام‌گذاری شده‌اند. در این شبکه‌ها تعداد و محدوده خوشه‌ها ضمن آموزش تغییر می‌کند [2و3]. شبکه فازی-عصبی GenSoFNN از روش خوشه‌بندی گسسته افزایشی (Discrete Incremental Clustering) به منظور دسته‌بندی داده‌ها استفاده می‌کند [4]. ساختار SAFIN نیز روش خوشه‌بندی CLIP (Categorical Learning Induced Partitioning) را به کار می‌برد [5].

در مرجع 6 روش اتصال و انفصال مبتنی بر عملیات و نرم-های فازی برای بهبود دقت شبکه‌های فازی-عصبی پیشنهاد و بر روی شبکه ANFIS برای مدل‌سازی تابع دو ورودی مثال 1 اجرا شده است. یکی از اشکالات وارد بر شبکه ANFIS مرسوم این است که هرچند افزایش تعداد پارامترها باعث افزایش دقت شناسایی می‌شود اما سرعت شبیه‌سازی را به شدت کاهش می‌دهد. در این مقاله ساختار فازی-عصبی ANFIS تقویت شده با خوشه‌بندی (ANFIS Reinforced by Clustering) ارائه شده است که در آن ضمن افزایش تعداد پارامترها و دقت شبیه‌سازی، زمان مدل‌سازی در مقایسه با ANFIS معمول، تغییر چندانی ندارد. ساختار ANFISRC حاصل اجرای خوشه‌بندی بر روی

1- مقدمه

مدلسازی سیستم‌ها با ابزارهای ریاضی معمول مانند معادلات دیفرانسیل برای سیستم‌های پیچیده و دارای عدم قطعیت مناسب و کارا نیست. از سوی دیگر سیستم‌های فازی با بهره‌گیری از مجموعه قوانین فازی می‌توانند جنبه‌های کیفی دانش انسان و فرآیندهای استدلالی را بدون کاربرد آنالیز کمی دقیق مدل کنند. مدلسازی و شناسایی فازی، توسط تاکاگی و سوگینو مورد بررسی قرار گرفت و کاربردهای عملی زیادی در زمینه کنترل، شناسایی و پیش‌بینی به دست آورد [1]. از تلفیق ساختارهای فازی با شبکه‌های عصبی مصنوعی، شبکه‌های فازی-عصبی حاصل می‌شوند که برای شناسایی سیستم‌ها، پیش‌بینی سری‌های زمانی و موارد متنوع دیگر به کار می‌روند.

ساختار Adaptive Network Based Fuzzy (ANFIS Inference System) که در سال 1993 ارائه شد، حاصل تلفیق شبکه‌های عصبی تطبیقی و منطق فازی است که با به کارگیری فرآیند یادگیری هابرید، می‌توان پارامترهای آن را برای مدل‌سازی سیستم‌ها براساس داده‌های ورودی-خروجی موجود تنظیم نمود [1]. ساختارهایی که پیش از سال 1993 ارائه شده‌اند، در مقایسه با ANFIS قابلیت تطبیق کمتری داشتند. پس از سال 1993 نیز ساختارهای فازی-عصبی متنوعی ارائه شدند که از مهم‌ترین آنها می‌توان به شبکه فازی-عصبی تحویل‌پذیر (Evolving Fuzzy Neural Networks)، سیستم فازی-عصبی پویای تحویل‌پذیر (Dynamic Evolving Neural-Fuzzy Inference System)، (Generic Self-Organizing) GenSoFNN،

فضای ورودی - خروجی شبکه ANFIS، براساس خطای شبیه-سازی به منظور افزایش دقت تخمین است.

2- معرفی شبکه تطبیقی

شبکه تطبیقی، شبکه‌ای چندلایه شامل گره‌ها و لینک‌های ارتباطی جهت‌دار (رو به جلو) است. در این شبکه همه یا تعدادی از گره‌ها تطبیقی هستند به عبارت دیگر خروجی آنها به پارامترهایی بستگی دارد که براساس الگوریتم‌های یادگیری به منظور کاهش خطای مدلسازی تنظیم می‌شوند. در شبکه تطبیقی هر یک از گره‌ها تابع مشخصی را بر روی سیگنالی که دریافت می‌کند، اجرا می‌نماید که به تابع گره‌ای معروف است. این تابع که از گره‌ای به گره دیگر تغییر می‌کند وابسته به پارامترهای گره است. در این شبکه، لینک‌ها تنها جهت عبور سیگنال را نمایش می‌دهند و وزنی به آنها اختصاص داده نمی‌شود [1].

قاعده اساسی به کار رفته در آموزش شبکه‌های تطبیقی، قانون کاهش گرادیان است. استفاده از کاهش گرادیان به تنهایی به علت کندی و تمایل به کمینه‌های محلی برای تنظیم پارامترهای شبکه، مطلوب نیست. درحالیکه روش‌های هایبرید که حاصل ترکیب روش کاهش گرادیان و سایر روش‌ها مانند تخمین حداقل مربعات (LSE) هستند، منتج به افزایش سرعت یادگیری می‌شوند [1].

مجموعه پارامترهای یک شبکه تطبیقی شامل پارامترهای کلیه گره‌های آن شبکه است که می‌بایست بر اساس داده‌ها و روش یادگیری مبتنی بر کاهش گرادیان تنظیم شوند. با فرض اینکه یک شبکه تطبیقی دارای L لایه بوده و k امین لایه آن دارای K گره باشد، گره‌ای که در i امین جایگاه k امین لایه است با (k, i) و خروجی گره با O_i^k ، نمایش داده می‌شود. خروجی هر گره به پارامترهای آن (a, b, c, \dots) و سیگنال ورودی بستگی دارد که سیگنال ورودی تابع خروجی گره پیشین است. بنابراین می‌توان نوشت:

$$O_i^k = O_i^k(O_1^{k-1}, O_2^{k-1}, \dots, O_{K-1}^{k-1}, a, b, c, \dots) \quad (1)$$

چنانچه P زوج ورودی - خروجی برای آموزش شبکه در اختیار باشد، خطای اندازه‌گیری برای p امین ورودی از بین داده‌های آموزش $(1 \leq p \leq P)$ به صورت رابطه 2 تعریف می‌شود. در این رابطه، $T_{m,p}$ ، m امین جزء p امین بردار خروجی واقعی و $O_{m,p}^L$ ، m امین جزء بردار خروجی حاصل از مدل است. در این

صورت عبارت کلی خطا به صورت رابطه 3 است که مجموع خطای اندازه‌گیری هر یک از ورودی‌هاست [1].

$$E_p = \sum_{m=1}^L (T_{m,p} - O_{m,p}^L)^2 \quad (2)$$

$$E = \sum_{p=1}^P E_p \quad (3)$$

مطابق با الگوریتم یادگیری منطبق بر قانون کاهش گرادیان، ابتدا باید نرخ تغییر خطا به صورت $\partial E_p / \partial \alpha$ برای p امین داده آموزش و خروجی هر گره محاسبه شود. نرخ تغییر خطا برای هر یک از گره‌های لایه خروجی (L, i) به صورت رابطه 4 خواهد بود.

$$\frac{\partial E_p}{\partial O_{i,p}^L} = -2(T_{i,p} - O_{i,p}^L) \quad (4)$$

برای گره‌های داخلی از قاعده زنجیره‌ای استفاده می‌شود. اگر α یکی از پارامترهای شبکه و S مجموعه گره‌هایی که خروجی آنها به پارامتر α بستگی دارد، باشد نرخ تغییرات خطای کل نسبت به پارامتر α به صورت رابطه 5 خواهد بود. نرخ یادگیری η نیز به صورت رابطه 6 محاسبه می‌شود که در آن β نرخ انتقال گرادیان در فضای پارامتر می‌باشد که با تغییر آن سرعت همگرایی تغییر خواهد کرد [1].

$$\frac{\partial E}{\partial \alpha} = \sum_{p=1}^P \frac{\partial E_p}{\partial \alpha} \quad (5)$$

$$\eta = \frac{\beta}{\sqrt{\sum_{\alpha} (\partial E / \partial \alpha)^2}} \quad (6)$$

پس از محاسبه η ، پارامتر α مطابق رابطه 7 به اندازه $\Delta \alpha$ تغییر خواهد کرد.

$$\Delta \alpha = -\eta \frac{\partial E}{\partial \alpha} \quad (7)$$

معمولاً β به صورت تطبیقی تغییر می‌یابد. در مرجع 1 تغییر تطبیقی β به صورت زیر در نظر گرفته شده است. چنانچه خطای اندازه‌گیری برای چهار تکرار متوالی کاهش یافت، β حدود 10 درصد افزایش داده می‌شود.

چنانچه خطای اندازه‌گیری طی دو زوج متوالی از تکرارها، یک مرتبه افزایش و یک مرتبه کاهش داشت، β حدود 10 درصد کاهش داده می‌شود.

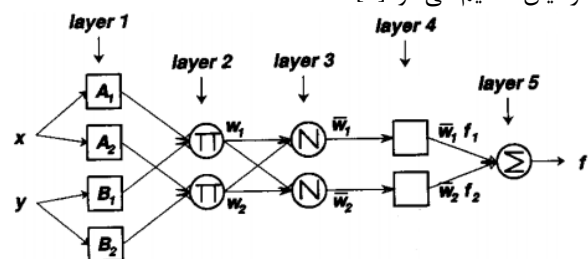
3- شبکه تطبیقی بر اساس سیستم‌های با منطق فازی (ANFIS)

این ساختار حاصل تلفیق شبکه تطبیقی با قوانین فازی است. در این ساختار هیچ محدودیتی بر روی توابع گره‌ای وجود ندارد به جز اینکه باید به طور قطعه‌ای مشتق پذیر باشند. قوانین فازی به صورت تاکاگی-سوگینو در نظر گرفته می‌شوند و اگر x و y دو متغیر بخش مقدمه قانون فازی i ام باشند، موخره این قانون فازی به صورت ترکیب خطی x و y به همراه یک مقدار ثابت خواهد بود [1].

ساختار شبکه ANFIS با پنج لایه، در شکل 1 نشان داده شده است. لایه اول دارای گره‌های قابل تنظیم است که معمولاً توابع تعلق مربوط به آنها به صورت گاوسی یا زنگوله شکل، با مقدار بیشینه‌ای برابر یک و کمینه‌ای برابر صفر می‌باشند. پارامترهای توابع تعلق که همان پارامترهای مقدمه قوانین فازی هستند، بر اساس توصیف زبانی مربوط به متغیرها و زیرفضاهای فازی و براساس روش هایبرید تنظیم می‌شوند.

گره‌های لایه دوم ثابت در نظر گرفته می‌شوند. این گره‌ها دو سیگنال ورودی را در هم ضرب کرده و حاصل را به عنوان خروجی تحویل شبکه می‌دهند. سیگنال‌های ورودی این گره‌ها در واقع میزان سازگاری ورودی با هر یک از توابع تعلق و خروجی آنها، وزن مربوط به هر یک از قوانین است. گره‌های لایه سوم نیز ثابت بوده و وظیفه آنها محاسبه وزن نرمالیزه هر یک از قوانین است. گره‌های لایه چهارم وزن نرمالیزه هر یک از قوانین فازی را در خروجی بخش موخره آن قانون ضرب کرده و تنها گره لایه پنجم نیز کلیه سیگنال‌های خروجی از گره‌های لایه چهارم را جمع کرده و به عنوان خروجی شبکه تحویل می‌دهد [1].

الگوریتم هایبرید به صورت مستقیم برای شناسایی و تخمین پارامترهای شبکه قابل اعمال است. پارامترهای موخره قوانین همان پارامترهای خطی شبکه هستند که به روش LSE تخمین زده می‌شوند. پارامترهای مقدمه نیز به روش کاهش گرادیان تنظیم می‌شود [1].



شکل 1: ساختار شبکه ANFIS [1]

4- خوشه‌بندی

یکی از نکات بسیار مهم در طراحی سیستم‌های فازی، انتخاب تعداد مناسب قواعد است. انتخاب تعداد زیادی از قواعد باعث پیچیده شدن سیستم می‌شود و انتخاب تعداد کمی از قواعد ممکن است سیستم فازی ضعیفی را ایجاد کند که اهداف مورد نظر را تامین نمی‌کند. در این قسمت تعداد قواعد، به عنوان یک پارامتر مهم در سیستم‌های فازی در نظر گرفته شده و براساس زوج‌های ورودی- خروجی و خطای مدل‌سازی، تعیین می‌شود. علت اصلی خوشه‌بندی، گروه‌بندی زوج‌های ورودی- خروجی در دسته‌های مختلف و استفاده از یک قاعده یا قانون فازی برای هر دسته است. در نهایت تعداد قواعد با تعداد خوشه‌ها برابر خواهد بود. از نظر مفهومی خوشه‌بندی به معنی افراز داده‌ها به زیر مجموعه‌ها یا خوشه‌های مجزا است، به نحوی که داده‌های یک خوشه تا حد امکان به هم شبیه و در عین حال متفاوت از داده‌های خوشه‌های دیگر باشند [7]. الگوریتم‌های مختلفی برای خوشه‌بندی پیشنهاد شده است که براساس مرجع 8 مهم‌ترین آنها به شرح زیر است.

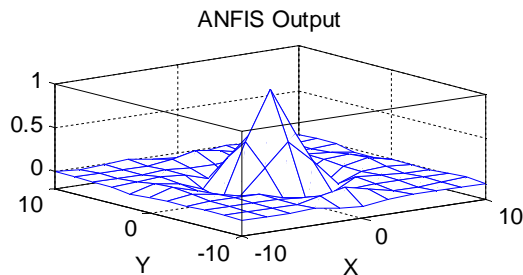
- 1) خوشه‌بندی براساس مکان‌یابی مرکز خوشه
- 2) خوشه‌بندی به روش K-Means
- 3) خوشه‌بندی براساس مکان‌یابی تصادفی برای مرکز خوشه
- 4) خوشه‌بندی کنترل شده با در نظر گرفتن ورودی و خروجی برای مکان‌یابی مرکز خوشه
- 5) خوشه‌بندی براساس خطا
- 6) خوشه‌بندی براساس بهینه‌سازی غیرخطی برای مکان مراکز خوشه‌ها

5- ساختار ANFISRC: شبکه فازی- عصبی ANFIS تقویت شده با خوشه‌بندی

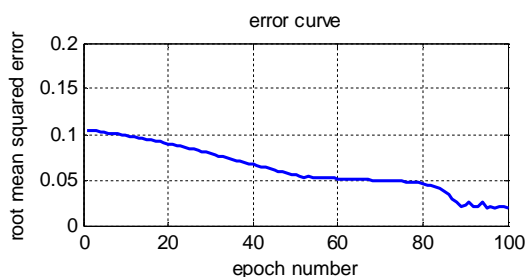
در این مقاله ترکیبی از روش‌های 5 و 6 معرفی شده در بخش 4، برای خوشه‌بندی داده‌های ورودی به شبکه فازی- عصبی پیاده‌سازی می‌شود. هدف تنظیم و اجرای این روش خوشه‌بندی بر روی ساختار فازی- عصبی ANFIS و ارائه شبکه فازی- عصبی ANFIS تقویت شده با خوشه‌بندی (ANFISRC) است. براساس الگوریتم خوشه‌بندی به کار گرفته شده در این مقاله، کل فضای داده‌ها، به دو ناحیه مساوی تقسیم می‌شود.

می‌یابد. برای هر یک از ورودی‌ها در هر خوشه 4 تابع تعلق در نظر گرفته شده است.

هرچند با به کارگیری ساختار ANFISRC تعداد پارامترها افزایش یافته اما همانطور که در شکل 5 دیده می‌شود، خطای شبیه‌سازی به شدت کاهش پیدا کرده است. با استفاده از این ساختار، خطای شبیه‌سازی به کمتر از 0/005 کاهش یافته است درحالی‌که در مثال ارائه شده در مرجع 1 خطا به کمتر از 0/02 نمی‌رسد، ضمن اینکه زمان شبیه‌سازی در هر دو حالت تقریباً یکسان است. همچنین در مرجع 6 (روش اتصال و انفصال مبتنی بر عملیات و نرم‌های فازی) خطای مدلسازی تابع رابطه 8 با 16 قانون و 72 پارامتر به 0/046 رسیده است که حدود 10 برابر بزرگتر از خطای حاصل از ANFISRC است. لازم به ذکر است شبیه‌سازی رابطه 8 بدون خوشه‌بندی، با استفاده از ساختار فازی-عصبی ANFIS و با افزایش تعداد پارامترها بسیار زمان‌بر است و از دیدگاه حجم محاسبات بهینه نیست. به عبارت دیگر زمان لازم برای مدلسازی از طریق شبکه ANFIS بدون خوشه-بندی با افزایش تعداد پارامترها به شدت افزایش می‌یابد و قابل مقایسه با زمان لازم برای مدلسازی با ساختار ANFISRC نیست که نشان‌دهنده یکی از مزایای قابل توجه ساختار معرفی شده در این مقاله می‌باشد.



شکل 2: خروجی شبکه ANFIS (بدون خوشه‌بندی)



شکل 3: خطای شبیه‌سازی شبکه ANFIS (بدون خوشه‌بندی)

مدلسازی با استفاده از شبکه فازی-عصبی و قواعد پایه‌ای بر روی هر کدام از این دو ناحیه انجام می‌شود. سپس خطای مدل-سازی برای هر کدام از دو ناحیه محاسبه می‌شود. ناحیه دارای خطای بالاتر، به دو ناحیه مساوی دیگر تقسیم می‌شود. سپس خطای مدل‌سازی را برای هر سه ناحیه محاسبه و مقایسه می‌شود. مجدداً ناحیه دارای خطای بالاتر به دو ناحیه تقسیم می‌شود. این فرآیند تا زمانی که خطای محاسبه شده روی تمام نواحی از مقدار از پیش تعیین شده‌ای کمتر شود، ادامه می‌یابد [8].

در این ساختار ابتدا داده‌ها به روشی که توضیح داده شد، خوشه‌بندی شده و برای هر خوشه یک ساختار ANFIS با تعداد پارامترهای مناسب در نظر گرفته می‌شود. سپس شبکه‌های ANFIS به صورت موازی آموزش داده می‌شوند.

مزیت ANFISRC این است که در آن ضمن افزایش تعداد پارامترها و دقت شبیه‌سازی، زمان مدلسازی در مقایسه با ANFIS معمول، تغییر چندانی ندارد.

6- بررسی ساختار ANFISRC به کمک چند سیستم نمونه

در این قسمت کارایی ساختار ANFISRC که در این مقاله ارائه شد، طی دو سیستم با پیچیدگی قابل ملاحظه، بررسی می‌شود. هدف از انتخاب این سیستم‌ها، مقایسه مدل ارائه شده در این مقاله با ANFIS معمول و نشان دادن کارایی مدل جدید است.

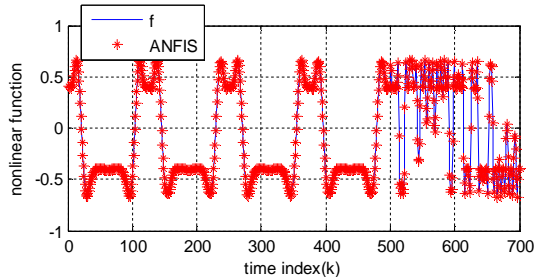
مثال 1: مدلسازی تابع دو ورودی غیرخطی:

در این مثال تابع ارائه شده در رابطه 8، بر روی بازه $[-10,10] \times [-10,10]$ به عنوان بازه ورودی با 121 داده آموزش شبیه‌سازی می‌شود. برای مدل‌سازی براساس شبکه فازی-عصبی ANFIS، 16 قاعده پایه‌ای و 4 تابع تعلق زنگوله-ای برای هر ورودی در نظر گرفته می‌شود. با این مفروضات 24 پارامتر برای مقدمه و 48 پارامتر برای موخره قوانین در نظر گرفته می‌شود.

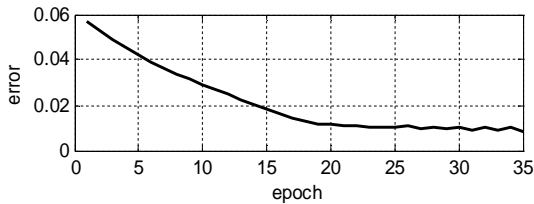
$$Z = \frac{\sin(x)}{x} \times \frac{\sin(y)}{y} \quad (8)$$

در شکل 2 خروجی شبکه ANFIS و در شکل 3 خطای شبیه‌سازی نشان داده شده است. تابع ارائه شده در رابطه 8 با استفاده از ساختار ANFISRC نیز شبیه‌سازی شده و نتایج آن در شکل‌های 4 و 5 ارائه شده است. در این شبیه‌سازی با در نظر گرفتن 9 خوشه فازی خطا به میزانی کمتر از 0/005 کاهش

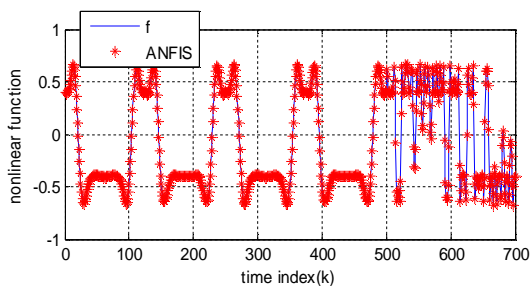
بندی خطا به کمتر از 0/005 رسیده است. زمان لازم برای مدل سازی از طریق شبکه ANFIS بدون خوشه بندی با افزایش تعداد پارامترها به شدت افزایش می یابد و قابل مقایسه با زمان لازم برای مدل سازی با شبکه ANFISRC نیست. به عبارت دیگر برای رسیدن به خطای 0/005 در شبکه ANFIS معمول باید تعداد پارامترها را افزایش داد که این امر باعث پیچیدگی محاسبات و افزایش زمان شبیه سازی می شود. در حالیکه ساختار ANFISRC ضمن اینکه به خطای کمتر منتج می شود، مانع از پیچیدگی محاسبات و افزایش زمان شبیه سازی می شود.



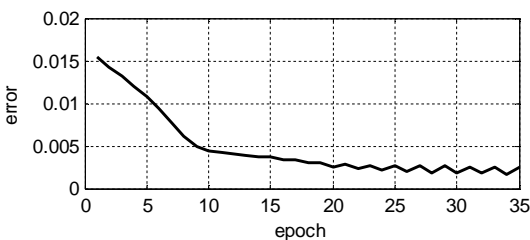
شکل 6: تابع f و شبیه سازی آن با ANFIS (بدون خوشه بندی)



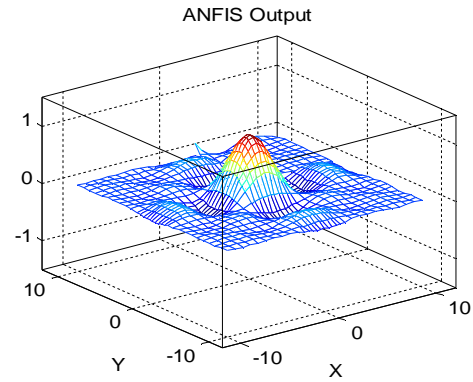
شکل 7: خطای شبیه سازی تابع f با ANFIS (بدون خوشه بندی)



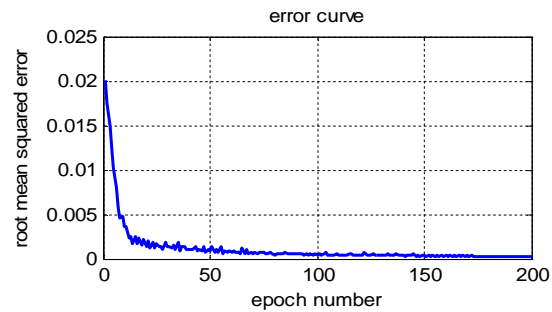
شکل 8: تابع f و شبیه سازی آن با شبکه ANFISRC



شکل 9: خطای شبیه سازی تابع f با شبکه ANFISRC



شکل 4: خروجی شبکه ANFISRC



شکل 5: خطای شبیه سازی شبکه ANFISRC

مثال 2: شناسایی آنلاین در سیستم های کنترلی:

در این مثال ورودی و خروجی سیستم با رابطه 9 به هم مرتبط اند که در آن $f(u(k))$ غیر خطی و به صورت رابطه 10 است.

$$y(k+1) = 0.3y(k) + 0.6y(k-1) + f(u(k)) \quad (9)$$

$$f(u) = 0.6 \sin(\pi u) + 0.3 \sin(3\pi u) + 0.1 \sin(5\pi u) \quad (10)$$

برای مدل سازی براساس ANFIS، تابع تعلق زنگوله ای برای ورودی در نظر گرفته می شود. در این شبیه سازی $\eta = 0.1$ و $\lambda = 0.99$ در نظر گرفته می شود. ورودی به صورت غیرخطی و طبق روابط 11 و 12 تغییر می کند.

$$1 \leq k \leq 500 \rightarrow u(k) = \sin\left(\frac{2\pi k}{250}\right) \quad (11)$$

$$500 \leq k \leq 700 \rightarrow$$

$$u(k) = 0.5 \sin\left(\frac{2\pi k}{250}\right) + 0.5 \sin\left(\frac{2\pi k}{25}\right) \quad (12)$$

نتایج شبیه سازی برای شبکه فازی-عصبی ANFIS در شکل های 6 و 7 ارائه شده است. شکل های 8 و 9 نشان دهنده نتایج شبیه سازی با استفاده از ساختار ANFISRC هستند. برای شبیه سازی با شبکه ANFISRC از 5 خوشه فازی استفاده شده است. همانطور که در شکل های 7 و 9 مشاهده می شود، بدون خوشه بندی خطا از 0/01 کمتر نمی شود اما با استفاده از خوشه-

7- نتیجه‌گیری

در این مقاله ساختار فازی-عصبی ANFISRC که حاصل اجرای خوشه‌بندی بر روی شبکه ANFIS است، معرفی شد. کاهش خطای شبیه‌سازی در این ساختار به علت اجرای خوشه‌بندی و تمرکز مدل‌سازی بر خوشه‌هاست. از آنجا که داده‌های هر خوشه تا حد زیادی به هم شبیه هستند، خطای شناسایی و مدل‌سازی کاهش می‌یابد. در این ساختار، داده‌های ورودی به شبکه براساس خطای شبیه‌سازی در نواحی مختلف خوشه‌بندی می‌شوند و به هر خوشه یک ساختار ANFIS نسبت داده می‌شود. سپس پارامترهای این ساختارها به صورت مستقل از هم، تنظیم می‌شوند. هرچند در ساختار ANFISRC تعداد پارامترها افزایش می‌یابد اما زمان لازم برای اجرای آن در مقایسه با مدل‌سازی بدون انجام خوشه‌بندی با همان تعداد پارامتر بسیار کمتر است.

مراجع

- [1]: Jyh-Shing, Roger Jang, "ANFIS: Adaptive Network-Based Fuzzy Inference Systems" IEEE Trans. On Systems, Man and Cybernetics, Vol. 23, No. 3, pp. 665-685, 1993.
- [2]: Nikola Kasabov, "Evolving Fuzzy Neural Networks for Supervised/Unsupervised On-line, Knowledge-Based Learning", IEEE Trans. On Systems, Man and Cybernetics, Part B _Cybernetics, vol. 31, No. 6, pp. 902-918, 2001.
- [3]: Nikola K.Kasabov, Qun Song, "DENFIS: Dynamic Evolving Neural-Fuzzy Inference System and Its Application for Time Series Prediction" IEEE Trans. On Fuzzy Systems, Vol. 10, No. 2, pp. 144-154, 2002.
- [4]: W.L.Tung, C.Quek, "GenSoFNN: A Generic Self-Organizing Fuzzy Neural Network", IEEE Trans. On Neural Networks, Vol. 13, No. 5, pp. 1075-1086, 2002.
- [5]: Sau Wai Tung, Chai Quek, Cuntai Guan, "SaFIN: A Self-Adaptive Fuzzy Inference Network" IEEE Trans. On Neural Networks, Vol. 22, No. 12, pp. 1928-1940, 2011.
- [6]: Ildar Batyrshin, Okyay Kaynak, Imre Rudas, "Fuzzy Modeling Based On Generalized Conjunction Operations" IEEE Trans. On Fuzzy Systems, Vol. 10, No. 5, pp. 678-683, 2002.
- [7]: Li_Xin Wang, A Course In Fuzzy Systems and Control, Prentice Hall PTR, pp. 192-205, 1997.
- [8]: Oliver Nelles, Nonlinear System Identification From Classical Approaches to Neural Networks and Fuzzy Models, Springer, pp. 142-155, 2000.