

## مجموعه‌ها و سیستم‌های فازی آشوبگون عصبی

سیده فاطمه مولائی زاده<sup>۱</sup>، محمدحسن مرادی<sup>۲</sup>

۱- استادیار، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر- دانشگاه صنعتی جندی شاپور دزفول- دزفول- ایران

fmolae@jsu.ac.ir

۲- استاد، دانشکده مهندسی پزشکی- دانشگاه صنعتی امیرکبیر- تهران- ایران

mhmoradi@aut.ac.ir

**چکیده:** در این مقاله، مجموعه فازی جدیدی با عنوان مجموعه‌های فازی آشوبگون عصبی پیشنهاد شده است. مجموعه پیشنهادی از نظر ساختاری از ساختار نورو و از نظر عملکردی از دینامیک‌های آشوبگونه و فازی‌سازی در مغز انسان الهام گرفته و مدل ریاضی آن، بر اساس «اسیلاتورهای آشوبگون تزویج شده» بنا شده است. ویژگی مهم این مجموعه در مقایسه با سایر مجموعه‌های فازی موجود، توانایی آن در ایجاد مجموعه‌های فازی متنوع نظیر: مجموعه‌های فازی نوع ۱ یا ۲؛ محدب یا نامحدب؛ و غیره است. به منظور بررسی کارایی این مجموعه‌ها در مدل‌سازی عدم قطعیت‌ها، چارچوبی برای طراحی سیستم‌های فازی آشوبگون عصبی ارائه و سپس کاربرد آن در پیش‌بینی سری زمانی آشوبگون مکی-گلاس آغشته به نویزهایی با نسبت سیگنال به نویز معین بررسی شد. نتایج نشان می‌دهد سیستم پیشنهادی در مقایسه با سیستم‌های فازی عصبی نوع ۱ و نوع ۲ بازه‌ای، به دقت قابل ملاحظه‌ای در دادگان تست و تعلیم می‌رسد.

**واژه‌های کلیدی:** اسیلاتورهای آشوبگون تزویج‌شده، دوشاخگی، مجموعه‌های فازی آشوبگون عصبی، مجموعه‌های فازی

### ۱- مقدمه

مجموعه‌های فازی نوع ۱ در کاربردهای متعددی به‌طور موفقیت آمیزی به‌کار برده شده‌اند. با وجود این، قطعیت موجود در مقادیر عضویت این مجموعه‌ها سبب ناکارآمدی آنها در مدل‌سازی برخی از عدم قطعیت‌ها، نظیر تغییرپذیری در نظر شخص خبره و عدم اتفاق آرای اشخاص خبره در یک موضوع خاص شده است [۳، ۴]. از این رو، مجموعه‌های فازی جدیدی به نام «مجموعه‌های فازی نوع ۲» با مقادیر عضویت تار شده<sup>۲</sup> پیشنهاد شد.

مجموعه‌های فازی نوع ۲ از فازی نمودن مقادیر عضویت با توابع عضویت ثانویه<sup>۳</sup> ایجاد می‌شوند. تحقیقات نشان داده است که چنین مجموعه‌هایی قادرند با تعداد قواعد کمتر، عدم قطعیت‌های بیشتری را مدل نمایند. با وجود این، سرعت پردازش اطلاعات در سیستم‌های فازی نوع ۲ پایین است. این مسئله، به دلیل تعداد نجومی مجموعه‌های فازی نوع ۱ محاط شده<sup>۴</sup> است که به افزایش پیچیدگی‌های تئوری و محاسباتی در عملگرهای استخراج و کاهش نوع<sup>۵</sup> منجر شده است. با وجود این چالش‌ها، توانایی بالای این مجموعه‌ها در مدل‌سازی عدم قطعیت‌ها باعث شده تا توجه بسیاری از محققان را به خود جلب کند. تحقیقات انجام شده در این زمینه تلاش دارد تا با کاهش این پیچیدگی‌ها و افزایش سرعت پردازش اطلاعات، زمینه کاربردی شدن این مجموعه‌ها را فراهم آورد. می‌توان کارهای انجام شده در این زمینه را به سه دسته تقسیم نمود:

<sup>۱</sup> تاریخ ارسال مقاله : ۱۳۹۰/۱۲/۲۱

تاریخ پذیرش مقاله : ۱۳۹۲/۰۹/۲۷

نام نویسنده مسئول : سیده فاطمه مولائی زاده

نشانی نویسنده مسئول : ایران - خوزستان - دزفول - دانشگاه صنعتی جندی شاپور دزفول - دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر- گروه الکترونیک.

اختصاص دارد. بخش دوم مربوط به ترکیب نگاشت‌های آشوبگون با مجموعه‌های فازی است که می‌توان آن را «مجموعه‌های فازی آشوبگون» نامید. در بخش اول نسبتاً کارهای خوبی انجام شده است، اما تحقیقات در بخش دوم، بسیار کم است. می‌توان تحقیقات در این بخش را به چهار گروه زیر تقسیم نمود:

- افزودن یک نگاشت آشوبگون به تابع عضویت، مانند افزودن مقدار آشوبگون به ورودی لایه تابع عضویت در یک شبکه عصبی فازی بازگشتی [۳۳، ۳۴].

- استفاده از نگاشت آشوبگون برای تعیین پارامترهای تابع عضویت، مانند استفاده از نگاشت لاجستیک در ناحیه آشوبگون آن برای تعیین پارامترهای یک تابع عضویت مثلثی [۲۶].

- اعمال نگاشت آشوبگون بر روی مجموعه فازی، مانند تکرارهای آشوبگون یک مجموعه فازی [۲۴] و نگاشت فازی آشوبگون [۲۷، ۲۸]

- استفاده از اسپلاتورهای آشوبگون تزویج شده<sup>۶</sup> به عنوان تابع عضویت، مانند مدل فازی آشوبگون اسپلاتوری لی (LOCFM) [۲۹].

بررسی شکل مجموعه فازی آشوبگون در چهار گروه فوق نشان می‌دهد که مجموعه ایجاد شده در سه گروه اول، فاقد ویژگی آشوب هستند یا فاقد ویژگی فازی؛ در حالی که در گروه چهارم هر دو ویژگی را داراست. وانگ و همکارانش [۲۹]، برای مرتبط نمودن این دو ویژگی در مدل LOCFM، از یک مدل نورون آشوبگون به نام اسپلاتور بهبود یافته لی استفاده نموده‌اند. آنها از این مدل در تولید دو مجموعه فازی آشوبگون شانه‌ای و گوسین استفاده کرده‌اند، ولی به دلیل رویکرد نورونی‌شان، مدل عام و تئوری جامعی برای مجموعه‌ها و سیستم‌های فازی آشوبگون ارائه نکرده‌اند.

از این رو، این مقاله با رویکرد فازی و با ایده گرفتن از توانمندی‌های مغز در تولید دینامیک‌های گوناگون و پردازش سریع اطلاعات، و با الهام گرفتن از ساختار اسپلاتور بهبود یافته لی، مجموعه‌های فازی جدیدی با عنوان «مجموعه‌های فازی آشوبگون عصبی» ارائه نموده

(۱) ارائه روش‌های کاهش نوع کارآ [۵-۱۰]، (۲) ارائه عملگرهای تئوری و استنتاجی کارآ [۶، ۱۱-۱۳]، و (۳) ارائه بازنماییهای مؤثرتری از مجموعه‌های فازی نوع ۲ [۳، ۱۳-۱۸].

با آنکه پیچیدگی‌های این مجموعه‌ها، به دلیل شیوه تارشدن مقادیر عضویت است، اما این مسأله در هیچ کدام از این تحقیقات مورد توجه قرار نگرفته است. استفاده از تابع عضویت ثانویه باعث شده است تا هر ورودی ملزم به داشتن تغییرات بعضاً غیرضروری در یک بازه معین و از قبل تعیین شده باشد و این، با مفهوم فازی در تناقض است. این پارادوکس، انگیزه اصلی این مقاله است. انگیزه دیگر این مقاله، سرعت پایین پردازش اطلاعات در سیستم‌های فازی نوع ۲ است.

با توجه به اینکه تئوری مجموعه‌های فازی، از عملکرد مغز در فازی‌سازی و استدلال تقریبی آن در مواجهه با عدم قطعیت‌ها نشأت گرفته است [۱۹، ۲۰]، می‌توان چالش‌های موجود در این تئوری را با مطالعه ویژگی‌های عملکردی و ساختاری مغز مرتفع نمود. مطالعات علوم اعصاب نشان می‌دهد که یکی از ویژگی‌های برجسته مغز، دینامیک‌های آشوبگون است. وجود این دینامیک‌ها سبب شده است تا مغز انسان اولاً بتواند محدوده وسیعی از رفتارها را تولید نماید؛ ثانیاً اطلاعات بسیار زیادی را در زمان بسیار کوتاهی پردازش نماید [۱۹، ۲۳]. بنابراین، به نظر می‌رسد تعامل تئوری آشوب و تئوری مجموعه‌های فازی بتواند اولاً مدل بهتری از عملکرد مغز در شناخت و درک پدیده‌ها را فراهم نماید؛ ثانیاً سیستم توانمندی را ایجاد نماید که هم توانایی فازی‌سازی و استدلال تقریبی در تئوری مجموعه‌های فازی و هم توانایی تولید دینامیک‌های آشوبگون در تئوری آشوب را داشته باشد.

بررسی تعامل این دو تئوری، موضوعی است که توجه بسیاری از محققان را برای بیش از دو دهه به خود اختصاص داده است [۲۰، ۲۳-۳۰]. تحقیقات انجام شده در این زمینه را می‌توان به دو بخش اصلی تقسیم نمود: بخش اول که می‌توان آن را «سیستم‌های آشوبگون فازی» نامید، به استفاده از سیستم‌های فازی در مدل‌سازی سیستم‌های آشوبگون [۱۹، ۳۰]، کنترل آشوب [۱۹، ۳۱، ۳۳] و غیره

می‌شوند. برای مثال، اگر تابع عضویت اصلی، یک تابع گوسی  $N(m, \sigma)$  باشد و در پارامتر میانگین آن عدم قطعیت وجود داشته باشد؛ یعنی  $m \in [m_1, m_2]$ ، در این صورت کران بالا و پایین به ترتیب از روابط ریاضی زیر به دست می‌آید:

$$\bar{\mu}(x) = \begin{cases} N(m_1, \sigma), & x < m_1 \\ 1, & m_1 \leq x \leq m_2 \\ N(m_2, \sigma), & x > m_2 \end{cases} \quad (2)$$

و

$$\underline{\mu}(x) = \begin{cases} N(m_2, \sigma), & x \leq \frac{m_1 + m_2}{2} \\ N(m_1, \sigma), & x > \frac{m_1 + m_2}{2} \end{cases} \quad (3)$$

که  $\bar{\mu}(x)$  و  $\underline{\mu}(x)$  به ترتیب تابع عضویت بالا و پایین را نشان می‌دهد.

همان‌طور که در شکل ۱ دیده می‌شود، الگوی تغییر مقادیر عضویت، ثابت و محدود به توابع عضویت بالا و پایین است. تحقیقات نشان می‌دهد که این الگو، باعث افزایش توانمندی مجموعه‌های فازی نوع ۲ در مدل‌سازی عدم قطعیت‌های بیشتر شده است. با وجود این، مطابق این الگو:

۱. هر ورودی اجباراً باید چندین مقدار عضویت داشته باشد و این، باعث افزایش غیرضروری تعداد مجموعه‌های فازی نوع ۱ محاط شده در این مجموعه‌ها می‌شود.

۲. با اینکه این مجموعه‌ها ذاتاً مجموعه‌های فازی متنوعی از جمله: محدب، نامحدب، نرمال، غیر نرمال، دومقداره و غیره را شامل می‌شوند، اما در مدل‌سازی عدم قطعیت‌ها از هیچ‌کدام از آنها به تنهایی استفاده نمی‌شود و تنها فقط از توابع عضویت بالا و پایین مشخص و از قبل تعیین شده استفاده می‌شود. این مسأله، باعث افزایش غیرضروری بازه عدم قطعیت می‌شود.

۳. مقادیر عضویت بالا و پایین از طریق روابط ریاضی مشخص (مثلاً (۲) و (۳)) و به صورت مقادیر

است. همچنین، با ایده گرفتن از روش طراحی سیستم‌های فازی نوع ۲، روشی برای طراحی این سیستم‌ها ارائه شده است.

ساختار این مقاله به ترتیب زیر است: در بخش‌های ۲ و ۳، به ترتیب مجموعه‌های فازی نوع ۲ و مجموعه‌های فازی آشوبگون به طور مختصر مرور شده است. در بخش‌های ۴ و ۵، به ترتیب تئوری مجموعه‌ها و سیستم‌های فازی آشوبگون عصبی ارائه شده است. در بخش ۶، نتایج حاصل از پیاده‌سازی سیستم فازی آشوبگون عصبی در کاربرد پیش‌بینی سری زمانی مکی-گلاس آمده است. در بخش‌های ۷ و ۸ به ترتیب به بحث و نتیجه‌گیری و پیشنهادها پرداخته می‌شود.

## ۲- مروری مختصر بر مجموعه‌های فازی

### نوع ۲

مجموعه‌های فازی نوع ۲ اولین بار توسط زاده در سال ۱۹۷۵ [۳۵] پیشنهاد شد و توسط مندل و همکارانش [۳۶] به رشد و شکوفایی خود رسید. این مجموعه‌ها با ثابت نگه‌داشتن  $x$  و تبدیل  $\mu_A(x)$  به  $\mu_{A^2}(x)$  که به تابع عضویت ثانویه معروف است، به دست می‌آیند. مجموعه ایجاد شده به صورت زیر بازنمایی می‌شود:

$$A^2 = \int_{x \in X} \mu_{A^2}(x) / x \quad (1)$$

این مجموعه‌ها بر اساس شکل تابع عضویت ثانویه نام‌گذاری می‌شوند؛ مثلاً اگر تابع عضویت ثانویه از نوع بازه‌ای باشد، «مجموعه‌های فازی نوع ۲ بازه‌ای<sup>۹</sup>» نامیده می‌شوند و با ناحیه اثر عدم قطعیت (FOU)<sup>۹</sup> نمایش داده می‌شوند (شکل ۱ را ببینید).

کران بالا و پایین ناحیه اثر عدم قطعیت، به ترتیب توابع عضویت بالا و پایین نامیده می‌شود. این کران‌ها از طریق عدم قطعیت در یکی از پارامترهای تابع عضویت فازی نوع ۱ (که به «تابع عضویت اصلی<sup>۱۰</sup>» معروف است) ایجاد

### ۳-۱. افزودن یک نگاشت آشوبگون به تابع

#### عضویت

یک نگاشت آشوبگون به دو طریق می‌تواند به تابع عضویت فازی افزوده شود:

- آشوبی نمودن مقادیر ورودی: در این خصوص می‌توان به کار تانگ و همکارانش [۲۰، ۳۳] اشاره نمود. آنها یک نگاشت لاجستیک را به مقادیر ورودی در لایه تابع عضویت شبکه عصبی فازی بازگشتی آشوبگون اضافه و از تابع عضویت گوسین به عنوان تابع عضویت نورون استفاده نموده‌اند.

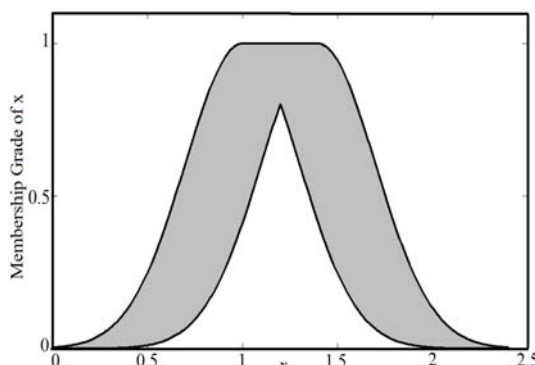
- آشوبی نمودن مقادیر عضویت: تا آنجایی که می‌دانیم کاری در این زمینه تاکنون ارائه نشده است. البته گریبالدی [۳۷] در معرفی مجموعه‌های غیرایستا به این نکته اشاره گذرایی کرده است که می‌توان با افزودن یک نویز آشوبگون به مقدار عضویت، یک تابع عضویت غیرایستا ایجاد نمود، اما در عمل، ترجیح ایشان استفاده از پارامترهای متغیر با زمان در تولید مجموعه‌های فازی غیرایستا بوده است.

### ۳-۲. استفاده از نگاشت آشوبگون برای تعیین

#### پارامترهای تابع عضویت

در صورتی که پارامترهای تابع عضویت فازی از طریق یک نگاشت بازگشتی در ناحیه آشوب انتخاب شود، اعداد فازی به دست آمده، آشوبگون خواهد بود. برای مثال، برای یافتن پارامترهای  $a$ ،  $b$  و  $c$  از یک تابع عضویت مثلثی، از یک نگاشت لاجستیک با ۳ پارامتر مختلف ۳،۹، ۳،۹۵ و ۳،۹۹ استفاده می‌شود و از حداقل مقادیر به دست آمده،  $a$  و از حداکثر مقادیر به دست آمده،  $c$ ؛ و از میانگین آنها،  $b$  محاسبه می‌شود [۲۶].

قطعی تعیین می‌شوند و این، با مفهوم فازی در تضاد است.



شکل (۱): نمایش ناحیه اثر عدم قطعیت یک مجموعه فازی نوع ۲ بازه‌ای.

از این رو، علی‌رغم توانمندی‌های انکارناپذیر این مجموعه‌ها در مدل‌سازی عدم قطعیت‌ها، ویژگی‌های فوق سبب شده است تا مجموعه‌های فازی نوع ۲ در کاربردهای عملی و برخط با اشکالاتی مواجه شوند. اشکالات عمده این مجموعه‌ها عبارتند از: (۱) افزایش پیچیدگی تئوری این مجموعه‌ها، (۲) کاهش بسیار در سرعت پردازش اطلاعات، و (۳) عدم توانایی ایجاد توابع عضویت جدید و یا انعطاف‌پذیری در انتخاب یک یا چند تابع عضویت محاط شده در ناحیه اثر عدم قطعیت.

تاکنون، در زمینه رفع دو اشکال اول، کارهای بسیاری انجام شده است، اما تا آنجایی که می‌دانیم، تاکنون تابع عضویتی با قابلیت ایجاد رفتارهای جدید و متنوع ارائه نشده است. از آنجایی که ایجاد رفتارهای جدید از ویژگی‌های نگاشت‌های آشوبگون است، تصمیم گرفته شد تا الگوی آشوبگونی برای تغییر مقادیر عضویت فازی ارائه شود.

### ۳- مروری مختصر بر مجموعه‌های فازی

#### آشوبگون

در این بخش به مرور روش‌هایی که تاکنون برای ایجاد مجموعه‌های فازی آشوبگون ارائه شده، پرداخته می‌شود.

## ۳-۳. اعمال نگاشت آشوبگون بر روی مجموعه

## فازی

با استفاده از یک نگاشت آشوبگون، می‌توان یک مجموعه فازی را به مجموعه فازی دیگری نگاشت [۱۹]، [۲۴، ۲۸، ۳۸]. در این تحقیقات مجموعه فازی پس از چند تکرار نگاشت لاجستیک به مجموعه متفاوت دیگری تبدیل می‌شود که با مجموعه اولیه تفاوت بسیار دارد. به عبارتی دیگر، در این دسته از تحقیقات، شکل تابع عضویت مجانبی در مقایسه با تابع عضویت اولیه متفاوت است و عملاً شکل اولیه خود را از دست می‌دهد.

## ۳-۴. استفاده از اسیلاتورهای آشوبگون به عنوان

## تابع عضویت

وانگ و همکارانش [۲۹] با لحاظ نمودن ویژگی پیام‌رسانی رو به عقب نورون‌ها در اسیلاتور لی، مدل جدیدی از نورون با قابلیت تولید رفتارهای فازی و آشوبگون ارائه دادند. اسیلاتور بهبود یافته لی با نگاشت زیر مشخص می‌شود:

$$\begin{aligned} u' &= \tanh(a_1 u - a_2 v + a_3 z + a_4 I) \\ v' &= \tanh(b_3 z - b_1 u - b_2 v + b_4 I) \\ w &= \tanh(I) \end{aligned} \quad (۴)$$

که در آن  $u$ ،  $v$ ،  $w$  و  $z$  به ترتیب به عنوان نورون‌های تحریک کننده، مهارکننده، ورودی و خروجی هستند.  $a_{104}$  و  $b_{104}$  وزن‌های نورون‌ها و  $k$ ، ثابت تأخیر و  $I$ ، مقدار ورودی است. مبتنی بر این مدل نورونی، دو مجموعه فازی آشوبگون گوسی و شانهای پیشنهاد شد که به ترتیب با استفاده از نگاشت‌های زیر ایجاد می‌شوند:

$$\begin{aligned} u' &= a_1 u - a_2 v + a_3 z + a_4 I \\ v' &= b_3 z - b_1 u - b_2 v + b_4 I \\ z' &= e^{-\frac{[(u \vee v) - c]^2}{2\sigma^2}} \end{aligned} \quad (۵)$$

و

$$\begin{aligned} u' &= \tanh(a_1 u - a_2 v + I) \\ v' &= \tanh(b_1 u - b_2 v) \\ w &= \tanh(I) \\ z' &= m((u' - v')e^{-kI^2} + w) + n \end{aligned} \quad (۶)$$

## ۴-۴. مجموعه های فازی آشوبگون عصبی

در این بخش، ابتدا پیش‌زمینه علوم اعصاب مجموعه‌های فازی آشوبگون عصبی ارائه می‌شود. سپس این مجموعه‌ها به تفصیل توضیح داده خواهند شد.

## ۴-۱. فلسفه شکل‌گیری مجموعه‌های فازی

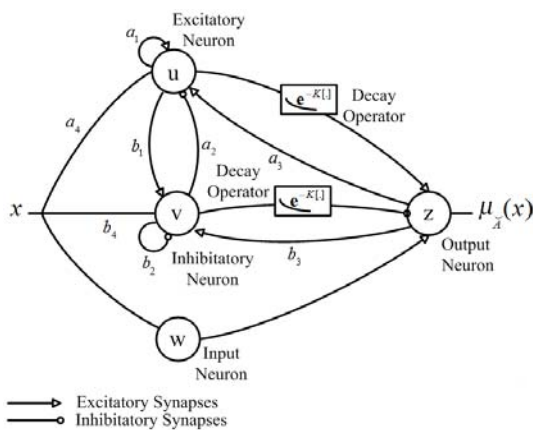
## آشوبگون عصبی

مطالعات علوم اعصاب نشان می‌دهد که فازی‌سازی و دینامیک‌های آشوبگون، دو ویژگی برجسته مغز انسان هستند [۱۹-۲۳]. فازی‌سازی یکی از ویژگی‌های مهم مغز است که به انسان در اتخاذ یک تصمیم درست کمک می‌کند؛ مثلاً اگر به کسی گفته شود دما زیر ۱۰ درجه خواهد شد، او آن را به یکی از مفاهیم زبانی گرم، سرد و معتدل با توجه به طبیعتش خواهد برد و به این تصمیم می‌رسد که باید لباس گرم بپوشد یا نه [۳۹]. ویژگی برجسته دیگر مغز، دینامیک‌های آشوبگون است. مطالعات نشان می‌دهد که این دینامیک‌ها سبب شده است تا مغز انسان اولاً بتواند محدوده وسیعی از رفتارها را تولید نماید و ثانیاً اطلاعات بسیار زیادی را در زمان بسیار کوتاهی پردازش نماید [۱۹-۲۲]. به عبارتی دیگر، مغز انسان قادر است عدم قطعیت‌ها را با ایجاد اطلاعات جدید یا با جستجوی آشوبگون از میان اطلاعات قبلی در کوتاهترین زمان ممکن، پردازش نماید.

از طرف دیگر، در مطالعات علوم اعصاب نشان داده شده است که مغز، سیگنال‌های عصبی مختلفی را با قوانین آشوبگون تولید می‌نماید. سپس ترکیب این سیگنال‌ها، به شکل‌گیری احساسات فازی (مثلاً احساس سرمای هوا) منجر می‌شود [۲۹]. بنابراین، میان الگوهای آشوبگون و

و مقدار میانگین مجموعه فازی  $A$  است؛  $a_{1to4}$  و  $b_{1to4}$  وزن‌های نورون‌هاست؛  $\theta_u$  و  $\theta_v$  به ترتیب مقدار بایاس نورون‌های تحریک کننده و مهارکننده است؛  $K$ ، ثابت تأخیر و  $x$ ، مقدار ورودی است.  $f()$  نشان دهنده تابع فعال‌ساز نورون است؛ نورون خروجی به جهت حفظ  $0 \leq \mu_A(x) \leq 1$ ، بین صفر و یک محدود شده است.

در صورتی که در نگاشت فوق از  $x$  به عنوان پارامتر دوشاخگی استفاده شود، می‌توان مجموعه فازی آشوبگون عصبی را با نمودار دوشاخگی<sup>۱۱</sup> نگاشت (۷) بازنمایی نمود.



شکل (۲): ساختار مولد مجموعه فازی آشوبگون عصبی

مثال. در نگاشت (۷) فرض کنید  $\theta_u$  و  $\theta_v$  صفر در نظر گرفته شود. همچنین  $\mu_A(x)$  و  $f()$  به صورت زیر تعریف شود:

$$\mu_A(x) = \exp\left(-\frac{(x - \mu)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (۸)$$

و

$$f(x) = \exp(-x^2) \quad (۹)$$

در این صورت، نمودار دوشاخگی نگاشت (۷) به ازای تغییر پارامترهای نگاشت، توابع عضویت فازی آشوبگون عصبی را بازنمایی می‌کند. توابع عضویت ایجاد شده از

مفاهیم فازی ارتباط معینی وجود دارد. به نظر می‌رسد این ارتباط از طریق مدل‌های نورونی قابل بیان باشد.

در میان مدل‌های موجود برای شبیه‌سازی رفتار نورون، اسیلاتورهای آشوبگون به واقعیت رفتار نورون نزدیکتر هستند. یکی از این نوع اسیلاتورها، مدل بهبود یافته لی [۲۹] است که ویژگی‌های آن عبارتند از: (۱) مدل‌سازی پیام‌رسانی رو به جلو (از جسم سلولی به دندریت)، (۲) مدل‌سازی پیام‌رسانی رو به عقب (از دندریت به جسم سلولی)، و (۳) در نظر گرفتن نورون‌های مهارکننده و تحریک کننده.

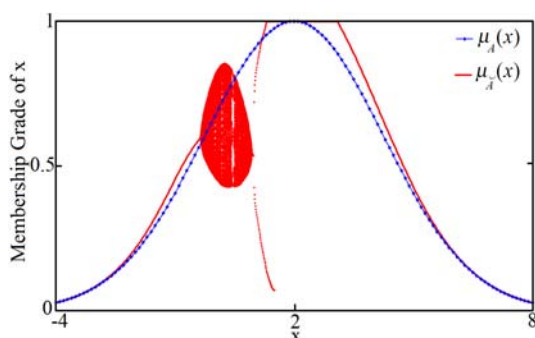
روی هم رفته، به نظر می‌رسد با استفاده از مدل‌های نورونی بتوان ویژگی آشوب را در مجموعه‌های فازی وارد نمود. از این رو، این مقاله از نورون‌های اسیلاتوری برای ایجاد مجموعه‌های فازی جدیدی به نام مجموعه‌های فازی آشوبگون عصبی استفاده نموده است.

#### ۲-۴. مجموعه‌های فازی آشوبگون عصبی

مجموعه فازی آشوبگون عصبی به صورت یک شبکه عصبی بازگشتی یک لایه با یک نورون ورودی، یک نورون خروجی و سه نورون پنهان مطابق شکل ۲ مدل می‌شود. در این مدل، نگاشت میان ورودی و خروجی به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\begin{aligned} u(n+1) &= f(a_1u(n) - a_2v(n) + a_3z(n) + a_4x - \theta_u) \\ v(n+1) &= f(b_3z(n) - b_1u(n) - b_2v(n) + b_4x - \theta_v) \\ w(n) &= \mu_A(x) \\ z(n+1) &= \max(0, \min(1, (u(n+1) - v(n+1)) \\ &\quad \times \exp(-K(x - m_A)^2) + w(n)). \end{aligned} \quad (۷)$$

که  $u$ ،  $v$ ،  $w$  و  $z$  به ترتیب متغیرهای حالت نورون‌های تحریک کننده، مهارکننده، ورودی و خروجی را نشان می‌دهد.  $\mu_A(x)$  و  $m_A$  به ترتیب نشان دهنده تابع عضویت



شکل (۶): مجموعه فازی آشوبگون

جدول (۱): پارامترهای مربوط به تابع عضویت گوسین

آشوبگون متناظر با (۸) با مقداردهی تصادفی پارامترها.

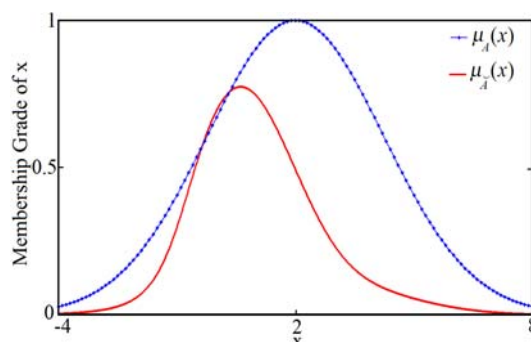
مقادیر پارامترها	شکل
$a_1 = 0.30348, a_2 = 0.41393, a_3 = 0.08365$ $a_4 = 0.55978, b_1 = -0.15538, b_2 = 0.58012,$ $b_3 = -0.76, b_4 = 0.0084834$ $\mu = 2, \delta^2 = 5, K = 0.0975$	۳
$a_1 = 0.30348, a_2 = 0.41393, a_3 = 0.08365$ $a_4 = 0.55978, b_1 = -0.15538, b_2 = 0.58012$ $b_3 = -0.76, b_4 = 0.0084834$ $\mu = 2, \delta^2 = 5, K = 0.5$	۴
$a_1 = 0.8695, a_2 = 0.2909, a_3 = 0.5335$ $a_4 = 0.1442, b_1 = -0.8982, b_2 = 0.1377$ $b_3 = -0.7369, b_4 = 0.0961$ $\mu = 2, \delta^2 = 5, K = 0.5$	۵
$a_1 = 0.96489, a_2 = 0.15761, a_3 = 0.80028$ $a_4 = 0.14189, b_1 = -0.97059, b_2 = 0.95717$ $b_3 = -0.42176, b_4 = 0.91574$ $\mu = 2, \delta^2 = 5, K = 0.25$	۶

## ۵- سیستم‌های فازی آشوبگون عصبی

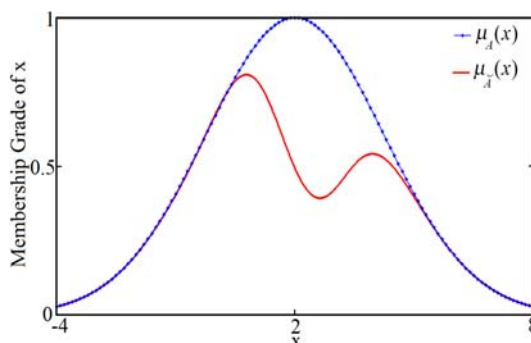
### ۵-۱. مقدمه

سیستم‌های فازی، تئوری آشوب و شبکه‌های عصبی برخی از جنبه‌های مکانیسم پردازش اطلاعات و تصمیم‌گیری در مغز انسان را نشان می‌دهد [۱۹, ۲۰, ۲۳]. از این رو، تلفیق این سه علم می‌تواند سیستم توانمندی با قابلیت‌های استدلال فازی، خودتطبیقی، و جستجوی آشوبگون را ایجاد نماید. با وجود این، در این زمینه تحقیقات بسیار کمی صورت پذیرفته است [۲۰]. مدل‌های تلفیقی پیشنهاد شده در تحقیقات موجود، بر اساس استفاده از نورون‌های آشوبگون در لایه عضویت سیستم‌های فازی عصبی بنا شده است. برای مثال، تانگ و همکارانش در

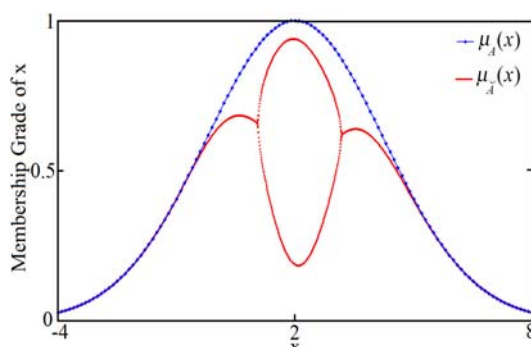
نگاشت فوق به ازای دسته پارامترهای مختلف ارائه شده در جدول ۱ در شکل‌های ۳ تا ۶ نشان داده شده است. همان‌طور که دیده می‌شود، نگاشت مذکور بر خلاف مجموعه‌های فازی موجود، قابلیت تولید مجموعه‌های فازی مختلفی از جمله: محدب غیرنرمال، نامحدب غیرنرمال، دومقداره و آشوبگون را دارد. در [۲]، مثال‌های دیگری از (۷) آورده شده است.



شکل (۳): مجموعه فازی محدب غیرنرمال



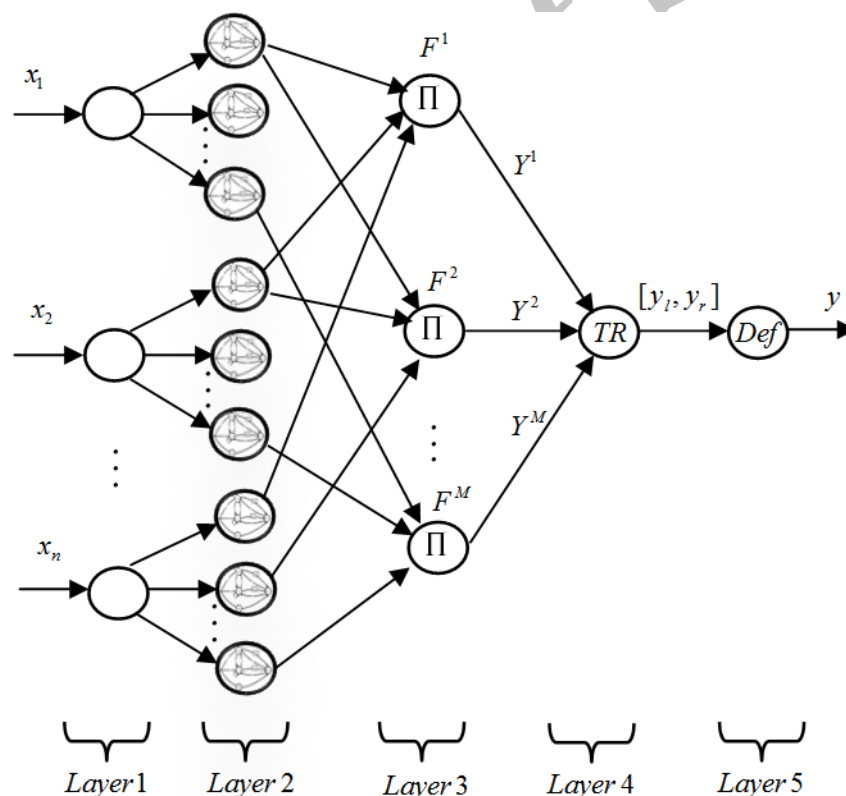
شکل (۴): مجموعه فازی نامحدب غیرنرمال



شکل (۵): مجموعه فازی دومقداره

این دو سیستم در محاسبه درجات عضویت بالا و پایین است. در IT2FNN، درجات عضویت بالا و پایین با یک فرمول ریاضی معین و ثابت تعیین می‌شوند، در حالی که در اینجا مطابق با قانون نگاشت انجام می‌شود. در نتیجه، مقادیر عضویت بالا و پایین با توجه به دسته پارامترهای مختلف نگاشت آشوبگون و مقدار ورودی تغییر می‌کند.

شکل ۷، NCFLS را به صورت یک ساختار پنج لایه نشان می‌دهد: لایه اول، گره‌های ورودی را نشان می‌دهد. در لایه ۲، مقادیر عضویت بالا و پایین محاسبه می‌شود. محاسبه شدت قواعد فازی در لایه سوم صورت می‌پذیرد. خروجی کاهش یافته و خروجی نهایی به ترتیب در لایه‌های چهارم و پنجم محاسبه می‌شود.



شکل (۷): یک سیستم فازی آشوبگون عصبی

[۲۰] از نورون آشوبگون آیهارا [۴۰] و در [۳۳] از یک نورون آشوبگونی که از افزودن یک نگاشت لاجستیک به لایه‌ی تابع عضویت به دست آمده، استفاده کرده‌اند.

در این مقاله نیز یک سیستم فازی عصبی جدیدی پیشنهاد شده است که در آن تابع فعال‌ساز نورون لایه عضویت با نگاشت (۷) تعریف می‌شود.

## ۲-۵. ساختار سیستم‌های فازی آشوبگون عصبی

از آنجایی که تابع عضویت پیشنهادی در نگاشت (۷) می‌تواند ایجاد کننده مجموعه‌های فازی نوع ۲ بازه‌ای باشد. بنابراین، پیشنهاد می‌شود سیستم‌های فازی آشوبگون عصبی (NCFLS) مشابه با سیستم‌های فازی عصبی نوع ۲ بازه‌ای (IT2FNN) [۴۱, ۴۲] طراحی شود. تفاوت اصلی

اگر یک قاعده اگر-آنگاه در NCFLS به صورت زیر

تعریف شود:

که  $i = 1, 2, \dots, M$ ، شماره قواعد و  $F_1^i$  تابع عضویت

فازی آشوبگون عصبی بخش مقدم را نشان می‌دهد.

$$R^i : \text{IF } x_1 \text{ is } F_1^i, \text{ and } \dots, \text{ and } x_n \text{ is } F_n^i \quad (10)$$

$$\text{, THEN } y^i \text{ is } Y^i$$



در شرایط نویزی بررسی می‌شود و عملکردش با سیستم‌های فازی نوع ۱ و نوع ۲ بازه‌ای مقایسه خواهد شد.

### ۶-۱. سری زمانی آشوبگون مکی گلاس

سری زمانی آشوبگون مکی-گلاس که به عنوان معیار برای بررسی عملکرد پیش‌بینی‌کننده‌ها [۴۴، ۵۱] استفاده می‌شود، از طریق معادله غیرخطی زیر تولید می‌شود:

$$\frac{ds(t)}{dt} = \frac{0.2s(t-\tau)}{1+s^{10}(t-\tau)} - 0.1s(t) \quad (13)$$

که به ازای مقادیر  $\tau$  بزرگتر از ۱۷، رفتار آشوبی از خود نشان می‌دهد [۵۲]. برای شبیه‌سازی این معادله، از روش اولر [۵۳] با روابط زیر استفاده شده است:

$$f(s, n) = \frac{0.2s(n-\tau)}{1+s^{10}(n-\tau)} - 0.1s(n) \quad (14)$$

که در آن:

$$s(n+1) = s(n) + hf(s, n) \quad (15)$$

به ازای  $h=1$ ،  $\tau=30$  و مقادیر اولیه تصادفی  $s(n)$  برای  $n \leq \tau$  سری زمانی برای بازه  $0 \leq n \leq 3004$  شبیه‌سازی می‌شود. سپس مقادیر زمانی شبیه‌سازی شده با یک نویز یکنواخت با میانگین صفر و نسبت سیگنال به نویز معین آغشته شده است. در شکل ۸، سری زمانی بدون نویز با سه سری زمانی نویزی با نسبت سیگنال به نویزهای (SNR) <sup>۱۲</sup> مختلف رسم شده است. از نمونه‌های ۲۰۰۰ تا ۲۴۹۹ به عنوان داده تعلیم و از ۲۵۰۰ تا ۲۹۹۹ به عنوان داده تست استفاده شده است.

### ۶-۲. پیش‌بینی‌کننده‌های فازی

یکی از روش‌های رایج در مسأله پیش‌بینی، سیستم‌های فازی هستند. این مقاله سه پیش‌بینی‌کننده فازی نوع ۱، نوع ۲ بازه‌ای و آشوبگون عصبی را بررسی نموده است. مشخصات این سه سیستم به صورت زیر است:

مجموعه مراکز تابع عضویت فازی آشوبگون عصبی تالی با  $Y^i = [y_l^i, y_r^i]$  نمایش داده شده‌اند. شدت هر قاعده به صورت  $F^i = [f_l^i, f_r^i]$  بیان می‌شود؛ به طوری که مقادیر  $f_l^i$  و  $f_r^i$  به ترتیب با روابط  $\prod_{j=1}^n \mu_{f_j^i}(x_j)$  و  $\prod_{j=1}^n \mu_{f_j^i}(x_j)$  محاسبه می‌شوند. به منظور محاسبه مقدار خروجی نهایی  $y$ ، ابتدا مقادیر کاهش نوع‌یافته خروجی، یعنی  $[y_l, y_r]$ ، از طریق الگوریتم کارنیک-مندل [۴۳] و با روابط زیر محاسبه می‌شود:

$$y_l = \frac{\sum_{i=1}^L f_l^i y_l^i + \sum_{j=L+1}^M f_l^j y_l^j}{\sum_{i=1}^L f_l^i + \sum_{j=L+1}^M f_l^j} \quad (11)$$

و

$$y_r = \frac{\sum_{i=1}^R f_r^i y_r^i + \sum_{j=R+1}^M f_r^j y_r^j}{\sum_{i=1}^R f_r^i + \sum_{j=R+1}^M f_r^j} \quad (12)$$

که  $R$  و  $L$  نقاط سوئیچ از تابع عضویت پایین به بالا و بالعکس هستند و از طریق الگوریتم تکراری کارنیک-مندل محاسبه می‌شوند. نهایتاً مقدار خروجی نهایی از رابطه  $y = (y_l + y_r) / 2$  محاسبه خواهد شد.

### ۶-۳. پیش‌بینی سری زمانی مکی گلاس

سیستم‌های فازی نوع ۱ به‌طور وسیعی در پیش‌بینی سری زمانی استفاده شده‌اند [۴۴-۴۷]. علاوه بر این، تحقیقات نشان داده است که سیستم‌های فازی نوع ۲ بازه‌ای در مقایسه با سیستم‌های فازی نوع ۱ پیش‌بینی‌های بهتری فراهم می‌کنند [۱۴، ۴۸-۵۰]. از آنجایی که سیستم فازی آشوبگون عصبی از درجه آزادی و انعطاف بیشتری برخوردار است، حدس زده می‌شود که در مقایسه با سیستم‌های فازی موجود بهتر عمل کند. از این‌رو، در این بخش، توانایی آن در پیش‌بینی سری زمانی آشوبگون مکی گلاس

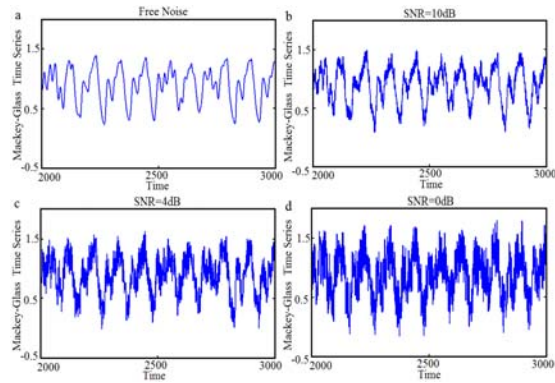
## ۳-۶. نتایج

این بخش، عملکرد سه پیش‌بینی‌کننده فازی نوع ۱، نوع ۲ بازه‌ای و آشوبگون عصبی را مقایسه می‌کند. موقعیت‌های اولیه توابع عضویت اولیه بر اساس میانگین،  $m_i$ ، و انحراف معیار،  $\sigma_i$ ، نمونه‌های تعلیم به قسمی تعریف شده است که مقادیر اولیه مرکز و پراکندگی بر روی مقادیر  $m_i \pm 2\sigma_i$  و  $4\sigma_i$  تنظیم شده است. همچنین، مقدار اولیه تالی قواعد به صورت یک عدد تصادفی بین ۰ و ۱ در نظر گرفته شده است. این تنظیمات، مشابه با تنظیمات ارائه شده [۱۴] است.

عدم قطعیت در نظر گرفته شده در مرکز همانند [۵۷] بر اساس انحراف معیار نوین تعریف شده است. محدوده عدم قطعیت مرکز توابع عضویت اول و دوم مقدم‌ها به ترتیب بر روی مقادیر  $[m_1^{Tm} - 2c_1\sqrt{3}\sigma_n, m_1^{Tm}]$  و  $[m_2^{Tm}, m_2^{Tm} + 2c_1\sqrt{3}\sigma_n]$  و تالی قواعد بر روی مقادیر  $[m_1^{Tm}, m_1^{Tm} + 2c_2\sqrt{3}\sigma_n]$  با پراکندگی  $\Delta^{Tm}$  تنظیم شده است. مقادیر  $m_1^{Tm}$ ،  $m_2^{Tm}$  و  $\Delta^{Tm}$  به ترتیب مقادیر مراکز پراکندگی توابع عضویت فازی نوع ۱ تعلیم یافته را نشان می‌دهد.  $\bar{y}^{Tm}$  نیز مقادیر مراکز تعلیم یافته تالی قواعد را نشان می‌دهد. مقدار اولیه  $c_1$  و  $c_2$  به ترتیب ۰،۱۹۲۷ و ۰،۰۷۷۱ در نظر گرفته شده است.

در سیستم فازی آشوبگون عصبی نیز از مقادیر تعلیم یافته توابع عضویت مقدم و مراکز تالی به عنوان مقادیر اولیه استفاده می‌کند. همچنین، مقادیر  $a_{1-4}$  به ترتیب ۰،۷۸۵۶، ۰،۶۶۸۱، ۰،۳۶۸۸ و ۰،۱۱۶۳، مقادیر  $b_{1-4}$  به ترتیب ۰،۲۰۴۳، ۰،۵۰۷۸، ۰،۹۸۹۹ و ۰،۰۹۱۰ و مقدار  $K$  بر مقدار ۰،۴۱۸۸ تنظیم شده است.

طراحی هریک از سیستم‌های فازی برای ۲۰ تحقق نویزی سری زمانی با نسبت سیگنال به نویزهای ۰، ۴، ۶ و ۱۰ دسی‌بل انجام شد. برای هر تحقق، تنها سیستم فازی نوع ۱ در یک اپوک<sup>۱۳</sup> با ضریب یادگیری ثابت ۰،۵ به روش گرادیان نزولی تعلیم یافته است. فرایند تعلیم در دو سیستم دیگر انجام نشده و از سیستم تعلیم یافته نوع ۱ به عنوان شرایط اولیه این سیستم‌ها استفاده شده است. مقادیر میانگین و انحراف معیار RMSE های هر سیستم فازی به ازای سطوح مختلف نویز برای داده تعلیم و تست به ترتیب در جدول‌های (۲) و (۳) آمده است. شکل (۹)، نیز میانگین



شکل (۸): سری زمانی میکی گلاس با  $\tau = 30$  در حالت بدون نویز و یک تحقق از داده نویزی آن در نسبت سیگنال‌های ۰، ۴ و ۱۰ دسی‌بل

- استفاده از ۴ مقدم؛ یعنی  $x(k-2)$ ،  $x(k-3)$ ،  $x(k-1)$  و  $x(k)$  برای پیش‌بینی مقدار  $x(k+1)$  یعنی پیش‌بینی یک گام جلوتر؛
- الگوریتم وانگ-مندل [۵۴] برای استخراج قواعد؛
- استفاده از دو تابع عضویت برای هر مقدم (همان‌طور که در [۱۳، ۱۴، ۲۴] استفاده شده است)، در نتیجه تعداد قواعد ۱۶ خواهد بود؛
- استلزام ضربی (همانند [۱۳، ۱۴، ۱۷، ۵۵])؛
- نافازی‌سازی مرکز مجموعه‌ها برای پیش‌بینی‌کننده‌های فازی نوع ۱ و کاهش نوع مرکز مجموعه‌ها [۵۶]؛ برای پیش‌بینی‌کننده‌های فازی نوع ۲ بازه‌ای و آشوبگون عصبی؛
- توابع عضویت اولیه مثلثی برای پیش‌بینی‌کننده فازی نوع ۱ و آشوبگون عصبی و ناحیه اثر عدم قطعیت مثلثی با عدم قطعیت در مرکز و با پراکندگی معین برای پیش‌بینی‌کننده نوع ۲ بازه‌ای. توابع عضویت مثلثی به صورت زیر تعریف می‌شوند:

$$\mu(x, b, \Delta) = \begin{cases} 1 + (x - b) / \Delta, & b - \Delta \leq x \leq b, \\ 1 - (x - b) / \Delta, & b \leq x \leq b + \Delta, \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (16)$$

که در آن،  $b$  و  $\Delta$  به ترتیب مرکز و پراکندگی را نشان می‌دهد.

## ۷- بحث

در این بخش، ابتدا مقایسه‌ای میان مجموعه‌های فازی آشوبگون با مجموعه فازی غیرایستا، نامحدب غیرنرمال، مجموعه فازی نوع ۲ و مدل فازی آشوبگون بهبود یافته لی صورت گرفته است. سپس، سیستم‌های فازی آشوبگون عصبی با سیستم‌های فازی عصبی نوع ۱، نوع ۲ بازه‌ای و آشوبگون موجود مقایسه شده است.

در مقایسه با مجموعه‌های فازی غیرایستا، اولاً در اینجا، فلسفه علوم اعصابی در خصوص اضافه شدن مقدار آشوبگون به مقدار خروجی نورون ارائه شده است؛ ثانیاً به جای افزودن یک نویز به تابع عضویت اصلی از یک مقدار آشوبگون بازگشتی در نورون خروجی استفاده شده است.

مجموعه‌های فازی پیشنهادی قادر به ایجاد مجموعه‌های فازی نامحدب غیرنرمال هستند. تا آنجایی که می‌دانیم تاکنون روشی برای تولید مجموعه‌های فازی نامحدب غیر نرمال ارائه نشده است؛ اگرچه اهمیت استفاده از چنین مجموعه‌هایی برای متغیرهای زبانی توسط گریبالدی [۵۸] تشریح شده است.

در مقایسه با مجموعه‌های فازی نوع ۲، مزایای استفاده از مجموعه‌های فازی آشوبگون عبارتند از:

- به جای بازه تغییرات سخت و غیرقابل انعطاف از بازه تغییرات قانونمند برخوردار است.

- شکل توابع عضویت نوع ۱ محاط شده در مجموعه فازی آشوبگون از طریق یک قانون مشخص (نگاشت پیشنهادی) به دست می‌آید، در حالی که، شکل توابع عضویت نوع ۱ محاط شده در مجموعه فازی نوع ۲ از طریق گسسته‌سازی محور  $X$  [۳] به دست می‌آید. واضح است که مجموعه فازی پیشنهادی به دلیل برخورداری از بازه تغییرات قانونمند، توانایی تولید هرگونه تابع عضویتی اعم از نامحدب، نوع ۲، نوع ۱ و توابع عضویت نوع ۱ منعطف را داراست (نک. شکل‌های ۳ - ۶).

- تعداد توابع عضویت نوع ۱ محاط شده در مجموعه فازی آشوبگون به مراتب کمتر از تعداد آنها در مجموعه فازی نوع ۲ است، زیرا در مجموعه فازی نوع ۲، تعداد آنها با توجه به گسسته‌سازی محور  $X$  و در نظر

RMSE های تعلیم و تست را به ازای SNR های مختلف با هم مقایسه می‌کند.

به‌طور خلاصه نتایج نشان می‌دهد که:

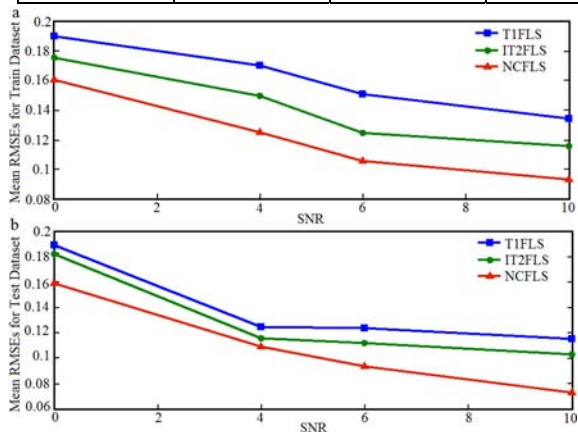
- تمام پیش‌بینی‌کننده‌ها با افزایش SNR پیش‌بینی بهتری را فراهم می‌کنند.
- پیش‌بینی‌کننده پیشنهادی در مقایسه با دو پیش‌بینی‌کننده دیگر عملکرد بهتری را در دادگان تست و تعلیم داشته و بهبود بالاتری را از خود نشان داده است.
- تغییر نوع تابع عضویت از منفرد به بازه‌ای به آشوبگون، به بهتر شدن پیش‌بینی کمک می‌کند.
- در بیشتر موارد، مقادیر انحراف معیار سیستم پیشنهادی از دو سیستم دیگر کمتر است.

جدول (۲): مقایسه میانگین RMSE های دادگان تعلیم در ازای سطوح مختلف نویز.

SNR(dB)	T1	IT2	ChT1
۰	۰,۱۹۰۳±۰,۰۰۵۹	۰,۱۷۵۶±۰,۰۰۷۹	۰,۱۶۰۶±۰,۰۰۸۹
۴	۰,۱۷۰۲±۰,۰۱۲۳	۰,۱۴۹۶±۰,۰۱۳۱	۰,۱۲۵۰±۰,۰۱۱۴
۶	۰,۱۵۱۰±۰,۰۱۲۰	۰,۱۲۲۷±۰,۰۱۰۱	۰,۱۰۵۶±۰,۰۰۶۰
۱۰	۰,۱۳۴۴±۰,۰۱۱۳	۰,۱۱۵۹±۰,۰۰۹۶	۰,۰۹۲۳±۰,۰۰۶۴

جدول (۳): مقایسه میانگین RMSE های دادگان تست در ازای سطوح مختلف نویز.

SNR(dB)	T1	IT2	ChT1
۰	۰,۱۸۹۰±۰,۰۰۹۰	۰,۱۸۲۰±۰,۰۰۹۷	۰,۱۵۸۷±۰,۰۱۱۲
۴	۰,۱۲۴۷±۰,۰۰۸۱	۰,۱۱۵۹±۰,۰۰۷۰	۰,۱۰۹۲±۰,۰۰۹۸
۶	۰,۱۲۳۶±۰,۰۱۱۰	۰,۱۱۲۱±۰,۰۱۱۴	۰,۰۹۳۵±۰,۰۰۵۹
۱۰	۰,۱۱۵۲±۰,۰۱۳۱	۰,۱۰۳۰±۰,۰۱۲۲	۰,۰۷۳۱±۰,۰۰۸۷



شکل (۹): مقایسه میانگین RMSE های دادگان تست و تعلیم در ازای SNR های مختلف

گرفتن بازه عدم قطعیت [۳] تعیین می‌شود.

بازه‌ای پیش‌بینی‌های بهتری را فراهم می‌نماید.

• به دلیل کمتر بودن تعداد مجموعه‌های فازی نوع ۱ محاط شده، پیچیدگی تئوری این مجموعه‌ها در مقایسه با مجموعه فازی نوع ۲ کمتر است. برای مثال، در شکل ۵، تنها ۲ مجموعه نوع ۱ محاط شده وجود دارد، در حالی‌که در شکل ۲، تعداد مجموعه‌های محاط شده، مساوی با حاصل ضرب تعداد نقاط گسسته در ازای هر برش عمودی [۳] خواهد بود. واضح است که عدد به‌دست آمده بسیار بزرگتر از ۲ خواهد بود.

تاکنون بازنمایی‌های مختلفی برای مجموعه‌های فازی نوع ۲ ارائه شده است. برای مثال، بازنمایی هندسی برای مجموعه‌های فازی نوع ۲ هندسی [۱۵]، بازنمایی برش  $\alpha$  برای مجموعه‌های فازی شبه نوع ۲ [۱۳] و بازنمایی مثلثی برای مجموعه‌های فازی نوع ۲ مثلثی [۱۷]. بازنمایی پیشنهادی در این مقاله، نمودار دوشاخگی نگاشت (۷) است. واضح است که چون از نگاشت‌های آشوبگون برای تعریف مجموعه فازی پیشنهادی استفاده شده است، برای بازنمایی پویایی و قابلیت تولید مجموعه‌های فازی مختلف از طریق نگاشت (۷) باید از نمودار دوشاخگی استفاده نمود.

در مقایسه با مدل LOCFM، اولاً مجموعه پیشنهادی با رویکرد فازی و نه نرونی ارائه شده است؛ ثانیاً توانسته تئوری جامعی برای تولید مجموعه‌های فازی آشوبگون و طراحی سیستم‌های فازی آشوبگون ارائه نماید.

روی هم رفته، مجموعه فازی آشوبگون عصبی از طریق افزودن مقادیر آشوبگون به مقادیر عضویت فازی به وجود می‌آید. ویژگی مقادیر آشوبگون افزوده شده، این است که بر اثر تعامل نرونی‌های تحریک‌کننده و مهارکننده به‌وجود آمده‌اند.

سیستم فازی آشوبگون عصبی در مقایسه با شبکه‌های عصبی آشوبگون فازی [۲۰، ۳۳]، قادر به ایجاد مجموعه‌های فازی مختلف است، در حالی‌که توابع عضویت تولید شده در لایه عضویت سیستم‌های ارائه شده در [۲۰، ۳۳] از نوع ۱ و فاقد انعطاف هستند. همچنین، از شکل ۹ نتیجه می‌شود که سیستم فازی آشوبگون عصبی پیشنهادی در شرایط نویزی در مقایسه با سیستم‌های فازی عصبی نوع ۱ و نوع ۲

## ۸- جمع‌بندی و پیشنهادها

در این مقاله، مجموعه فازی آشوبگون عصبی با هدف ایجاد تارشدگی قانونمند و مرتفع نمودن پیچیدگی‌های تئوری و محاسباتی موجود در مجموعه‌های فازی نوع ۲ پیشنهاد شده است. ایده مجموعه پیشنهادی از دینامیک‌های آشوبگون حاکم بر پردازش سیگنال‌های مغزی و توانمندی استدلال تقریبی مغز نشأت گرفته است. ویژگی برجسته مجموعه پیشنهادی در مقایسه با مجموعه‌های فازی موجود، توانایی آن در ایجاد مجموعه‌های فازی متنوع نظیر مجموعه‌های فازی محدب، نامحدب، و تارشده است. استفاده از این مجموعه‌ها در سیستم‌های فازی سبب می‌شود تا سیستم‌های توانمندی با قابلیت فازی‌سازی و استدلال فازی، قابلیت خودتطبیقی و خود سازماندهی، و قابلیت جستجوی آشوبگون حاصل شود.

این مقاله، همچنین روشی برای طراحی سیستم‌های فازی آشوبگون عصبی پیشنهاد نموده است. روش پیشنهادی مشابه با روش طراحی سیستم‌های فازی نوع ۲ است. نتایج کاربرد سیستم فازی پیشنهادی در پیش‌بینی سری زمانی آشوبگون مکی-گلاس در شرایط نویزی نشان می‌دهد که خطای دادگان تست و تعلیم در سیستم پیشنهادی در مقایسه با سیستم‌های فازی عصبی نوع ۱ و نوع ۲ بازه‌ای به طور قابل ملاحظه‌ای کاهش یافته است.

به عنوان کارهای آینده قصد داریم اولاً به جای استفاده از مدل‌های نرونی برای افزودن آشوب به مقادیر عضویت فازی از نگاشت آشوبگون لاجستیک تزویج شده و یا نگاشت لاجستیک استفاده نماییم. این کار به کاهش تعداد پارامترهای مجموعه فازی آشوبگون عصبی کمک می‌نماید؛ ثانیاً در کار بعدی الگوریتمی برای تعلیم و بهینه‌سازی پارامترهای سیستم فازی عصبی آشوبگون ارائه خواهد شد.

سیاسگزاری

از پرفسور سید محمدرضا هاشمی گلپایگانی به خاطر راهنمایی‌های ارزنده‌شان تشکر و قدردانی می‌شود.

## مراجع:

- 2007.
- [13] J. M. Mendel, et al., " $\alpha$ -Plane Representation for Type-2 Fuzzy Sets: Theory and Applications," IEEE Trans. on Fuzzy Systems, Vol. 17, No. 5, pp. 1189-1207, 2009.
- [14] Q. Liang, J. M Mendel, "Interval Type-2 Fuzzy Logic Systems: Theory and Design," IEEE Trans. on Fuzzy Systems, Vol. 8, No. 5, pp. 535-550, 2000.
- [15] S. Coupland, R. John, "Geometric Type-1 and Type-2 Fuzzy Logic Systems," IEEE Trans. on Fuzzy Systems, Vol. 15, No. 1, pp. 3-15, 2007.
- [16] C. Wagner, H. Hagra, "zSlices — towards bridging the gap between interval and general type-2 fuzzy logic," IEEE International Conf. on Fuzzy Systems, pp. 489-497, Hong Kong, 1-6 June 2008.
- [17] J. T. Starczewski, "Efficient triangular type-2 fuzzy logic systems," International Journal of Approximate Reasoning, Vol. 50, No. 5, pp. 799-811, 2009.
- [18] C. Wagner, H. Hagra, "Toward General Type-2 Fuzzy Logic Systems Based on zSlices," IEEE Trans. on Fuzzy Systems, Vol. 18, No. 4, pp. 637-660, 2010.
- [19] Z. Li, "Fuzzy chaotic systems: modeling, control, and applications", Springer, 2006.
- [20] T. Mo, et al., "Fuzzy Chaotic Neural Networks," in Handbook of Research on Artificial Immune Systems and Natural Computing: Applying Complex Adaptive Technologies, Mo, H., Medical Information Science Reference, pp. 520-555, 2008.
- [21] P. Faure, H. Korn, "Is there chaos in the brain? I. Concepts of nonlinear dynamics and methods of investigation," Life Science, Vol. 324, No. 9, pp. 773-793, 2001.
- [22] H. Korn, P. Faure, "Is there chaos in the brain? II. Experimental evidence and related models," Comptes Rendus Biologies, vol. 326, No. 9, pp. 787-840, 2003.
- [23] Z. Li, X. Zhang, "On Fuzzy Logic and Chaos Theory: From an Engineering Perspective," in Studies in Fuzziness and Soft Computing, Vol. 215, pp. 79-90, 2007.
- [24] P. E. Kloeden, "Chaotic iterations of fuzzy sets," Fuzzy Sets and Systems, Vol. 42, No. 1, pp. 37-42, 1991.
- [25] C. A Cabrelli, et al., "Iterated fuzzy set systems: A new approach to the inverse problem for fractals and other sets," Journal of Mathematical Analysis and Applications, Vol. 171, No. 1, pp. 79-100, 1992.
- [1] A. Taherkhani, S. Javadi, S. Moeini, "Design of a chaotic feed forward neural network", Intelligent systems in electrical engineering, Vol. 2, No. 4, pp. 21-34, 2012.
- [2] S. F. Molaezadeh, M. H. Moradi, "chaotic fuzzy sets", 1st Iranian conf. on Fractal, Chaos and Complex Systems, Mashhad, Iran, pp. 94-101, 2-3 Azar 1390.
- [3] J. M. Mendel, R. I. B John, "Type-2 Fuzzy Sets Made Simple," IEEE Trans. On Fuzzy Systems, Vol. 10, No. 2, pp. 117-127, 2002.
- [4] G. J. Klir, T. A. Folger, "Fuzzy sets, uncertainty, and information", Prentice-Hall International, 1992.
- [5] H. Wu, J. M. Mendel, "Uncertainty Bounds and Their Use in the Design of Interval Type-2 Fuzzy Logic Systems," IEEE Trans. on Fuzzy Systems, Vol. 10, No. 5, pp. 622-639, 2002.
- [6] L. A Lucas, et al., "General Type-2 Fuzzy Inference Systems: Analysis, Design and Computational Aspects," IEEE International Conf. on Fuzzy Systems, London, pp. 1-6, 23-26 July 2007.
- [7] C. Li, et al., "A Novel Type-Reduction Method for Interval Type-2 Fuzzy Logic Systems," Fifth International Conf. on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery, Shandong, pp. 157-161, 18-20 Oct. 2008.
- [8] F. Liu, "An efficient centroid type-reduction strategy for general type-2 fuzzy logic system," Information Sciences, vol. 178, No. 9, pp. 2224-2236, 2008.
- [9] C. Gafa, S. Coupland, "A New Recursive Type-Reduction Procedure for General Type-2 Fuzzy Sets," IEEE Symp. on Advances in Type-2 Fuzzy Logic Systems (T2FUZZ), pp. 44-49, Paris, 11-15 April 2011.
- [10] S. Greenfield, F. Chiclana, "Type-Reduction of the Discretised Interval Type-2 Fuzzy Set: What Happens as Discretisation Becomes Finer?", IEEE Symp. on Advances in Type-2 Fuzzy Logic Systems, pp. 102-109, Paris, 11-15 April 2011.
- [11] S. Greenfield, R. John, "Optimised Generalised Type-2 Join and Meet Operations," IEEE International Fuzzy Systems Conf., pp.1-6, London, 23-26 July 2007.
- [12] S. Coupland, R. John, "New Geometric Inference Techniques for Type-2 Fuzzy Sets," International Journal of Approximate Reasoning, Vol. 49, No. 1, pp. 198-211,

- [38] J. Fridrich, "On chaotic fuzzy systems: fuzzified logistic mapping," *International Journal of General Systems*, Vol. 22, No. 4, pp. 369-380, 1994.
- [39] A. M. Ibrahim, "Fuzzy logic for embedded systems applications", Newnes, 2004.
- [40] H. N. Teodorescu, "On Fuzzy Sequences, Fixed Points and Periodicity in Iterated Fuzzy Maps," *International Journal of Computers, Communications and Control*, Vol. 6, No. 4 pp. 752-763, 2011.
- [41] K. Aihara, et al., "Chaotic neural networks," *Physics Letter A*, Vol. 144, No. 6-7, pp. 333-340, 1990.
- [42] C.-H. Wang, et al., "Dynamical Optimal Training for Interval Type-2 Fuzzy Neural Network (T2FNN)," *IEEE International Conf. on Systems, Man and Cybernetics*, pp. 3663 – 3668, 5-8 Oct. 2003.
- [43] C.-H. Wang, et al., "Dynamical Optimal Training for Interval Type-2 Fuzzy Neural Network (T2FNN)," *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics—Part B: Cybernetics*, vol. 34, No. 3, pp. 1462-1477, 2004.
- [44] N. N. Karnik, J. M. Mendel, "Centroid of a type-2 fuzzy set," *Information Sciences*, Vol. 132, pp. 195-220, 2001.
- [45] J.-S. R. Jang, "ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system", *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics*, Vol. 23, No. 3, pp. 665-685, 1993.
- [46] L. Herrera, et al., "Tase, a Taylor series based fuzzy system model that combines interpretability and accuracy," *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 153, No. 3, pp. 403-427, 2005.
- [47] A. Gholipour, et al., "Predicting chaotic time series using neural and neurofuzzy models: a comparative study," *Neural Processing Letters*, Vol. 24, No. 3, pp. 217-239, 2006.
- [48] Q. Liang, "Ad Hoc Wireless Network Traffic—Self-Similarity and Forecasting," *IEEE Communications Letters*, Vol. 6, No. 7, 2002.
- [49] S. Coupland, R. John, "Geometric Logical Operations for Type-2 Fuzzy Sets," *IMPU Malaga, Spain*, 2008.
- [50] J. M. Mendel, F. Liu, "On New Quasi-Type-2 Fuzzy Logic Systems," *IEEE International Conf. on Fuzzy Systems*, pp. 354 – 360, Hong Kong, 1-6 June 2008.
- [26] J. J. Buckley, Y. Hayashi, "Fuzzy Simulation Based on Fuzzy Chaos", *Second IEEE International Conf. on Fuzzy sets*, Vol. 2, pp. 1039-1043, San Francisco, CA, 28 Mar -01 Apr 1993.
- [27] J. R. Fridrich, "On Chaotic Systems: Fuzzified Logistic Mapping," *International Journal of General Systems*, Vol. 22, No. 4, pp. 369-380, 1994.
- [28] A. Zardecki, "Effect of Noise on Chaotic Fuzzy Mappings," *Proceedings of the Fifth IEEE International Conf. on Fuzzy sets*, Vol. 2, pp. 1459-1463, New Orleans, LA, 8-11 Sep 1996.
- [29] M. H. Y. Wong, et al., "The Modeling of Fuzzy systems based on Lee-Oscillatory Chaotic Fuzzy Model (LOCFM)," in *From Physics to Control Through an Emergent View*, Fortuna, L., et al., World Scientific, pp. 57-62, 2010.
- [30] M. Porto, P. Amato, "A fuzzy approach for modeling chaotic dynamics with assigned properties", the *Ninth IEEE International Conf. on Fuzzy Systems*, Vol. 1, pp. 435 – 440, 7-10 May 2000.
- [31] O. Calvo, J. H. E. Cartwright, "Fuzzy Control of Chaos," *International Journal of Bifurcation and Chaos*, Vol. 8, No. 8, pp. 1743-1747, 1998.
- [32] L. Udawatta, et al., "Fuzzy-Chaos Hybrid Controller for Controlling of Nonlinear Systems," *IEEE Trans. on Fuzzy Systems*, Vol. 10, No. 3, pp. 401-411, 2002.
- [33] M. Tang, , et al., "A Research on Chaotic Recurrent Fuzzy Neural Network and Its Convergence", *International Conf. on Mechatronics and Automation*, pp. 682 – 687, Harbin, China, 5-8 Aug. 2007.
- [34] M. Jian-liang, et al., "Face Recognition Based on Chaotic Fuzzy RBF Neural Network", *International Conf. on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing*, pp. 863 – 866, Harbin, 15-17 Aug. 2008.
- [35] L. A. Zadeh., "The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning-I," *Information Sciences*, Vol. 8, No. 3, pp. 199-249, 1975.
- [36] N. N. Karnik, et al., "Type-2 Fuzzy Logic Systems," *IEEE Trans. on Fuzzy Systems*, vol. 7, No. 6, pp. 643-658, 1999.
- [37] J. M. Garibaldi, et al., "Nonstationary Fuzzy Sets," *IEEE Trans. on Fuzzy Systems*, Vol. 16, No. 4, pp. 1072-1086, 2008.

- <sup>10</sup> Principal membership function  
<sup>11</sup> Bifurcation diagram  
<sup>12</sup> Signal to noise ratio  
<sup>13</sup> Epoch

- [51] J. R. Castro, et al., "A hybrid learning algorithm for a class of interval type-2 fuzzy neural networks," *Information Sciences*, Vol. 179, No. 13, pp. 2175-2193, 2009.
- [52] J. M. Mendel, "Uncertain Rule-Based Fuzzy Logic Systems: Introduction and New Directions", Prentice Hall, 2001.
- [53] M. C. Mackey, L. Glass, , "oscillation and chaos in physiological control systems," *Science*, vol. 197, No. 4300, pp. 287-289, 1977.
- [54] D. Quinney, "An introduction to the numerical solution of differential equations", Research Studies Press, 1987.
- [55] M. Almaraashi, , R. John, "Tuning of Type-2 Fuzzy Systems by Simulated Annealing to Predict Time Series," *Proceedings of the World Congress on Engineering*, Vol. 2, pp. 976-980, London, UK, 2011.
- [56] L. X. Wang, J. M. Mendel, "Generating fuzzy rules by learning from examples," *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. 22, No. 6, pp. 1414-1427, 1992.
- [57] N. N. Karnik, J. M. Mendel, "Type-2 fuzzy logic systems: type-reduction," *IEEE International Conf. on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol.2 , pp. 2046-2051, San Diego, CA, USA,1998.
- [58] N. N. Karnik, J. M. Mendel, "Applications of type-2 fuzzy logic systems to forecasting of time-series," *Information Sciences*, Vol. 120, No. 1-4, pp. 89-111, 1999.
- [59] J. M. Garibaldi, S. Musikasuwana, T. Ozen, , R. I. John, "A case study to illustrate the use of non-convex membership functions for linguistic terms", *IEEE International Conf. on Fuzzy Systems*, Vol. 3, pp. 1403-1408, 25-29 July 2004.

---

<sup>1</sup> Type-1 fuzzy set

<sup>2</sup> Blurred membership values

<sup>3</sup> Secondary membership function

<sup>4</sup> Embedded type-1 fuzzy sets

<sup>5</sup> Type reduction

<sup>6</sup> Coupled chaotic oscillators

<sup>7</sup> Lee-Oscillatory Chaotic Fuzzy Model

<sup>8</sup> Interval type-2 fuzzy set

<sup>9</sup> Footprint Of Uncertainty