

بازسازی فضای حالت سری‌های زمانی آشوبی با استفاده از یک روش هوشمند

مریم پری‌زنگنه^(۱) - محمد عطایی^(۲) - پیمان معلم^(۳)

(۱) کارشناس اشد گروه برق - دانشکده برق - دانشگاه آزاد اسلامی واحد نجف‌آباد

(۲) دانشیار گروه برق - دانشکده برق - دانشگاه اصفهان

(۳) استادیار گروه برق - دانشکده برق - دانشگاه اصفهان

تاریخ دریافت: زمستان ۱۳۸۸

تاریخ پذیرش: تابستان ۱۳۸۹

خلاصه: استفاده از سری‌های زمانی (منظور مشاهدات ما از فرآیند برحسب زمان) یک راه‌حل مؤثر در تحلیل این سیستم‌ها می‌باشد. در واقع تأکید روی این هدف است که چگونه می‌توان از مشاهداتی به فرم سری زمانی اسکالر از فرآیند، که تنها اطلاعات ما در مورد بعضی از سیستم‌ها می‌باشد، به ساختار فضای حالت با بُعد محدود رسید. بازسازی فضای حالت بر مبنای نظریه محاط بنا شده که کاربرد آن مستلزم تعیین مقادیر مناسبی برای دو پارامتر زمان تأخیر (τ) و بُعد محاط (m) می‌باشد. در این مقاله روشی برای تخمین پارامتر بُعد محاط جهت بازسازی فضای حالت سری‌های زمانی برگرفته از سیستم‌های دینامیکی آشوبی به کمک شبکه‌های عصبی تأخیر زمانی (TDNN) معرفی می‌شود. این روش یک ایده نو در انتخاب بُعد محاط بوده و متفاوت از روش مرسوم شمارش همسایه‌های کاذب (FNN) می‌باشد. در انتها کیفیت عملکرد روش مطرح شده با روش FNN مقایسه شده است و نتایج این مقایسه نشان از کارایی خوب این روش دارد.

کلمات کلیدی: بُعد محاط، نزدیکترین همسایه‌های کاذب، سری‌های زمانی آشوبی، شبکه‌های عصبی تأخیر زمانی متمرکز شده.

۱- مقدمه

اسکالر τ با نام زمان تأخیر (که تأخیر دلخواه است) امکان‌پذیر می‌باشد. بنابراین تئوری تاکنز مطرح می‌کند که فضای حالت از یک سری زمانی شامل مشاهدات یک فرآیند آشوبی، می‌تواند بازسازی شود. با توجه به لزوم بررسی فضای حالت، این امر کمک زیادی به شناسایی سیستم می‌کند. تاکنز در تئوری خود تنها امکان بازسازی فضای حالت را از روی سری‌های زمانی آشوبی، به وسیله دو پارامتر بُعد محاط m و زمان تأخیر τ اثبات می‌کند ولی در مورد نحوه پیدا کردن بُعد محاط و زمان تأخیر مناسب حرفی نمی‌زند. بعد از اثبات تئوری تاکنز، دیگر محققان، برای مثال [۲-۵]، درصد برآمدند تا با استناد بر تئوری او روش‌های متفاوتی را برای انتخاب مناسب این دو پارامتر آزمایش کنند.

یکی از روش‌های مرسوم برای پیدا کردن بُعد محاط بهینه سری‌های زمانی آشوبی، روش شمارش نزدیکترین همسایه‌های کاذب (FNN)^۴ می‌باشد [۴]. این نگرش بر اساس بررسی این خصوصیت پایه‌ای بنا شده است که در جاذب^۵ سیستم آشوبگونه مسیرهای حالت یکدیگر را قطع نمی‌کنند. به این منظور، حالتی را در نظر بگیرید که بازسازی فضای حالت در فضای (d) بُعدی منجر به ایجاد محاط مناسب شده باشد، در حالیکه در فضای $(d-1)$ بُعدی چنین نباشد. در این حالت

بیش از دو دهه مطالعه دقیق بر روی سیستم‌های دینامیکی نشان داده است که آشوب به طور گسترده در سیستم‌های طبیعی و مهندسی وجود دارد. از نظر تاریخی آشوب همواره به عنوان مزاحم در نظر گرفته شده و رفتار آشوبی به عنوان رفتاری پیچیده، غیرعادی و پیش‌بینی‌ناپذیر شناخته شده بود و اغلب آن را به تأثیرات تصادفی محیط نسبت می‌دادند اما مطالعات بیشتر نشان داد که پدیده‌های آشوبی، کاملاً معین^۳ می‌باشند. در دهه گذشته تلاش‌های مفیدی به وسیله محققان برای تجزیه و تحلیل غیرخطی به منظور مطالعه و بازسازی فضای حالت پدیده‌های قویاً نامنظم، برخاسته از زمینه‌های متفاوت علوم طبیعی و مهندسی، صورت گرفته است. از این قبیل می‌توان پدیده‌های ژئوفیزیکی شامل زلزله‌ها، سیل‌ها، بارندگی‌ها و پدیده‌های فیزیکی، شیمیایی و بیولوژیکی را نام برد. تاکنز در سال ۱۹۸۱ میلادی در یک مقاله مفصل و جامع [۱]، پایه‌های ریاضی برای کار کردن روی سری‌های زمانی آشوبی را بنیان نهاد. تئوری او پس از بحث‌های مفصل ریاضی و هندسی اثبات می‌کند که اگر سری زمانی از یک سیستم دینامیکی معین به دست آمده باشد، آنگاه بازسازی فضای حالت این سیستم، به کمک یک اسکالر m با نام بُعد محاط و یک

m با نام بُعد محاط و یک اسکالر τ با نام زمان تأخیر (که تأخیر دلخواه است) و یک تابع f وجود دارند به نحوی که داریم:

$$y(t+1) = f(y(t), y(t-\tau), \dots, y(t-(m-1)\tau)) \quad (1)$$

اگر داده‌های موجود در سری زمانی، آشوبناک باشند، تابع f لزوماً غیرخطی است.

ابتدا به معرفی دو پارامتر مطرح شده در تئوری تاکنز می‌پردازیم، در راستای بازسازی فضای حالت، بردارهای تأخیر جایگزین بردارهای حالت می‌شوند. همانطور که می‌دانیم بردارهای حالت در سیستم‌های دینامیکی که معادلات دیفرانسیلی حاکم بر آنها مشخص می‌باشند تعریف می‌شوند.

در این جا برای تشکیل بردارهای تأخیر دو نکته حائز اهمیت است یکی تعداد مؤلفه‌های موجود در این بردارها که همان بُعد محاط می‌باشد و دیگری فاصله زمانی بین هر دو مؤلفه که همان زمان تأخیر می‌باشد. بنابراین بردارهای تأخیر که از سری زمانی با طول N ساخته می‌شوند، به شکل زیر می‌باشند:

$$Y_i(t) = [y(t), y(t-\tau), y(t-2\tau), \dots, y(t-(m-1)\tau)]^T \quad (2)$$

که m بُعد محاط و τ زمان تأخیر می‌باشد.

الف- تعیین زمان تأخیر مناسب

در قضایای ریاضی که به مسئله محاط سری زمانی از لحاظ نظری می‌پردازد، قید تعیین‌کننده‌ای بر روی زمان تأخیر قرار داده نشده است. البته باید توجه داشت که در این قضایا، داده‌ها بدون نویز در نظر گرفته شده‌اند لیکن در عمل ملاحظه می‌گردد که چنین نبوده و انتخاب زمان تأخیر مناسب در تحلیل‌های بعدی کاملاً مؤثر است و انتخاب دلخواه آن، برای استخراج دینامیک داده‌ها مناسب نیست. اگر زمان تأخیر در مقایسه با مقیاس‌های زمانی مربوط به ذات سیستم بسیار کوچک انتخاب گردد، مؤلفه‌های متوالی در بردار تأخیر به شدت به هم نزدیک و وابسته می‌باشند. بنابراین، تمام بردارهای تأخیر در فضای محاط m بُعدی در حوالی محور قطری فضا متمرکز می‌گردند. این پدیده تحت عنوان افزونگی نامیده شده است. از طرف دیگر، اگر زمان تأخیر τ بسیار بزرگ انتخاب گردد، مؤلفه‌های متفاوت کاملاً ناهمبسته می‌گردند. در این حالت جاذب بازسازی شده ممکن است بسیار پیچیده گردد حتی اگر جاذب واقعی سیستم ساده باشد.

به منظور تعیین زمان تأخیر بهینه، روشی مبتنی بر میانگین اطلاعات متقابل بین داده‌های سری زمانی مطرح می‌شود [۸]. اساس تصور وجود اطلاعات در میان اندازه‌های اسکالر، مربوط به ایده شانون یعنی ایده اطلاعات متقابل است. اطلاعات متقابل بین اندازه $y(t)$ و اندازه $y(t+\tau)$ عبارت است از میزان فراگیری در مورد اندازه‌گیری $y(t+\tau)$ با استفاده از اندازه‌گیری $y(t)$ که به صورت زیر قابل بیان است:

$$\log_2 \left[\frac{P(y(t), y(t+\tau))}{P(y(t)).P(y(t+\tau))} \right] \quad (3)$$

میانگین کمیت فوق‌الذکر بر روی تمام اندازه‌گیری‌ها، اطلاعات متقابل بین اندازه‌گیری‌ها نامیده شده و عبارت است از:

رفتن از فضای (d) بُعدی به فضای $(d-1)$ بُعدی سبب می‌گردد که قسمت‌های مختلف جاذب روی یکدیگر تصویر گردند. بنابراین، اگر تعدادی نقاط نزدیک به هم، به عبارت دیگر نقاط همسایه، از این قسمت انتخاب گردد، تصاویر آنها در فضای d بُعدی، دسته‌های متفاوتی را ایجاد خواهد کرد که می‌توانند از هم فاصله‌دار باشند. بنابراین، d برابر بُعد مینیمم برای بازسازی موفق فضای حالت است اگر نقاط همسایه در فضای R^d ، در فضای R^{d+1} نیز همسایه باشند. از این رو، در این روش وضعیت همسایه‌ها به ازای بُعدهای متوالی محاط بررسی می‌گردد تا اینکه تعداد همسایه‌های کاذب، که از تصویر نمودن جاذب در فضای کوچک ناشی می‌گردد، به حدود صفر برسد [۶].

در بخش (۲) این مقاله بازسازی فضای حالت سری‌های زمانی آشوبی مبتنی بر انتخاب مناسب دو پارامتر زمان تأخیر به روش میانگین اطلاعات متقابل AMI^* و بُعد محاط به روش FNN بررسی خواهد شد. سپس در ادامه نتایج اعمال FNN بر روی سری‌های زمانی آشوبی شناخته شده لورنز و راسلر را خواهیم داشت. در ادامه در بخش (۳) روش جدید ارائه شده مبتنی بر شبکه‌های عصبی تأخیر زمانی به منظور تخمین بُعد محاط بهینه جهت بازسازی فضای حالت سری‌های زمانی آشوبی مطرح خواهد شد و در ادامه نتایج به دست آمده حاصل از اعمال این روش بر روی سری‌های زمانی آشوبی لورنز و راسلر ارائه خواهند شد. در نهایت در بخش نتیجه‌گیری، شباهت نتایج حاصل از این دو روش تخمین بُعد محاط عنوان خواهد شد.

۲- بازسازی فضای حالت سری‌های زمانی آشوبی

در راستای مطالعه خواص هندسی و دینامیکی یک سیستم معین می‌توان از توصیف فضای حالت استفاده نمود. اما در بسیاری از فرآیندهای عملی به‌ندرت می‌توان تمام متغیرهای دینامیکی سیستم را اندازه‌گیری نمود و تنها سری اسکالر از مشاهدات سیستم در دسترس است. دینامیک حاکم بر این فرآیندها از این سری داده‌ها به طور مستقیم مشخص نیست. بنابراین، یکی از اساسی‌ترین گام‌ها در تحلیل سری‌های زمانی حاصل از یک فرآیند غیرخطی، بازسازی فضای حالت با ابعاد محدود با استفاده از این سری‌ها است، به‌طوری که با فضای حالت فرآیند مولد داده‌ها معادل باشد.

مسئله بازسازی فضای حالت از سری زمانی را می‌توان به وسیله نظریه محاط حل نمود. در واقع، نقاط روی جاذب سیستم رابطه‌ای یک به یک با اندازه‌گیری‌های انجام شده از متغیرهای دینامیکی سیستم دارند. از طرفی، این نقاط حاوی اطلاعات کامل در مورد حالت فعلی سیستم هستند. بنابراین، وجود رابطه یک به یک بدین معناست که حالات فضای فاز به وسیله اندازه‌گیری‌های انجام شده، قابل شناسایی است. از این رو، بایستی به دنبال نگاشتی از جاذب سیستم به فضای بازسازی شده بود، به طوری که این نگاشت یک به یک بوده و اطلاعات سیستم را حفظ نماید و این در واقع تعریف مفهومی محاط است [۷].

بر اساس تئوری تاکنز که در قسمت مقدمه بیان شد، اگر سری زمانی از یک سیستم دینامیکی معین به دست آمده باشد، آن‌گاه یک اسکالر

$$Y_r^{NN}(t) = [y(t_r), y(t_r - \tau), y(t_r - 2\tau), \dots, y(t_r - (m-1)\tau)]^T \quad (5)$$

$r = 1, \dots, 5$

و فاصله بین دو بردار همسایه بر اساس نرم اقلیدسی به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$R_m^2 = \sum_{i=0}^{m-1} [y(t - i\tau) - y(t_r - i\tau)]^2 \quad (6)$$

اگر بردار $Y_r^{NN}(t)$ یک همسایه واقعی برای بردار $Y_i(t)$ باشد، این همسایگی نشأت گرفته از ماهیت دینامیکی سیستم است ولی اگر این همسایگی در اثر تصویر از یک فضای با بُعد بالاتر به فضایی با بُعد پایین صورت گرفته باشد، در این صورت با رفتن از بُعد m به بُعد $m+1$ ، این همسایه‌های کاذب از همسایگی بردار $Y_i(t)$ خارج می‌گردند.

با افزایش بُعد از m به $m+1$ ، مؤلفه‌های اضافه شده به بردارهای تأخیر $Y_i(t)$ و $Y_r^{NN}(t)$ ، به ترتیب $y(t - m\tau)$ و $y(t_r - m\tau)$ خواهند بود بنابراین فاصله بین دو بردار بر اساس نرم اقلیدسی در فضای $m+1$ بُعدی به طور مشابه به صورت زیر است:

$$R_{m+1}^2 = \sum_{i=0}^m [y(t - i\tau) - y(t_r - i\tau)]^2 \quad (7)$$

بنابراین، فاصله اضافه شده در فضای بُعدی را نسبت به فاصله دو بردار در فضای m بُعدی به صورت زیر خواهیم داشت:

$$\sqrt{\frac{R_{m+1}^2 - R_m^2}{R_m^2}} = \frac{|y(t - m\tau) - y(t_r - m\tau)|}{R_m} \quad (8)$$

هرگاه کمیت فوق‌الذکر از یک مقدار آستانه فراتر برود همسایه تحت بررسی، کاذب در نظر گرفته می‌شود. در [۹] مقداری حدود ۱۰-۱۵ برای این مقدار آستانه بر اساس تجربه حاصل از اعمال روش بر روی سیستم‌های آشوبی متفاوت پیشنهاد شده است. با این نحوه تشخیص همسایه‌های کاذب، وضعیت همسایه‌ها برای هر یک از بردارهای تأخیر به ازای بُعدهای متوالی محاط بررسی می‌گردد تا اینکه تعداد همسایه‌های کاذب، که از تصویر نمودن جاذب در فضای کوچک ناشی می‌گردد، به حدود صفر برسد.

ج- نتایج اعمال روش (AMI) و (FNN) بر روی سری‌های زمانی آشوبی شناخته شده

برای اثبات درستی و کارایی هر روش مطرح شده در زمینه تجزیه و تحلیل سری‌های زمانی آشوبی، از سری‌های زمانی برگرفته شده از سیستم‌های آشوبی معروف مانند لورنز و راسلرو... به عنوان داده‌های تئوری استفاده می‌شود.

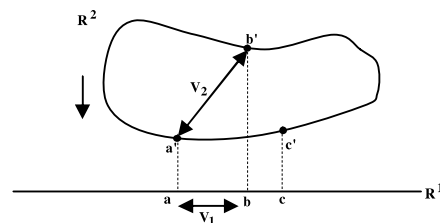
لورنز در سال ۱۹۶۳ میلادی، در هنگام کار کردن روی پدیده انتقال حرارتی سیالات، آشوب را کشف کرد. مدل لورنز می‌تواند به صورت یک مجموعه معادلات دیفرانسیلی در نظر گرفته شود:

$$I(\tau) = \sum_{y(t), y(t+\tau)} P(y(t), y(t+\tau)) \cdot \log_2 \left[\frac{P(y(t), y(t+\tau))}{P(y(t)) \cdot P(y(t+\tau))} \right] \quad (4)$$

به منظور محاسبه میانگین اطلاعات متقابل $I(\tau)$ لازم است که احتمال‌های مجزا $P(y(t))$ و $P(y(t+\tau))$ موجود در رابطه بالا را تخمین بزیم، به منظور محاسبه آنها هیستوگرام مربوط به $y(t)$ و $y(t+\tau)$ در نظر گرفته می‌شود و برای محاسبه احتمال مشترک $P(y(t), y(t+\tau))$ از هیستوگرام بردار $(y(t), y(t+\tau))$ استفاده می‌شود. بر طبق [۸] زمان رخ دادن اولین مینیمم در تابع میانگین اطلاعات متقابل، به عنوان زمان تأخیر مناسب انتخاب می‌شود.

ب- تخمین بُعد محاط با استفاده از روش شمارش نزدیکترین همسایه‌های کاذب (FNN)

متداولترین روش تعیین بُعد محاط بهینه از سری‌های زمانی آشوبی، روش شمارش نزدیکترین همسایه‌های کاذب می‌باشد [۴]. در این راستا مفهوم همسایه‌های کاذب با توجه به شکل (۱) بیان شده و در ادامه از این مفهوم استفاده می‌شود. با توجه به شکل (۱) می‌توان دریافت که در فضای R_1 ، b نزدیک‌ترین همسایه a با فاصله v_1 می‌باشد. با افزایش بُعد در فضای R_2 ، b' فاصله‌اش از a' ، v_2 است و با توجه به فواصل v_1 و v_2 ، b' همسایه a' محسوب نمی‌شود زیرا $v_2 \gg v_1$ می‌باشد بنابراین b همسایه a شده است نه به خاطر دینامیک حاکم بر جاذب سیستم بلکه به خاطر تصویرسازی در فضای با بُعد ناکافی، بنابراین b همسایه واقعی a نیست بلکه همسایه کاذب a نامیده می‌شود. در این صورت برای یک نقطه، همسایه‌ای واقعی محسوب می‌شود که با افزایش بُعد، فاصله بین آنها تفاوت چشم‌گیری نداشته باشد.



شکل (۱): نمایش جاذب یک سیستم دینامیکی در فضای R_2

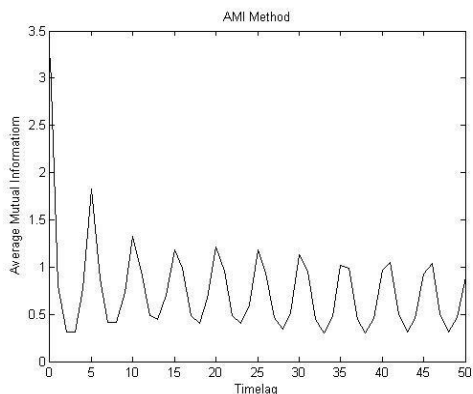
به همراه تصویرش در فضای R_1

Fig. (1): The absorption schematic of a dynamic system with its image in R_2 and R_1 spaces respectively

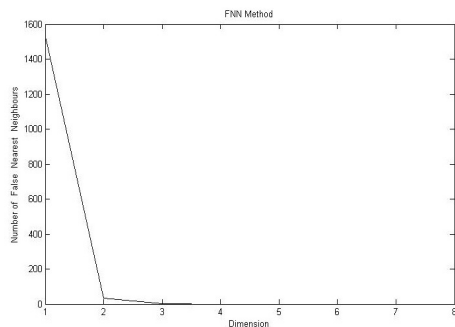
مسیرهای حالت سیستم با توجه به شرط لپشیتز در مورد معادلات دینامیکی، یکدیگر را قطع نمی‌کنند. در این روش بررسی می‌گردد که چه موقع انقطاع کاذب در مسیرهای حالت، که از تصویر نمودن جاذب در یک فضا با بعد پائین ناشی شده است، متوقف می‌گردد. در این روش ابتدا با در نظر گرفتن m مؤلفه برای هر بردار تأخیر، می‌توان بردارهای تأخیر $Y_i(t)$ را مطابق رابطه (۲) در فضای محاط تشکیل داد. i امین همسایه هر بردار تأخیر $Y_i(t)$ به شکل زیر می‌باشد:

$$\begin{aligned} \dot{x} &= -y - z \\ \dot{y} &= x + ay \\ \dot{z} &= a + z(x - c) \end{aligned} \quad (10)$$

با استفاده از $a=2$ و $c=5.7$ این معادلات نیز به ترتیب گفته شده در قبل حل شده و 4000 نقطه از مؤلفه x آن به عنوان سری زمانی آشوبی راسلر در نظر گرفته می‌شود که در شکل (۴)، مطابق با الگوریتم AMI، زمان تأخیر برابر با $\tau=2$ تعیین می‌شود و نتیجه اعمال روش FNN نیز بر سری زمانی آشوبی راسلر که در شکل (۵) نمایش داده شده است حاکی از تخمین بُعد محاط $m=3$ ، مطابق انتظار برای این سیستم می‌باشد.



شکل (۴): تابع میانگین اطلاعات متقابل بر روی سری زمانی آشوبی راسلر
Fig. (4): The average mutual information function on Rusler chaotic time series



شکل (۵): روش شمارش نزدیکترین همسایه‌های کاذب به منظور تخمین بُعد محاط سری زمانی آشوبی راسلر
Fig. (5): The numeric method of the false neighbours to estimate the dimension of encircles Rusler chaotic series

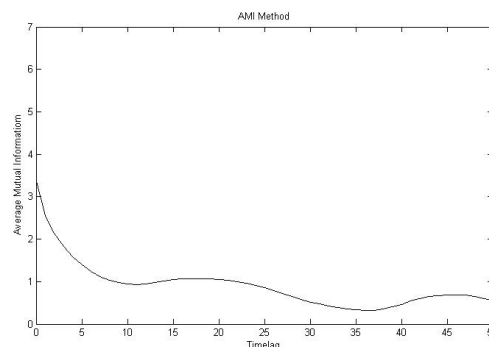
۳- روش ارائه‌شده مبتنی بر شبکه‌های عصبی تأخیر زمانی متمرکز شده (FTDNN) به منظور تخمین بُعد محاط بهینه سری‌های زمانی آشوبی

در این قسمت به منظور تخمین بُعد محاط بهینه سری‌های زمانی آشوبی، از نوعی از شبکه‌های عصبی چند لایه که توانایی رویارویی با طبیعت دینامیکی داده‌های نمونه‌ای را دارا می‌باشند، استفاده می‌شود. شبکه موردنظر، یک نمونه از شبکه‌های دینامیکی تأخیر زمانی به نام شبکه عصبی تأخیر زمانی متمرکز شده^۷ می‌باشد که متشکل از یک

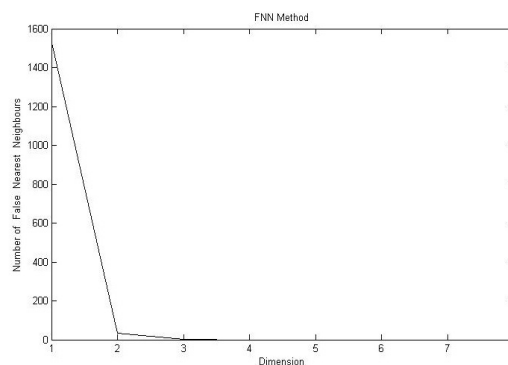
$$\begin{aligned} \dot{x} &= a(y - x) \\ \dot{y} &= -xz + rx - y \\ \dot{z} &= xy - bz \end{aligned} \quad (9)$$

با استفاده از مقادیر استاندارد $a=16$ ، $b=4$ و $r=45.92$ ، این معادلات به روش رونگه-کوتا مرتبه 4 حل شده و 4000 نقطه از مؤلفه x این مدل به عنوان سری زمانی آشوبی در نظر گرفته می‌شود و چنین فرض می‌شود که به غیر از این سری زمانی آشوبی اطلاعات دیگری از سیستم نداریم. در شکل (۲) نتیجه به کارگیری الگوریتم میانگین اطلاعات متقابل (AMI) برای سری زمانی آشوبی لورنز را مشاهده می‌کنیم که در آن زمان تأخیر که زمان اولین مینیمم تابع میانگین اطلاعات متقابل می‌باشد برابر با $\tau=10$ انتخاب می‌شود.

در شکل (۳) نتیجه اعمال روش FNN بر سری زمانی آشوبی لورنز به منظور پیدا کردن بُعد محاط برابر با کمترین بُعدی که در آن تعداد همسایه‌های کاذب به صفر می‌رسد نمایش داده شده است. با توجه به این شکل، بُعد محاط برابر با 3 تخمین زده می‌شود که مطابق با اطلاعات ما در مورد سیتیم لورنز می‌باشد.



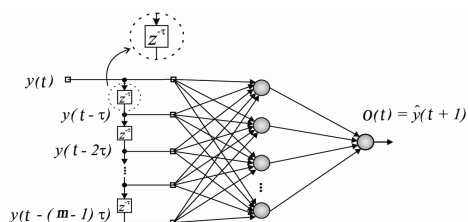
شکل (۲): تابع میانگین اطلاعات متقابل بر روی سری زمانی آشوبی لورنز
Fig. (2): The average mutual information function on Lorenz chaotic time series



شکل (۳): روش شمارش نزدیکترین همسایه‌های کاذب به منظور تخمین بُعد محاط سری زمانی آشوبی لورنز
Fig. (3): The numeric counting of false neighbours to estimate the dimension of encircles Lorenz chaotic series

دومین سیستم، سیستم راسلر می‌باشد که در سال ۱۹۷۶ میلادی این سیستم آشوبی مصنوعی متشکل از 3 معادله دیفرانسیلی معرفی شد:

از آنجایی که ما با سری‌های زمانی آشوبی که برگرفته از دسته‌ای از سیستم‌های معین دینامیکی اند سروکار داریم، بنابراین رفتار آینده سیستم، برگرفته از اطلاعات قبلی ما در مورد رفتار سیستم می‌باشد. اندازه‌گیری‌های ما از یک سیستم آشوبی توسط نگاشت $h: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^1$ تولید می‌شود که \mathbb{R}^n فضای اصلی جاذب ناشناخته سیستم است. رفتار حالت‌های اصلی سیستم می‌تواند به شکل $X(m+1) = F(X(m))$ در نظر گرفته شود.



شکل (۷): شبکه عصبی تأخیر زمانی متمرکز شده (FTDNN)
Fig. (7): The concentrated delayed neural network

مطابق با نظریه محاط مطرح شده در بخش (۲)، دینامیک اصلی سیستم در فضایی با بُعد m با استفاده از نگاشت تأخیر می‌تواند بازسازی شود. حالات در این فضا، بردارهای تأخیر $Y_i(t) \in \mathbb{R}^m$ مطابق با رابطه (۲) می‌باشند که جایگزین بردارهای حالت اصلی می‌شوند. اگر سیستم بازسازی شده با سیستم اصلی معادل باشند، باید بتوان از تابع $g: \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}^1$ برای دوباره تولید کردن اندازه‌های اصلی $Y(t)$ استفاده کرد. یادگیری این نگاشت پیش‌گویانه غیرخطی، مهم‌ترین وظیفه موردنظر برای شبکه عصبی مطرح شده می‌باشد. در این راستا بعد از انجام دادن آزمایش‌های مختلف با تعداد متفاوت نوروں‌های لایه مخفی، از یک شبکه عصبی دو لایه استفاده شده است که در لایه‌ی اول ۵ نوروں با تابع فعالیت تانژانت هیپربولیک و یک خط تأخیر زمانی با مرتبه حافظه m وجود دارد و در لایه دوم یک نوروں با تابع فعالیت خطی قرار داده شده است به منظور پیش‌پردازش داده‌ها، سری زمانی موردنظر در فضای [۱۱] نرمالیزه می‌شود. از 4000 داده مربوط به هر یک از سری‌های زمانی آشوبی، 2400 داده اول به عنوان مجموعه آموزش و 800 داده بعدی به عنوان مجموعه برآورد و 800 داده سوم به عنوان مجموعه آزمایش در نظر گرفته می‌شوند.

خط تأخیر زمانی TDL به منظور تولید بردارهای تأخیر $Y_i(t)$ ، به وسیله اندازه‌های $Y(t)$ مربوط به سری زمانی موردنظر، تغذیه می‌شود. بسته به مرتبه حافظه انتخابی برای TDL (m)، بردارهای تأخیر با ابعاد متفاوتی را می‌توان تشکیل داد و موردبررسی قرار داد. در این مقاله مرتبه حافظه TDL، از 1 تا 6 تغییر داده می‌شود، بنابراین با انتخاب هر m ، بردارهای تأخیری با ابعاد متفاوت به ازای هر $Y(t)$ در ورودی شبکه خواهیم داشت و زمان تأخیر τ در خط تأخیر زمانی TDL، با توجه به نتایج روش AMI عنوان شده در بخش (ج)، انتخاب می‌شود. ما از روش پس انتشار خطا لونیبر-مارکوآرت^۱ برای آموزش شبکه عصبی مطرح شده استفاده کردیم، که در این روش مقادیر وزن‌ها و بایاس‌ها

شبکه پیشخور چند لایه به انضمام یک خط تأخیر زمانی TDL^۸ در ورودی می‌باشد [۱۰].

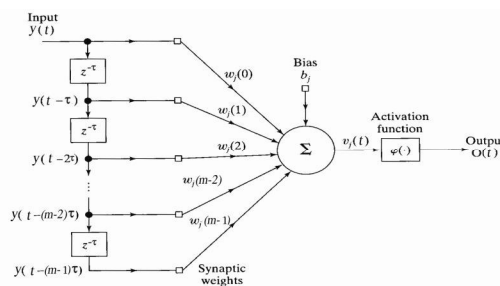
واضح است که یک محدودیت جدی در ساختارهای عصبی استاتیک، ناتوانی آنها در رویارویی با طبیعت دینامیکی داده‌ها است. با وجود این که برخی از شبکه‌های عصبی استاتیک، توانایی خوبی در تقریب نگاشت‌های غیرخطی از خود نشان می‌دهند ولی از آنجایی که خروجی شبکه در هر لحظه تنها به ورودی آن در همان لحظه بستگی دارد ما ناچاریم در هنگام کار کردن با داده‌هایی که ماهیت دینامیکی دارند به سراغ دسته‌ای از شبکه‌های عصبی برویم که به یک دنباله خاص از الگوها پاسخ می‌دهند و کاندیداهای مناسبی برای پردازش‌های زمانی می‌باشند. از این رو، امروزه استفاده از شبکه‌های عصبی تأخیر زمانی در مسائل مهندسی عملی بسیار رایج شده است و پایداری این شبکه‌ها در چندین مطالعه [۱۱-۱۳] مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفته است.

برای اینکه یک شبکه عصبی دینامیک باشد می‌بایست برای آن حافظه در نظر گرفته شود. متداولترین قالب حافظه‌های کوتاه‌مدت، حافظه خط تأخیر زمانی TDL می‌باشد. در شبکه موردنظر ما، اطلاعات قبلی صریحاً در لایه ورودی با استفاده از TDL ذخیره می‌شوند. البته باید توجه داشت که این دسته از حافظه‌ها با وجود این که اطلاعات کاملاً دقیقی از داده‌های قبلی فراهم می‌آورند اما اندازه حافظه این TDL محدود است زیرا افزایش اندازه حافظه، پیچیدگی ساختار و آموزش را به صورت معنی‌داری افزایش می‌دهد.

در شکل (۶) واحد پردازش فیلتر نوروںی تأخیر زمانی متمرکز شده‌ی موردنظر نشان داده شده است. خروجی در پاسخ به ورودی $Y(t)$ و مقادیر قبلی‌اش یعنی $y(t-\tau), y(t-2\tau), \dots, y(t-(m-1)\tau)$ به صورت زیر در نظر گرفته می‌شود:

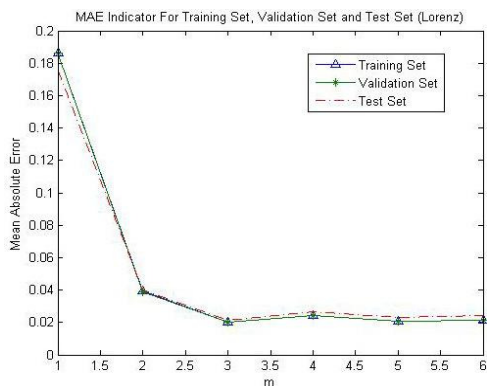
$$O_j = \varphi \left(\sum_{i=0}^{m-1} w_j(i) y(t-i\tau) + b_j \right) \quad (11)$$

که φ تابع فعالیت نوروں j ام، $w_j(i)$ وزن سیناپتیکی و b_j بایاس نوروں j ام می‌باشند و زمان تأخیر τ با توجه به روش AMI در بخش (الف) تعیین می‌شود.



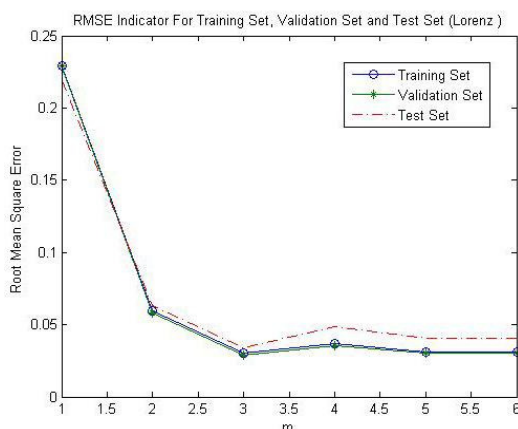
شکل (۶): واحد پردازش فیلتر نوروںی تأخیر زمانی متمرکز شده
Fig. (6): The processing unit of centered delayed neuroonic filter

شبکه عصبی چند لایه پیشخور (MLP) متشکل از این واحدهای پردازش را شبکه FTDNN می‌نامند که در شکل (۷) این شبکه با مرتبه حافظه m نشان داده شده است.



شکل (۸): نمایش خطای مطلق پیش‌بینی برای داده‌های مجموعه‌های آموزش و برآورد و آزمایش سری زمانی آشوبی لورنز به ازای مرتبه حافظه‌های متفاوت TDL

Fig. (8): The schematic of the predicted absolute error for the trained data and estimation of the Lorenz chaotic time series for different TDL memories



شکل (۹): نمایش خطای نسبی پیش‌بینی برای داده‌های مجموعه‌های آموزش و برآورد و آزمایش سری زمانی آشوبی لورنز به ازای مرتبه حافظه‌های متفاوت TDL

Fig. (9): The schematic of the predicted absolute error for the trained data and estimation of the Lorenz chaotic time series for different values of TDL

برای سری زمانی آشوبی راسلر نیز با توجه به شکل‌های (۱۰) و (۱۱)، در مجموعه‌های آموزش و برآورد و آزمایش، تعداد تأخیری که بعد از آن، کاهش چشم‌گیر خطا متوقف می‌شود $m = 3$ می‌باشد که برای چند m بعدتر نیز برقرار است، یعنی در m ‌های بعدی با عدم کاهش قابل توجه خطا و یا با افزایش خطا مواجه هستیم. با توجه به نتایج این بخش روی دو سری زمانی آشوبی شناخته‌شده، کارایی مؤثر و خوب این روش در تعیین کمترین بُعد محاط مناسب به منظور بازسازی فضای حالت سری‌های زمانی آشوبی نشان داده شد.

مطابق با روش بهینه‌سازی لونبرگ-مارکوآرت به روز می‌شوند [۱۴]. یکی از خصوصیت‌های شبکه‌های FTDNN این است که برای محاسبه گرادینان شبکه به روش پس انتشار دینامیکی نیازی نیست و این بدان علت است که خط تأخیر زمانی TDL تنها در ورودی و لایه اول شبکه ظاهر می‌شود و شبکه فاقد حلقه فیدبک می‌باشد، باید متذکر شد که این شبکه سریع‌تر از دیگر شبکه‌های عصبی دینامیکی آموزش می‌بیند. در شبکه ارائه‌شده، به ازای هر $y(t)$ بعد از گذشت از خط تأخیر زمانی TDL، بردار تأخیر مربوطه را در ورودی شبکه مطابق با رابطه (۲) خواهیم داشت. بنابراین شبکه به ازای هر $y(t)$ ، با تشکیل بردار تأخیر m بُعدی، $y(t+1)$ را پیش‌بینی می‌کند. خطای پیش‌بینی بین مقادیر خروجی شبکه $\hat{y}(t+1)$ و مقدار واقعی $y(t+1)$ محاسبه می‌شود. مرتبه حافظه TDL (m) بین 1 تا 6 تغییر داده می‌شود و به ازای هر مرتبه از حافظه TDL، شبکه به نحو فوق‌الذکر آموزش دیده و در نهایت دو شاخص خطای مطلق و خطای نسبی بین هر خروجی شبکه و خروجی واقعی برای هر سه مجموعه آموزش و برآورد و آزمایش محاسبه می‌شوند. هنگامی که تعداد تأخیرها در TDL افزایش می‌یابد، میانگین خطای مطلق^۱ و خطای نسبی (جذر میانگین مربعات خطا^۱) پیش‌بینی کاهش می‌یابند ولی از یک جایی به بعد، دیگر با افزایش هرچه بیشتر تعداد تأخیرها در TDL، خطاهای مطلق و نسبی پیش‌بینی در مجموعه‌های آموزش و برآورد و آزمایش، کاهش معنی‌داری را نخواهند داشت. این m را به عنوان بُعد محاط بهینه برای سری زمانی آشوبی مورد مطالعه می‌توان در نظر گرفت اگر این عدم بهبود چشم‌گیر در کاهش خطاهای مطلق و نسبی پیش‌بینی برای چند بُعد متوالی بعدی نیز باقی بماند، یعنی در بُعدهای متوالی بعد از m ، عدم کاهش قابل توجه خطا و یا افزایش خطاهای مطلق و نسبی را داشته باشیم. آنگاه می‌توان ادعا کرد که دینامیک اصلی سیستم در فضای با بُعد R^m می‌تواند بازسازی شود.

در ضمن با توجه به انتخاب تصادفی وزن‌های اولیه، برای اطمینان از صحت نتایج، به ازای هر مرتبه حافظه انتخابی، آموزش 100 مرتبه اجرا شد که در هر آموزش، 150 تکرار در نظر گرفته شده است. میانگین خطاهای مطلق و نسبی پیش‌بینی به دست آمده در هر مرحله، خطای مطلق و نسبی پیش‌بینی در بُعد m ، محسوب شده است.

الف - نتایج شبیه‌سازی‌ها با استفاده از روش مطرح‌شده

در این بخش، عملکرد و کارایی شبکه ارائه‌شده روی سری‌های زمانی آشوبی لورنز و راسلر بررسی می‌شود. با توجه به شکل‌های (۸) و (۹)، به ازای تعداد تأخیر (مرتبه حافظه) برابر با $m = 3$ و چند m بعد از آن، دیگر کاهش قابل توجهی در خطاهای مطلق و نسبی پیش‌بینی بر روی مجموعه‌های آموزش و برآورد و آزمایش دیده نمی‌شود بنابراین $m=3$ ، به عنوان بُعد محاط بهینه انتخاب می‌شود.

۴- نتیجه گیری

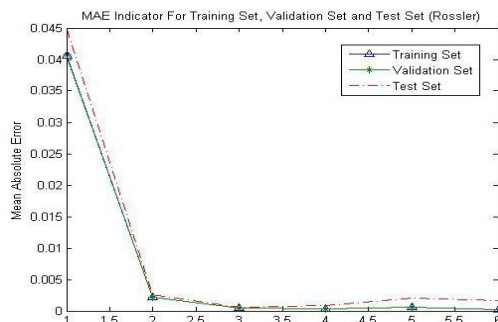
از آنجایی که به طور معمول ما تنها مشاهداتی اسکارلر به شکل سری های زمانی آشوبی برگرفته از سیستم های دینامیکی غیرخطی پیچیده داریم، تخمین بُعد محاط مناسب به منظور بازسازی فضای حالت سیستم دینامیکی مورد نظر، به منظور شناخت و پیش بینی آینده اینگونه از سیستم ها، بسیار مهم می نماید. از این رو در این مقاله سعی شده است که به کمک شبکه های عصبی مصنوعی تأخیر زمانی و با در نظر گرفتن نحوه تغییرات خطاهای مطلق و نسبی در پیش بینی اندازه مقدار آینده به کمک m مقدار قبلی، بُعد محاط بهینه تخمین زده شود. در این روش با تغییر m در یک بازه، هر بار خطاهای مطلق و نسبی پیش بینی مربوطه محاسبه شده و در نهایت m ای که در آن توقف کاهش معنی دار خطاها را به ازای چند بُعد متوالی بُعدتر نیز داریم به عنوان بُعد محاط بهینه در نظر گرفته می شود. مقایسه نتایج روش جدید مبتنی بر شبکه های عصبی تأخیر زمانی ارائه شده و روش متداول شمارش همسایه های کاذب نشان دهنده کارایی مؤثر و خوب این روش می باشد.

پی نوشت:

- 1- Time Delay
- 2- Embedding Dimension
- 3- Deterministic
- 4- False Nearest Neighbors
- 5- Attractor
- 6- Average Mutual Information
- 7- Focused Time Delay Neural Network
- 8- Tapped Delay Line
- 9- Levenberg-Marquardt
- 10- Mean Absolute Error
- 11- Root Mean Square Error

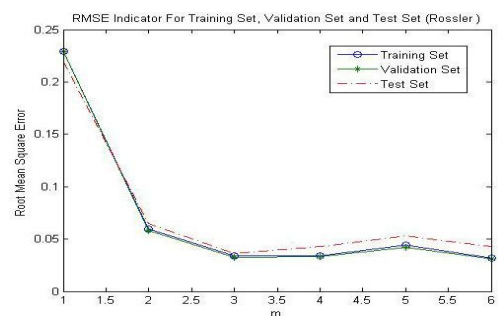
References

- [1] F. Takens, "Detecting strange attractors in turbulence", In: lecture notes in mathematics, Vol.898, pp.366-400, 1981.
- [2] D.S. Broomhead, G.P. King, "Extracting qualitative dynamics from experimental data", Physica D, Vol.20, pp.217-236, 1986.
- [3] P. Grassberger, I. Procaccia, "Measuring the strangeness of strange attractors", Physica D, Vol.9, pp.189-208, 1983.
- [4] N. Kennel, R. Brown, "Determining embedding dimension for phase space reconstruction using a geometrical construction", Physica Rev A, Vol.45, No.6, pp.3403-3411, 1992.
- [5] Y. Manabe, B. Chakraborty, "A novel approach for estimation of optimal embedding parameters of nonlinear time series by structural learning of neural network", Neurocomputing 70, pp.1360-1371, 2007.
- [6] H. Abarbanel, R. Brown, "Analysis of observed chaotic data in physical systems", The American Physical Society, pp.1346-1350, 1993.
- [7] H. Kantz, T. Schreiber, "Nonlinear time series analysis", Cambridge University Press, pp.29-37, 1997.
- [8] A.M. Fraser, H.L. Swinney, "Independent coordinates for strange attractors from mutual information", Physical Review A, Vol.33, No.2, pp.1134-1140, 1986.
- [9] H. Abarbanel, "Analysis of observed chaotic data", Springer, pp.39-67, 1996.
- [10] A. Waibel, T. Hanzawa, "Phoneme recognition using time-delay neural network", IEEE Trans. on ASS, Vol.37, No.3 pp.328-339, 1989.
- [11] Y.J. Cao, Q.H. Wu, "A note on stability of analog neural network with time delays", IEEE Trans. Neu. Net. 7, pp.1533-1535, 1996.
- [12] H. Lu, "On stability of nonlinear continuous-time neural networks with delays", Neu. Net., Vol.13, No.10, pp.1135-1143, 2000.
- [13] J. Peng, H. Qiao, "A new approach to stability of neural networks with time-varying delays", Neu. Net., Vol.13, No.10, pp.95-103, 2002.
- [14] M.T. Hagan, M. Menhaj, "Training feed-forward networks with the Levenberg-Marquardt algorithm", IEEE Trans. on Neu. Net., Vol.5, No.6, pp.989-993, 1999.



شکل (۱۰): نمایش خطای مطلق پیش بینی برای داده های مجموعه های آموزش و برآورد و آزمایش سری زمانی آشوبی راسلر به ازای مرتبه حافظه های متفاوت TDL

Fig. (10): The schematic of the predicted mean absolute error for the trained data and estimation of Rusler time series test for different level of TDL memories



شکل (۱۱): نمایش خطای نسبی پیش بینی برای داده های مجموعه های آموزش و برآورد و آزمایش سری زمانی آشوبی راسلر به ازای مرتبه حافظه های متفاوت TDL

Fig. (11): The schematic of the predicted mean absolute error for the trained data and the estimation of the Rusler time series test for different TDL memory values

رزومه



مریم پرنگنه لیسانس مهندسی برق الکترونیک و کارشناسی ارشد برق کنترل را از دانشگاه آزاد نجفآباد در سالهای ۱۳۸۴ و ۱۳۸۶ اخذ کرده است. زمینه اصلی علائق وی سیستم‌های هوشمند، سیستم‌های آشوبی و آنالیز سری‌های زمانی آشوبی می‌باشد.



محمد عطایی لیسانس مهندسی برق را از دانشگاه صنعتی اصفهان و کارشناسی ارشد را از دانشگاه علم و صنعت تهران در سالهای ۱۳۷۲ و ۱۳۷۵ اخذ کرده است و دکترای خود را در سال ۱۳۸۲ در دانشگاه خواجه نصیرطوسی با انجام پروژه مشترکی با دانشگاه برمن آلمان به پایان رساند. از سال ۱۳۸۲ به عضویت هیأت علمی دانشکده برق دانشگاه اصفهان درآمد. زمینه اصلی تخصصی وی تئوری کنترل و کاربرد آن، سیستم‌های آشوبی و سری‌های زمانی آشوبی می‌باشد.



پیمان معلم در سال ۱۳۷۰ مدرک کارشناسی مهندسی الکترونیک خود را از دانشگاه صنعتی اصفهان و در سال ۱۳۷۴ مدرک کارشناسی ارشد مهندسی الکترونیک خود را از دانشگاه صنعتی امیرکبیر دریافت نمود. نامبرده در سال ۱۳۸۲ موفق به اخذ درجه دکترا در مهندسی برق از دانشگاه صنعتی امیرکبیر گردید. دکتر معلم از سال ۱۳۸۲ به عنوان استادیار گروه مهندسی برق دانشکده فنی و مهندسی دانشگاه اصفهان مشغول به فعالیت گردید. زمینه‌های علمی مورد علاقه نامبرده متنوع بوده و شامل موضوعاتی مانند شبکه‌های عصبی، پردازش تصاویر، طراحی مدارات مجتمع و پردازش هوشمند سیگنال‌ها می‌باشد. اجرای بیش از ۱۵ پروژه کاربردی و تألیف بیش از ۱۰۰ مقاله در فعالیت‌های پژوهشی ایشان دیده می‌شود.