پیش بینی دبی رودخانه زاینده رود در ایستگاه قلعه شاهرخ با استفاده از تکنیک های یادگیری عمیق

محمد مهرانی
گروه مهندسی کامپیوتر، واحد شوشتر، دانشگاه آزاد اسلامی، شوشتر ، ایران.
mohammad.mehrani@iau.ac.ir

چکیده- دبی آب اصطلاحی در صنعت آب است که به مقدار آبی که از یک نقطه مشخص در واحد زمان عبور می‌کند گفته می‌شود. دبی به مقدار آبی گفته می‌شود که از نقطه مشخصی مانند رودخانه، کانال آب، دریچه سد، لوله و یا هر سازه دیگری مثل کارتریج (مغزی) شیرآلات در واحد زمان عبور می‌کند. دبی جریان آب را در سیستم متریک بر حسب متر مکعب در ثانیه، متر مکعب در ساعت و یا لیتر در ثانیه بیان می کنند. واحد مترمکعب در ثانیه برای دبی های زیاد مثل رودخانه و کانال های بزرگ و واحد لیتر در ثانیه برای جریان های آب چاه ها و آبی که وارد نشتی ها می شود، بکار می رود. اندازه گیری دبی رودخانه دارای تاثیرات زیادی در زندگی انسانها می باشد. اطلاع از میزان ورود آب به مناطق مربوط به حوضه آبریز یک رودخانه دارای اهمیت زیادی در حوزه های کشاورزی، خطرات بالقوه بر زندگی انسان و حیوانات، صنایع و غیره می باشد. لذا پیش بینی دبی رودخانه می تواند باعث مدیریت مؤثر و جلوگیری از لطمات جدی در حوزه های مذکور گردد. بررسی گذشته داده ها به منظور شناسایی و تعیین ماهیت یک پدیده قدم اول در یک مدل سازی اصولی است که با استفاده از آن می توان در گام بعدی به یک پیش بینی صحیح و قابل اتکا دست یافت. این کار با استفاده از تکنیک های ارائه شده توسط هوش مصنوعی و شبکه های عصبی مصنوعی قابل انجام است. در این راستا، رفتار داده های گذشته توسط یک الگوریتم هوش مصنوعی مورد بررسی قرار گرفته و یک مدل جهت توصیف آنها ارائه می گردد که بر مبنای مدل ارائه شده امکان پیش بینی مقادیر آینده فراهم می گردد. با توجه به موارد مذکور هدف ایده ی مطرح شده در این مقاله پیش بینی دبی رودخانه با استفاده از تکنیک های یادگیری عمیق می باشد. جهت انجام این کار، دبی رودخانه زاینده رود در ایستگاه قلعه شاهرخ با استفاده از دو تکنیک ANFIS و LSTM مورد بررسی و پیش بینی قرار گرفته است. نتایج شبیه‌سازی نشان‌دهندهٔ ۹۳ درصد الی ۹۴ درصد دقت در پیش بینی دبی رودخانه مورد مطالعه می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: دبی رودخانه، پیش بینی، شبکه عصبی، ANFIS، LSTM

مقدمه

دبی جریان رودخانه به عنوان یکی از عوامل مهم در چرخه هیدرولوژی که در ارتباط مستقیم با محیط زیست قرار دارد و دارای نقش اساسی در فرآیندهای فیزیکی، اکولوژیکی، اجتماعی و اقتصادی ایفا می نماید، لذا پیش بینی و تخمین دقیق و قابل اعتماد دبی جریان رودخانه ها جهت برنامه ریزی و مدیریت آب های سطحی، طراحی سازه های هیدرولیکی، پیش بینی احتمال وقوع سیلاب و مطالعات اکولوژیکی در مقیاس گسترده مکانی و زمانی از دیرباز مورد توجه مهندسان و محققان زیادی قرار گرفته است (۱). رودخانه ها دارای تاثیرات غیرقابل انکاری در زندگی انسان ها و حیوانات بوده و لزوم شناخت رفتار آنها در حوزه های مختلف از جمله صنعت، کشاورزی، کنترل سیلاب و غیره کاملاً مشهود است. یکی از عواملی که باعث شناخت هرچه بهتر رفتار رودخانه ها می باشد اطلاع از دبی آنها می باشد. اطلاع از این عامل مهم می تواند سبب افزایش کیفیت تصمیم گیری در تعامل با گزاره های مختلف گردد. مثلاً اطلاع از میزان جریان رودخانه
می تواند باعث صدور هشدارهای لازم قبل از وقوع حوادث گردد. در بسیاری از اتفاقات غیر مترقبه اهمیت اطلاع از دبی رودخانه کاملاً مشهود بوده است. در مواقع زیادی که حوادث و بلایای طبیعی ناشی از طغیان رودخانه ها رخ داده است در صورتی که میزان جریان رودخانه از قبل مورد تخمین و پیش بینی قرار میگرفت قطعاً میزان تلفات جانی و مالی بسیار کاهش می یافت. بنابراین لازم است با توجه به به تغییرات آب و هوایی فراوان سطح زمین و وقوع
بارش های آسمانی و طوفان های فصلی و به تبع آن تغییرات شدید در رودخانه ها، لازم است با استفاده از تکنیک ها و روش های

جدید اقدام به اندازه گیری و پیش بینی دبی رودخانه ها نموده تا از عواقب احتمالی آن جلوگیری به عمل آورد. بنابراین می توان اینگونه استنتاج نمود که پیش بینی جریان رودخانه در تمامی فصول سال از اهمیت فوق العاده ای برخوردار می باشد.

عبداللهی و همکاران (۱) به پیش بینی مقادیر دبی روزانه رودخانه تالار با استفاده از مدل یادگیری کندرو پرداخته اند. بدین منظور از سه مدل ثابت (c.conll)، خطی (c.linll) و درجه دو (c.quall)، الگـوریتم یادگیری محلی کندرو که از کارایی قابل توجهی در شبیه سازی پارامترهای متغیر با داده های ورودی کم برخوردار هستند و همچنین با استفاده از سری داده های ورودی ۶، ۸، ۱۰، ۱۵، ۲۰ روز قبل، یک و دو ماه قبل، یک، دو و سه فصل قبل و در نهایت یک و دو سال قبل استفاده گردید. نتایج به دست آمده از چندین هزار مدل تعلیمی تهیه شده نشان داد که مدل ثابت با داده های دبی روزانه ی ۶۰ روز گذشته با حداقل خطای ۰/۰۰۱ بـه مقـدار واقعـی نزدیکتر بوده است. نتایج به دست آمده از مقادیر محاسبه شده RMSE و MAE حاکی از آن است که الگـوریتم یـادگیری محلـی کنـدرو علـی رغـم محدودیتهای موجود از جمله حساسیت بسیار بالا به همسایگی، از کارایی بالایی در شبیه سازی سری های زمانی با خطای نسبتاً پایین (RMSE کمتر از ۰،۰۶) برخوردار میباشد.

همچنین فتح آبادی و همکاران (۲) به پیش بینی دبی رودخانه با استفاده از روش های نوروفازی و مدل های سری های زمانی پرداخته اند. جهت این کار از روش های هوش مصنوعی و سری های زمانی مربوط به دبی ماهانه طالقانرود در محل ایستگاه گلینک جهت پیش بینی یک گام زمانی آینده استفاده شده است. در پژوهش مذکور جهت مدل های مختلف دو ورودی متفاوت در نظر گرفته شد: ۱- مقادیر داده های دبی بدون حذف روند های فصلی. ۲- مقادیر داده دبی پس از حذف روند های فصلی. برای سری های زمانی مدل ARIMA به عنوان مدل مناسب انتخاب گردید. در روش های هوش مصنوعی پس از پیش پردازش ساختار بهینه مدل با استفاده از داده های ورودی و خروجی و به روش سعی و خطا تعیین و سپس اقدام به پیش بینی دبی گردید. پس از اینکه خروجی هر یک از مدل های تکی بدست آمد اقدام به ساخت مدل های ترکیبی گردید. در پژوهش مورد نظر، بهترین عملکرد را مدل های ترکیبی دو و سه داشته اند. بعد از این مدل ها، مدل های سری های زمانی عملکرد بهتری نسبت به مدل های شبکه عصبی و ANFIS با تفکیک خوشه ای و شبکه‌ای داشته اند.

میرزاپور و طهماسبی پور (۳) اقدام به پیش بینی دبی ماهانه رودخانه کاکارضا با استفاده از مدل های سری زمانی نموده اند. هدف از پژوهش آنها، بررسی سری زمانی ۳۰ ساله مربوط به دبی متوسط ماهانه رودخانه کاکارضا در شهرستان سلسله در استان لرستان بود. در گام اول توابع خود همبستگی و خود همبستگی جزئی داده های واقعی در نرم افزار XLSTAT ترسیم و سپس داده ها با استفاده از روش باکس کاکس نرمال شده‌اند. در گام بعدی روند داده ها که نشان دهنده نا ایستایی داده ها بود تعیین شد. سپس با استفاده از روش عملگر تفاضل در نرم افزار MINITAB روند داده ها حذف و مدل با توجه به معیار آکائیک شناسایی و مناسب با کمترین آکائیکه انتخاب شد. در آخر چهار دوره ۱۲، ۲۴، ۶۰ و ۸۴ ماهه پیش بینی گردید. نتایج حاکی از آن بود که مدل انتخابی در دوره ۱۲ ماهه دارای ضریب نش سات کلایف ۰،۸۵ می باشد. بنابراین، دوره ی کوتاه مدت ۱۲ ماهه توانست پیش‌بینی مناسب‌تری را نشان دهد.

طهماسبی و محسنی (۴) به تعیین دبی رودخانه با تزریق ثابت استفاده از داده های آزمایشگاهی نموده اند. در مقاله مذکور با استفاده از داده های آزمایشگاهی یک رابطه جدید برای اندازه گیری دبی با استفاده از تزریق ردیاب با دبی ثابت ارائه شده است. همچنین آزمایش هایی برای مشخص شدن دقت رابطه جدید اندازه گیری دبی با تزریق ثابت یک ردیاب سدیم کلراید در شرایط یکسان کانال آزمایشگاه هیدرولیک و یک آبراهه با مقطع غیر هندسی صورت گرفته است. نتایج نشان از دقت رابطه جدید میدهد.

باباعلی و دهقانی (۵) دبی سیلاب را با استفاده از شبکه ی عصبی موجک پیش بینی نموده اند. در این پژوهش، جهت تخمین دبی سیلابی ایستگاه کهمان الشتر واقع در استان لرستان از مدل شبکه ی عصبی موجک استفاده شد و نتایج آن با سایر روش های هوشمند از جمله شبکه ی عصبی مصنوعی مقایسه گردید. برای این منظور از پارامتر حداکثر بارش ۲۴ ساعته در مقیاس زمانی روزانه با تأخیرهای مختلف در طی دورهی آماری (۱۳۹۱-۱۳۸۰) به عنوان ورودی و دبی حداکثر روزانه به عنوان پارامتر خروجی مدل ها انتخاب گردید. معیارهای ضریب همبستگی، ریشه ی میانگین مربعات خطا و میانگین قدرمطلق خطا برای ارزیابی و عملکرد

مدل ها مورد استفاده قرار گرفت. نتایج نشان داد هر دو مدل قابلیت خوبی در تخمین دبی سیلابی دارند، لیکن از لحاظ دقت، مدل شبکه عصبی موجک عملکرد بهتری نسبت به شبکه عصبی مصنوعی از خود نشان داده است.

صمدی و همکاران (۶) دبی ماهانه ورودی به سد بوستان در استان گلستان را با استفاده از مدلهای داده کاوی و ترکیبی پیش بینی نموده اند. در پژوهش مورد نظر، مقادیر دبی ماهانه ورودی به سد بوستان برای آینده با استفاده از داده های هیدرومتری ایستگاه تمر و به کارگیری سه مدل سری زمانی، شبکه عصبی مصنوعی و ماشین بردار پشتیبان و همچنین، سه مدل ترکیبی پیش بینی شد. سپس، با استفاده از معیارهای ارزیابی اقدام به مقایسه عملکرد هر کدام از مدل ها شد. با توجه به نتایج بدست آمده در مدل، سری زمانی بر اساس کمینه بودن معیارهای آکاییک و شوارتز، مدل ARIMA (2, 0, 0) (1, 0, 1) به عنوان مدل برتر انتخاب شد. در مدل شبکه عصبی، شبکه با ورودی ۲ و ۴ نرون و در مدل SVM شبکه با ورودی ۳، به عنوان شبکه برتر انتخاب شد. در نهایت، با توجه به نتایج بدست آمده از معیارهای ارزیابی، مدل سری زمانی بهترین عملکرد را داشته است که مقادیر معیارهای میانگین مربعات خطا، متوسط مقادیر مطلق خطای نسبی، میانگین مطلق خطا و نش - ساتکلیف برای این مدل به ترتیب برابر با ۰,۸۸، ۴,۷۱، ۰,۰۲۴- و ۰,۳۶ به دست آمد. در نتیجه، مدل سری زمانی به عنوان بهترین مدل برای پیش بینی دبی ماهانه در این ایستگاه معرفی شد.

کرمی و سایر همکاران (۷) به پیش بینی اثر تغییر اقلیم بر دبی ماهانه رودخانه کارون با به کارگیری مدل های چندگانه خطی پرداخته اند. در این مطالعه، پنج ایستگاه هیدرومتری (بامدژ، تله زنگ، حرمله، گتوند و دزفول) و سه ایستگاه سینوپتیکی (اهواز، دزفول و مسجد سلیمان) در نظر گرفته شد. با استفاده از نرم افزار SDSM، داده های NCEP و داده های بزرگ مقیاس مدل گردش عمومی جو (HadCM3 برای دما و CgCM3 برای دبی) تحت دو سناریوی اقلیمی A1B و A2 در حوضه کارون ریزمقیاس سازی شد. سپس داده های تغییر اقلیم و خروجی مدل ریزمقیاس نمایی به نرم افزار SPSS 19 و Minitab 17 وارد تا روند معنی داری دبی برای دوره های اقلیمی آینده (۲۰۷۰-۲۰۲۰) پیش بینی شود. نتایج تحلیل تغییر اقلیم نشان داد که در منطقه مورد مطالعه تحت سناریوهای مختلف دمای هوا در ماه های مختلف سال در سناریوی A1B به میزان ۱/۶۰ درجه سانتیگراد و در سناریوی A2 ، ۱/۵۸ درجه سانتیگراد افزایش پیدا می کند، اما متوسط دبی سالانه ایستگاه ها در سناریوی A1B به میزان ۱۹/۸۲ مترمکعب و در سناریوی A2 به ۱۶/۲۷ متر مکعب کاهش می یابد. نتایج همچنین نشان داد، تحت سناریوهای مختلف اقلیمی دبی در فصل بهار و نیمه اول سال در سطح اطمینان ۹۵ درصد بدون روند معنی داری، ولی در دیگر فصل های سال و نیمه دوم سال دارای روند کاهشی معنی داری می باشد.

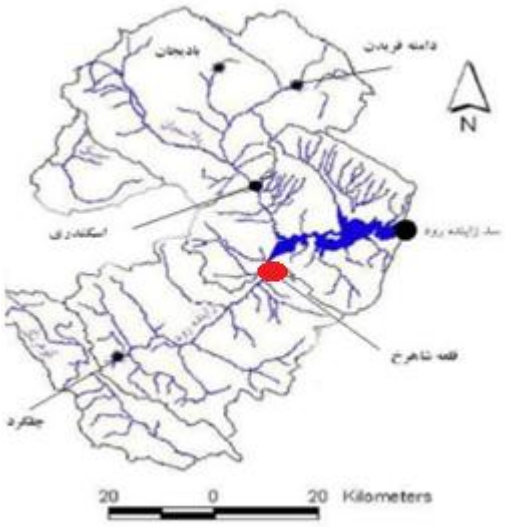
چنگ و همکاران (۱۱) به توسعه یک الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی تعبیه شده در یک حسگر در محل برای پیش بینی سطح آب رودخانه پرداخته که نتیجه آن حاکی از دقت الگوریتم های پیش بینی مبتنی بر هوش مصنوعی می باشد. عبدالله و سایر همکاران (۱۲) بررسی دینامیک زمانی دبی رودخانه را با استفاده از حافظه کوتاه مدت تک متغیره عصبی انجام داده که نتیجه آن پیش بینی دقیق رفتار رودخانه می باشد. در همین راستا اقدامات مقتضی جهت جلوگیری از عواقب احتمالی بروز سیل صورت می گیرد.

با توجه به موارد مذکور، مقدمات گفته شده و بررسی مقالات قبلی، هدف این مقاله ارائه راهکاری جهت پیش بینی دبی رودخانه با استفاده از تکنیک های مبتنی بر هوش مصنوعی و یادگیری عمیق می باشد.

مواد و روش ها

منطقه ی مورد پژوهش

عرصه انجام پژوهش، حوضه آبخیز زاینده رود در ایستگاه قلعه شاهرخ می باشد که مختصات جغرافیایی آن '32°40 شمالی و '50°27 شرقی می باشد که موقعیت آن در شکل ۱ نشان داده شده است. جهت سنجش دبی رودخانه زاینده رود از اطلاعات مربوط به ایستگاه قلعه شاهرخ استفاده گردید. در این خصوص داده های مربوطه در سال های ۱۳۵۱ تا ۱۳۹۶ به تفکیک ماه های سال مورد بررسی قرار گرفته و جهت فاز پیش بینی مورد تایید قرار گرفت. لذا تعداد داده های مربوط به این بازه ۴۶ زمانی ساله حدود ۱۶۷۹۰ مورد بوه که حداقل، حداکثر و میانگین دبی ثبت شده در این بازه به ترتیب ۰,۴ متر مکعب، ۶۴۶ متر مکعب و ۱۸/۳۸ متر مکعب برآورد و ثبت شده است.



شکل ۱- موقعیت ایستگاه قلعه شاهرخ

شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی یک سامانه پردازشی داده‌ها است که از مغز انسان ایده گرفته و پردازش داده‌ها را به عهدهٔ پردازنده‌های کوچک و بسیار زیادی سپرده که به‌صورت شبکه‌ای به‌هم‌پیوسته و موازی با یکدیگر رفتار می‌کنند تا یک مسئله را حل نمایند. در این نوع شبکه‌ها به کمک برنامه‌نویسی، ساختار داده‌ای طراحی می‌شود که می‌تواند همانند نورون عمل کند که به این ساختار داده نورون گفته می‌شود. بعد با ایجاد شبکه‌ای بین این نورون‌ها و اعمال یک الگوریتم آموزشی به آن، شبکه را آموزش می‌دهند.

در این حافظه یا شبکهٔ عصبی نورون‌ها دارای دو حالت فعال (روشن یا ۱) و غیرفعال (خاموش یا صفر) بوده و هر یال (سیناپس یا ارتباط بین گره‌ها) دارای یک وزن می‌باشد. یال‌های با وزن مثبت، موجب تحریک یا فعال کردن حسگر غیرفعال بعدی می‌شوند و یال‌های با وزن منفی، حسگر متصل بعدی را غیرفعال یا مهار می‌کنند (درصورتی‌که فعال بوده باشد).

همان‌طور که در شکل ۲ نشان داده شده است یک شبکه عصبی مصنوعی شامل گروهی از گره‌های به‌هم‌پیوسته می‌باشد. در این شکل هر دایره نشان‌دهنده یک سلول عصبی نورون بوده و پیکان‌ها نشان‌دهنده ارتباط خروجی یک نورون به ورودی نورون دیگر می‌باشند. شبکه‌های عصبی مصنوعی شامل سه قسمت اصلی می‌باشند: ورودی‌ها، یک یا چند لایهٔ مخفی، خروجی‌ها.

هر شبکه عصبی سه مرحله آموزش، اعتبار سنجی و اجرا را پشت سر می‌گذارد. درواقع شبکه‌های عصبی را می‌توان در حل مسائلی که روابط دقیق ریاضی بین ورودی‌ها و خروجی‌های آن برقرار نیست بکار برد. آموزش دیدن شبکه‌های عصبی چیزی جز تنظیم وزن‌های ارتباطی نورون‌ها به ازای دریافت مثال‌های مختلف نیست تا خروجی شبکه به سمت خروجی مطلوب همگرا شود.

از مزایای شبکه‌های عصبی می‌توان موارد زیر را نام برد:

یادگیری تطبیقی: توانایی یادگیری اینکه چگونه وظایف خود را بر اساس اطلاعات داده‌شده به آن یا تجارب اولیه انجام دهد. درواقع یادگیری تطبیقی به معنی اصلاح شبکه نیز می‌باشد.

خودسازمان‌دهی: یک شبکه عصبی مصنوعی به‌صورت خودکار سازمان‌دهی شده و ارائهٔ داده‌هایی را که در طول آموزش دریافت کرده انجام می‌دهد.

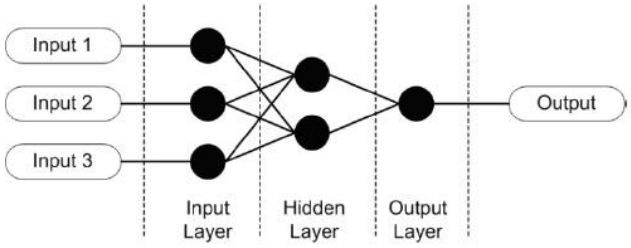
عملگرهای بی‌درنگ: محاسبات در شبکهٔ عصبی مصنوعی می‌تواند به‌صورت موازی و به‌وسیله سخت‌افزارهای مخصوصی که طراحی و ساخت آن برای دریافت نتایج بهینهٔ مربوط به شبکه عصبی مصنوعی است صورت پذیرد.

تحمل خطا: با ایجاد خرابی در شبکه مقداری از کارایی کاهش می‌یابد ولی برخی امکانات آن باوجود مشکلات بزرگ همچنان حفظ می‌شود یعنی قابلیت تحمل خطا در شبکه‌های عصبی مصنوعی وجود دارد.

دسته‌بندی: شبکه‌های عصبی قادر به دسته‌بندی ورودی‌ها بر ای دریافت خروجی مناسب می‌باشند.

تعمیم دهی: این خاصیت شبکه را قادر می‌سازد تا تنها با برخورد با تعداد محدودی نمونه، یک قانون کلی از آن را به دست آورده و نتایج این آموخته‌ها را به موارد مشاهده از قبل نیز تعمیم دهد. توانایی که در صورت نبود آن سامانه باید بی‌نهایت واقعیت و روابط را به خاطر بسپارد.

پایداری و انعطاف‌پذیری: یک شبکهٔ عصبی هم به حد کافی پایدار است تا اطلاعات فراگرفتهٔ خود را حفظ کند و هم قابلیت انعطاف و تطبیق را دارد و بدون از دست دادن اطلاعات قبلی می‌تواند موارد جدید را بپذیرد.



شکل ۲- شبکه عصبی مصنوعی

یادگیری عمیق

یادگیری عمیق به عنوان یکی از زیرشاخه‌های حوزه یادگیری ماشین تلقی می‌شود. هدف یادگیری عمیق طراحی سیستم‌های کامپیوتری هوشمندی است که بتوانند مشابه انسان درباره موضوعی خاص، راه‌حل ارائه کنند و مفاهیم جدیدی را یاد بگیرند. آموزش یادگیری عمیق امروزه به یکی از جذاب‌ترین دوره‌های آموزشی در دنیا تبدیل شده است. در چند سال اخیر هوش مصنوعی در صدر تکنولوژی‌های نوظهور قرار دارد و شاخه‌های آن مانند یادگیری عمیق و یادگیری ماشین محبوبیت زیادی پیدا کرده‌اند. با توجه به اینکه در تحقیق جاری دو روش معروف و معتبر ANFIS (۹) و LSTM (۱۰) استفاده می شوند لذا در اینجا به طور مختصر جزئیات این دو روش بیان می گردد.

شبکه‌های تطبیقی فازی عصبی

یکی از تکنیک‌هایی که در راستای استفاده از منطق فازی و شبکه‌های عصبی ارائه گردیده است شبکه‌های تطبیقی فازی عصبی (ANFIS) می‌باشد. در این سیستم‌ها تکنیک‌های هوش مصنوعی موجود در منطق فازی و شبکه‌های عصبی درهم آمیخته می‌شود. دلیل انجام این عمل، محدودیت‌ها و نقاط ضعف این بخش‌ها به‌طور جداگانه می‌باشد. سیستمهای فازی عصبی متفاوت و متعددی تاکنون توسط نویسندگان ارائه شده است. دسته‌ای از شبکه‌های تطبیقی که از لحاظ وظایف برابر سیستم استنتاج فازی است و آموزش پارامترهای آن از طریق روش آموزش نظارتی صورت می‌پذیرد ANFIS می‌باشند. در واقع ANFIS از مزایای شبکه‌های عصبی و سیستم‌های فازی بهره می‌برد. ANFIS یک شبکه تطبیق‌پذیر و قابل‌آموزش است که به لحاظ عملکرد کاملاً مشابه سیستم استنتاج فازی است. برای سادگی کار فرض می‌کنیم که سیستم فازی دو ورودی x و y دارد و خروجی آن z است. حال فرض کنید قوانین به‌صورت زیر باشند:

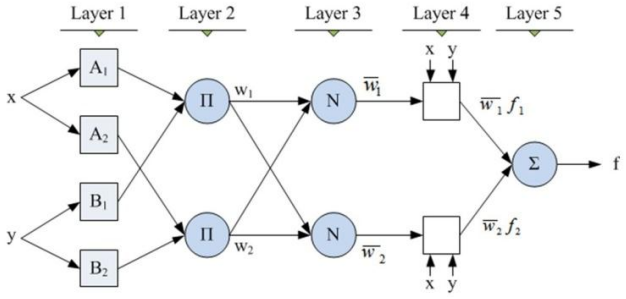
Rule1: If x is A_1 and y is B_1, then $f_1 = p_1x + q_1y + r_1$

Rule2:If x is A_2 and y is B_2, then $f_2 = p_2x + q_2y + r_2$

اگر برای غیر فازی‌سازی از غیر فازی‌ساز میانگین مراکز استفاده شود خروجی به‌صورت زیر خواهد بود:

$$\overline{w_1} = \frac{w_1}{w_1+w_2} \quad \overline{w_2} = \frac{w_2}{w_1+w_2} \qquad (۱)$$

استفاده از شبکه‌های تطبیقی فازی عصبی با هدف افزایش قدرت استنتاج صحیح صورت می‌پذیرد. ساختار معادل ANFIS به‌صورت شکل ۳ می‌باشد.



شکل ۳- ساختار معادل ANFIS

شبکه‌های عصبی حافظه طولانی کوتاه‌مدت

در این بخش به‌طور خلاصه به‌مرور شبکه‌های عصبی حافظه طولانی کوتاه‌مدت (LSTM) پرداخته می‌شود. شبکه عصبی حافظه طولانی کوتاه‌مدت برای اولین بار توسط هاک‌ریتر[1] و اشمدیبر[2] با هدف غلبه بر مشکلات برگشتی[3] مربوط به دنباله‌های طولانی‌مدت ارائه گردید. درواقع هاک‌ریتر و اشمدیبر شبکه‌های عصبی حافظه طولانی کوتاه‌مدت را جهت بهبود عملکرد شبکه‌های عصبی بازگشتی[4] سنتی ارائه نمودند.

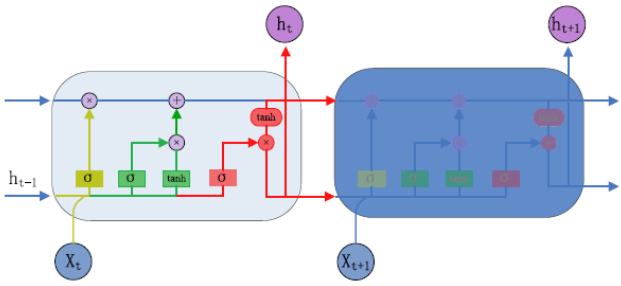
LSTM یک زیرمجموعه از RNN ها بوده که برای یادگیری سیستم‌های هوشمند مختلف معرفی شده است. تکنیک‌های مشابه قبلی که جهت یادگیری سیستم‌های هوشمند معرفی شده بودند با مشکلاتی مانند برنامه‌نویسی سنگین و مسائل پیچیده درگیر بودند. LSTM می‌تواند به‌طور مناسب وابستگی‌های طولانی‌مدت داده‌ها را شناسایی کند؛ بنابراین این توانایی را دارد که پیچیدگی داده‌ها را به‌منظور حل مشکلات شبکه‌های بازگشتی ساده[5] بهینه‌سازی نماید.

معماری LSTM که در شکل ۴ نشان داده شده است یک سلول حافظه را برای نگهداری وضعیت قبلی برای تعداد مشخصی از بازه‌های زمانی استفاده نموده و با استفاده از مکانیزم دروازه غیرخطی[6]، جریان اطلاعات ورودی و خروجی سلول را بهینه می‌نماید. با توجه به توانایی LSTM در غلبه بر ماهیت پیچیدهٔ داده‌های مربوط به سری‌های زمانی متوالی، لذا از آن جهت یادگیری عمیق یک سیستم استفاده می‌گردد. معماری LSTM شامل سه لایهٔ اصلی می‌باشد که عبارت‌اند از: یک لایه ورودی، یک

$$f = \frac{w_1 f_1 + w_2 f_2}{w_1 + w_2} = \overline{w_1} f_1 + \overline{w_2} f_2$$

[1] Hochreiter
[2] Schmidhuber
[3] back propagation problems
[4] Recurrent Neural Networks (RNNs)
[5] Simple Recurrent Networks (SRNs)
[6] non-linear gating mechanism

لایه خروجی و تعدادی لایه پنهان. سلول‌های حافظه‌ای در لایه‌های مخفی استفاده شده و هر یک از آن‌ها دارای سه دروازه شامل دروازه ورودی[1]، دروازهٔ فراموشی[2] و دروازهٔ خروجی[3] به همراه یک اتصال بازگشتی بوده که به دروازه سلولی[4] معروف می‌باشد. دروازه سلولی LSTM دارای نقش مهمی در این معماری می‌باشد زیرا دارای قابلیت یادآوری مقادیر بسیار مهم مربوط به داده‌های قبلی می‌باشد. LSTM جهت رفع مشکلات مربوط به ناپدید شدن گرادیان که در طول آموزش RNN های سنتی اتفاق افتاده است، ارائه شده است.



شکل ۴- معماری LSTM

در تحقیق جاری اطلاعات مربوط به دبی رودخانه زاینده رود در ایستگاه قلعه شاهرخ به عنوان سری زمانی در نظر گرفته شده و به عنوان ورودی های شبکه های یادگیری عمیق ANFIS و LSTM در نظر گرفته شد. با توجه به قدرتی که شبکه های یادگیری عمیق مذکور در پیش بینی مقادیر آینده سری های زمانی دارند لذا از آنها به عنوان ابزارهایی جهت پیش بینی دبی رودخانه زاینده رود استفاده گردید. جهت انجام این کار ۸۰ درصد از از داده ها به عنوان
داده های آموزشی و ۲۰ درصد باقی مانده به عنوان داده آزمایشی در نظر گرفته شد.

مجموعه داده‌های آموزشی برای آموزش مدل ANFIS مورد استفاده قرار گرفته است درحالی‌که مجموعه داده‌های آزمایشی برای ارزیابی عملکرد و سنجش میزان دقت مدل ANFIS پس از آموزش استفاده شده است. ANFIS به‌عنوان بهترین مدل برای به حداقل رساندن خطاهای آموزش و آزمایش انتخاب شده است. در رویکرد پیشنهادی از تابع عضویت گاوسی برای رسیدن به نتایج بهینه استفاده شده است. همچنین ضمن استفاده از ANFIS در پیش‌بینی دبی رودخانه، از دو متد تولید سیستم استنتاج فازی[5] بنام Subtractive Clustering و FCM استفاده گردیده است. پارامترهای مورد استفاده در مدل ANFIS هنگام استفاده از متد تولید سیستم استنتاج فازی Subtractive Clustering به ترتیب عبارت‌اند از:

- ✓ Influence radius: 0.55
- ✓ Maximum number of epochs: 200
- ✓ Error goal: 0
- ✓ Initial step size: 0.01
- ✓ Step size decrease rate: 0.9
- ✓ Step size increase rate: 1.1
- ✓ Number of nodes: 32
- ✓ Number of linear parameters: 12
- ✓ Number of nonlinear parameters: 20
- ✓ Total number of parameters: 32
- ✓ Number of training data pairs: 1279
- ✓ Number of checking data pairs: 0
- ✓ Number of fuzzy rules: 2

همچنین پارامترهای مورد استفاده در مدل ANFIS هنگام استفاده از متد تولید سیستم استنتاج فازی FCM به ترتیب عبارت‌اند از:

- ✓ Number of clusters: 10
- ✓ Partition matrix exponent:2
- ✓ Maximum number of iterations:200
- ✓ Minimum improvement:1e-5
- ✓ Maximum number of epochs: 200
- ✓ Error goal: 0
- ✓ Initial step size: 0.01
- ✓ Step size decrease rate: 0.9
- ✓ Step size increase rate: 1.1
- ✓ Number of nodes: 128
- ✓ Number of linear parameters: 60
- ✓ Number of nonlinear parameters: 100
- ✓ Total number of parameters: 160
- ✓ Number of training data pairs: 1279
- ✓ Number of fuzzy rules: 10

بحث و نتایج

در این بخش نتایج شبیه‌سازی رویکرد پیشنهادی جهت ارزیابی عملکرد آن توضیح داده شده است. برای این منظور، رویکردهای ارائه شده شبیه‌سازی‌شده شدند. شبیه‌سازی رویکردهای پیشنهادی با استفاده از نرم‌افزار MATLAB انجام شده است. MATLAB یک بسته نرم‌افزاری برای محاسبات عددی و تجزیه‌وتحلیل داده‌ها می‌باشد که توسط Mathworks Inc توسعه و نگهداری می‌شود. MATLAB یک نرم‌افزار قابل‌انعطاف و قابل‌اعتماد بوده که برای مدل‌سازی، شبیه‌سازی و تجزیه‌وتحلیل سیستم‌های مختلف مورد استفاده قرار می‌گیرد.

همان‌طور که ذکر شد، در این تحقیق از مدل‌های ANFIS و

[1] Input Gate (IG)
[2] Forget Gate (FG)
[3] Output Gate (OG)
[4] Cell Gate (CG)
[5] FIS generation method

LSTM جهت پیش‌بینی دبی رودخانه استفاده شده است. جهت استفاده از مزایای این مدل‌ها و نشان‌دادن عملکرد آن‌ها، سیستم با استفاده از داده‌های آموزش مورد آموزش قرار گرفته و سپس با استفاده از داده‌های آزمایش، مورد آزمایش قرار گرفت. در این بخش نتایج شبیه‌سازی مربوط به استفاده از مدل‌های ANFIS و LSTM جهت پیش‌بینی دبی رودخانه ارائه شده است. برای این منظور، خطای جذر میانگین مربعات (RMSE)، خطای میانگین مربعات (MSE)، میانگین خطا (Error Mean)، انحراف معیار خطا (Error St.D) و همچنین دقت پیش‌بینی داده‌ها (Accuracy) با استفاده از مدل‌های ANFIS و LSTM محاسبه و نشان داده شده است.

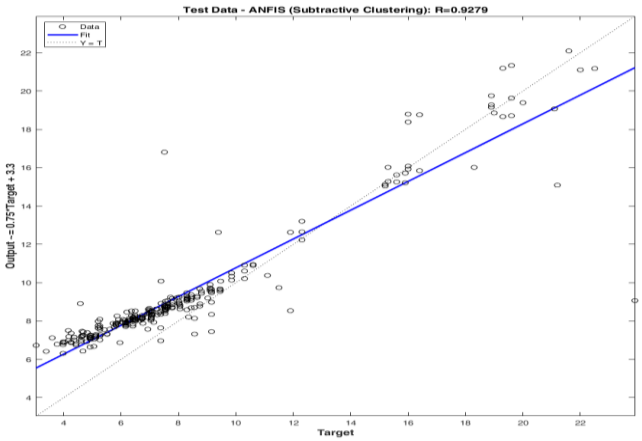
جهت ارزیابی صحت روش های پیشنهادی، از یک دیتاست که شامل ۱۴۲۶ نمونه از داده‌های مربوط به نرخ دبی روخانه می‌باشند استفاده شده است. همچنین، ۸۰ درصد از داده‌ها جهت آموزش سیستم و ۲۰ درصد داده‌ها جهت آزمایش سیستم استخراج شده‌اند. شکل ۵، نتایج استفاده از تکنیک های یادگیری عمیق ANFIS (Subtractive Clustering) و ANFIS (FCM) و LSTM را بر روی داده‌های آزمایش نشان می‌دهد. برای نشان‌دادن اثربخشی
تکنیک‌های ذکرشده، داده‌های هدف[1] و داده‌های خروجی[2] به ترتیب با رنگ‌های سیاه و قرمز مشخص شده‌اند. همچنین ارزیابی نرخ خطای داده‌های آزمون پس از اعمال ANFIS (Subtractive Clustering) و ANFIS (FCM) و LSTM به دیتاست در شکل ۶ نشان داده شده است. بعلاوه، برای نشان دادن موفقیت رویکردهای پیشنهادی در پیش‌بینی دبی رودخانه، رگرسیون مقادیر هدف و مقادیر خروجی محاسبه و نشان داده شده است. رگرسیون ناشی از اعمال تکنیک‌های ANFIS (Subtractive Clustering) و ANFIS (FCM) و LSTM بر روی داده‌های آزمون در شکل ۷ نشان داده شده است.

با ملاحظهٔ شکل های ۵، ۶ و ۷، این‌چنین می‌توان نتیجه گرفت که استراتژی‌های پیشنهادی دارای موفقیت بسیاری در پیش‌بینی نرخ دبی رودخانه می‌باشند، زیرا این روش‌ها قادر هستند این کار را با دقت حداقل حدود ۹۳٪ انجام دهند. براساس این شکل‌ها اثبات می شود دقت تکنیک ANFIS (Subtractive Clustering) حدود ۹۳٪، دقت تکنیک ANFIS (FCM) بیش از ۹۴٪ و دقت تکنیک LSTM بیش از ۹۳٪ بوده که یک نتیجهٔ قابل‌قبول می‌باشد.

جدول ۱، عملکرد سه استراتژی پیش‌بینی‌کننده مقادیر مربوط به دیتاست را که شامل ۲۸۶ نرخ دبی رودخانه می‌باشد براساس پارامترهای ارزیابی خطای میانگین مربعات (MSE)، خطای جذر میانگین مربعات (RMSE)، میانگین خطا (Error Mean)، انحراف معیار خطا (Error St.D) و دقت پیش‌بینی (Accuracy) به‌طور خلاصه نشان می‌دهد. براساس این پارامترهای مندرج در جدول ۱، واضح است به ترتیب تکنیک های ANFIS (FCM)، LSTM و
ANFIS (Subtractive Clustering) دارای بهترین عملکرد در پیش بینی دبی رودخانه زاینده رود در ایستگاه قلعه شاهرخ می باشند.

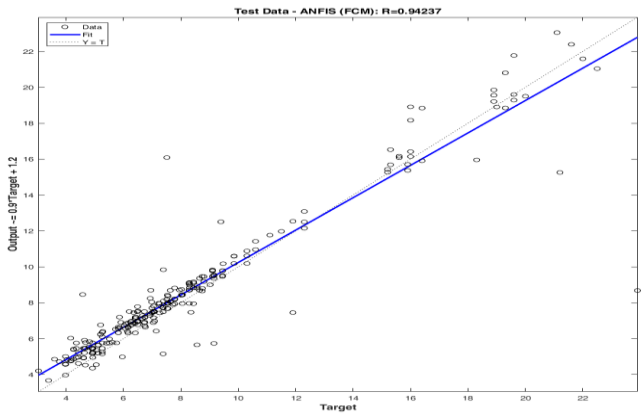
نتیجه گیری

در این مقاله با استفاده از روش های نوین در هوش مصنوعی و روش های یادگیری عمیق، پیش بینی دبی رودخانه زاینده رود در ایستگاه قلعه شاهرخ صورت گرفت. در همین راستا تکنیک های هوش مصنوعی ANFIS و LSTM با پارامترهای مناسب انتخاب و تنظیم شدند. نتایج شبیه‌سازی نشان‌دهندهٔ ۹۳ درصد الی ۹۴ درصد دقت در پیش بینی دبی رودخانه زاینده رود در ایستگاه قلعه شاهرخ می‌باشد.

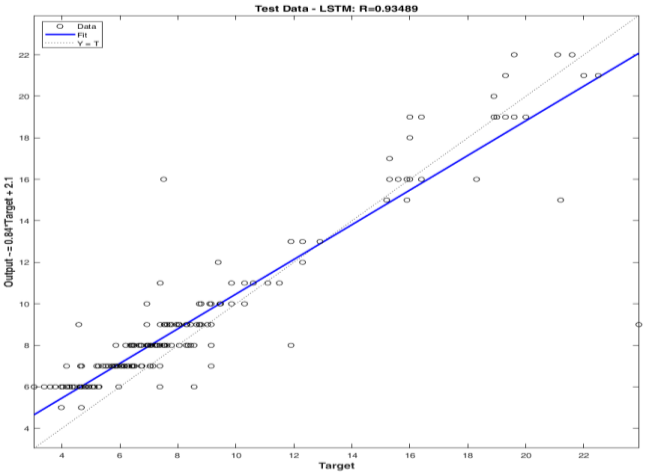


الف

[1] target data
[2] output data

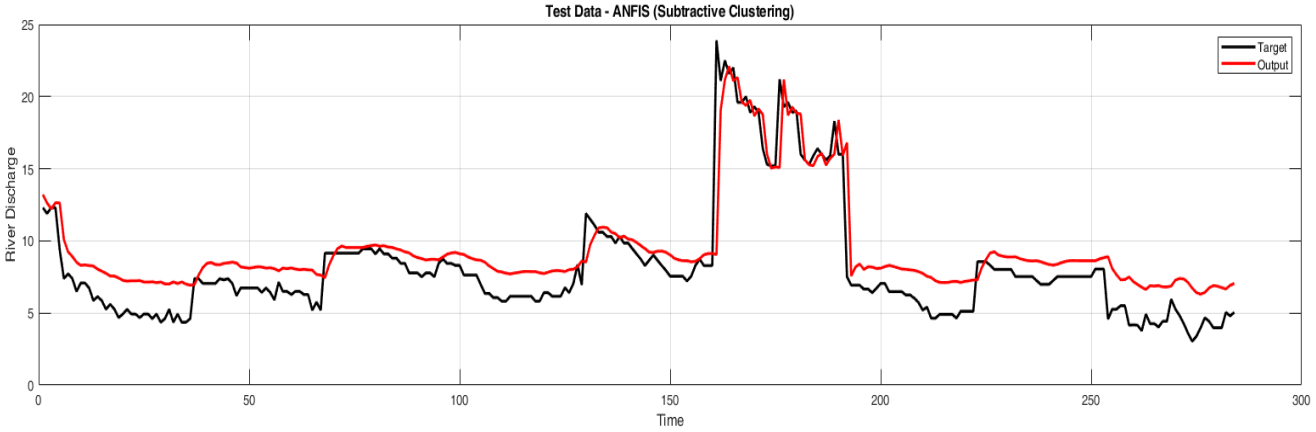


ب

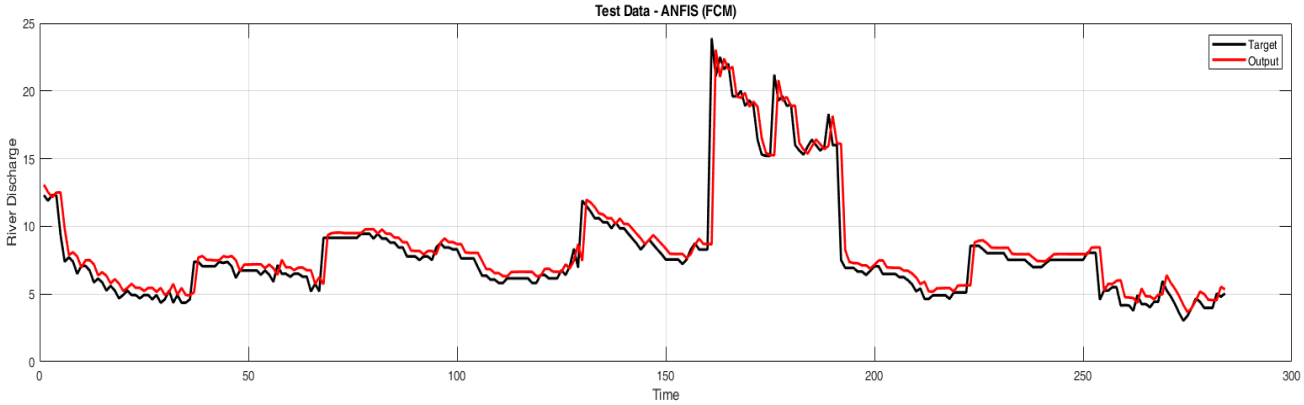


ج

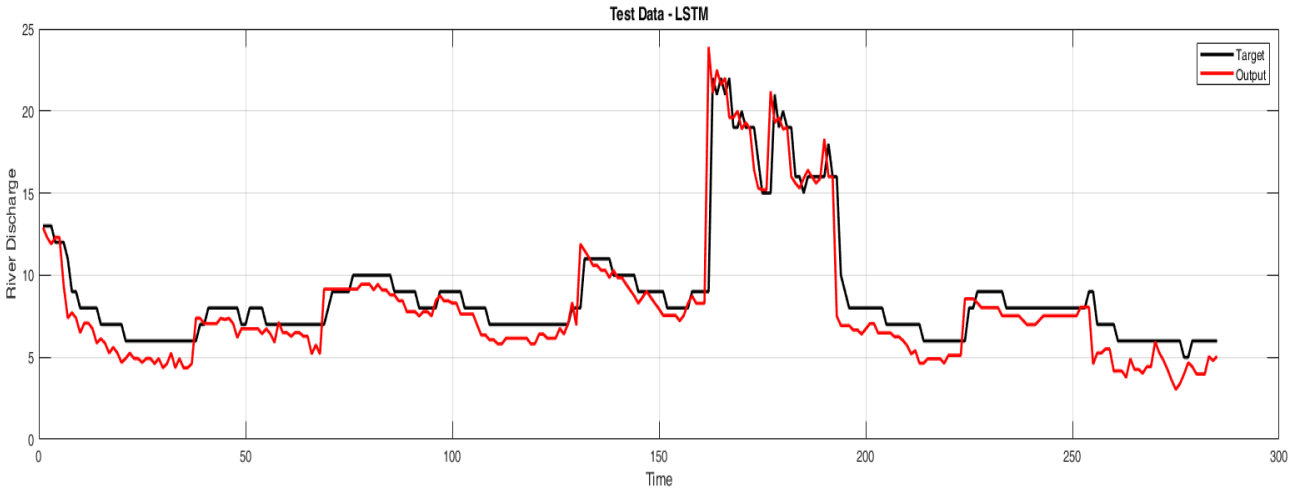
شکل ۷- ارزیابی نرخ خطای داده‌های آزمون پس از اعمال ANFIS (Subtractive Clustering) (الف) ، ANFIS (FCM) (ب) و LSTM (ج) بر روی ۲۸۶ نمونه از داده‌های آزمایش



الف

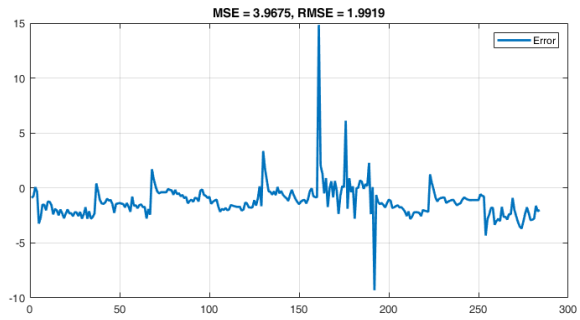


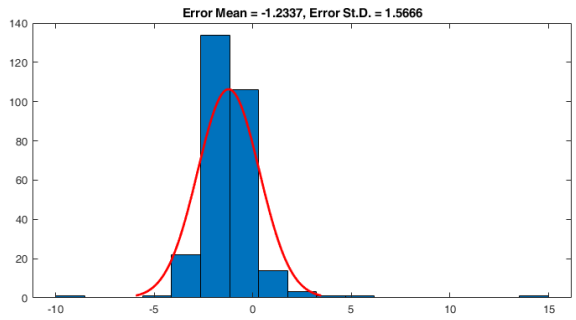
ب



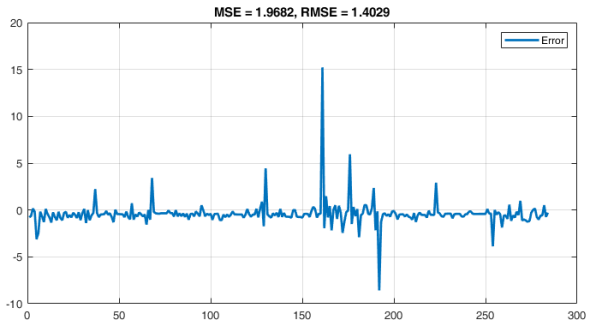
ج

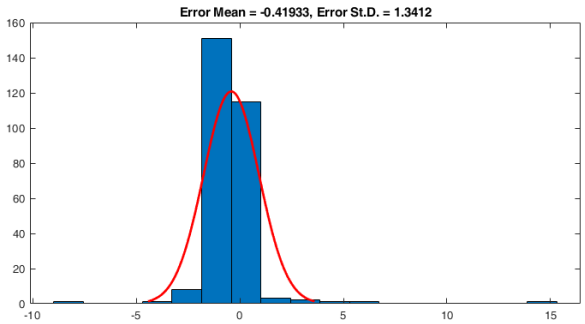
شکل ۵- پیش‌بینی نرخ دبی رودخانه برای ۲۸۶ نمونه از داده‌های آزمایش با استفاده از ANFIS (Subtractive Clustering) (الف) و ANFIS (FCM) (ب) و LSTM (ج)



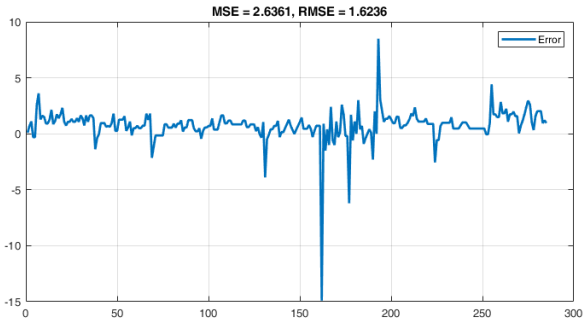


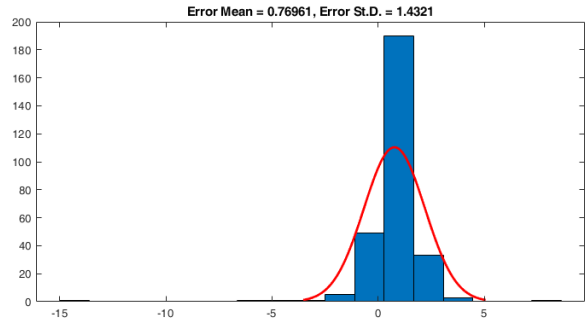
الف





ب





ج

شکل ۶ – ارزیابی نرخ خطای داده‌های آزمون پس از اعمال ANFIS (Subtractive Clustering) (الف) ، ANFIS (FCM) (ب) و LSTM (ج) بر روی ۲۸۶ نمونه از داده‌های آزمایش

جدول ۱- خطای جذر میانگین مربعات، میانگین خطا، انحراف معیار خطا و دقت ، دیتاست شامل ۲۸۶ داده

Number of Data: 286					
	MSE	RMSE	Error Mean	Error St.D.	Accuracy
ANFIS (Subtractive Clustering)	۳,۹۶	۱,۹۹	-۱,۲۳	۱,۵۶	٪۹۲,۷
ANFIS (FCM)	۱,۹۶	۱,۴۰	-۰,۴۱	۱,۳۴	٪۹۴,۲
LSTM	۲,۶۳	۱,۶۲	۰,۷۶	۱,۴۳	٪۹۳,۴

منابع

۱) عبداللهی، ز. کاویان، ع. شاهدی، ک. عبداللهی، ن و جعفری، م. (۱۳۹۵). پیش بینی مقادیر دبی روزانه رودخانه تالار با استفاده از مدل یادگیری کندرو، نشریه آب و خاک (علوم و صنایع کشاورزی)، جلد ۳۰، شماره ۶ ، صفحات ۱۸۷۴ تا ۱۸۸۷.

۲) فتح آبادی، ا. سلاجقه، ع و مهدوی، م. (۱۳۸۷). پیش بینی دبی رودخانه با استفاده از روش های نوروفازی و مدل های سری های زمانی، مجله علمی - پژوهشی علوم و مهندسی آبخیزداری ایران، سال دوم، شماره ۵، صفحات ۲۱ تا ۳۰.

۳) میرزاپور، ح و طهماسبی پور، ن. (۱۳۹۶). پیش بینی دبی ماهانه رودخانه کاکارضا با استفاده از مدل های سری زمانی، ARIMA فصلی، فصنامه علمی پژوهشی اکوبیولوژی تالاب – دانشگاه آزاد اسلامی واحد اهواز، سال نهم، شماره ۳۴، صفحات ۷۵ تا ۸۶.

۴) طهماسبی بیرگانی، ی و محسنی، ن. (۱۳۸۹). تعیین دبی رودخانه با تزریق ثابت استفاده از داده های آزمایشگاهی، تحقیقات منابع آب ایران، سال ششم، شماره ۳، صفحات ۳۵ تا ۴۱.

۵) باباعلی، ح و دهقانی، ر. (۱۳۹۶). پیش بینی دبی سیلابی با استفاده از شبکه ی عصبی موجک، هیدروژئومورفولوژی، شماره ۱۱، صفحات ۱۴۹ تا ۱۶۸.

۶) صمدی، م. بهره مند، ع و فتح آبادی، ا. (۱۳۹۸). پیش بینی دبی ماهانه ورودی به سد بوستان در استان گلستان با استفاده از مدل های داده کاوی و ترکیبی، نشریه علمی-پژوهشی مهندسی و مدیریت آبخیز، جلد ۱۱، شماره ۴، صفحات ۱۰۴۴ تا ۱۰۵.

۷) کرمی، م. سروستان، ر و صبوری، ر. (۱۳۹۹). پیش بینی اثر تغییر اقلیم بر دبی ماهانه رودخانه کارون با به کارگیری مدل های چندگانه خطی، نشریه علمی-پژوهشی مهندسی و مدیریت آبخیز، جلد ۱۲، شماره ۱، صفحات ۴۴ تا ۵۶.

۸) سی و سه مرده، م و ولی پور، ع. (۱۳۹۹). برآورد دبی رودخانه با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی و نرم افزار NeuroSolutions: مطالعه موردی رودخانه زرینه رود میاندوآب، رویکردهای نوین در مهندسی عمران، دوره چهارم، شماره ۱، صفحات ۳۰ تا ۴۳.

9) W. Suparta and K. M. Alhasa, (2016). Adaptive Neuro-Fuzzy Interference System, Modeling of Tropospheric Delays Using ANFIS, Springer Briefs in Meteorology.

10) S. Hochreiter and J. Schmidhuber, (1997). Long short-term memory, Neural computation, Vol. 9, No. 8, pp. 1735–1780.

11) C .H. Liu, T. H. Yang and O. T. Wijaya (2022). Development of an Artificial Neural Network Algorithm Embedded in an On-Site Sensor for Water Level Forecasting, Sensors 2022, 22, 8532.