



Computational Intelligence in Electrical Engineering
Vol. 14, No. 1, 2023
Research Paper

An Adaptive Intelligent Type-2 Fuzzy Logic Model to Manage Uncertainty of Short and Long Time-Series in Covid-19 Patterns Prediction: A Case Study on Iran

Aref Safari ¹, Rahil Hosseini ^{*2}, Mahdi Mazinani ³

¹ P.HD, Department of Computer Engineering, Shahr-e-Qods Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran

² Associate Professor, Department of Computer Engineering, Shahr-e-Qods Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran

³ Assistant Professor, Department of Electrical Engineering, Shahr-e-Qods Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran

Abstract:

Prediction with high reliability is very important in solving real-world problems, especially those that affect public health. The statistical properties of complex problems such as Covid-19 disease constantly change over time which makes modeling of such problems associated with high-level uncertainty. It has been proven that the type-2 fuzzy logic has the potential for modeling uncertainty to solve complex problems. In this research, for the first time, an intelligent method based on the capability of type-2 fuzzy logic was presented to manage uncertainty in predicting short-term and long-term time series in environmental crises such as the Covid-19 pandemic. The performance of the proposed model was evaluated using a real dataset collected from official sources. The results confirm the high efficiency of the proposed method on Covid-19 based on a ROC curve analysis. The obtained results showed an efficiency of 93.81% for short and 91.33% for long-term time series. This indicates the high efficiency and capability of the proposed model for managing uncertainty in predicting patterns of Covid-19 in comparison with similar methods. The proposed model can be useful to take strategic decisions and prevent the consequences of the Covid-19 epidemic in the short and long terms.

Keywords: Time Series Prediction, Type-2 Fuzzy Logic, Covid-19, Prediction.



This is an open access article under the CC BY-NC-ND/4.0/ License (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>).



<https://doi.org/10.22108/isee.2022.130091.1501>

مقاله پژوهشی

ارائه مدل هوشمند تطبیقی مبتنی بر منطق فازی نوع ۲ برای مدیریت عدم قطعیت در
پیش‌بینی الگوهای بیماری کووید-۱۹ در سری‌های زمانی کوتاه و بلندمدت: مطالعه
موردی ایران

عارف صفری^۱، راحیل حسینی^{۲*}، مهدی مزینانی^۳

۱- دکتری، گروه مهندسی کامپیوتر، دانشکده فنی و مهندسی، واحد شهر قدس، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران
safari.aref@gmail.com

۲- دانشیار، گروه مهندسی کامپیوتر، دانشکده فنی و مهندسی، واحد شهر قدس، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران،
ایران

rahil.hosseini@godsiau.ac.ir

۳- استادیار، گروه مهندسی برق، دانشکده فنی و مهندسی، واحد شهر قدس، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران
mahdi_mazinani@yahoo.com

چکیده: روش‌های پیش‌بینی با قابلیت اطمینان بالا در حل مسائل دنیای واقعی، به‌ویژه مواردی بسیار حائز اهمیت است که بر سلامت عمومی تأثیر می‌گذارند. با گذشت زمان، ویژگی‌های آماری مسائل پیچیده نظیر بیماری کووید-۱۹ به‌طور پیوسته در حال تغییرند که به عدم قطعیت مرتبه بالا در مدل‌سازی منجر می‌شوند. روش‌های هوش محاسباتی مانند منطق فازی نوع ۲ روش‌هایی‌اند که پتانسیل مدل‌سازی عدم قطعیت را در حل مسائل پیچیده دارند. در این پژوهش برای نخستین بار روش هوشمندی براساس پتانسیل منطق فازی نوع ۲ به‌منظور مدیریت عدم قطعیت در پیش‌بینی سری‌های زمانی کوتاه‌مدت و بلندمدت ارائه شده است. مدل‌های پیشنهادی روی مجموعه داده‌های مسائل دنیای واقعی ارزیابی شده‌اند که بیان‌کننده کارایی بالاتر روش پیشنهادی با استفاده از روش تحلیل منحنی ROC در پیش‌بینی الگوهای بیماری کووید-۱۹ در مقایسه با روش‌های مشابه‌اند. نتایج نهایی روش پیشنهادی در مسئله کووید-۱۹ برای داده‌های ایران، کارایی ۹۳/۸۱ درصد برای کوتاه‌مدت و ۹۱/۳۳ درصد را برای بلندمدت نشان می‌دهند. مدل پیشنهادی می‌تواند به تصمیم‌گیری‌های راهبردی و پیشگیری از تبعات همه‌گیری کووید-۱۹ در کوتاه و بلندمدت کمک کند.

واژه‌های کلیدی: پیش‌بینی سری‌های زمانی، منطق فازی نوع ۲، کووید-۱۹.

۱- مقدمه

جدی و اساسی‌اند که به‌طور مستقیم با جان، مال و سلامت جامعه در ارتباط‌اند. همه‌گیری کووید-۱۹ در دنیا چالش‌های زیادی را از نظر اقتصادی، سلامت و بهداشت عمومی ایجاد کرده است. در زمان حاضر، ویروس کووید-۱۹ به‌طور گسترده به‌عنوان یک نوع بیماری همه‌گیر جهانی رواج یافته است و تأثیر عمده‌ای بر بیشتر جنبه‌های زندگی مردم، مراقبت‌های بهداشتی و اقتصادی بشر گذاشته است [۱]؛ اما یک مشکل پیچیده، غیر ثابت ماندن ویژگی‌های آماری این همه‌گیری در طول دوره‌های زمانی است که

بحران‌های محیطی چه در دنیا و چه در ایران مشکل

^۱ تاریخ ارسال مقاله: ۱۴۰۰/۰۵/۲۶

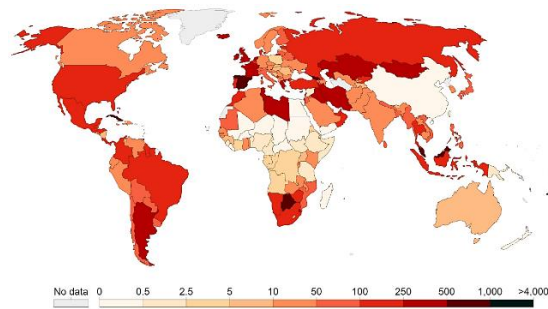
تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۰/۱۰/۲۵

نام نویسنده مسئول: راحیل حسینی

نشانی نویسنده مسئول: تهران، ایران، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد شهر قدس، دانشکده فنی و مهندسی، گروه مهندسی کامپیوتر

برای این امر، منطق فازی نوع ۲ است که پرفسورزاده در سال ۱۹۷۵ معرفی کرد. سیستم‌های فازی نوع ۲ مجموعه‌های فازی نوع ۲ را اجرا می‌کند تا عدم قطعیت مرتبه بالاتر را در مسائل دنیای واقعی مدیریت کند [۷]. اگرچه معضل عدم قطعیت در ماهیت روش‌های هوشمند و اثرات آن در دنیای واقعی سال‌هاست که بررسی شده است، مشکل مدل‌سازی عدم قطعیت مرتبه بالا هنوز در مسائل سیستم‌های پیش‌بینی‌کننده و وابسته به زمان به‌طور کامل حل نشده است [۸]؛ بنابراین، به‌منظور ارائه راهکارهای مطمئن، نیاز است یکی از چالش‌های بزرگ در پیش‌بینی سری‌های زمانی یعنی نبود توانایی در مدل‌سازی عدم قطعیت و پیش‌بینی کارا روی داده‌های مسائل دنیای واقعی برطرف شود. با توجه به اینکه پیش‌بینی پدیده‌های طبیعی و محیطی همواره از عدم قطعیت در محیط و ناقص بودن داده‌ها رنج برده‌اند، ارائه مدلی هوشمند به‌منظور مدل‌سازی این بحران‌ها امری ضروری و اجتناب‌ناپذیر است [۹].

در نتیجه با سطح بالایی از عدم قطعیت مواجه خواهیم بود [۲]. در شکل ۱ وضعیت میزان ابتلا به همه‌گیری بیماری کووید-۱۹ به‌عنوان یک بحران محیطی پیچیده در سطح جهان نشان داده شده است. همچنین، مفهوم عدم قطعیت تقریباً در همه مشکلات دنیای واقعی و محیط پیرامون بشر وجود دارد. به‌طور کلی، عدم قطعیت از زندگی روزمره و مسائل دنیای واقعی جدانشدنی است. عدم قطعیت به مفهوم امروزی آن می‌تواند ترکیبی از محدودیت‌ها در روش‌های اندازه‌گیری، ابهام در مسائل دنیای واقعی و ضعف در تفسیر اطلاعات و خطاهای اجتناب‌ناپذیر بشری و سیستمی باشد [۳].



شکل (۱): همه‌گیری کووید-۱۹ در جهان تا تاریخ مرداد

[۱]۱۴۰۰

جدول (۱): آخرین وضعیت کشورها در کووید-۱۹ [۱]

کشور	ابتلا	مرگ	بهبود یافته
امریکا	۳۷,۳۶۴,۷۰۰	۶۳۷,۱۶۱	۳۰,۱۳۰,۰۹۲
هند	۳۲,۱۵۶,۴۹۳	۴۳۰,۷۶۲	۳۱,۳۳۸,۰۸۸
برزیل	۲۰,۳۱۹,۰۰۰	۵۶۷,۹۱۴	۱۹,۱۷۳,۹۱۷
روسیه	۶,۵۵۷,۰۶۸	۱۶۸,۸۶۴	۵,۸۴۸,۳۴۰
فرانسه	۶,۴۲۵,۴۳۶	۱۱۲,۵۶۱	۵,۸۶۶,۱۳۴
انگلستان	۶,۳۱۱,۸۶۸	۱۳۰,۸۰۱	۴,۷۷۰,۰۵۶
ترکیه	۶,۰۳۹,۸۵۷	۵۲,۸۶۰	۵,۵۷۵,۲۱۴
آرژانتین	۵,۰۷۴,۷۲۵	۱۰۸,۸۱۵	۴,۷۲۵,۴۲۶
کلمبیا	۴,۸۶۰,۶۲۲	۱۲۳,۲۲۱	۴,۶۸۱,۲۳۱
اسپانیا	۴,۶۹۳,۵۴۰	۸۲,۴۷۰	۳,۸۸۸,۷۱۷
ایتالیا	۴,۴۲۷,۸۲۷	۱۲۸,۳۷۹	۴,۱۷۵,۱۹۸
ایران	۴,۳۵۹,۳۸۵	۹۶,۷۴۲	۳,۶۷۴,۵۲۹

۱-۱- ساختار مقاله

در بخش دوم مقاله، پیشینه پژوهش و ادبیات مرتبط و مفاهیم استفاده‌شده در این پژوهش بررسی شده‌اند. در بخش سوم، مفهوم منطق فازی نوع ۲ تشریح شده است که شامل توضیحات ساختاری می‌شود. در بخش چهارم از این پژوهش، روش پیشنهادی هوشمندی برای مدل‌سازی و

در حوزه مسائل علوم شناختی نیز عدم قطعیت از ابهام کلامی و ابهام ذاتی درون کلمات ناشی می‌شود که می‌تواند در تفسیر و درک مفاهیمی ابهام ایجاد کند که از طریق زبان‌های طبیعی در روابط اجتماعی بیان می‌شوند [۴]. گاهی این ابهامات ممکن است از معانی مشترکی حاصل شود که از افراد در تعاملات اجتماعی به دست می‌آید؛ زیرا کلمات تفسیر متفاوتی در ذهن افراد دارند [۵]؛ بنابراین، مدل‌سازی، تفسیر و مدیریت عدم قطعیت برای زندگی انسان‌ها در همه سطوح تعامل با جهان واقعی امری مهم و ضروری است. در سال‌های اخیر، بسیاری از محققان مدل‌سازی سیستم‌های فازی برای مقابله با عدم قطعیت در مسائل پیچیده را مطالعه کرده‌اند [۶]. در ادبیات فعلی، انواع سیستم‌های استنتاج فازی با روش‌های مختلف شناسایی ساختار وجود دارند که برخی از آنها در بخش دوم مقاله بررسی می‌شوند. عدم قطعیت در مسائل دنیای واقعی را می‌توان با مجموعه‌های فازی مرتبه بالاتر مدیریت کرد که یکی از قوی‌ترین روش‌ها

حکایت از افزایش آمارها در سال ۱۴۰۰ دارند؛ البته پیش‌بینی‌های اتورگرسیو به‌علت امکان وجود سوگیری، ممکن است اعتبار کمتری داشته باشند؛ از این رو، احتمال افزایش مبتلایان تا سقف ده هزار مبتلا نیز وجود دارد.

در [۱۳] از توابع عضویت تطبیقی برای افزایش کارایی سیستم پیش‌بینی‌کننده استفاده شده است و توابع استفاده‌شده در سیستم ارائه‌شده قابلیت مدل‌سازی ساختار خطی و غیرخطی را همزمان دارد. در پژوهش [۱۴] روش ترکیبی فازی عصبی ارائه شده است که در آن یک شبکه عصبی برای یادگیری و انطباق استفاده شده و در درون سیستم یادگیر از یک سیستم استنتاج فازی سوگنو برای استدلال و مدیریت عدم قطعیت استفاده شده است؛ اما زمانی که تعداد متغیرهای ورودی در یک روز یا دوره خاص عددی بزرگ باشد، سیستم ارائه‌شده آنها با قوانین زیاد و حجم محاسبات بالا عمل خوشه‌بندی را از طریق الگوریتم میانگین‌گیری فازی انجام می‌دهد.

۲-۲- مدل‌های سری زمانی

معمولاً می‌توان الگوی رفتار یا مدل تغییرات یک سری زمانی را به چهار مؤلفه تفکیک کرد. «روند»، «تناوب»، «فصلی» و «تغییرات نامعمول» [۱۵] این نوع مؤلفه‌ها در مسائل دنیای واقعی کاربردی است. در ادامه و در جدول ۲ هریک از این مؤلفه‌ها معرفی شده است.

جدول (۲): مؤلفه‌های سری زمانی [۱۵]

تعریف	نوع
تمایل سری زمانی به افزایش، کاهش یا حتی ثابت‌بودن، روند را تشکیل می‌دهد.	روند
تغییرات یکسان و تکراری در مقاطع میان‌مدت، تناوبی بودن، تناوب در سری زمانی نامیده می‌شود.	تناوبی بودن
تغییراتی که به‌صورت تکراری و کمتر از تناوب رخ می‌دهد را تغییرات فصلی می‌نامند.	فصلی بودن
تغییراتی که در طول زمان بر اثر عوامل تصادفی و غیرقابل پیش‌بینی ایجاد می‌شوند.	تغییرات نامعمول یا تصادفی

روش خمش زمان پویا یک مدل شناخته‌شده برای یافتن توازن مطلوب بین دو توالی (وابسته به زمان) در محدودیت‌های خاص است [۱۶]. نحوه مقایسه دو توالی

تفسیر عدم قطعیت در پیش‌بینی الگوهای بیماری کووید-۱۹ در سری‌های زمانی بیان شده است. بخش پنجم شامل نتایج تجربی از پیاده‌سازی روش پیشنهادی و تشریح جامعه آماری و داده‌های مطالعه موردی است. در بخش ششم، نتیجه‌گیری پژوهش و کارهای آینده بررسی شده‌اند.

۲- ادبیات مرتبط و پیشینه پژوهش

در این بخش روش‌های مرتبط در حوزه مدل‌سازی و پیش‌بینی پدیده‌های دنیای واقعی در سری‌های زمانی بررسی می‌شوند که بر مبنای سیستم‌های هوشمند توسعه داده شده‌اند. در ابتدا روش‌های پیشنهادی و سپس مدل‌های پایه پژوهش ارائه می‌شوند.

۲-۱- ادبیات مرتبط

در [۱۰] روشی برای پیش‌بینی توزیع و گسترش بیماری کووید-۱۹ در ایران با استفاده از روش پویایی‌های سیستم ارائه شده است. آنها با در نظر گرفتن ضریب ارتباط بین مسیرهای استان‌ها در ایران و از طریق محاسبه تراکم جمعیتی و مدل‌سازی قدرت تماس بین مردم، روند همه‌گیری کووید-۱۹ را با ارائه یک روش یادگیری عمیق، پیش‌بینی کرده‌اند. در پژوهشی دیگر در [۱۱] روشی برای پیش‌بینی رفتارهای پیشگیرانه از کووید-۱۹ بر اساس سازه‌های مدل اعتقاد بهداشتی ارائه داده‌اند که این روش را برای مطالعه مبتنی بر اینترنت در نظر گرفته‌اند. در پژوهش مذکور، مطالعه‌ای توصیفی تحلیلی برای یک مقطع زمانی کوتاه‌مدت به‌ازای ۴۰۰ نفر با داشتن سن هجده سال و بالاتر در سال ۱۳۹۹ انجام شده است. نمونه‌های پژوهش مذکور از طریق رسانه‌های اجتماعی جمع‌آوری شده‌اند که شامل یک پرسشنامه محقق‌ساخته مبتنی بر الگوی اعتقاد بهداشتی و به‌صورت آنلاین است. داده‌ها با استفاده از محاسبه فراوانی، میانگین، انحراف معیار، ضریب همبستگی پیرسون و رگرسیون خطی تحلیل و سپس با یک روش یادگیری ماشین پیش‌بینی شده‌اند. در [۱۲] در اسفند ۱۳۹۹، نتایج مدل‌های اتورگرسیو و اتورگرسیو با میانگین متحرک دو سناریوی بدبینانه و خوش‌بینانه را مطرح می‌کنند؛ هرچند به نظر می‌رسد در پژوهش ارائه‌شده قدم‌های تصادفی بیشتری

مجموعه‌های فازی نوع ۲ هستند که در آن مجموعه‌های فازی و توابع عضویت آنها به صورت زیر تعریف می‌شوند:

$$\tilde{A} = \left\{ \left((x, u), \mu_{\tilde{A}(x,u)} \right) \mid \forall x \in X, \forall u \in J_x \subseteq [0,1] \right\} \quad (3)$$

یک سیستم فازی نوع ۲ که به صورت \tilde{A} نشان داده می‌شود، از طریق یک تابع عضویت به صورت $\mu_{\tilde{A}(x,u)}$ مشخص می‌شود؛ به طوری که $x \in X$ و $u \in J_x \subseteq [0,1]$ معادل رابطه زیر هستند که به ازای $0 \leq \mu_{\tilde{A}(x,u)} \leq 1$ مقدار X دامنه مجموعه فازی نوع ۲ است و J_x دامنه تابع عضویت ثانویه در X است؛ به طوری که:

$$\tilde{A} = \frac{\int_{x \in X} \int_{u \in J_x} \mu_{\tilde{A}(x,u)} dx du}{x, u J_x} \subseteq [0,1] \quad (4)$$

به طوری که \iint نشان‌دهنده اجتماع روی x و u قابل قبول است؛ به نحوی که در رابطه زیر نمایش داده شده است:

$$\tilde{A} = \frac{\int_{x \in X} \int_{u \in J_x} 1 dx du}{x, u} = \frac{\int_{x \in X} \left[\frac{\int_{u \in J_x} 1}{u} \right] dx}{x} \quad (5)$$

جایی که x متغیر اصلی است، J_x یک بازه بسته $[a, b]$ است که تابع عضویت اصلی از متغیر x است، u مقدار متغیر دوم و $\int_{u \in J_x}$ تابع عضویت دوم در x است. برای نمایش فرم گسسته از رابطه زیر استفاده می‌شود:

$$\tilde{A} = \sum_{x \in X} \sum_{u \in J_x} \mu_{\tilde{A}(x,u)} / (x, u) \quad (6)$$

که برابر است با:

$$\tilde{A} = \sum_{x \in X} \sum_{u \in J_x} f_x(u) / (x, u) \quad (7)$$

برای تعریف توابع عضویت نیز روابط زیر بیان شده‌اند [۱۹]:

$$\mu_{\tilde{A}}(x): X \rightarrow \frac{1}{u}, u \in J_x, J_x \subseteq [0,1] \quad (8)$$

با توجه به اینکه ممکن است بیش از ۱ تابع عضویت در هر مقدار x وجود داشته باشد، توابع عضویتی که مقادیر مرزی را تشکیل می‌دهند، به‌عنوان توابع عضویت پایین و

وابسته به زمان در الگوریتم خمشی زمانی پویا به صورت زیر است:

$$X = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_N), N \in \mathbb{N} \quad (1)$$

$$Y = (y_1, y_2, y_3, \dots, y_M), M \in \mathbb{N} \quad (2)$$

جایی که X متغیر اصلی برای دوره زمانی اول، Y متغیر اصلی برای سری زمانی دوم، اندیس x مقدار مربوط به زمان اول و اندیس y نیز مقدار مربوط به زمان دوم در توالی است.

۲-۳- منطق و سیستم‌های فازی نوع ۲

سیستم‌های منطق فازی نوع ۱ شناخته‌شده‌ترین مدل سیستم‌های منطقی فازی‌اند که برای دهه‌ها شایان توجه قرار گرفته‌اند؛ اما پیشرفت در تحقیقات مجموعه‌ها و سیستم‌های فازی نوع ۲ و کارایی بالای آنها در مقایسه با سیستم‌های منطق فازی نوع ۱ بسیار درخور توجه بوده است [۱۷]. در واقع، رویکرد منطق فازی نوع ۱ در مواجهه با محیط‌هایی دچار مشکل می‌شود که دارای انواع عدم قطعیت‌هایی‌اند که در تعداد زیادی از مسائل کاربردی دنیای واقعی وجود دارند؛ بنابراین، منطق فازی نوع ۱ نمی‌تواند به‌طور کامل با این عدم قطعیت‌ها مدل کند؛ زیرا منطق فازی نوع ۱ ماهیت ساده‌تری دارد و در بسیاری از کاربردهای پیچیده قادر به مدل‌سازی دانش کافی نیست [۱۷]. مندل و کارنیک پیشنهاد کردند [۱۸] تعداد درجه آزادی سیستم‌های منطقی فازی را افزایش دهند. با توجه به اینکه منطق فازی نوع ۲ سطح بالاتری از مدل‌سازی عدم قطعیت را دارد می‌تواند ابعاد و پارامترهای با تعداد بالا را با درجه آزادی و قابلیت طراحی بیشتری نسبت به مجموعه‌های فازی نوع ۱ ارائه کند. مجموعه‌های فازی نوع ۲ دارای درجه‌هایی از عضویت‌اند که با توابع عضویت نوع ۱ تعریف می‌شوند. بازنمایی‌های متفاوتی در مجموعه‌های فازی نوع ۲ وجود دارند؛ اما مجموعه‌های فازی نوع ۲ بازه ارائه‌شده توسط کارنیک، مندل و لیانگ [۱۸]، معمولاً به دلیل پیچیدگی کمتر نسبت به یک سیستم فازی نوع ۲ عمومی، روش‌های کاربردی‌تری هستند. مجموعه‌های فازی نوع ۲ بازه‌ای از نوع

مختلف محاسباتی آن امکان‌پذیر است. در معماری ADT2FTW، مشاهدات سری زمانی به صورت زیر تعریف می‌شوند:

$$x(t) = \{x_{t_1}, x_{t_2}, \dots, x_{t_n}\} \mid t \subseteq R \quad (10)$$

جایی که x_{t_i} مقدار متغیر x در زمان t_i است و $\{i = 1, 2, \dots, n\}$ که قابلیت مدل‌سازی سری‌های زمانی را دارد، به عنوان یک تقریب برای نشان دادن ارتباط واقعی بین عناصر الگوی زمانی استفاده می‌شود که به شرح زیر نشان داده شده است:

$$X(t) = T(t) + S(t) + I_T \quad (11)$$

$$X(t) = T(t) \cdot S(t) \cdot I_T \quad (12)$$

که در آن، $X(t)$ مجموعه مشاهده‌شده در زمان t ، $T(t)$ عامل روند، $S(t)$ عامل فصلی و I_T نشان‌دهنده عامل نامنظم یا تصادفی توأم با نویز است. گفتنی است کار تشخیص الگو در سری‌های زمانی شامل جستجو در یک سری زمانی S ، برای یک الگوی مشابه P است؛ به طوری که:

$$S = S_1, S_2, \dots, S_i, \dots, S_n \quad (13)$$

$$P = P_1, P_2, \dots, P_j, \dots, P_n \quad (14)$$

از این رو، توالی‌های S و P را می‌توان برای تشکیل یک شبکه یا صفحه $m \times n$ تعریف کرد؛ جایی که هر نقطه صفحه با مختصات (j, i) ، مطابق با تراز بین عناصر S_i و P_j است؛ بنابراین، W ، یک مسیر خمیده است که عناصر S و P را به نام بازه بین آنها ترسیم می‌کند که در نهایت برای رسیدن به عدم قطعیت کمتر این بازه باید به حداقل برسد؛ به طوری که:

$$W = w_1, w_2, \dots, w_k \quad (15)$$

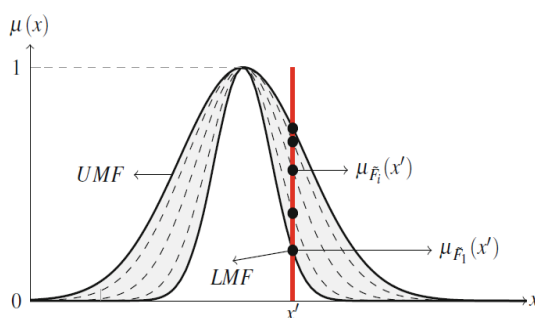
جایی که W توالی نقاط در ساختار این شبکه است و هر w_k با یک نقطه $(i, j)_k$ تطابق دارد؛ بنابراین، برای فرمول‌بندی الگوریتم پیشنهادی براساس ساختار خمش زمانی پویا در یک مسئله سری زمانی، به یک اندازه‌گیری بازه بین دو عنصر نیاز است که تابع بازه آنکه با δ تعریف می‌شود مربع درجه اختلاف برای تفاوت میان این دو نقطه

بالا تعریف می‌شوند. توابع عضویت بالا و پایین در یک سیستم فازی نوع ۲ بازه‌ای، مقادیر عضویت بالا و پایین را در هر مقدار x تعریف می‌کنند و به صورت زیر مدل می‌شوند:

$$\mu_A^L(x) = \min_{u \in J_x}(u), \forall x \in X \quad (9)$$

$$\mu_A^U(x) = \max_{u \in J_x}(u), \forall x \in X$$

به طوری که $\mu_A^L(x)$ تابع عضویت پایینی را نشان می‌دهد و $\mu_A^U(x)$ تابع عضویت بالایی را نشان می‌دهد. شکل (۲) نمایشی از تابع عضویت فازی نوع ۲ گوسی است.



شکل (۲): تابع عضویت فازی نوع ۲ گوسی [۱۹]

۳- روش پیشنهادی

در این بخش ساختار طراحی دو روش پیشنهادی هوشمند مبتنی بر منطق فازی نوع ۲ به منظور پیش‌بینی و مدیریت عدم قطعیت الگوها در سری‌های زمانی مطرح شده است. هر دو روش پیشنهادی در این پژوهش برای مدیریت عدم قطعیت مرتبه بالا در مسائل دنیای واقعی، براساس منطق فازی نوع ۲ استوار است؛ اما در اجزا و ساختارهای پیش‌بینی الگوهای زمانی متفاوت‌اند. روش پیشنهادی عبارت است از روش خمش زمانی پویا تطبیقی فازی نوع ۲ براساس توسعه منطق فازی نوع ۲ و الگوریتم بهبودیافته خمش زمانی پویا که به اختصار ADT2FTW¹ نامیده می‌شود. در سری‌های زمانی، عدم قطعیت مرتبط با داده‌های سری زمانی مشاهده‌شده با الگوی غیرخطی و تغییر ویژگی‌های آماری آن ارتباط مستقیم دارد؛ بنابراین، اگر مشاهدات گذشته در هر پدیده به عنوان یک دنباله Y_1, Y_2, \dots, Y_n تعریف شود، محاسبه مقادیر و پارامترهای

از توالی زمان است که به شرح زیر بیان می‌شود:

$$\delta(i, j) = |S_i - P_j| \quad (16)$$

سپس، بازهٔ تجمعی برای هر مسیر به شرح زیر تعریف می‌شود که در آن $W = \{w_1, w_2, \dots, w_k\}$ عنصر $w_k \in W$ نگاشت بین x_i و y_j را نشان می‌دهد؛ یعنی $W_k \in (S, P)$

$$DTW(S, P) = \min_W \left[\sum_k^t \delta(W_k) \right] \quad (17)$$

استنتاج فازی سوگنو در نظر گرفته شده است که در آن درجه عضویت داده‌های ورودی و اندازه‌گیری‌ها برای مجموعه‌های فازی نوع ۲ تعریف شده‌اند؛ از این رو، تابع عضویت فازی یک منحنی است که نشان می‌دهد چگونه هر نقطه دادهٔ ورودی به یک مقدار عضویت با درجه عضویت با مقادیر بین صفر تا یک نگاشت می‌شود؛ به طوری که:

$$\mu_{\tilde{A}_x}(x) = \begin{cases} 1, & x = x' \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (18)$$

جایی که x' مقدار ورودی سیستم استنتاج فازی نوع ۲ در مرحلهٔ فازی‌سازی است. همچنین در این روش از تابع عضویت گوسی برای نمایش هرچه بهتر ردپای عدم قطعیت استفاده شده است که برای مدل‌سازی مسائل دنیای واقعی سازگاری بیشتری نسبت به مدل‌های دیگر نظیر مثلثی دارد. در ادامه، تابع عضویت چگالی گوسی به شرح زیر تعریف شده است:

$$g(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2} \quad (19)$$

همچنین، رابطهٔ زیر برای نرمال‌سازی عضویت‌های روش پیشنهادی تعریف شده است:

$$\mu_i = \frac{\hat{\mu}_i}{\sum_i \hat{\mu}_i} \quad (20)$$

که μ_i درجه عضویت از یک تابع فازی نرمال شده و $\hat{\mu}_i$ تابع عضویت گوسی در سیستم استنتاج فازی این روش است.

گام دوم: مدل‌سازی زمان

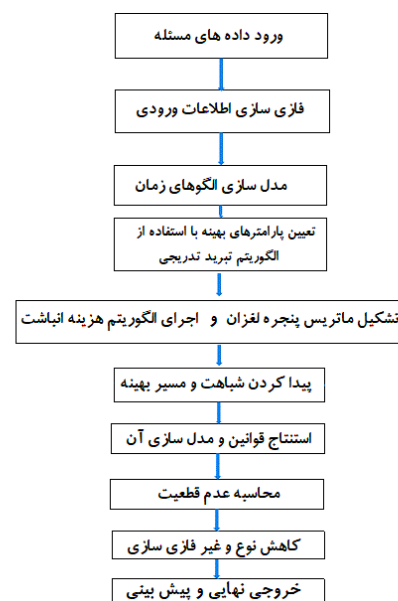
همان‌طور که در بخش قبل بیان شد، هدف اصلی الگوریتم خمسه زمانی پویا در مدل‌سازی سری زمانی مقایسه کردن دو توالی وابسته به زمان است؛ به طوری که این توالی‌ها به فرم رابطهٔ ۲۱ نشان داده شده‌اند:

$$S = (S_1, S_2, \dots, S_i, \dots, S_N) \quad (21)$$

توالی‌های ذکر شده ممکن است یک سری زمانی گسسته در نقاط پیوسته باشند که در یک حالت ناپایدار به‌منظور

۳-۱- گام‌های مدل پیشنهادی ADT2FTW

در این بخش گام‌های مدل پیشنهادی ADT2FTW در هشت مرحلهٔ مختلف با بیان جزئیات مدل‌سازی ریاضی به‌طور کامل شرح داده شده‌اند. در شکل ۳ مراحل مدل پیشنهادی به‌صورت بلاک دیاگرام تشریح و نمایش داده شده‌اند.



شکل (۳): روند نما روش پیشنهادی ADT2FTW

گام اول: فازی‌سازی

فازی‌سازی اولین گام در مدل پیشنهادی است. با توجه به تعداد مقادیر و ورودی‌های تابع عضویت غیرصفر، سیستم فازی‌ساز معماری پیشنهادی را می‌توان در دو نوع منفرد و غیرمنفرد دسته‌بندی کرد. در این مطالعه، نوع سیستم

عضویت بهبود بخشد. یکی از انگیزه‌های استفاده از این الگوریتم در این مرحله از روش پیشنهادی، سازگاری با سیستم‌های فازی نوع ۲ است؛ به نحوی که نیازی به وجود ویژگی‌های ریاضی ندارد و از این رو، استفاده از همه اجزای ساختار فازی از جمله t -norm‌های قابل تمایز و غیرقابل تمایز را ممکن می‌کند. براساس این و پس از اجرای الگوریتم تیرید شبیه‌سازی شده، ساختار توابع عضویت موجود با ساختار ردپای عدم قطعیت به شکل زیر به دست می‌آیند:

$$\bar{\mu}_A(x) = \begin{cases} \exp\left\{-\left\{\frac{x-m_1}{2\sigma}\right\}^2\right\} & \text{if } x < m_1 \\ \exp\left\{-\left\{\frac{x-m_2}{2\sigma}\right\}^2\right\} & \text{if } m_1 \leq x \leq m_2 \\ \exp\left\{-\left\{\frac{x-m_2}{2\sigma}\right\}^2\right\} & \text{if } x > m_2 \end{cases} \quad (24)$$

$$\underline{\mu}_A(x) = \begin{cases} \exp\left\{-\left\{\frac{x-m_2}{2\sigma}\right\}^2\right\} & \text{if } x \leq \frac{m_1+m_2}{2} \\ \exp\left\{-\left\{\frac{x-m_1}{2\sigma}\right\}^2\right\} & \text{if } x > \frac{m_1+m_2}{2} \end{cases}$$

جایی که $\bar{\mu}_A(x)$ تابع عضویت بالایی و $\underline{\mu}_A(x)$ تابع عضویت پایینی است که در ساختار توابع عضویت در سیستم استنتاج فازی نوع ۲ به منظور نمایش ردپای عدم قطعیت استفاده می‌شود.

گام چهارم: پنجره لغزشی تطبیقی

در مرحله قبل (مرحله ۳) نشان داده شد که ویژگی‌های بهینه از داده‌های خام در سری زمانی استخراج می‌شوند. به منظور آموزش این ویژگی‌ها در یک ساختار زمانی از مفهوم پنجره لغزشی تطبیقی استفاده شده است. این راهکار در مدل پیشنهادی ADT2FTW به این مفهوم است که استفاده از مراحل زمان قبلی برای پیش‌بینی مرحله بعدی به صورت پویا و پیوسته استفاده می‌شود؛ بنابراین، اندازه این فضا تطبیقی و متناسب با مقدار داده به هنگام آموزش تنظیم شده است تا بتواند ویژگی‌های بهینه را به درستی استفاده کند. در روش خمش زمانی پویا پایه ساختار پنجره لغزشی تطبیقی نیست؛ اما در این روش ساختار آن ماهیت تطبیقی دارد که در ادامه توضیح داده شده است. بدین منظور، یک سری زمانی که شامل تعدادی نمونه است، به جدول مشاهدات داده‌های مسئله راه می‌یابد تا بتواند ویژگی‌های

پیش‌بینی سری‌های زمانی کوتاه‌مدت استفاده می‌شوند. همچنین مقدار S متکی به $S(t-k)$ است که این مقادیر همان موارد مشاهده شده در گذشته S است و در هر قانون پیش‌بینی نیز این مقادیر وجود دارند؛ از این رو، روابط جدید برای مدل‌سازی زمان در این روش از به فرم زیر بسط داده شده‌اند:

$$X_{(t+1)} = F(X_{(t)}) \quad (22)$$

که در آن، $X_{(t+1)} \in \mathbb{R}^d$ شرایط سیستم در مرحله زمانی $t+1$ است، F یک تابع غیرخطی با ارزش بردار فازی و $X_{(t)}, t = 1, \dots, N$ یک مجموعه مرتب‌شده براساس زمان است. این معیار در رابطه با حالت $X_{(t)}$ نیز به شرح زیر تعریف می‌شود:

$$x_{(t)} = h_{|x_{(t)}|} + \varepsilon_{(t)} \quad (23)$$

که در آن، h یک تابع با مقیاس غیرخطی است و ε یک متغیر توأم با نویز است که عدم قطعیت حاصل از وجود نویز را نشان می‌دهد. در این پژوهش فرض بر این است که $\varepsilon_{(t)}$ از یک تابع عضویت گوسی استفاده می‌کند. مقادیر $h_{|x_{(t)}|}$ نیز برای مشاهدات زمانی در میان مدت و بلندمدت تعریف شده است.

گام سوم: استخراج و تعیین ویژگی‌های بهینه

به دلیل تعداد زیاد پارامترهای استفاده شده و همچنین توابع هدف غیرقابل تمایز و غیرپیوسته در سیستم‌های استنتاج فازی نوع ۲، بهینه‌سازی توابع عضویت امری ضروری است. الگوریتم تیرید شبیه‌سازی شده^۲ یک الگوریتم تکاملی برای بهینه‌سازی به منظور یافتن توابع عضویت بهینه در یک مسئله پیچیده نظیر پیش‌بینی الگوهای بیماری کووید-۱۹ است. این الگوریتم به منظور جستجوی راه‌حل‌های بهینه و تقریباً مطلوب در طیف وسیعی از مشکلات بهینه‌سازی استفاده می‌شود. در این پژوهش، استفاده از این الگوریتم به منظور یادگیری و انتخاب توابع عضویت بهینه و مطلوب استفاده می‌شود تا به طور خودکار سیستم‌های منطقی فازی نوع ۲ را با جستجوی بهترین توابع

عناصر S_i و P_j و $r > 0$ طول بازه در ردپای عدم قطعیت است.

$$|i_t - j_t| \leq r \quad (29)$$

گام ششم: استنتاج قوانین و نحوه مدل‌سازی آن

در این گام، هر متغیر ورودی خروجی در روش پیشنهادی با تابع عضویت‌های گوسی در ساختار استنتاج مطابقت دارد و دارای 2^n قانون است. نتیجه این عملیات بازه‌ای است که توسط $\tilde{\mu}_{F_j^i}$ داده می‌شود و به صورت زیر تعریف شده است:

$$\tilde{\mu}_{F_j^i}(x_j) = \left[\underline{\mu}_{F_j^i}(x_j), \bar{\mu}_{F_j^i}(x_j) \right] \quad (30)$$

جایی که x_j ژامین ورودی یک سیستم استنتاج فازی نوع ۲ بازه‌ای است. در ادامه، عملیات‌های t -norm و c -norm به صورت زیر نمایش داده شده‌اند.

$$\begin{aligned} \mu_{F_1 \cup F_2}(x) &= \max [\mu_{F_1}(x), \mu_{F_2}(x)], \text{ for } x \in \mathbb{R} \\ \mu_{F_1 \cap F_2}(x) &= \min [\mu_{F_1}(x), \mu_{F_2}(x)] \\ \mu_{\bar{F}}(x) &= 1 - \mu_F(x) \end{aligned} \quad (31)$$

سپس، عملگر t -norm که برای انجام تقاطع مجموعه فازی پیشین استفاده می‌شود، به شرح زیر تعمیم یافته است:

$$\underline{f}^i = T_{j=1}^N \mu_{F_j^i}(x_j) \quad (32)$$

$$\bar{f}^i = T_{j=1}^N \bar{\mu}_{F_j^i}(x_j) \quad (33)$$

جایی که T یک t -norm است. همچنین، در روش پیشنهادی ADT2FTW، هدف فرموله کردن مسئله به منظور تطبیق سطوح بالاتری از عدم قطعیت درباره پارامترهای سیستم در مطالعات موردی منطبق بر دنیای واقعی است. ساختار قوانین در یک سیستم استنتاج فازی سوگنو نوع ۲ به شرح زیر است:

$$R^i: \text{If } x_1 \text{ is } \bar{F}_1^i \text{ and } \dots \text{ and } x_j \text{ is } \bar{F}_j^i, \text{ Then } y^i \text{ is } \bar{G}^i \quad (34)$$

جایی که R^i قانون فازی i ام را معرفی می‌کند، \bar{F}_1^i و \bar{G}^i عبارت‌های زبانی در یک سیستم فازی نوع ۲ بازه‌ای هستند؛ به طوری که $i = \{1, 2, \dots, M\}$ و M برابر با تعداد قوانین

بهینه استخراج شده را به اطلاعات یادگیری خود تبدیل کند؛ بنابراین، می‌توان ادعا کرد فرایند آموزش در حال انجام است. سپس، با تکمیل اجرای پنجره لغزشی تطبیقی یا همان ASW ، هر مرکز داده با استفاده از مشاهدات $K-I$ آموزش می‌یابد. همچنین، برای تخمین مقدار بهینه S و P در این مرحله، یک الگوریتم ماتریس هزینه انباشته به عنوان عملکرد $C_{(s,p)}$ اعمال شده است که در آن، $C_{(s,p)}$ حداقل بازه اندازه‌گیری میان دو الگوی زمانی S و P است.

گام پنجم: یافتن شباهت و مسیر بهینه

در مرحله قبل مقادیر بهینه برای S و P یافت شدند. در این مرحله نیز برای یافتن مسیر بهینه میان S و P در روش پیشنهادی ADT2FTW باید مسیر را از طریق شبکه‌ای از ساختارهای زمانی به صورت زیر تعریف کرد:

$$W = w_1, w_2, \dots, w_k \quad (25)$$

$$W_t = (i_t, j_t) \quad (26)$$

جایی که W در مرحله t یک تابع زمانی است؛ به طوری که بازه میان نقاط (i_t, j_t) حداقل باشد، جایی که (i, j) نقطه صفحه ماتریس شبکه $m \times n$ است. سپس برای ارزیابی اندازه‌گیری بازه نرمال شده از S و P ، رابطه زیر ارائه شده است:

$$D(S, P) = \left[\frac{\sum_{t=1}^k d_{(P_t)} \cdot W_t}{\sum_{t=1}^k W_t} \right] \quad (27)$$

جایی که $d_{(P_t)}$ بازه بین i_t و j_t است و $W_t > 0$ ضریب وزن از تابع زمان به دست آمده است. در ادامه، به منظور محاسبه بهترین مسیر ممکن و ایجاد هم‌ترازی میان دو الگوی زمانی S و P به صورت زیر رابطه‌ای ارائه شده است:

$$W = \arg \min_W (D(S, P)) \quad (28)$$

علاوه بر موارد ذکر شده، به منظور کاهش بازه در نقاط مشابه در دو سری زمانی در شرایط مرزی در مدل‌سازی درون یک سیستم استنتاج فازی نوع ۲ با استفاده از ردپای عدم قطعیت به شرح زیر تعریف شده است؛ به طوری که (i, j) نقطه صفحه ماتریس شبکه $m \times n$ مربوط به تراز بین

برای تقریب این توزیع، یک رابطه نرخ برنولی استفاده شده است که برای اندازه‌گیری کمی عدم قطعیت در نقاط به‌دست‌آمده به شرح زیر تعریف می‌شود:

$$p(\omega|X, Y) \approx \text{Bern}(\omega; \alpha) \quad (40)$$

که در آن، α نرخ برنولی در وزن‌های به‌دست‌آمده در نقاط مختلف داده‌های زمانی است؛ از این رو، عدم قطعیت موجود در مدل با تعریف یک واریانس از نقاط به‌دست‌آمده توالی‌های زمانی به شرح زیر محاسبه می‌شود:

$$\text{Var}_{p(Y|X)}^{\text{ASW}}(y) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (y_t - \bar{y})^2 \quad (41)$$

گام هشتم: کاهش نوع و غیرفازی‌سازی

در این پژوهش برای پردازش خروجی مدل پیشنهادی خمش زمانی پویا فازی نوع ۲، به‌صورت عددی از الگوریتم کارنیک - مندل استفاده شده است. در این بخش فرایند کاهش نوع مرکز توسط الگوریتم کارنیک - مندل به‌منظور کاهش نوع استفاده شده است. نقاط کاندید در این بخش با استفاده از روش کارنیک - مندل در رابطه زیر نمایش داده شده‌اند:

$$y_l(k) = \frac{\sum_{i=1}^k \underline{y}^i \bar{\mu}_{\tilde{G}_{\text{out}}}^i + \sum_{i=k+1}^K \underline{y}^i \mu_{\tilde{G}_{\text{out}}}^i}{\sum_{i=1}^k \bar{\mu}_{\tilde{G}_{\text{out}}}^i + \sum_{i=k+1}^K \mu_{\tilde{G}_{\text{out}}}^i} \quad (42)$$

$$y_r(k) = \frac{\sum_{i=1}^k \bar{y}^i \mu_{\tilde{G}_{\text{out}}}^i + \sum_{i=k+1}^K \bar{y}^i \bar{\mu}_{\tilde{G}_{\text{out}}}^i}{\sum_{i=1}^k \mu_{\tilde{G}_{\text{out}}}^i + \sum_{i=k+1}^K \bar{\mu}_{\tilde{G}_{\text{out}}}^i}$$

جایی که k یک عدد صحیح در بازه $[1, K-1]$ و K نشان‌دهنده تعداد نقاط گسسته است. سپس محدوده‌های بازه بهینه را می‌توان با y_l و y_r به دست آورد که جزئیات آن به شرح زیر است:

$$y_l = \min_{k \in [1, M-1]} y_l(k) \equiv y(L) \equiv \frac{\sum_{i=1}^L \underline{y}^i \bar{\mu}_{\tilde{G}_{\text{out}}}^i + \sum_{i=L+1}^K \underline{y}^i \mu_{\tilde{G}_{\text{out}}}^i}{\sum_{i=1}^L \bar{\mu}_{\tilde{G}_{\text{out}}}^i + \sum_{i=L+1}^K \mu_{\tilde{G}_{\text{out}}}^i} \quad (43)$$

$$y_r = \max_{k \in [1, M-1]} y_r(k) \equiv y(R) \equiv \frac{\sum_{i=1}^R \bar{y}^i \mu_{\tilde{G}_{\text{out}}}^i + \sum_{i=R+1}^K \bar{y}^i \bar{\mu}_{\tilde{G}_{\text{out}}}^i}{\sum_{i=1}^R \mu_{\tilde{G}_{\text{out}}}^i + \sum_{i=R+1}^K \bar{\mu}_{\tilde{G}_{\text{out}}}^i}$$

در پایگاه دانش، z برابر با $z = \{1, 2, \dots, N\}$ و N برابر با تعداد بخش‌های مقدم قانون، x_j برابر با خروجی سیستم و y^i همان خروجی قوانین سیستم استنتاج فازی نوع ۲ بازه‌ای در روش پیشنهادی DT2FTW است.

$$R^i: \text{ If } x_1 \text{ is } \tilde{F}_1^i \text{ and } \dots \text{ and } x_j \text{ is } \tilde{F}_j^i \quad (35)$$

$$\text{ Then } y^i = C_1^i x_1 + \dots + C_j^i x_j(k)$$

که در آن، R^i بیان‌کننده قانون i ام، \tilde{F}_1^i بیان‌کننده سیستم استنتاج فازی بازه‌ای سوگنو و C_1^i بیان‌کننده پارامترهای خروجی در سیستم استنتاج فازی سوگنو است؛ به نحوی که $i = \{1, 2, \dots, M\}$ و M برابر با تعداد قوانین در پایگاه دانش، $z = \{1, 2, \dots, N\}$ و N برابر با تعداد بخش‌های مقدم قانون، x_j برابر با خروجی سیستم و y^i برابر با خروجی قوانین سیستم استنتاج فازی نوع ۲ بازه‌ای سوگنو است. هر مجموعه فازی در C_1^i نیز توسط S_1^i و انتشار مقادیر S_1^i است؛ به طوری که:

$$C_j^i = [c_j^i - s_j^i; c_j^i + s_j^i] \quad (36)$$

گام هفتم: اندازه‌گیری اختلاف توالی‌های زمانی

در این مرحله از روش پیشنهادی در این پژوهش، مدلی برای اندازه‌گیری کمی عدم قطعیت مرتبط با پیش‌بینی سری زمانی ارائه شده است که با توجه به توزیع نقاط داده در پنجره لغزشی تطبیقی اطلاعات آن به دست می‌آید و بیان‌کننده فواصل زمانی در یک سیستم استنتاج فازی به فرم یک مجموعه $D = \{X, Y\}$ است؛ به طوری که D توزیع نقاط مختلف در یک توالی زمانی است و X و Y به‌عنوان نقاط داده‌شده در آن به شرح زیر نمایش داده می‌شوند:

$$X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \quad (37)$$

$$Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\} \quad (38)$$

بنابراین، توزیع وزن و اندازه‌گیری‌های بازه‌های مربوط به آن را می‌توان براساس یک معیار برنولی به شرح زیر بیان کرد:

$$p(\omega|X, Y) \quad (39)$$

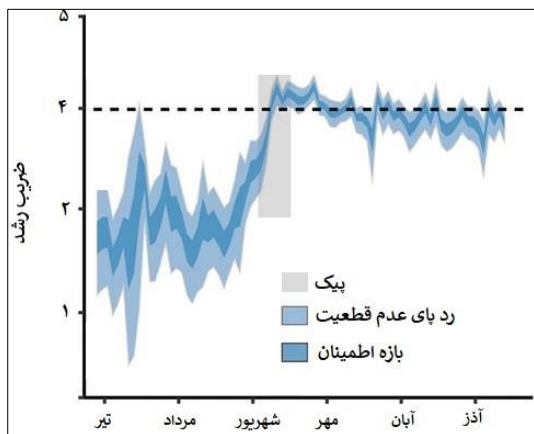
که در آن، ω وزن نقاط در داده‌های به‌دست‌آمده است.

به طوری که μ_i و μ_j میانگین ناحیه زیرسطح منحنی نمودار ROC برای روش پیشنهادی در ده بار اجرای روش تأیید اعتبار ۱۰-بخشی است.

۴-۱- مطالعه موردی: پیش‌بینی الگوهای

کووید-۱۹

با توجه به اینکه همه‌گیری کرونا براساس ویروس کووید-۱۹ یک مسئله پیچیده و ضروری است، استفاده از پتانسیل روش‌های پیشنهادی در این پژوهش به منظور مدیریت عدم قطعیت در هم‌چنین پدیده پیچیده‌ای، کارایی و قدرت روش پیشنهادی را محک می‌زند. به منظور اهمیت پیش‌بینی الگوهای بیماری کووید-۱۹ در کشور، دو معیار ابتلا به موارد جدید و موارد مرگ در روش ADT2FTW براساس داده‌های رسمی محاسبه و مدل‌سازی شده‌اند. در ادامه و در شکل ۴ نمایشی از بازه اطمینان و میزان ردپای عدم قطعیت از میزان ابتلا به موارد جدید و موارد مرگ در بازه شش ماه در ایران نمایش داده شده است؛ به طوری که پیش‌بینی در این پژوهش برای ماه‌های مهر، آبان و آذر انجام شده است.



شکل (۴): میزان ابتلا موارد جدید و مرگ در بازه تیر تا آذر

۱۴۰۰

به منظور پیش‌بینی معیارهای اصلی در مسئله کووید-۱۹، مجموعه داده‌های رسمی استفاده شده که شامل اطلاعات درباره تعداد موارد تأییدشده، مرگ‌ومیر و میزان بهبودی در

همچنین، به منظور یافتن مقادیر بهینه برای نقاط سوئیچینگ $[R, L]$ است؛ جایی که R و L نقاط سوئیچ بهینه و مطلوب به دست آمده به صورت زیر است:

$$\begin{aligned} y^L &\leq y_l < y^{L+1} \\ y^R &\leq y_r < y^{R+1} \end{aligned} \quad (44)$$

پس از اعمال الگوریتم کارنیک - مندل، مجموعه فازی بازه‌ای به دست آمده هنوز باید به یک عدد صحیح و مقداری قطعی تبدیل شود که در اینجا مقدار آن با محاسبه میانگین نقاط پایانی بازه چپ و راست بازه‌ها به دست می‌آید و در رابطه زیر نحوه محاسبه آن نمایش داده شده است:

$$y_{out} = \frac{y_r + y_l}{2} \quad (45)$$

۴- نتایج تجربی

در این پژوهش از روش تحلیل منحنی ROC برای ارزیابی کارایی مدل‌های پیشنهادی در پیش‌بینی سری‌های زمانی استفاده شده است. منحنی ROC با رسم نسبت «نرخ مثبت صحیح» برحسب «نرخ مثبت کاذب»، با تغییر آستانه ایجاد می‌شود. همچنین، معیارهای استاندارد مانند دقت، فراخوانی و اندازه‌گیری F برای ارزیابی مدل پیشنهادی پژوهش به شرح زیر استفاده شده است [۲۰]:

$$\text{Precision} = \frac{TP}{(TP + FP)} \times 100\% \quad (46)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{(TP + TN)} \times 100 \quad (47)$$

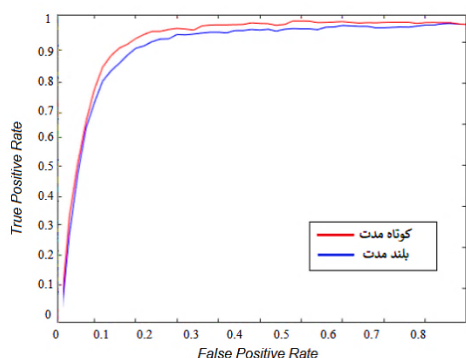
$$F - \text{measure} = \frac{2 \text{ Precision} * \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (48)$$

$$\text{Accuracy} = \frac{(TP + TN)}{(TP + FP + FN + TN)} \quad (49)$$

$$\mu_i = \frac{1}{10} \sum_{k=1}^{10} \text{AUC}_j \quad (50)$$

همچنین، در این پژوهش برای نشان‌دادن صحت عملکرد ارزیابی‌ها، از فرضیه صفر (تهی) و یک ارزیابی تست t استفاده شده است تا از نظر ماهیت آماری نیز نتایج به دست آمده صحیح باشند. در ادامه، فرضیه آماری به صورت زیر تعریف شده است:

$$H_0: \mu_i \geq \mu_j, H_1: \mu_i < \mu_j$$



شکل (۵): منحنی ROC برای مدل پیشنهادی

سپس با استفاده از روش اعتبارسنجی ۱۰-بخشی برای ارزیابی روش پیشنهادی در مسئله پیش‌بینی الگوهای بیماری کووید-۱۹ براساس معیار محاسبه کارایی ناحیه زیر منحنی (AUC) نتایج به دست آمده در جدول ۵ نشان داده شده‌اند. این راهکار به منظور اعتبارسنجی برای ارزیابی مدل پیش‌بینی کننده پیشنهادی این پژوهش در مطالعه موردی پیش‌بینی الگوهای بیماری کووید-۱۹ است. در ادامه و در شکل ۵ نمایشی از میزان کارایی روش پیشنهادی در مسئله پیش‌بینی الگوهای بیماری کووید-۱۹ براساس تحلیل معیار کارایی ROC نمایش داده شده است.

طول همه‌گیری کووید-۱۹ در کشور است. همچنین، به منظور پیش‌بینی الگوهای بیماری کووید-۱۹، با استفاده از الگوریتم تریپل تدریجی مجموعه ویژگی‌های تأثیرگذار انتخاب و استفاده شده‌اند. در جدول ۳ متغیرهای مسئله پیش‌بینی الگوهای بیماری کووید-۱۹ آورده شده‌اند.

جدول (۳): متغیرهای ورودی مسئله کووید-۱۹

ردیف	متغیر ورودی
۱	میزان ابتلای افراد به کووید-۱۹
۲	میزان مرگ افراد بر اثر کووید-۱۹
۳	میزان بستری شدن افراد بر اثر کووید-۱۹
۴	میزان بهبود افراد بر اثر کووید-۱۹

در جدول ۴ میزان کارایی محاسبه شده براساس شاخص‌های استاندارد محاسبه و نمایش داده است. جزئیات روش محاسبه نیز پیش‌تر در همین بخش بیان شده است. این جدول شامل اطلاعاتی از جمله AUC، بازه اطمینان ۹۵ درصد از کارایی به دست آمده در روش پیشنهادی، فراخوانی، دقت و امتیاز F-1 در پیش‌بینی الگوهای بیماری کووید-۱۹ است.

جدول (۵): اعتبارسنجی ۱۰-بخشی برای روش ADT2FTW

شماره	(کوتاه مدت)	(بلند مدت)
۱	۹۱،۱۷	۹۳،۱۱
۲	۹۴،۳۲	۹۲،۲۴
۳	۹۰،۲۴	۹۲،۴۱
۴	۸۹،۰۵	۹۴،۸۹
۵	۹۲،۲۴	۹۶،۸۲
۶	۹۲،۸۱	۹۵،۹۲
۷	۹۵،۲۳	۹۴،۷۱
۸	۹۱،۹۲	۹۰،۱۸
۹	۹۱،۲۷	۹۴،۷۰
۱۰	۹۳،۷۱	۹۳،۱۹
میانگین	۹۳،۸۱	۹۱،۳۳

نتایج به دست آمده در این جدول نشان می‌دهند کارایی روش پیشنهادی به منظور پیش‌بینی الگوهای بیماری کووید-۱۹ در سری زمانی کوتاه مدت ۹۳/۸۱ درصد و در بلند مدت

جدول (۴): نتایج کارایی روش پیشنهادی در مسئله کووید-۱۹

رتبه	AUC%	بازه اطمینان	دقت	میانگین	امتیاز F-1
ADT2FTW (کوتاه مدت)	۹۳/۸۱	[۹۵-۹۰]	%۹۳	%۹۲	%۹۲
ADT2FTW (بلند مدت)	۹۱/۳۳	[۹۵-۹۰]	%۹۲	%۹۱	%۹۲

با توجه به نتایج به دست آمده و نمایش آنها از طریق شکل ۵ و نتایج عددی در جدول ۴، می‌توان بیان کرد عملکرد روش پیشنهادی ADT2FTW به منظور پیش‌بینی الگوهای سری‌های زمانی کووید-۱۹ مقدار ۹۳/۸۱ درصد برای دوره کوتاه مدت است. همچنین، میزان کارایی ۹۱/۳۳ درصد برای دوره بلند مدت به دست آمده است.

۹۱/۳۳ درصد است.

اخیر استفاده از مجموعه‌های فازی نوع ۲ در فرایندهای تصمیم‌گیری پیچیده است. استفاده از روشی جامع برای کاهش نوع بررسی شد که در عمل بسیار دشوار است. در ادامه و در جدول ۵ مقایسه‌ای از نتایج کسب‌شده در این پژوهش با کارهای مرتبط در حوزه پیش‌بینی بیماری کووید-۱۹ براساس داده‌های سری زمانی ارائه شده است. نتایج به دست آمده بیان می‌کنند روش پیشنهادی این پژوهش در مقایسه با کارهای مشابه، قابلیت بالاتری از منظر مدیریت عدم قطعیت در پیش‌بینی الگوهای بیماری کووید-۱۹ دارد.

۵- نتیجه‌گیری

در این پژوهش به منظور تصدیق کارایی و عملکرد مدل‌های پیشنهادی از تجزیه و تحلیل منحنی ROC برای نشان دادن عملکرد روش‌های پیشنهادی استفاده شده است. همچنین، بیان شد مدیریت عدم قطعیت در مشکلات تصمیم‌گیری، با وجود پیشنهادهای مختلف ارائه شده در طول سال‌های اخیر، هنوز یک مسئله تحقیقاتی بسیار چالش‌برانگیز است و یکی از کاراترین مدل‌ها در سال‌های

جدول (۶): مقایسه روش پیشنهادی با کارهای مرتبط

کارایی روش			نوع سری زمانی		روش کار	
میانگین کارایی	روش ارزیابی	تعداد متغیر	حجم داده‌ها	بلندمدت		کوتاهمدت
٪۸۱	ACC	۳	۳ ماه		√	SIR-arma [۲۱]
۰/۱۳۹	RMSE	۳	۶ ماه		√	Deep LSTM Network [۲۲]
۷۹/۹۰	AUC%	۴	۶ ماه	√		ARIMA [۲۳]
٪۸۱	ACC	۳	۶ ماه		√	SEIRD with ARIMA [۲۴]
۸۴/۰۰	AUC%	۴	۹ ماه		√	An Evolutionary Method [۲۵]
٪۹۳	ACC	۵	۱ سال	√		Fractal Fuzzy logic [۲۶]
٪ ۹۳/۲۱	ACC	۵	۱ سال		√	Asymmetric time series clustering [۲۷]
٪ ۹۳/۸۶	AUC%	۴	۳ ماه	√		Type-2 Fuzzy Time Warping [۲۸]
۹۳/۸۱ کوتاهمدت ۹۱/۳۳ بلندمدت	AUC%	۴	بیش از ۱ سال	√	√	ADT2FTW (این پژوهش)

348, 2021.

- [6]. Wu and J. M. Mendel, "Recommendations on designing practical interval type-2 fuzzy systems", Engineering Applications of Artificial Intelligence, Vol. 85, pp.182-193, 2019.
- [7]. Wu and J. M. Mendel, Recommendations on designing practical interval type-2 fuzzy systems, Engineering Applications of Artificial Intelligence, Vol. 85, pp.182-193, 2019.
- [8]. J. M. Mendel, "on km algorithms for solving type-2 fuzzy set problems", IEEE Transactions on Fuzzy Systems, Vol. 21(3), pp.426-446, 2013.
- [9]. M. Omid, A. Maher, S. Etesaminia, "Lessons to be learned from the prevalence of COVID-19 in Iran", Med J Islam Repub Iran. Vol. 34, pp.398-399, 2020.
- [10]. A. Zareie, M. Roshani, A. Mansournia, M. A. Rasouli, G. Moradi, "A Model for COVID-19 Prediction in Iran Based on China Parameters", Arch Iran Med, Vol. 23, pp.244-248, 2020.
- [11]. A. Hekmatikar A H, Molanouri Shamsi M. "Effect of Exercise on Immunological Indicators

مراجع

- [1]. World Health Organization, "Covid-19 Official Report", Vol 5, 2021.
- [2]. A. Safari, R. Hosseini and M. Mazinani, "A Novel Type-2 Adaptive Neuro Fuzzy Inference System Classifier for Modelling Uncertainty in Prediction of Air Pollution Disaster", IJE Transactions B: Applications, Vol. 30, No. 11, pp. 1568-1577, 2017.
- [3]. L.A. Zadeh, "the concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning—I, Information Sciences", Vol. 8, pp.199-249, 1976.
- [4]. L.A. Zadeh, "A Fuzzy Algorithmic Approach to The Definition of Complex or Imprecise Concepts, International Journal of Man-Machine Studies", Vol. 8, pp249-291, 1978.
- [5]. A. Safari, R. Hosseini and M. Mazinani, "Dynamic Type-2 Fuzzy Time Warping (DT2FTW): A Hybrid Model for Uncertain Time-Series Prediction", International Journal of Fuzzy Logic and Intelligent Systems Vol. 21, pp.338-

- the Detection and Diagnosis of COVID-19 Using Radiology Modalities: A Systematic Review", *Journal of Healthcare Engineering*, Vol. 2021, 2021.
- [22]. D. Apostolopoulos, S. I. Aznaouridis, and M. A. Tzani, "Extracting possibly representative COVID-19 biomarkers from X-ray images with deep learning approach and image data related to pulmonary diseases," *Journal of Medical and Biological Engineering*, Vol. 40, pp.462-469, 2020.
- [23]. Wu JT, Leung K, Leung GM, "Nowcasting and forecasting the potential domestic and international spread of the 2019-nCoV outbreak originating in Wuhan, China: a modelling study", *Lancet*, Vol 395, pp.689-697, (2020).
- [24]. A Safari, M Mazinani, R Hosseini, A novel type-2 adaptive Neuro fuzzy inference system classifier for modelling uncertainty in prediction of air pollution disaster (research note), *International Journal of Engineering*, Vol. 30 (11), pp.1746-1751, 2017.
- [25]. A. Zareie, A. Roshani, M. A Mansournia, M. A. Rasouli, G. Moradi, A Model for COVID-19 Prediction in Iran Based on China Parameters, *Arch Iran Med*, Vol. 23, pp.244-248, 2020.
- [26]. M. Ala'raj, M. Majdalawieh, N. Nizamuddin, Modeling and forecasting of COVID-19 using a hybrid dynamic model based on SEIRD with ARIMA corrections, *Infectious Disease Modelling*, Vol. 6, pp.98-111, 2021.
- [27]. M. Maleki, H. Bidram, D. Wraith, "Robust clustering of COVID-19 cases across U.S. counties using mixtures of asymmetric time series models with time varying and freely indexed covariates", *Journal of Applied Statistics*, Special Issue: Statistical Perspectives on Analytics for COVID-19 Data, 2022.
- [28]. O. Castillo, P. Melin, "Forecasting of COVID-19 time series for countries in the world based on a hybrid approach combining the fractal dimension and fuzzy logic", *Chaos Solitons Fractals*, Vol. 140, pp110-142, 2020.
- During the COVID-19 Pandemic", *J Arak Uni Med Sci*, Vol. 23, pp584-603, 2020.
- [12]. S. Chen, Y. Chang and J. Pan, "Fuzzy Rules Interpolation for Sparse Fuzzy Rule-Based Systems Based on Interval Type-2 Gaussian Fuzzy Sets and Genetic Algorithms", *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, Vol. 21, pp. 412-425, 2013.
- [13]. S. Mondal and C. Jeganathan, "Mountain agriculture extraction from time-series MODIS NDVI using dynamic time warping technique", *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 39, pp.3679-3704, 2018.
- [14]. J.M. Mendel, A. Sadeghian, "Advances in Type-2 Fuzzy Sets and Systems Theory and Applications". Springer, Vol. 301, 2014.
- [15]. J. M. Mendel, "on km algorithms for solving type-2 fuzzy set problems", *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, Vol. 21, pp.426-446, 2013.
- [16]. J. M. Mendel, "Uncertain Rule-Based Fuzzy Systems: Introduction and New Directions (2nd Edition)", Springer International Publishing, 2017.
- [17]. A. Safari, R. Hosseini and M. Mazinani, "A Type-2 Fuzzy Time Series Model for Pattern Similarity Analysis: A Case Study on Air Quality Forecasting", in *IEEE Intelligent Systems*, 2021.
- [18]. A. Safari, R. Hosseini, M. Mazinani, "A novel deep interval type-2 fuzzy LSTM (DIT2FLSTM) model applied to COVID-19 pandemic time-series prediction", *Journal of Biomedical Informatics*, Vol. 123, 2021.
- [19]. Q. Lina, S. Zhaob, D. Gaod, Y. Loue, S. Yangf, S. S. Musae, M. H. Wangb, Y. Caig, W. Wangg, L. Yangh, D. Hee, "A conceptual model for the coronavirus disease 2019 (COVID-19) outbreak in Wuhan, China with individual reaction and governmental action", *International Journal of Infectious Diseases*, Vol 93, pp.211-216, 2020.
- [20]. Melin, P. Monica, J.C. Sanchez, D. Castillo, O, "Multiple Ensemble Neural Network Models with Fuzzy Response Aggregation for Predicting COVID-19 Time Series: The Case of Mexico", *Healthcare*, Vol. 8, 2020.
- [21]. M. Ghaderzadeh, F. Asadi, "Deep Learning in

¹ Adaptive Dynamic Type-2 Fuzzy Time Warping

² Simulated Annealing

