

پیش بینی بده با کاربرد شبیه تلفیقی شبکه‌ی عصبی مصنوعی و تجزیه‌ی موجکی، و مقایسه نتایج با شبیه آنفیس (مطالعه‌ی موردی: رود کر)

علیرضا یزدان پناه*^۱، نادر برهمند^۲

چکیده

به علت بروز خشکسالی‌های متمادی و کاهش شدید بارندگی در چند دهه‌ی اخیر، پیش بینی وضعیت اندازه‌ی جریان منابع آبهای سطحی در رودها جهت مدیریت منابع آبی اهمیت ویژه‌ای یافته است. از این نظر، اندازه‌ی بده‌ی عبوری از رودخانه‌ها که مهمترین منبع تغذیه‌ی آب پشت سدها می باشند، جزء مهمترین عوامل در زمینه‌ی پیش بینی آبهای سطحی به‌شمار می رود. در این مطالعه از ترکیب دو ابزار شبکه‌های عصبی مصنوعی و نظریه موجک شبیه‌ی قدرتمند ایجاد شد که از آن برای پیش بینی بده‌ی ایستگاه دشتبال بر رود کر استفاده گردید. مقایسه‌ی نتایج این شبیه ترکیبی با شبیه آنفیس نشان داد که شبیه عصبی- موجکی، به شرط تنظیم فراسنجهای ساختار آن بهتر از آنفیس عمل کرده، و می تواند جایگزین مناسبی برای شبیه‌های پیش بینی قبلی باشد. بهترین شبیه با موجک گوسی در سطح سوم تجزیه به دست آمد. پس از آن، شبیه آنفیس با استفاده از ۴ تابع عضویت گوسی، و همچنین موجک دابشیز^۴ در سطح سوم تجزیه بهترین شبیه‌ها به دست آمدند.

واژه‌های کلیدی: شبکه‌های عصبی پرسپترون، نظریه‌ی موجک، آنفیس، پیش بینی بده، ایستگاه دشتبال.

^۱ - دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی عمران - دانشگاه آزاد اسلامی واحد لارستان

^۲ - استادیار گروه مهندسی عمران - دانشگاه آزاد اسلامی - واحد لارستان - ایران

* - نویسنده مسوول مقاله: eyp1234@yahoo.com

مقدمه

در دهه‌های اخیر، تغییرات آب و هوایی در سرتاسر کره زمین منجر به کاهش شدید بارندگی و رخدادان خشکسالی در برخی نواحی، و بروز بارانهای موسمی و سیل آسا در مناطقی دیگر شده که در نتیجه آنها خسارات بسیار زیادی هم به مردم و هم زیرساختهای دولتی وارد آمده است. فارغ از علت اصلی این تغییرات، راهی که به نظر می‌رسد تا حد زیادی می‌تواند باعث کاهش این زیانها گردد، برنامه ریزی و مدیریت منابع آب برای بهره وری در مناطقی است که دچار خشکسالی شده اند.

رودها مهمترین بخش از آبهای سطحی در حال جریان می‌باشند. بدهی^۱ رودها در طول سال متغیر بوده و این تغییرات بستگی به عوامل مختلفی از جمله دما، رطوبت، تبخیر و بارندگی منطقه مورد بررسی دارد. بدهی یک رود اندازه‌ی آب عبوری بر حسب لیتر در زمان یک ثانیه در سطح مقطع عرضی رود تعریف می‌شود. پیش بینی جریان به معنی تخمین اندازه‌ی حجم آوردهای رود یا تخمین متوسط بدهی آن در یک بازه‌ی زمانی در آینده می‌باشد (رضوی و کارآموز، ۱۳۸۲). از این نظر، اندازه‌ی بدهی عبوری از رودخانه‌ها که مهمترین منبع تغذیه آب پشت سدها هستند جزء مهمترین عوامل در زمینه‌ی پیش بینی آبهای سطحی به شمار می‌روند.

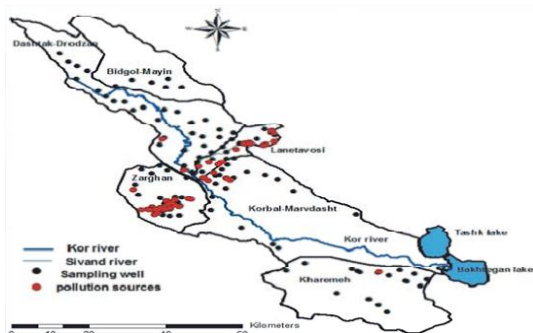
آنفیس جزء سامانه‌های جدید و ترکیبی بوده که نشان داده شده است از آن می‌توان به عنوان ابزاری کارآمد جهت پیش بینی رویدادهای محیطی استفاده کرد. شبیه آنفیس و نظریه‌ی موجک که بعدها بطور توسعه یافته‌تری در امر پیش بینی مورد استفاده قرار گرفتند به نحوی ساختاربندی شدند که به صورت ترکیبی با شبکه‌ی عصبی قادر بودند تا حد زیادی نقطه‌ی ضعف عمده‌ی شبکه‌های عصبی را که عمدتاً گیر کردن در کمینه‌های محلی بود، حل کنند. در تحقیقی از شبیه آنفیس جهت تخمین فراسنجهای شبیه‌های گروه زمانی، و همچنین پیش بینی آنها، شبیه سازهایی بر روی داده‌های ماهانه‌ی زاینده‌رود انجام شد. نتایج حاصل از پیش بینی شبیه‌هایی که فراسنجهای آنان با این روش تعیین شده بودند نشان- دهنده‌ی تخمین بهتر فراسنجهای نسبت به روشهای نظری

قبلی بود (گل محمدی و صفوی، ۱۳۸۹). در تحقیقی دیگر از یک شبیه مبتنی بر آنفیس جهت پیش بینی بده- ی رود کادونا^۲ بر اساس ویژگیهای ورودی بارش، دما، رطوبت نسبی و ارتفاع به کار برده شد. بر اساس یافته‌ها، نتیجه گرفته شد که شبیه مبتنی بر آنفیس به خوبی قادر بود از دیگر شبیه‌های مورد استفاده بر اساس ضریب همبستگی بهتر عمل نماید (فلورنشو و ایگوسی ۲۰۱۲). همچنین در تحقیقی سه شبیه شبکه‌ی عصبی، آنفیس و آرما برای پیش بینی جریان رود در دو ایستگاه آبسنجی حاجی قوشان و تمر روی رودخانه گرگان برای یک، دو و سه روز آینده به کار برده شد. در این تحقیق روشن گردید که شبیه آنفیس در هر سه مورد، پیش بینی روزهای آینده بسیار بهتر از دو روش دیگر عمل می‌کرد (وفاخواه ۱۳۹۱). در مطالعه‌ی دیگر از آنفیس جهت تخمین گروه‌های زمانی استفاده گردید. در این تحقیق، شبیه آنفیس بر اساس الگوهای ورودی ایجاد شد و تعداد توابع عضویت با ۲،۳،۴،۶ و ۸ امتحان گردیدند. علاوه بر آنفیس شبیه وایزی خودکار (AR) نیز استفاده شد و نتیجه‌ی نهایی برتری شبیه آنفیس را به روشهای پیش بینی سنتی نشان می‌داد (کرمانی و تشنه لب ۲۰۰۸).

علاوه بر آنفیس، شبیه ترکیبی عصبی-موجکی به عنوان شبیه اصلی در این مطالعه به کار گرفته شد. این ابزار گروه زمانی اصلی را به زیرگروه‌هایی با بسامدهای متفاوتی و در سطوح مختلف می‌شکند. موجک‌ها جزء دسته‌ی ای از توابع ریاضیاتی می‌باشند که برای تجزیه‌ی علامت پیوسته یا گسسته به مولفه‌های بسامدی آن کاربرد دارند. در مطالعه‌ای با توسعه شبیه هیبرید موجکی عصبی-فازی، بارش روزانه در حوضه‌های آبخیز ترکیه پیش بینی شد. در این مطالعه، داده‌های بارشهای روزانه- ی سه ایستگاه ترکیه انتخاب و با استفاده از تبدیل موجکی به تعدادی زیرگروه تجزیه شدند. سپس این زیر گروه‌ها به عنوان ورودی شبیه عصبی-فازی برای پیش بینی بارش روزانه استفاده شده، و در نهایت این شبیه را با شبیه عصبی-فازی مقایسه گردیدند. نتایج نشان می‌داند که پیش بینی این شبیه از شبیه عصبی-فازی دقیقتر عمل می‌کند (پارتال و کیشی، ۲۰۰۷). شبیه تلفیقی

² Kaduna¹ Discharge

ارتفاعات کوههای پلنگی و برآفتاب سرچشمه گرفته، از منطقه‌ی کامفیروز عبور کرده، و در نهایت وارد دریاچه بختگان می‌شود. این رود از نظر منبع آب آشامیدنی مناطق شهری اطراف، و همچنین آبیاری زمینهای کشاورزی منطقه از اهمیت زیادی برخوردار است (کشاورزی و نبوی، ۲۰۰۶). ایستگاه آسنجی دشتبال، که بر روی رودخانه کر احداث گردیده است، در سراب سد درودزن موقعیت جغرافیایی ایستگاه مذکور ۳۰.۲۰۳ درجه شمالی و ۵۲.۹۶۱ درجه شرقی می‌باشد. گفتنی است که، منطقه‌ی مورد مطالعه به سه منطقه‌ی دشت مرودشت، دشت خرامه و دشت زرقان تقسیم می‌شود. دشت مرودشت نیز به چهار منطقه‌ی کوچکتر به نامهای دشتک درودزن، مائین-بیدگل، دشتبال لانه طاووسی و مرودشت کربال تقسیم می‌گردد. متوسط بارندگی سالانه‌ی منطقه کمتر از ۳۰۰ میلی‌متر است که بخش اعظم آن از اواخر پاییز شروع شده و تا اوایل بهار ادامه می‌یابد؛ از این نظر، منطقه‌ی مزبور نیمه خشک محسوب می‌شود. میانگین بیشینه و کمینه‌ی دما به ترتیب ۴۲ و ۳ درجه‌ی سلسیوس بوده، و البته در تابستان دما تا ۴۹ درجه‌ی سلسیوس نیز می‌رسد. شکل (۱) موقعیت جغرافیایی رود کر و شهرهای عبوری از آن تا حوضه‌ی آبخیز دریاچه بختگان را نشان می‌دهد.



شکل ۱- محدوده‌ی منطقه‌ی جغرافیایی مورد مطالعه.

مجموعه‌ی داده مورد استفاده

مجموعه‌ی داده مورد استفاده مربوط به یازده سال از آمار متوسط ماهانه اندازه‌گیری شده در ایستگاه دشتبال می‌باشد. مجموعه شامل چهار نوع داده مختلف اندازه‌ی بارش، دما، تبخیر و بده‌ی رود کر است که همگی به

تبدیل موجکی و شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی خشکسالی و تخمین هوشمند بده‌ی جریان ورودی به سد مخزنی دز به‌وسیله‌ی ابراهیمی و بارانی (۱۳۸۴) ارائه شد. نتایج آنها نشان دادند که ترکیب موجک و شبکه‌ی عصبی توانایی پیش‌بینی شبکه‌ی عصبی را به اندازه‌ی قابل توجهی افزایش داده، و باعث افزایش سرعت پیش‌بینی بدون کاهش در دقت عملیات می‌شود. نتایج آنها نشان دادند که این تحلیل جهت مدیریت بهینه مخزن و همچنین تحلیل خطر کردن مخزن قابل استفاده خواهد بود. ونگ و لی (۱۹۹۸) نیز از تحلیل موجک همراه با شبیه‌سازی شبکه‌ی عصبی برای پیش‌بینی بارش-رواناب در چین استفاده نمودند. آنها از الگوریتم آتروس در تبدیل گسسته موجک به منظور پیش‌بینی بارش-رواناب بهره بردند. نتایج نشان دهنده‌ی این که شبیه‌سازی تلفیقی موجک-شبکه‌ی عصبی نقش مهمی در بهبود دقت پیش‌بینی گروه‌های زمانی آبشناسی دارد. نورانی و همکارانش (۲۰۰۹، ۲۰۱۱) نشان دادند که تبدیل موجک تجزیه‌گر موثر و مناسبی برای گروه‌های زمانی بودند و تجزیه‌ی علامتها با این ابزار به خوبی کارایی و قابلیت پیش‌بینی شبیه‌های آبشناسی را با استخراج ویژگیهای مفید در جداسازی مختلف بالا می‌برد.

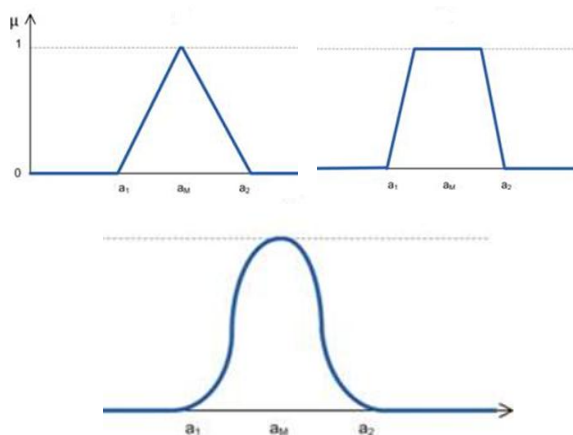
در این مطالعه قصد براین است با پیاده‌سازی روش ترکیبی عصبی-موجکی، که از جمله روشهای جدید پیش‌بینی محسوب می‌شود، ساختن شبیه‌سازی پیش‌بینی بده‌ی متوسط ماهانه‌ی رود کر، که اطلاعات آماری آن رود برگرفته از ایستگاه آسنجی دشتبال است فراهم گردد. علاوه بر آن، جهت مقایسه، شبیه‌سازی ترکیبی آنفیس پیاده‌سازی و در مورد مجموعه‌ی داده مذکور آزمایش خواهد شد. آنفیس که در واقع ترکیبی از دو سامانه‌ی شبکه‌ی عصبی و منطق فازی است شبیه‌ی قدرتمند در امر مهار کردن و پیش‌بینی محسوب می‌شود.

مواد و روشها

منطقه‌ی مورد مطالعه

موقعیت منطقه‌ی مورد مطالعه، که حوضه‌ی آبخیز سد درودزن استان فارس می‌باشد، که شامل مناطق شمال شرقی این استان بوده و منطقه‌ی ای را به وسعت ۹۶۵۰ کیلومتر مربع تشکیل می‌دهد. این حوضه از

عضویت^۴ می نامند. شکل (۲) سه نمونه از توابع عضویت معمول را نشان می دهد.



شکل ۲- سه تابع عضویت به ترتیب از بالا راست: ذوزنقه ای، مثلثی و گوسی.

شکل ترکیبی خاصی از منطق فازی تحت عنوان سامانه‌های فازی-عصبی^۵ ارائه شده، که اصطلاحاً آنفیس نامیده می شود (جانگ ۱۹۹۳).

هر چند این مطالعه مجالی جهت تشریح کامل این سامانه پیچیده را ندارد، به ذکر مثالی ساده از این سامانه بسنده می شود.

فرض شود سامانه استنتاج فازی تحت بررسی شامل دو ورودی X و Y و یک خروجی Z می باشد. علاوه بر این دو قانون به سبک تاکاگی-سوگنو نیز در پایگاه قوانین این سامانه وجود دارد که بصورت زیر می باشند (تاکاگی و سوگنو ۱۹۸۵).

$$\text{if } x \text{ is } A_1 \text{ and } y \text{ is } B_1 \text{ then } f_1 = p_1x + q_1y + z_1$$

$$\text{if } x \text{ is } A_2 \text{ and } y \text{ is } B_2 \text{ then } f_2 = p_2x + q_2y + z_2$$

قسمت بالایی شکل (۳) سامانه استنتاج فازی نوع سوم این شبیه و قسمت پایینی این شکل، آنفیس معادلش را نشان می دهد. عملیات هر لایه از آنفیس شکل (۳) به صورت زیر است.

لایه‌ی اول: هر گره i در این لایه مربعی بوده و تابع آن به صورت $O_i^1 = \mu_{A_i}(x)$ می باشد، که در آن X ورودی گره i و A_i نیز متغیر زبانی (کوچک بزرگ و...) مرتبط با

صورت متوسط ماهانه می باشند. این داده‌ها از ابتدای مهر ۱۳۷۷-۷۸ تا انتهای شهریور ۸۸-۱۳۸۷ اندازه گیری شده و بنابراین هر نوع داده شامل ۱۳۲ مقدار در طول ۱۱ سال آمار ماهانه خواهند بود.

البته آمار بارش و بده از اواخر دهه‌ی ۴۰ شمسی نیز در دست بود، ولی به علت نداشتن داده‌های متناظر برای دما و تبخیر امکان استفاده از داده‌های بیش از سال ۱۳۷۷ وجود نداشت. البته داشتن آمار ۱۰ سال از مجموعه‌ی داده بسنده بوده، و بیشتر بودن اطلاعات همیشه به این معنا نیست که می توان شبیه دقیقتری را به دست آورد، چرا که به نظر بسیاری، اندازه‌ی بارش و وضعیت آب و هوایی خصوصاً در مناطق جنوبی کشور از اواسط دهه‌ی هفتاد بسیار تغییر یافته است، بنابراین در صورت استفاده از آمار قبل از دهه‌ی هفتاد جهش ناگهانی در طی چند سال اتفاق خواهد افتاد که اربیبی زیادی در مورد شبیه نهایی ایجاد خواهد کرد که اصلاً مطلوب نیست.

آنفیس

منطق فازی به وسیله‌ی دانشمند بزرگ ایرانی پروفیسور لطفی زاده ارائه گردید، به مرور گسترده شد تا جایی که به عنوان یک ابزار بسیار قوی در پیش بینی، شبیه سازی، تنظیم و بررسی و بسیاری مسائل دیگر، خصوصاً در حوزه‌ی هوش مصنوعی تبدیل شد (زاده ۱۹۶۵). منطق فازی^۱ بر اساس مفهوم مجموعه‌ی فازی^۲ بنا شده است. یک مجموعه‌ی فازی به عنوان مجموعه‌ی ای تعریف می شود که مرزهای مشخص و دقیقی ندارد. به جای مقادیر صرف صفر و یک در منطق بولی، منطق فازی مقادیر متعددی از درجات بین صفر و یک را داراست، که به هر یک درجه‌ی عضویت^۳ گفته می شود. مقدار درجه‌ی عضویت صفر نشان کاملاً غلط، مقدار یک نشان کاملاً درست، و مقادیر دیگر درجه عضویت مابین این دو مقدار می باشند؛ تابعی که این مقادیر را محاسبه می کند را تابع

⁴ Membership Function

⁵ Neuro- Fuzzy

¹ Fuzzy Logic

² Fuzzy Set

³ Membership Degree

لایه‌ی پنجم: تنها گره این لایه دایره ای بوده و خروجی کلی را به صورت مجموع علائم ورودی محاسبه می‌کند.

تحلیل موجکی

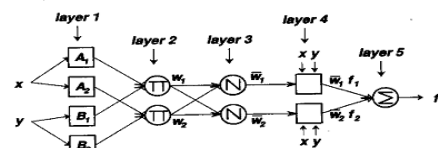
اغلب فرایندهای آشناسی را در زمره‌ی مسائل متغیر با زمان در نظر می‌گیرند که اصطلاحاً گروه زمانی^۴ نامیده می‌شوند. سابقاً برای تحلیل این گروهها از تبدیلات فوریه و تبدیلات معکوس فوریه استفاده می‌شد. این تبدیلات قادر بودند که مساله را از دامنه‌ی زمانی^۵ به دامنه‌ی فضایی^۶ و برعکس تبدیل کنند. اما همین تبدیلات به محاسبات بسیار پیچیده و زمانبری نیاز داشتند. افزون بر آن، فهم این گونه مسائل و فرایندهای پیچیده‌ی ریاضیاتی در دانش هر کسی نبود. پس از تبدیل فوریه، یکی از روشهایی که در سالهای اخیر در زمینه‌ی آشناسی مورد توجه قرار گرفته شده است، استفاده از تحلیل موجک به عنوان روشی موثر در زمینه تحلیل علائم و گروههای زمانی نایب است (لی و همکاران، ۱۹۹۷، ونگ و همکاران ۲۰۰۲). منظور از نایبستایی یک گروه زمانی این است که با گذاشتن زمان توزیع (پخشش) نمونه ای گروه متغیر بوده، و میانگین، واریانس آن با گذشتن زمان تغییر می‌کند، در حالی که گروه زمانی ایستا همانند ضربه‌ی ثابت صدای طبل روندی ثابت را تکرار می‌کند.

در یک نگاه کلی، هدف از اعمال یک تبدیل ریاضی بر یک علامت مانند تجزیه‌ی موجکی^۷، به دست آوردن اطلاعات اضافه ای است که در علامت خام اولیه موجود نمی‌باشد. نمایش یک علامت بر حسب زمان بهترین شکل برای توصیف آن نیست. در بسیاری موارد، اطلاعات سودمند علامت در محتوای بسامدی آن نهفته اند که اصطلاحاً به آن طیف بسامدی^۸ گفته می‌شود. تبدیل فوریه ابزاری است که با اعمال آن بر یک علامت حوزه زمان، می‌توان تمام بسامدهای تشکیل دهنده آن را به دست آورد. اما نقطه‌ی ضعف اصلی آن این است که نمی‌توان با این تبدیل، زمان رخ دادن هر یک از بسامد را در

این گره می‌باشد. در واقع این لایه مقدار عضویت X را بر اساس نوع تابع عضویت (مثلثی، دوزنقه ای یا گوسی) محاسبه می‌کند. به عنوان مثال، رابطه‌ی (۱) مربوط به یک تابع عضویت گوسی می‌باشد:

$$\mu_{A_i}(x) = \exp\left(-\frac{(x-c_i)^2}{a_i}\right) \quad (1)$$

که در آن a_i, b_i و c_i مجموعه‌ی فراسنجهای می‌باشند. همچنان که الگوریتم آموزشی در تکرارهای مختلف سعی در تغییرات این فراسنجهای به سمت بهینه شدن دارد، شکل تابع زنگوله ای نیز تغییر می‌کند. این فراسنجهای فراسنجهای مقدم^۱ گفته می‌شوند.



شکل ۳- سامانه‌ی استنتاج فازی (بالا) و آنفیس معادل (پایین).

لایه‌های دوم و سوم: گرههای این دو لایه دایره ای بوده، و بنابراین فراسنجهای خارجی ندارد. لایه‌ی دوم قدرت انگیزتگی^۲ قانون متناظر را با ضرب دو عبارت انگیزتگی $w_i = \mu_{A_i}(x) * \mu_{B_i}(x)$ محاسبه می‌کند. لایه‌ی سوم نیز وظیفه بهنجارسازی W_i های ورودی به هر گره را بر عهده دارد.

لایه‌ی چهارم: گرههای این لایه همگی مربع بوده و نشان می‌دهد که گرههایی با فراسنجهای خارجی می‌باشند. این فراسنجهای، فراسنجهای تالی^۳ گفته می‌شود و تابع هر گره به صورت زیر است.

$$O_i^4 = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + z_i) \quad (2)$$

که در آن \bar{w}_i خروجی لایه‌ی سوم، و (p_i, q_i, z_i) فراسنجهای تالی بوده و مانند فراسنجهای مقدم در هر تکرار الگوریتم به روز می‌شوند.

⁴ Time Series

⁵ Time Domain

⁶ Spatial Domain

⁷ Wavelet Decomposition

⁸ Spectral Frequency

¹ Premise Parameters

² Fire Strength

³ Consequent Parameters

به این ضرائب تقریب^۳ گفته می‌شود. همچنین ضریب خروجی صافی بالاگذر جزئیات بسامد بالای علامت را در بر دارند، و به همین دلیل به این ضرائب جزئیات^۴ گفته می‌شود.

نهایتاً، تبدیل موجک گسسته علامت با کنار یکدیگر قرار دادن خروجی صافیها از مرحله‌ی اول اعمال صافیها به دست می‌آید.

توابع موجکی مورد استفاده

توابع موجکی مورد استفاده در این مطالعه عبارتند از موجکهای هار^۵، دابشیز^۶ و گوسی که در ادامه هر یک تشریح می‌شوند.

موجک هار

موجک هار گروه خاصی از توابع است که اکنون به عنوان اولین موجک شناخته می‌شود. موجک هار ساده‌ترین موجک ممکن است که پیوسته نبوده و در نتیجه مشتق پذیر نمی‌باشد. موجک مادر هار به شکل زیر تعریف می‌شود:

$$\psi(t) = \begin{cases} 1 & 0 \leq t < 1/2 \\ -1 & \frac{1}{2} \leq t < 1 \\ 0 & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

موجک دابشیز^۴

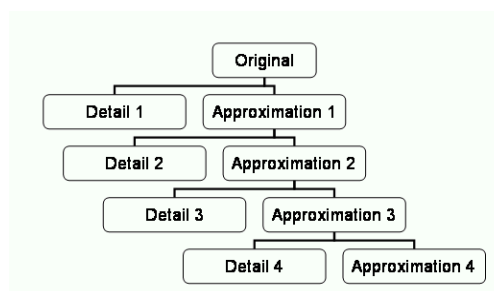
مشخصه‌ی اصلی این موجک، توابع پایه اورتوبهنجار بود (رزینکوف و ولز ۱۹۹۸). تابع مادر بر هر تابعی اورتوبهنجار خواهد بود به شرطی که تابع مربوطه را با ضریب 2^j جا به جایی و انبساطی را با همین ضریب در مورد آن اعمال کرد. تابع موجک هار فقط شامل ۲ ضریب $h_0 = h_1 = \frac{1}{\sqrt{2}}$ می‌باشد، در حالی که موجک دابشیز^۴ شامل ۴ ضریب می‌باشد که به ترتیب برابر با مقادیر زیر می‌باشند:

$$h_0 = \frac{1 + \sqrt{3}}{4\sqrt{2}}, h_1 = \frac{3 + \sqrt{3}}{4\sqrt{2}}, h_2 = \frac{3 - \sqrt{3}}{4\sqrt{2}}, h_3 = \frac{1 - \sqrt{3}}{4\sqrt{2}}$$

علامت اصلی مشخص کرد. به عنوان مثال اگر دو علامت متفاوت با بسامدهای یکسانی وجود داشته باشند، تبدیل فوریه آنها یکسان خواهد بود (پولیکار، ۱۹۹۴). بنابراین، تبدیل فوریه ابزار مناسبی جهت سنجش علامتها نیست، و پس از آن تجزیه‌ی موجکی جایگزین آن شد. تجزیه‌ی موجکی قادر است که تجزیه یک علامت را در سه بعد بسامد، زمان و دامنه را در یک تصویر نشان دهد، و برخلاف تبدیل فوریه قادر است زمان رخ دادن هر بسامد را تعیین کند. به علت نایستایی علامتها پنجره ای روی علامت قرار داده شده و در طول علامت جا به جات می‌شود، به نحوی که عرض پنجره به موازات تغییرات مولفه‌های بسامدی تغییر یافتنی، و بر این اساس تبدیل موجک پیوسته به صورت رابطه‌ی زیر بیان می‌شود:

$$CWT_x^\psi(\tau, s) = \frac{1}{\sqrt{|s|}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \cdot \psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) dt \quad (3)$$

که در آن τ, s به ترتیب فراسنجهای مقیاس^۱ و انتقال^۲ می‌باشند. علامت در هر سطحی به دو زیرعلامت به نامهای جزئیات و تقریب تجزیه می‌شود. در سطح بعد زیر علامت تقریب مجدداً به دو زیرعلامت تجزیه می‌گردد. این روند بطور بازگشتی تا عمق مشخصی ادامه می‌یابد. شکل (۴) روند تجزیه‌ی ۴ سطحی یک علامت را نشان می‌دهد.



شکل ۴- نمایش نحوه‌ی محاسبه‌ی تبدیل موجک گسسته چهار مرحله‌ای.

می‌توان مشاهده نمود که ضرائب خروجی صافی پایین گذر شکل اولیه علامت را دنبال می‌کنند. به همین دلیل

³ Approximation

⁴ Detail

⁵ Haar

⁶ Daubechies

¹ Scaling

² Translation

موجک گوسی

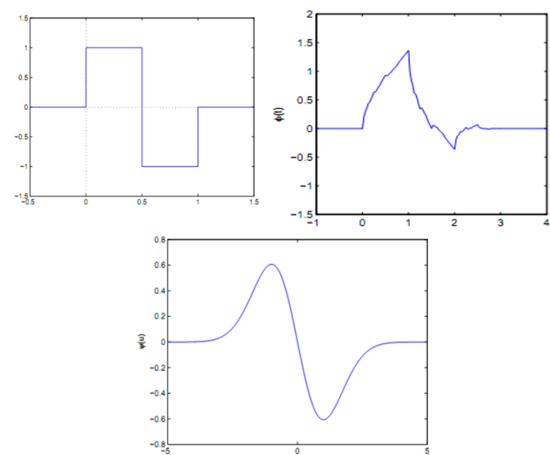
این موجک مشتق اول تابع گوسی می باشد. رابطه ریاضیاتی این موجک به صورت زیر است:

$$\Psi(u) = -u \exp\left(-\frac{u^2}{2}\right) \quad (5)$$

قابل ذکر است که مشتق دوم تابع گوسی نیز موجک کلاسه مکزیک‌ی را ایجاد می کند که رابطه‌ی آن بصورت زیر است:

$$\Psi(u) = \frac{2}{\sqrt{3}} \pi^{-\frac{1}{4}} (1 - u^2) \exp\left(-\frac{u^2}{2}\right) \quad (6)$$

هر سه موجک در شکل (۵) نشان داده شده است.

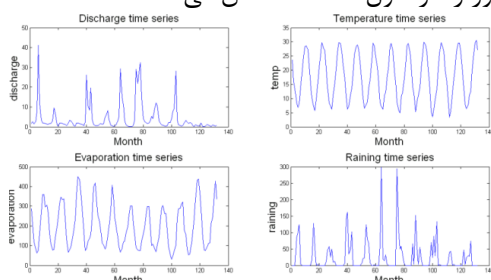


شکل ۵- توابع موجکی به ترتیب از بالا راست: دابشیز ۴، هار و گوسی.

تفاوت این ساختار با ساختار یک شبکه‌ی عصبی چندلایه در این است که به جای توابع فعالسازی، توابع موجکی در نرونهای لایه‌ی پنهان آن قرار داشته، و وظیفه‌ی تجزیه‌ی علامت را برعهده دارند. در این مطالعه سه تابع موجکی هار، دابشیز ۴ و گوسی به کار گرفته شده اند که در ادامه تشریح خواهند شد.

رویه ای که در این مطالعه جهت ایجاد یک شبیه ترکیبی عصبی- موجکی به کار گرفته شده شامل دو مرحله‌ی مجزا می باشد، که خروجی مرحله‌ی اول برابر با ورودی مرحله‌ی دوم بود، به نحوی که در مرحله‌ی اول با استفاده از تحلیل موجکی و ابزار درونی نرم افزار متلب، علامتهای مرتبط با مساله را تجزیه کرده، و ضرائب مناسب آن را تعیین می کنند. در مرحله‌ی دوم ضرائب محاسبه شده به عنوان ورودی به شبکه‌ی عصبی پرسپترون تریق می شود. علاوه برآن، خروجی مشاهداتی هر نمونه داده نیز هر دو مرحله را پشت سر گذاشته، و ضرائب موجکی به دست آمده‌ی علامت خروجی (بده) نیز به عنوان خروجی شبکه‌ی عصبی پرسپترون قرار داده می شود. با این حال با فراهم بودن مقادیر نرونهای لایه ورودی شبکه‌ی پرسپترون و هم مقدار نرون خروجی متناظر با هر نمونه داده، می توان الگوریتم آموزشی انتشار به عقب به منظور یادگیری شبکه را در مورد آن اعمال نمود.

بیان شد که مجموعه‌ی داده شامل چهار ویژگی بده، دما، تبخیر و اندازه‌ی بارش بود که آمار همگی بر حسب متوسط ماهانه مورد استفاده قرار گرفته است. قبل از هرگونه پیاده سازی هر یک از ویژگیهای مذکور در بازه‌ی [۰ ۱] بهنجار شده، سپس به یک علامت گروه زمانی تبدیل می شود. شکل (۷) چهار گروه زمانی بهنجار شده مذکور را در طول ۱۳۲ ماه نشان می دهد.

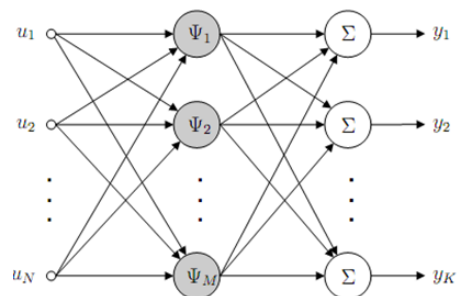


شکل ۷- گروه زمانی چهار ویژگی برگرفته از ایستگاه

دشتبال رود کر

شبیه سازی شبکه‌ی ترکیبی عصبی- موجکی

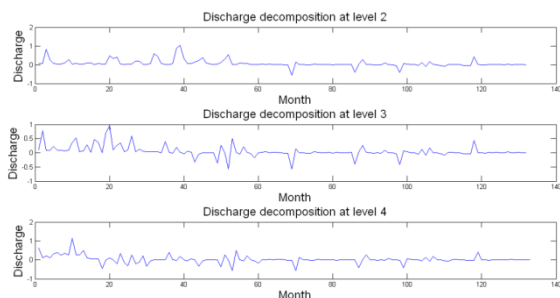
ساختار شبکه عصبی-موجکی بسیار شبیه به شبکه‌ی عصبی چندلایه است. همانند یک شبکه‌ی پیشخورا یک یا چند ورودی گرفته، معمولاً یک لایه‌ی پنهان داشته و لایه‌ی خروجی یک یا چند جمع کننده خطی می باشند. شکل (۶) نمونه ای از این نوع شبکه را نشان می دهد.



شکل ۶- ساختار شبکه عصبی-موجکی.

¹ Feed Forward

هر موجک تجزیه شده بر تابعی برازش یافته، و بدین ترتیب ضرائب هر موجک به دست می آید. شکل (۸) سه سطح تجزیه‌ی علامت بده را نشان می دهد.



شکل ۸- سه سطح اول تجزیه از ویژگی بده.

سپس برای هر ویژگی، موجک‌هایی که بیشترین ضریب تعیین با ضرائب بده‌ی متوسط را دارند انتخاب می-شوند. ضرائب موجک‌های انتخاب شده برای هر ویژگی به عنوان ورودی به شبکه‌ی عصبی پرسپترون تخصیص می یابند. پس از آموزش شبکه، با استفاده از ۷۵٪ از داده ها، شبکه‌ی آموزش دیده با ۲۵٪ باقی داده‌ها آزمون می شوند.

بحث و نتایج

در بخش قبل بیان شد که شبیه ترکیبی در دو مرحله‌ی متمادی پیاده سازی می شوند. در مرحله‌ی اول هر یک از چهار علامت در چهار سطح تجزیه، بهترین ضرائب انتخاب، و به عنوان ورودی لایه‌ی اول شبکه عصبی پرسپترون در نظر گرفته می شوند. علت این که چهار سطح تجزیه انتخاب شد این بود که علامت‌های تجزیه شده‌ی سطوح سوم و چهارم بسیار به هم شباهت داشته و در نتیجه، علامت‌های سطوح پایین تر نیز نمی توانستند اطلاعات اضافه تری را در اختیار بگذارند. این شباهت در شکل (۸) مشهود است. در مرحله‌ی دوم، پیاده سازی شبیه (شبکه‌ی عصبی پرسپترون)، زمان آینده به صورت $(t+1)$ در نظر گرفته شد، یعنی با داشتن ویژگی‌های چهارگانه‌ی متوسط ماه فعلی، انتظار می رفت که خروجی بده‌ی ماه بعدی نیز پیش بینی گردد؛ به عبارتی ساده تر خروجی بده بازای هر آمار ورودی، برابر با خروجی آمار بعدی قرار داده شد؛ بدین سان، با تغییر سه نوع تابع موجکی در مرحله‌ی اول، تغییر در تعداد نرونهای لایه‌ی

به دلایل متعددی، از جمله نادقیق بودن دستگاه‌های اندازه گیری، خطاهای انسانی و...، وجود نوفه در هر مجموعه داده ای انکارناپذیر است. نوفه ها بسته به اندازه‌ی بزرگی و انحراف از معیار نسبت به توزیع داده‌ها، تاثیر منفی بر نتایج شبیه پیش بینی گذاشته، و از این نظر قابلیت اطمینان شبیه به کار رفته را زیر سوال می برند. در مبحث علامت، نوفه ها را عمدتاً به صورت جمع شونده در نظر می گیرند و یا حتی اگر ماهیت آنها به صورت ضرب شونده باشد از عملگر لگاریتم برای حل این مشکل استفاده می شود. برای حذف نوفه چندین روش وجود دارد که در این مقاله از روش تبدیل موجک گسسته استفاده شده است. صرفنظر از روابط پیچیده‌ی تبدیل موجک گسسته که، به صورت سیگمای کانولوشن تابع علامت در یکی از صافیهای معرفی شده (توابع موجکی) بیان می شود، این تبدیل شامل دو فرانسج جابه جایی در زمان علامت و مقیاس فشردگی علامت است که هر دو به صورت توانهایی از ۲ می باشند؛ این امر موجب می شود که محاسبات تبدیل موجک فقط در مقادیر خاصی از علامت نمونه برداری شود (مالات ۱۹۸۹). این روش تبدیل جهت حذف نوفه مبتنی بر انتخاب یک حد آستانه بوده که در این مقاله از روش انتخاب حدآستانه به روش نرم (دونوهو ۱۹۹۵) استفاده شده است. این روش، تخمینی از علامت اصلی را فرض می کند که با احتمال بالا به نرمی و همواری (smooth) علامت اصلی است. با این فرض، حدآستانه‌ی موردنظر را برابر با $\sqrt{2 \log(n)} \cdot \sigma / n$ تخمین می زند، که σ برابر واریانس نوفه با میانگین صفر و n تعداد نمونه ها در فرایند نمونه برداری علامت می باشد. با داشتن یک حدآستانه‌ی مناسب، ضرائب در هر سطح تجزیه، که بزرگتر از آن باشند، به عنوان نوفه در نظر گرفته شده و صفر می شوند. هر گروه زمانی به عنوان یک علامت حوزه‌ی زمان بطور جداگانه به موجک‌هایی در ۴ مرحله تجزیه می شود. ضرائب و شکل علامت‌هایی که در سطوح تجزیه ۵ و بالاتر در ویژگی‌های مختلف مشاهده گردیدند بسیار شبیه و نزدیک به هم بودند؛ لذا، سطح تجزیه‌ی ۴ نه تنها کمکی به استخراج اطلاعات بیشتری نمی کرد، بلکه مرتبه‌ی زمانی الگوریتم را نیز بالا می برد.

معیار میانگین خطای نسبی

$$MRE = \sum_{i=1}^n \left| \frac{x(i) - \hat{x}(i)}{x(i)} \right| \quad (8)$$

معیار ضریب همبستگی

ضریب همبستگی با روابط زیر تعریف می‌شود:

$$R^2 = 1 - \frac{MSE}{F^*} \quad (9)$$

در این رابطه MSE میانگین مربعات خطاست که قبلاً شرح داده شد و F^* نیز به صورت زیر تعریف می‌شود.

$$F^* = 1/n \sum_{i=1}^n (X(i) - \bar{X})^2 \quad (10)$$

نتایج در قالب جدول و نمودار

جدول (۱) بهترین نتایج هر یک از موجکهای هار، دابشیز ۴ و گوسی را در طول نرونهاي مختلف نشان می‌دهد. به علت تعدد حالتهاي مختلف، امکان نشان دادن تمامی سطوح تجزیه در یک جدول وجود نداشته و فقط بهترین سطح برای هر موجک نشان داده شده است.

پنهان شبکه‌ی عصبی بین عدد ۵ تا ۲۰ و با گام ۵ و همچنین با تابع فعالسازی Logsig در این لایه، شبیه‌های پرشماری بدست آمدند. علاوه بر این، پس از یافتن نرون برتر لایه‌ی پنهان و جهت اطمینان بیشتر، دو نرون کمتر و دو نرون بیشتر از نرون برتر نیز مورد بررسی قرار گرفتند. هر شبیه بر اساس سه معیار ارزیابی مورد بررسی قرار گرفت. این معیارها بطور خلاصه در زیر آورده شده‌اند.

معیارهای ارزیابی

میانگین مربعات خطا

یکی از معیارهای ارزیابی کارایی شبیه، میانگین مربعات خطا می‌باشد که با رابطه‌ی زیر محاسبه می‌شود.

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (x(i) - \hat{x}(i))^2}{n} \quad (7)$$

که در آن X مقدار مشاهداتی، \bar{X} مقدار پیش‌بینی نمونه i و n تعداد کل نمونه‌های مورد بررسی می‌باشد.

جدول ۱- نتایج شبیه‌سازی ترکیبی عصبی- موجکی با موجکهای هار، دابشیز ۴ و گوسی روی تابع محرکه‌ی Logsig

تعداد نرون	سطح ۲ موجک هار					سطح ۳ موجک دابشیز ۴					سطح ۳ موجک گوسی				
	۴	۵	۶	۱۰	۱۵	۱۴	۱۵	۱۶	۲۰	۱۰	۱۵	۱۹	۲۰	۲۱	
MSE	۰.۰۹۴	۰.۰۸۹	۰.۰۹	۰.۰۸۹	۰.۰۹۷	۰.۰۷۱	۰.۰۷۱	۰.۰۷۱	۰.۰۶۹	۰.۰۶۳	۰.۰۶۰	۰.۰۶۰	۰.۰۵۸	۰.۰۵۹	
MRE	۰.۰۶۸	۰.۰۶۱	۰.۰۶۶	۰.۰۶۱	۰.۰۷۱	۰.۰۴۷	۰.۰۴۷	۰.۰۴۵	۰.۰۴۴	۰.۰۳۹	۰.۰۳۶	۰.۰۳۶	۰.۰۳۳	۰.۰۳۵	
R ²	۰.۹۰۳	۰.۹۱۸	۰.۹۱۶	۰.۹۱۶	۰.۹۰۹	۰.۹۲۵	۰.۹۲۵	۰.۹۳۰	۰.۹۳۱	۰.۹۳۶	۰.۹۳۱	۰.۹۴۱	۰.۹۴۳	۰.۹۴۶	

لازم به ذکر است که نتایج جدول (۱) مربوط به هر یک از موجکها روی تابع سیگموئیدی Logsig می‌باشد. با توجه به این جدول موجک هار در سطح ۲ و ۵ نرون لایه-ی پنهان شبکه‌ی عصبی بهترین نتایجش را با مقدار ضریب همبستگی ۰.۹۱۸ برای داده‌های آموزش کسب کرده است، حال آن که انتظار می‌رود که در سطوح با عمق بالاتر با فراهم کردن اطلاعات بیشتر نتایج بهتری حاصل شود. علت این است که موجک هار موجکی بسیار ساده می‌باشد که فقط از دو ضریب ساخته شده است. سادگی این موجک باعث شده است که به رغم استفاده از

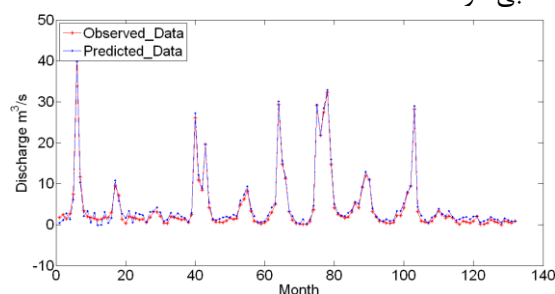
تابع فعالسازی قدرتمند Logsig، قادر نباشد که تمامی اطلاعات موجود در سطوح پایین تجزیه را استخراج کند. موجک دابشیز ۴ شامل ۴ ضریب است، و از این جهت، پیچیده‌تر و قویتر از موجک هار، که شامل فقط دو ضریب بود می‌باشد. این موجک به خوبی می‌تواند بسیاری از مشخصات و اطلاعات پنهان در علامتهای اصلی را استخراج کرده و استفاده کند. همچنین، استفاده از تابع محرکه‌ی Logsig در لایه‌ی پنهان شبکه‌ی عصبی پرسپترون به این برتری کمک زیادی کرده است. با توجه به جدول (۱)، موجک دابشیز ۴ با ۱۶ نرون لایه‌ی پنهان

مقایسه نتایج شبیه ترکیبی عصبی-موجکی با شبیه آنفیس و شبکه‌ی عصبی پرسپترون

سامانه‌ی ترکیبی عصبی-فازی (آنفیس) و شبکه‌ی های عصبی پرسپترون از جمله روشهای پیاده سازی شده‌ی ای می باشند که جهت مقایسه با نتایج مربوط به شبیه ترکیبی عصبی-موجکی انتخاب شده اند. نتایج آنفیس که روی شبیه پیش ساخته جنفیس^۱ ایجاد شده است شامل فرانسج نوع توابع عضویت می باشد. تابع گوسی و مثلثی دو نوع از بهترین و معمولترین توابع عضویت مورد استفاده در شبیه آنفیس می باشند که هر یک ممکن است سه، چهار و یا تعداد بیشتری تابع عضویت به خود گیرند. جدول (۲) نتایج اعمال آنفیس با توابع عضویت مثلثی و گوسی با تعداد سه، چهار و پنج عدد از این توابع را نشان می دهد. این جدول علاوه بر آنفیس، نتایج شبکه‌ی عصبی پرسپترون با تعداد نرونهای لایه‌ی پنهان بین ۵ تا ۲۰ با گام ۵ را نیز نشان می دهد.

همان طور که در جدول (۲) نیز نشان داده شده است، تابع گوسی بهترین جواب را برای شبیه آنفیس داده است. بهترین ضریب همبستگی و در شبیه ترکیبی عصبی-موجکی برابر با ۰.۹۴۸ بود، در حالی که بهترین مقداری که آنفیس کسب نموده است برابر با ۰.۹۳۷ می-باشد. بهترین مقادیر شبکه عصبی پرسپترون نیز بنا به این جدول برابر با ۰.۹۰۷ می باشد. با یک مقایسه‌ی سطحی نیز می توان دریافت که شبیه ترکیبی عصبی-موجکی نسبت به آنفیس و شبکه‌ی عصبی بهتر عمل کرده است، اما نکته ای که می بایست در نظر گرفت برتر بودن نتیجه آنفیس نسبت به بسیاری از بهترین نتایج شبیه عصبی-موجکی در موجکهای دیگر است. البته، نتایج شبکه‌ی عصبی چندان قابل مقایسه با دو شبیه ترکیبی نیست، و این امر نشان می دهد که ترکیب شبکه‌ی عصبی پرسپترون با انواع روشهای بهینه سازی یا پیش بینی می تواند منجر به بهبود نتایج نهایی شود.

شبکه‌ی عصبی بهترین نتیجه اش را با مقدار ضریب همبستگی ۰.۹۳۶ برای داده های آموزش حاصل نموده است. این نشان می دهد که این موجک قادر بوده است که از تعداد نرون بیشتری نسبت به موجک هار و بطور موثرتری استفاده کند. علاوه بر معیار ضریب همبستگی، دو معیار خطای میانگین مربعات خطا و میانگین خطای نسبی نیز در همین تعداد نرون حداقل مقدار را داشته اند و از این نظر، هماهنگ با ضریب همبستگی می باشند. اما با مقایسه ای بین بهترین نتایج دابشیز ۴ و بهترین نتایج موجک گوسی مشخص می شود که عملکرد موجک گوسی بهتر بوده است. اما به مانند دابشیز ۴، موجک گوسی نیز در سطح سوم تجزیه بهترین مقادیر را کسب کرده است، در حالی که تعداد نرونهای موثری که مورد استفاده قرار گرفته اند برابر ۲۰ عدد می باشد، و این امر نشان می دهد که موجک گوسی اطلاعات و مشخصه های ارزشمندتری را نسبت به دابشیز ۴ برای ورودی شبکه عصبی پرسپترون فراهم آورده است. موجک گوسی در این تعداد نرون، ضریب همبستگی برابر با ۰.۹۴۸ و همچنین از نظر دو معیار دیگر خطا حداقل مقدار را در همه حالات به دست آورده است. نتیجه‌ی نهایی این شد که کیفیت خروجیها به ورودی شبکه عصبی در لایه‌ی اول بستگی داشته، و ورودیهای شبکه‌ی عصبی در واقع همان خروجیهای شبیه تجزیه‌ی موجکی می باشند. شکل (۹) نزدیکی مقادیر مشاهداتی و پیش بینی بده‌ی متوسط ماهانه را به خوبی نشان می دهد. البته مقادیر پیش بینی گردیده در بهترین ترکیب از فرانسجهای شبیه یعنی استفاده از موجک گوسی در مرحله‌ی اول و تابع Logsig در مرحله‌ی دوم با استفاده از ۲۰ نرون لایه پنهان شبکه عصبی گرفته شده است.



شکل ۹- فاصله‌ی بین بده‌های اندازه گیری شده در بهترین حالت با مقادیر مشاهداتی.

^۱ Genfis

جدول ۲- نتایج اعمال آنفیس و شبکه‌ی عصبی در مورد مجموعه داده مورد بررسی

توابع عضویت	تابع عضویت مثلثی			تابع عضویت گوسی			
	تعداد توابع	۳	۴	۵	۳	۴	۵
آنفیس	R2	۰.۹۱۹	۰.۹۲۴	۰.۹۳۳	۰.۹۳۳	۰.۹۳۷	۰.۹۳۵
شبکه	تعداد نرونهای لایه پنهان	۵	۹	۱۰	۱۱	۱۵	۲۰
عصبی	R2	۰.۷۶۳	۰.۸۷۱	۰.۸۶۸	۰.۸۷۰	۰.۸۶۵	۰.۸۵۹

به عنوان یک نتیجه‌ی نهایی می توان شبیه ترکیبی عصبی-موجکی را برتر از شبیه آنفیس و شبکه‌ی عصبی پرسپترون به شمار آورد. این نتیجه به شرطی است که فراسنجهای پرشمار شبیه مذکور را با سعی و خطا آزمایش نمود تا بهترین ترکیب را از فراسنجهایش برای مجموعه داده انتخاب نمود.

نتیجه گیری

در این مقاله از روش ترکیبی قدرتمندی تحت عنوان شبیه عصبی-موجکی جهت پیش بینی بدهی متوسط ماهانه از آمار ۱۱ ساله از ایستگاه آبسنجی دشتبال واقع بر روی رودخانه‌ی کر استفاده گردید. مجموعه داده شامل چهار ویژگی بده، دما، تبخیر و اندازه ی بارش بود که همگی بر حسب متوسط ماهانه بودند. این ترکیب شامل چندین فراسنج از جمله نوع تابع موجکی، نوع تابع فعالسازی و تعداد نرونهای لایه‌ی پنهان شبکه عصبی بود که با جایگشتی از مقادیر مختلف، شبیه های متفاوتی از شبیه ترکیبی ساخته شد و بدین ترتیب بهترین شبیه از نظر حداکثر ضریب همبستگی انتخاب گردید. بهترین شبیه مربوط به موجک گوسی به همراه تابع فعالسازی Logsig و ۲۰ نرون لایه‌ی پنهان بود که ضریب همبستگی برابر با ۰.۹۴۸ را در سطح سوم تجزیه به دست داد. البته موجک دابشیز ۴ نیز با همین تابع فعالسازی و تعداد ۱۶ نرون لایه‌ی پنهان ضریب همبستگی ۰.۹۳۶ را در سطح سوم تجزیه به دست آورد. موجک هار نیز در سطح دوم تجزیه و فقط با تعداد ۵ نرون لایه‌ی پنهان ضریب همبستگی برابر با ۰.۹۱۸ را فراهم آورد. مقایسه‌ی نتایج نشان داد که هر چه تعداد نرونهای موثر در لایه‌ی پنهان بیشتر باشد نشان از قدرت بالاتر تابع موجکی و فعالسازی

خواهد بود. لازم به ذکر است به رغم این که عملیات تجزیه‌ی علامتها در چهار سطح انجام شد، ولی دو موجک دابشیز ۴ و گوسی در سطح سوم بهترین نتیجه را کسب کردند، حال آن که انتظار می رفت با بیشتر شدن عمق تجزیه و فراهم بودن اطلاعات بیشتری از علامت نتایج بهتری کسب شود. علت رویداد مزبور این بود که شکل‌های موج سطوح سوم و چهارم تجزیه‌ی علامت بده بسیار به هم نزدیک و شبیه بودند و افزایش سطوح تجزیه اطلاعات اضافه ای را در اختیار نمی گذاشت. در ادامه با پیاده سازی شبیه ترکیبی آنفیس و همچنین شبکه‌ی عصبی پرسپترون و اعمال آنها برای مجموعه‌ی داده مذکور نتایجی بر اساس معیارهای مختلف گرفته شد. با مقایسه‌ی نتایج سه شبیه با هم، برتری شبیه ترکیبی عصبی-موجکی نسبت به شبیه آنفیس و شبکه‌ی عصبی پرسپترون، به شرط تنظیم مقادیر مناسبی از فراسنجهای ثابت گردید.

منابع

۱. ابراهیمی، ل، و غ، بارانی. ۱۳۸۴. معرفی شبیه تلفیقی تبدیل موجکی و شبکه های عصبی برای پیش بینی خشکسالی حوزه های آبخیز سدها. مجموعه مقالات دومین کنفرانس سراسرگروه آبخیزداری مدیریت منابع آب و خاک. ۲۳۵۹-۲۳۵۴ ص.
۲. رضوی، س.س، م، کارآموز، ۱۳۸۲. استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی در پیش بینی ماهانه جریان رودخانه. مجموعه مقالات دهمین کنفرانس دانشجویی عمران، تهران، دانشگاه صنعتی امیرکبیر.

- approaches for modeling rainfall-runoff process. *J Hydrol.* 402:41-59.
14. Partal, T., and O. Kisi. 2007. Wavelet and neruro-fuzzy conjunction model for precipitation forecasting. *J Hydrol.* 342: 199-212.
 15. Polikar, R. 1994. The wavelet tutorial. Second Edition, Part 1.
 16. Resnikov, H. L., and R. W. Wells, 1998. Wavelet analysis: The scalable structure of Information. Springer.
 17. Samani, S, F, Boustani, and M. H. Hojati 2013. Screen for heavy metals from groundwater samples from industrialized zones in.
 18. Takagi, T, and M. Sugeno. 1985. Fuzzy identification of systems its application to modelling and control. *IEEE Trans. Sys, Man, and Cybernetics* 15: 116-132.
 19. Wang, W., J, Ding, and H. Xiang. 2002. The multi-time scale analysis of hydrological time series with wavelet transform. *J Sichuan Univ.* 35:14-7.
 20. Wang, R, and T. Lee. 1998. A study on the wavelet model of upland watersheds and its application to hydrological estimation. *Proc. Stat Meth Hydrolo Sys* . 12-21.
 21. Zadeh, L. A. 1965. Fuzzy sets. *Inform contr.* 8: 338-35.
 22. Zounemat- Kermani, M, and M. Teshnehlab. 2007. Using adaptive neuro-fuzzy inference system for hydrological time series prediction, Elsevier. 8: 928-936.
 ۳. گل محمدی، م.ح، ح، صفوی. ۱۳۸۹. پیش بینی گروه های زمانی تک متغیره آبشناسی با استفاده از سامانه فازی بر پایه شبکه عصبی تطبیقی پنجمین کنگره ملی مهندسی عمران. دانشگاه فردوسی مشهد.
 ۴. وفاه خواه م، ۱۳۹۱. تخمین بده از روی اشل با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی. اولین کنفرانس ملی راهکارهای دستیابی به توسعه پایدار. پژوهشکده سوانح طبیعی ایران. تهران.
 5. Donoho, D.L. 1995, De-noising by softthresholding: *IEEE Trans. on Inf. Theory*, 41: 613-627.
 6. Folorunsho, J.O, and E.O. Iguisi. 2012. Application of adaptive neuro fuzzy inference system in River Kaduna discharge forecasting, *J Appl Sci. Eng Technol* 4: 4275-4283.
 7. Jang, J.S.R. 1993. ANFIS: Adaptive network based fuzzy inference system, *IEEE Trans. Sys, Man. Cybernetics* 23: 665-685.
 8. Keshavarzi, A., and S. H. Nabavi. 2006. Dominant discharge the kor River. Fars Province, Iran. Tenth Int Water Technol Conf. IWTC10, Alexandria, Egypt.
 9. Li X, J. Ding. and H. Li. 1997. Wavelet analysis and its potential application to hydrology and water resources. *J Sichuan Union Univ Eng. Sci.* 52-49.
 10. Mallat, S. 1999. A wavelet tour of signal processing. Academic Press, New York.
 11. Marvdasht, Kharameh and Zarghan Plains, Shiraz, Iran. *World Appl. Sci J* 22: 380-388.
 12. Nourani, V, M.T. Alami, and M.H. Aminfar 2009. A combined neural-wavelet model for prediction of watershed precipitation. Lighvanchai. Iran, *Eng Appl. Artificial Intelligence*, 16:1-12.
 13. Nourani V, Kisi O. and Komasi M. 2011. Two hybrid artificial intelligence