

الگوی جدید بارش- رواناب حوضه آبریز هلیل رود با استفاده از مدل هیبرید شبکه عصبی- موجکی

مجتبی نوری، سید محمد میرحسینی: دانشگاه شهید باهنر کرمان

کامران زینالزاده: دانشگاه ارومیه

محمد باقر رهنما: دانشگاه شهید باهنر کرمان

پذیرش ۸۶/۱۱/۱۰

تاریخ: دریافت ۸۵/۷/۰۷

چکیده

برآورد سیلاب و مدیریت آن از دیرباز مورد توجه کارشناسان و مدیران علوم محیطی بوده است. برای این امر روش‌های بسیاری وجود دارد که یکی از چشم‌گیرترین آن‌ها استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی است. در این تحقیق، مدل بارش- رواناب حوضه آبریز رودخانه هلیل رود در جنوب‌شرق ایران ارائه شده است. ظهور تئوری‌های توانمند مانند منطق فازی^۱ و شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)، الگوریتم ژنتیک^۲ و موجک^۳ تحولی عظیم در تحلیل رفتار سیستم‌های دینامیک در علوم مختلف مهندسی ایجاد کرده است. در این مقاله با استفاده از تئوری موجک و شبکه عصبی، شبکه عصبی- موجکی طراحی شده است. در واقع عمل‌کرد شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (MLP)، با استفاده از موجک بهبود داده شده و با استفاده از شبکه عصبی- موجکی الگوی جدیدی در بارش- رواناب ارائه شده است. نتایج به‌دست آمده از این مدل با نتایج شبکه عصبی انتشار برگشتی و بنیادی شعاعی مقایسه شده است. در الگوی ارائه شده، داده‌ها در گروه‌های همگن با توجه به میزان بارش و رواناب و به‌کارگیری آن‌ها توسط شبکه عصبی- موجکی، دسته‌بندی شده است. کنترل دقت محاسبات با محاسبه ضریب همبستگی R، و ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) صورت گرفته است. نتایج حاکی از بهبود بسیار خوب عمل‌کرد شبکه عصبی- موجکی با استفاده از داده‌های تقسیم‌بندی شده با الگوی جدید است.

-
- 1 . fuzzy logic
 - 2 . genetic algorithm
 - 3 . wavelet

مقدمه

عدم تشابه مقیاس‌های زمانی و مکانی در فرآیندهای هیدرولوژیکی و عدم صحت در تخمین بعضی از پارامترهای مربوط به این فرآیندها، سبب ایجاد مشکلات در مواردی مانند تخمین و پیش‌بینی در هیدرولوژی شده است. در برخی موارد فهم روابط مشکل بوده و مدل‌سازی روابط، دقت کافی ندارد. یک راه‌کار مناسب، تعیین پاسخ‌های منطقی برای این‌گونه مسائل برای استفاده در طراحی و مدیریت منابع آب است. شبکه‌های عصبی مصنوعی، پردازش‌کننده‌های موازی هستند که دانش گرفته شده را در حین یادگیری ذخیره و آن را به ساختار شبکه منتقل می‌کنند. این شبکه‌ها بر اساس محاسبات بر روی داده‌های عددی یا مثال‌ها، قوانین کلی را یاد می‌گیرند [۱]. با توجه به کاربرد گسترده رابطه بارش- رواناب در علوم مرتبط با مهندسی آب، زمین‌شناسی، محیط زیست، عمران، آبخیزداری و سایر علوم، ارائه مدلی توانمند ضروری به نظر می‌رسد و پژوهش‌گران علوم محیطی در تکاپو برای ارتقای نتایج مربوط به مبحث بارش رواناب هستند. ویژگی قابل توجه شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)، توانایی آن‌ها در استخراج روابط بین ورودی‌ها و خروجی‌های یک فرآیند، بدون نیاز به درک شرایط پیچیده فیزیکی است ضمن این‌که قادرند یک فضای چندگانه را به دیگری تطبیق دهند [۲]. توانایی بالای شبکه عصبی در مدل‌سازی روابط غیرخطی سبب شده که در مسائل مربوط به تخمین و پیش‌بینی هیدرولوژی کاربرد داشته باشند [۳].

تئوری موجکی یکی از روش‌های علم ریاضی است که ایده اصلی آن برگرفته از تبدیل فوریه است، که در قرن نوزدهم مطرح شده است ولی استفاده از آن قدمتی ۱۰ ساله دارد. فوریه اساس کار را با آنالیز فرکانس ادامه داد، ولی به مرور زمان توجه محققان از آنالیز بر اساس فرکانس به آنالیز بر اساس مقیاس جلب شد. مفهوم کلی موجک‌ها را به صورت تئوری کنونی مورلت^۵ و گروهی در مرکز تحقیقات فیزیک نظری مارسی زیر نظر آلکس گراسمن^۶ در فرانسه ارائه

4..Artificial Neural Network

5 . Jean Morlet

6. Alex Grossman

کردند. روش‌های آنالیز موجکی را مایر^۷ و همکارانش ارائه کردند که این روش‌ها را گسترش دادند [۴].

در مقاله حاضر با استفاده از شبکه عصبی - موجکی چندلایه و ارائه الگوی جدید، به منظور تقسیم‌بندی داده‌ها و بهبود نتایج، مدل بارش رواناب حوضه آبریز هلیل رود ارائه شده است. به منظور ارائه مدل در آموزش شبکه عصبی در فایل ورودی از رواناب با تأخیرهای زمانی متداول استفاده نشده و به منظور مقایسه مدل‌های ارائه شده تنها بارندگی ایستگاه‌ها در مقابل رواناب خروجی حوضه آموزش و آزمون شده است.

مواد و روش‌ها

بارندگی - رواناب

با توجه به این‌که اغلب پروژه‌های مهندسی آب به طور مستقیم یا غیرمستقیم به میزان رواناب آن حوضه نیاز دارند، لازم است به نحوی تخمین دبی حوضه انجام پذیرد. تاکنون مدل‌های زیادی برای شبیه‌سازی بین عوامل مؤثر در تعیین دبی یک حوضه با در نظر گرفتن فیزیک مسئله پیشنهاد شده است که برای نمونه می‌توان به مدل هیدرولوژیکی HEC-HMS اشاره کرد. در این مدل‌ها برای شبیه‌سازی مسئله، داده‌های بسیار زیادی مانند بارندگی، تبخیر و تعرق منطقه، نفوذ، تلفات اولیه، زمان تمرکز و غیره مورد نیاز است [۵]. تحقیقات گسترده‌ای برای بررسی این فرآیند صورت گرفته که می‌توان به شبیه‌سازی جریان رودخانه‌ها با استفاده از طرح شبکه عصبی بر اساس مدل ریاضی فوریه [۶]، پیش‌بینی دبی اوج با استفاده از شبکه عصبی بر روی رودخانه هلیل [۷]، مقایسه شبکه عصبی مصنوعی و مدل HEC-HMS در فرآیند بارندگی و رواناب [۸]، بهینه‌سازی نتایج حاصل از یک مدل هیدرودینامیکی در پیش‌بینی جریان رودخانه توسط سیستم عصبی مصنوعی [۹]، مدل‌سازی فرآیند بارندگی - رواناب توسط شبکه عصبی مصنوعی [۱۰]، و مدل بندی جریان رودخانه‌ها توسط شبکه عصبی [۱۱]، اشاره کرد. نوری و همکاران (۱۳۸۴) با استفاده از شبکه‌های عصبی موجکی اقدام به شبیه‌سازی جریان

7. Y. Meyer

رودخانه هلیل‌رود کرده‌اند [۱۲]. در مدل‌های ارائه شده با توجه به این‌که ساختار شبکه عصبی^۸ بوده از پارامتر دبی به عنوان ورودی بهره گرفته شده و به ساختار فرآیند بارندگی توجهی نشده است. در این تحقیق با استفاده از ارائه الگویی جدید، داده‌های بارندگی و رواناب در گروه‌هایی تقسیم شده و سپس مورد استفاده شبکه عصبی-موجکی قرار گرفته‌اند.

شبکه عصبی مصنوعی

ساختار کلی شبکه‌های عصبی مصنوعی از شبکه عصبی انسان الهام گرفته شده است. شبکه‌های عصبی تقریباً قادر به انجام عملیاتی همانند سیستم‌های عصبی زیستی، ولی در اندازه و ابعاد بسیار ابتدایی‌اند. مدل پایه شبکه عصبی مصنوعی را برای اولین بار کولاج و پتیس در سال ۱۹۴۳ میلادی ارائه کردند. بعد از آن، تحقیقات زیادی به منظور توسعه شبکه‌های عصبی مصنوعی صورت گرفته است؛ به طوری که امروزه شبکه‌های عصبی مصنوعی با ساختارهای متفاوت، به طور وسیعی در حوضه‌های مختلف علوم گسترش یافته‌اند. یک شبکه عصبی مصنوعی یا به اختصار شبکه عصبی یک سیستم پردازش اطلاعات است که دارای کارایی و خواص شبکه مغز انسان است [۱].

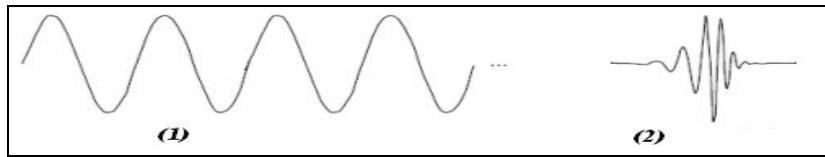
موجک

یک موج به صورت تابع نوسان‌کننده تعریف می‌شود. تابع سینوسی مثالی از یک موج است. برای این گونه توابع آنالیز فوریه به کار گرفته می‌شود. به عبارت دیگر آنالیز فوریه یک آنالیز موجی است که در آن توابع یا سیگنال‌ها بر حسب توابع سینوسی و کسینوسی بسط داده می‌شوند. به همین ترتیب بنا به تعریف موجک یک "موج کوچک" است که انرژی آن در ناحیه کوچکی متمرکز شده است و ابزاری مناسب برای بررسی پدیده‌های غیر ایستا و گذرا^۹ است [۱۳]. در شکل ۱ موجک دایبچز با موج سینوسی مقایسه شده است. این موج به صورتی است که باید دارای نوسان حداقلی بوده که به سمت صفر نزول می‌کند و این نزول باید در جهات

8. Black Box

9. Stationary

مثبت و منفی واقع در دامنه‌اش محدود شده باشد. این مشخصه موجک موجب می‌شود که تبدیل موجک شرایط انعطاف‌پذیری توابع را داشته باشد و به مشابه یک تابع پذیرفته شود. با توجه به اشکال موج سینوسی و موجک‌ها، مشاهده می‌شود که یک موج نامنظم توسط یک موجک نامنظم، نسبت به یک موج منظم بهتر آنالیز می‌شود. کاربرد موجک تنها به مسائل یک‌بعدی محدود نبوده، بلکه آنالیز موجکی را می‌توان در مورد مسائل دوبعدی مانند پردازش تصویر و نیز مسائل چند بعدی به کار برد [۱۴].



شکل ۱. مقایسه یک موج سینوسی (۱) با یک موجک (۲) (10db).

تبدیل پیوسته موجکی^{۱۱}

تبدیل پیوسته موجکی (CWT) که با رابطه زیر بیان می‌شود، مشابه تبدیل قطعه‌ای فوریه بوده و برای تابعی مانند $f(t)$ به صورت ذیل است.

$$C(\text{Scale}, \text{Position}) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)\psi(\text{scale}, \text{Position})dt \quad (1)$$

یا به صورت ذیل:

$$CWT_S^\psi(a, b) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int s(t)\psi_{a,b}^*(t)dt \quad (2)$$

رابطه فوق تابعی از دو متغیر a و b است. b نشان‌دهنده انتقال^{۱۲} و a بیان‌گر مقیاس^{۱۳} بوده و برابر پریود (عکس فرکانس) است. همچنین علامت * نشان‌دهنده مزدوج مختلط^{۱۴} است.

-
- 10. Dibiches wavelet
 - 11. Continues Wavelet Transform
 - 12. Translation
 - 13. Scale
 - 14. Complex Conjugate

$S(t)$ سیگنال مورد نظر و $\psi(t)$ تابع انتقال بوده و موجک مادر^{۱۵} نامیده می‌شود. عبارت مادر به این دلیل به کار رفته است که توابع متفاوتی که برای انتقال استفاده می‌شوند، همگی از تابع اصلی (مادر) ناشی می‌شوند. به عبارت دیگر موجک مادر، موج اصلی برای تولید توابع پنجره دیگر است. توابع پنجره $\psi_{a,b}^*(t)$ از تابع مادر با تغییر در مقادیر a و b ساخته می‌شوند، تابع موجکی^{۱۶} نامیده شده و از این رابطه به دست می‌آیند:

$$\psi_{a,b}(t) = \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (3)$$

انتقال در تبدیل موجکی نشان دهنده موقعیت پنجره است. در این روش نیز یک تابع پنجره در نظر گرفته شده و در موج مورد نظر ضرب می‌شود. بر خلاف تبدیل قطعه‌ای، در تبدیل پیوسته موجکی پهنای تابع پنجره متغیر است، به طوری که برای هر مؤلفه موج می‌توان عرض مناسبی را انتخاب کرد. این موضوع مهم‌ترین خصوصیت تبدیل موجکی است [۱۵].

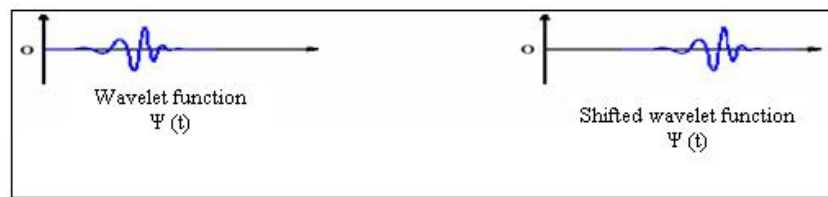
مقیاس

مقیاس، به طور ساده به معنای کشیده شدن یا فشرده شدن موجک است. در اینجا مقیاس بزرگ متناظر با نشان ندادن جزئیات موج، و مقیاس کوچک متناظر با نشان دادن جزئیات موج است. به طور مشابه در جملات فرکانسی، فرکانس پائین (مقیاس بزرگ) متناظر با اطلاعات کلی موج است که معمولاً اندازه موج داخلی است، در حالی که فرکانس‌های بزرگ متناظر با جزئیات اطلاعات پوشیده در موج است که معمولاً در زمانی کوتاه به طول می‌انجامد.

انتقال

انتقال موجک به طور ساده به مفهوم به تأخیر انداختن یا جلو انداختن موجک است. انتقال تابع $\psi(t)$ در شکل ۲ نشان داده شده است.

-
- 15. Mother Wavelet
 - 16. Wavelet Function



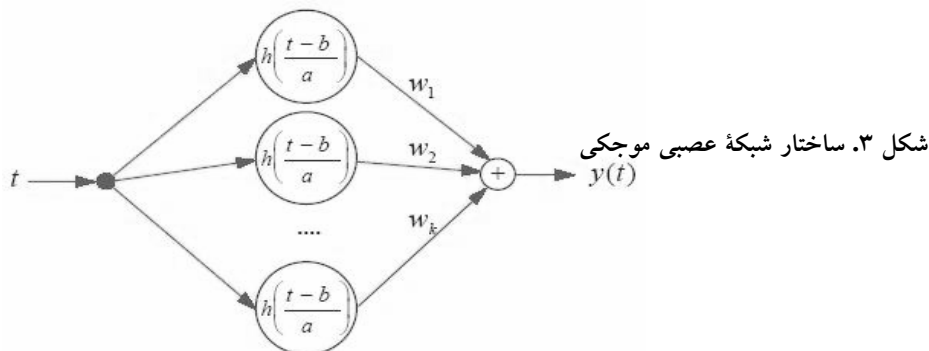
شکل ۲. تأثیر اثر انتقال در یک موجک [۱۴]

شبکه عصبی موجکی

به منظور طراحی یک شبکه عصبی موجکی از جای‌گزینی تابع محرک شبکه عصبی و موجک می‌توان اقدام کرد. در صورتی که یک شبکه ساده با ورودی و خروجی منفرد در نظر بگیریم، شبکه عصبی موجکی هر ورودی مانند t را توسط ترکیبی از موجک‌های دختر که به واسطه مقیاس و انتقال موجک مادر به وجود آمده‌اند، تقریب می‌زند. در این حالت خروجی شبکه موجکی از رابطه ۴ محاسبه می‌شود.

$$y(t) = \sum_{k=1}^K w_k \cdot h_{a,b}(t) \tag{4}$$

در این رابطه $y(t)$ مقدار خروجی شبکه موجکی، $h_{a,b}(t)$ موجک دختر انتخاب شده، w_k وزن‌های شبکه و K تعداد نرون‌های شبکه است.



شکل ۳. ساختار شبکه عصبی موجکی

ترکیب موجک و شبکه عصبی الگوی جدیدی از هوش مصنوعی با نام شبکه عصبی-موجکی^{۱۷} تشکیل می‌دهد که می‌تواند جای‌گزین مناسبی برای شبکه‌های عصبی انتشار برگشتی باشد که تقریباً می‌تواند از هر تابع غیرخطی دلخواه استفاده کند. الگوریتم این شبکه از دو

17 . Wavelet

فرآیند اساسی تشکیل شده است که اولی خودساماندهی شبکه و دومی کاهش خطاست. در فرآیند اول ساختار شبکه با کاربرد موجک در این ساختار تعیین می‌شود و شبکه به طور تدریجی با تعیین مقدار مناسب واحدهای مخفی خود ناحیه زمان برگشت را که توسط هدف انتقال داده شده است را ساماندهی می‌کند، به طور هم‌زمان پارامترهای شبکه تجدید کرده و ساختار شبکه را حفظ کرده و فرآیند بعدی را طی می‌کند. در فرآیند دوم تقریب‌ساز شبکه، خطای شبیه‌سازی را بر مبنای الگوریتم‌هایی چون LMS کاهش می‌دهد. هر واحد لایه مخفی یک پنجره مربعی زمان در قسمت برگشت زمان دارد. قانون بهینه‌سازی به‌کار گرفته می‌شود تا فقط برای نقاط انتخاب شده در داخل پنجره فرکانس زمان بکار روند. بنا بر این در زمان اجرای الگوریتم، یادگیری محدودتری ایجاد می‌شود که باعث کاهش این زمان می‌شود. ساختار شبکه عصبی موجکی در شکل ۳ مشخص شده است. هر سیگنال مطلوب $y(t)$ با ترکیب موجک‌های دختر^{۱۸} مختلف $h_{a,b}(t)$ از موجک مادر به‌دست می‌آید که $h_{a,b}(t)$ با فاکتورهای a ، تأخیر و b ، انتقال حاصل می‌شود. در مدل‌سازی مسائل با شبکه‌های هوشمند، انتخاب نوع شبکه برای رسیدن به جواب مطلوب اهمیت به‌سزایی دارد. در اغلب مسائل هیدرولوژیکی به دلیل ساختار آن‌ها از شبکه‌های عصبی مصنوعی پیش‌خور (پرسپترون چندلایه) با الگوریتم پس‌انتشار خطا، (MLP/BP) استفاده می‌شود. در این پژوهش نیز از شبکه پیش‌خور و الگوریتم آموزش LM و GDX استفاده شده است. در الگوریتم (LM)^{۱۹}، پارامتر mem_reduc قادر به محاسبه ماتریس‌های ورودی است (طول ماتریس‌ها باید یکسان باشند). از سوی دیگر الگوریتم LM هم‌گرایی زیادی دارد که باعث افزایش دقت الگوریتم می‌شود. الگوریتم GDX^{20} بر مبنای قاعده شیب کاهنده عمل می‌کند و پارامترهای خاصی را شامل می‌شود که از آن جمله می‌توان به ضریب مومنتوم و نرخ یادگیری (پاسخی است که شبکه به خطاهای محلی می‌دهد) اشاره کرد. این الگوریتم با این‌که سرعت آموزش کم‌تری نسبت به سایر الگوریتم‌ها دارد در بسیاری از شبکه‌ها گزینه مناسبی تلقی می‌شود.

18 . daughter wavelets

19. Levenberg-Marquardt

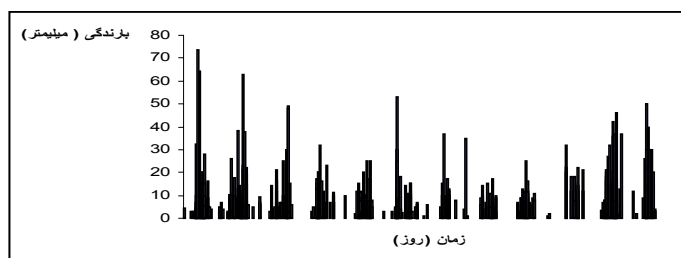
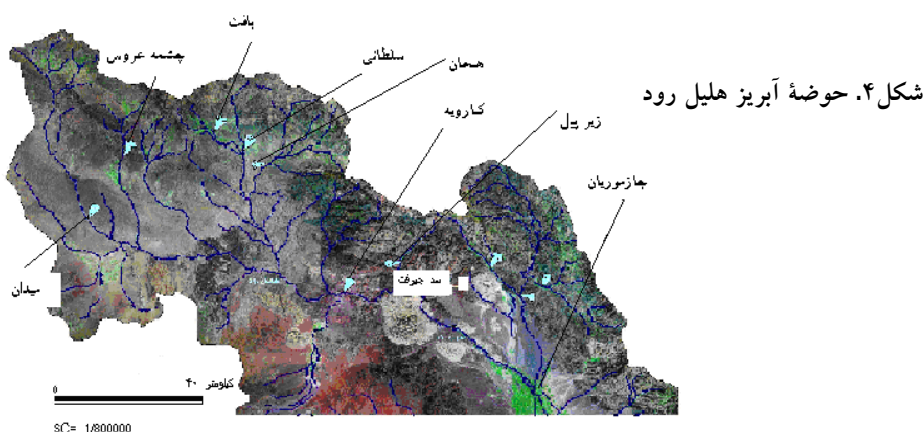
20 . Gradient Descent

منطقه پژوهش

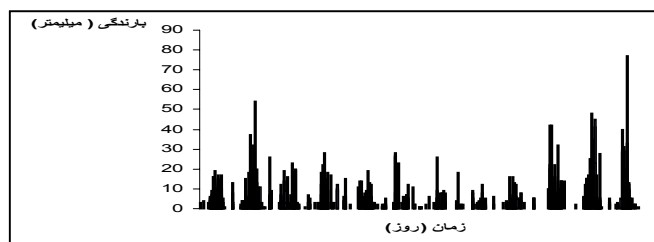
رودخانه هلیل رود در جنوب شرق ایران قرار گرفته و یکی از زیر حوضه‌های اصلی حوضه آبریز جازموریان است. مساحت حوضه این رودخانه از سرشاخه تا انتهای دشت رودبار بر اساس نقشه‌های توپوگرافی سازمان جغرافیایی کشور بالغ بر ۱۸۸۳۲ کیلومتر مربع محاسبه شده است. حوضه مذکور بین حدود جغرافیایی ۱۵-۵۶ تا ۳۰-۵۸ طول شرقی و ۲۷-۴۵ تا ۳۳-۲۹ عرض شمالی واقع شده که از شمال و شمال غربی به ارتفاعات جبال بارز و لاله زار، از جهت شمال شرقی به حوضه آبریز رودخانه نسا و از طرف شرق به ساحل غربی دریاچه هامون جازموریان منتهی می‌شود. بالاترین ارتفاع این حوضه حدود ۴۰۰۰ متر و کم‌ترین آن در منتهی‌الیه دشت رودبار ۴۲۰ متر از سطح دریا است. از مجموع مساحت حوضه ۱۲۵۳۷ کیلومتر مربع آبریزهای کوهستانی و ۶۲۹۵ کیلومتر مربع دشت‌های جیرفت، رودبار و کهنوج است. جهت جریان این سیستم‌ها عموماً از شمال و شمال غربی حوضه به طرف مرکز دشت بوده که نهایتاً پس از پراکنده شدن در پهنه دشت رودبار به صورت مخروطه افکنی به نام هلیل رود از طریق شمال غربی به دریاچه جازموریان می‌ریزد. رودخانه هلیل رود در ارتفاعات از آبراهه‌های زیادی سرچشمه گرفته و پس از الحاق شاخه‌های سلطانی، بافت، رابر، سیدمرتضی، رودر و رودخانه شور در شمال سبزواران و چند مسیل دیگر وارد دشت رودبار می‌شود و از آنجا به داخل هامون جازموریان تخلیه می‌شود. بر روی مسیر آبی از سرشاخه‌ها تا محل خروجی حوضه چندین ایستگاه هیدرومتری احداث شده است که از مهم‌ترین آن‌ها می‌توان به ایستگاه‌های سلطانی، بافت، هنجان، میدان، کنارویه و چشم عروس اشاره کرد (شکل ۴-۱) [۱۶].

در حوضه آبریز رودخانه هلیل رود تنوع آب و هوایی زیادی مشاهده می‌شود. به نحوی که در ارتفاعات اقلیم سرد و خشک و در مناطق دشت، اقلیم گرم و خشک دیده می‌شود. به طور کلی با توجه به آمار و نقشه‌های موجود [۱۷] حوضه آبریز رودخانه هلیل رود کم‌باران ارزیابی می‌شود، ولی در ارتفاعات سرشاخه رودخانه، بارش از مرز ۴۰۰ میلی‌متر در سال فراتر رفته و پوشش برفی نیز دیده می‌شود. نزولات جوی در قسمت اعظم سطح حوضه به استثنای

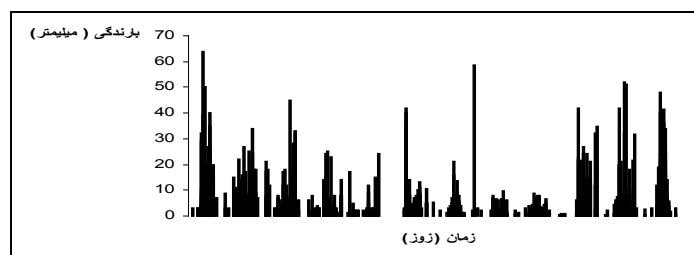
خط‌الرأس‌های شمالی و شمال غربی شامل ارتفاعات جبال بارز و لاله‌زار که برف‌گیر هستند، در بقیه قسمت‌ها به صورت رگبارهای فصلی و از نوع لحظه‌ای و موسمی‌اند [۱۶]. برای آموزش شبکه، آمار ۵ ایستگاه باران‌سنجی منطقه به نام‌های سلطانی، بافت، هنجان، چشمه عروس و میدان، مورد استفاده قرار گرفت و از ایستگاه کنارویه نیز به عنوان ایستگاه دبی‌سنجی بهره گرفته شد. طول دوره آماری ۱۴ سال بوده که از داده‌های روزهای بارانی به منظور پیش‌بینی سیلاب بهره گرفته شده است (شکل ۴). نمودار تغییرات بارندگی و رواناب ایستگاه‌های برگزیده شده در شکل‌های ۵ تا ۱۰ نشان داده شده است.



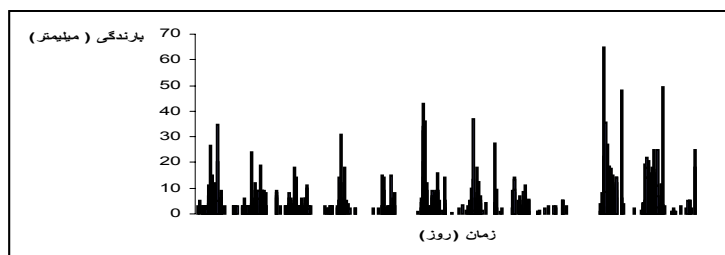
شکل ۵. نمودار تغییرات بارندگی در ایستگاه هنجان از ۶۶/۶/۳۱ تا ۷۸/۶/۳۱



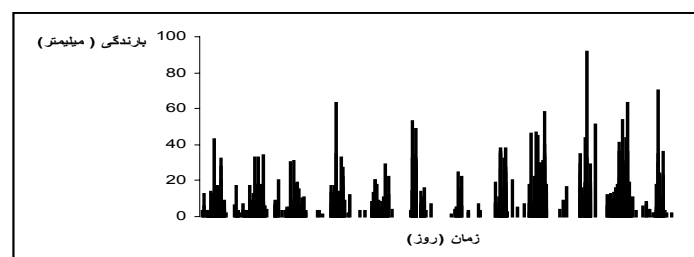
شکل ۶. نمودار تغییرات بارندگی در ایستگاه بافت سلطانی از ۶۶/۶/۳۱ تا ۷۸/۶/۳۱



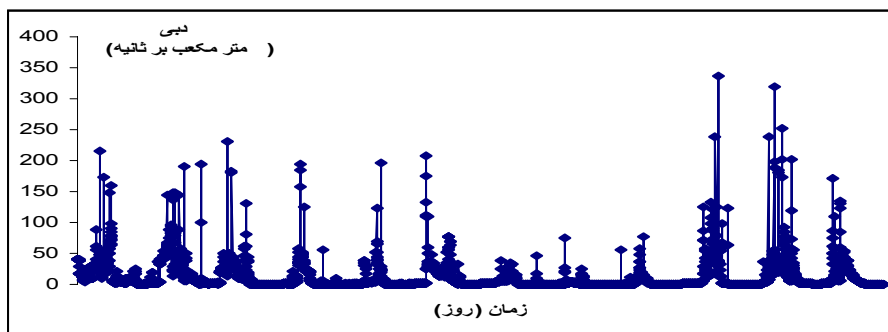
شکل ۷. نمودار تغییرات بارندگی در ایستگاه بافت زیر پل از ۶۶/۶/۳۱ تا ۷۸/۶/۳۱



شکل ۸. نمودار تغییرات بارندگی در ایستگاه چشمه عروس از ۶۶/۶/۳۱ تا ۷۸/۶/۳۱



شکل ۹. نمودار تغییرات بارندگی در ایستگاه میدان از ۶۶/۶/۳۱ تا ۷۸/۶/۳۱



شکل ۱۰. نمودار تغییرات رواناب در ایستگاه کنارویه از ۶۶/۶/۳۱ تا ۷۸/۶/۳۱

آنالیز حساسیت

هدف از آنالیز حساسیت در این تحقیق تعیین درجه اهمیت داده‌های بارندگی هر یک از ایستگاه‌های موجود در حوضه‌های بررسی شده بر روی میزان دقت دبی محاسبه شده با شبکه عصبی بوده است، و نتایج کلی حوضه‌ها در جدول ۱ آمده است. آنالیز حساسیت با روش‌های مختلفی انجام می‌شود که در این تحقیق از روش گام به گام استفاده شده است و رابطه آن به صورت رابطه ۵ است. روش گام به گام به این صورت انجام می‌شود که داده‌های هر یک از ورودی‌های مدل به نسبت‌های مشخصی تغییر داده می‌شود و پس از اعمال آن‌ها به شبکه پاسخ آن‌ها دریافت می‌شود. با توجه به این‌که پاسخ شبکه از قبل موجود است می‌توان درصد تغییرات در پاسخ شبکه را برای هر مقدار تغییر در ورودی محاسبه کرد. برنامه کامپیوتری در محیط نرم افزار مطلب^{۲۱} برای این کار آماده شده است [۱۹].

$$S.A = \sum_{i=1}^n \frac{(a'_i - a_i)}{a_i} \times 100 \quad (5)$$

در رابطه فوق a'_i پاسخ شبکه پس از اعمال ورودی تغییر یافته به شبکه است. C مقدار تغییرات در ورودی شبکه و a_i پاسخ‌های شبکه بدون اعمال تغییر در ورودی‌های شبکه‌اند. در این تحقیق مقدار تغییرات برای هر کدام از ورودی‌ها ($\pm 0/05$ ، $\pm 0/10$ و $\pm 0/20$) انتخاب شده

21 Matlab

است. این آنالیز با استفاده از شبکه RBF انجام شده است. این انتخاب به علت دقیق تر بودن و پایداری نتایج حاصل از این شبکه نسبت به سایر شبکه‌هاست. همان‌طور که مشاهده می‌شود نتایج مربوط به حوضه بررسی شده نشان می‌دهد آمار مربوط به میدان و زیر پل نسبت به ایستگاه‌های چشمه عروس و هنجان اهمیت بیش تری داشته باشد.

جدول ۱. نتایج حاصل از آنالیز حساسیت حوضه آبریز هلیل رود

چشمه عروس	میدان	سلطانی	زیر پل	هنجان	نام ایستگاه
۱۸۷۳	۲۴/۵۶	۱۳/۸۷	۲۳/۶۱	۱۹/۲	حساسیت شبکه (%)

مواد و روش‌ها

استفاده از شبکه عصبی موجکی برای داده‌های سیلابی

بعد از آماده‌سازی داده‌های سیلابی با استفاده از شبکه عصبی انتشار برگشتی^{۲۲} و تابع انتشار شعاعی^{۲۳} به آموزش و آزمون شبکه اقدام شد. نتایج شبکه عصبی انتشار برگشتی بیان‌گر آن است که می‌توان ساختار ۱-۹-۸ را به عنوان بهترین ساختار برای حوضه آبریز هلیل رود برگزید. همان‌طور که از جدول ۲ مشخص است، ضریب همبستگی ۰/۵۱ در مرحله آزمون به‌دست آمده است. لازم به ذکر است، ضریب همبستگی مرحله آموزش به میزان ۰/۸۸ بوده است. نتایج حاصل از به‌کارگیری شبکه RBF را نشان می‌دهد که ضریب همبستگی در حالتی که پارامتر گسترش (spread) کم‌تر از ۰/۵ است، به ۱ بسیار نزدیک است، ولی نتایج مرحله آزمون قابل قبول نبوده و بهترین نتایج در حالتی که پارامتر مربوطه ۰/۵ است به‌دست آمده است که در این حالت ضریب همبستگی برابر ۰/۵۷ و ۰/۴۹ به ترتیب برای مراحل آموزش و آزمون شبکه به‌دست آمده است که نسبت به شبکه انتشار برگشتی در وضعیت بهتری قرار دارد. به منظور ارتقای نتایج شبکه عصبی و با بهره‌گیری از موجک‌های POLYWOG، RASP و SHANON، نسبت به طراحی شبکه عصبی اقدام شد. همچنین با تغییر در پارامتر تأخیر در موجک‌ها از شبکه‌های عصبی- موجکی به‌دست آمده در حالتی که این

22 ..Back Poropagation percepton

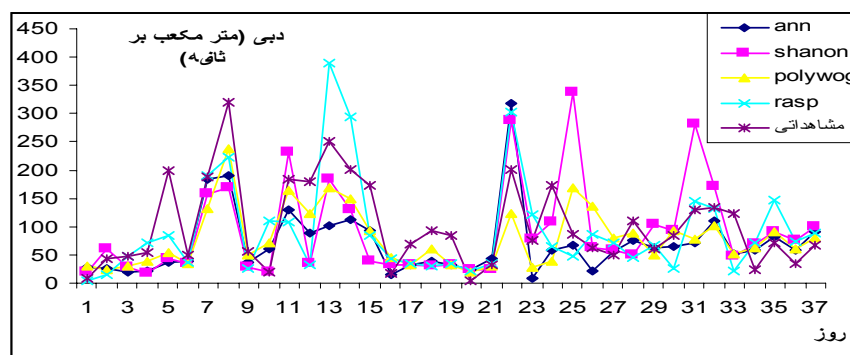
23 . Radial Bais Function

پارامترها برابر با $0/2$ و 2 و 10 بودند استفاده شده و نتایج در جدول ۲ و شکل ۱۱ برای حوضه‌های آبریز هلیل ثبت شده است.

الگوی دسته‌بندی داده‌ها برای به‌کارگیری مدل‌ها

به منظور ارتقای نتایج مدل‌های به کار گرفته شده و با توجه به غیرخطی بودن روابط بارش - رواناب نسبت به تقسیم‌بندی داده‌ها با در نظر گرفتن الگوهایی مشخص تصمیم گرفته شد [۲۰]. بررسی آمار موجود حوضه آبریز هلیل رود بیان‌گر این موضوع بوده که بین میزان تغییرات دبی با توجه به میزان بارش و فصل وقوع آن رابطه خاص و معنی‌داری وجود نداشته یعنی داده‌ها را بر اساس فصل وقوع نمی‌توان تقسیم‌بندی کرد و اکثر بارندگی‌ها در ماه‌های جدول ۲. مقایسه نتایج پیش‌بینی شده با مدل‌های مختلف برای داده‌های سیلابی حوضه هلیل رود

	ANN (FF)	ANN (RBF)	ANWN								
			POLYWOG			RASP			SHANON		
			a=0/2	a=2	a=10	a=0/2	a=2	a=10	a=0/2	a=2	a=10
R	0/51	0/49	0/53	0/50	0/50	0/50	0/49	0/47	0/47	0/45	0/45
Rmse	0/۱۴	0/۱	0/11	0/89	0/89	0/36	0/15	0/21	0/54	0/20	0/20



شکل ۱۱. مقایسه داده‌های مشاهداتی و داده‌های پیش‌بینی شده با شبکه عصبی (ANN) و عصبی - موجکی (NWN)

بهمن، اسفند و فروردین رخ داده است و با توجه به میزان بارندگی‌های یک‌سان شاهد دبی‌های گزارش شده متفاوتی بوده که همین موضوع به پیچیدگی روابط افزوده است. از همین روی بعد از بررسی دقیق‌تر داده‌ها، ارائه داده‌هایی با ویژگی‌های همگن به مدل‌های موجود مد نظر قرار گرفت. تقسیم‌بندی داده‌ها بر اساس مجموع بارندگی‌های ایستگاه‌های باران سنجی و همچنین میزان دبی مشاهداتی اقدامی موثر در این جهت بوده است. به طور دقیق‌تر به منظور تقسیم‌بندی، (۱) ابتدا با توجه به میزان دبی داده‌ها در گروه‌هایی تقسیم‌بندی شدند. (۲) سپس میزان مجموع بارندگی در ایستگاه‌ها برای هر کدام از روزهای سیلابی محاسبه شده است. (۳) میانگین این داده‌ها برای هر کدام از گروه‌ها محاسبه شد. (۴) با توجه به میانگین به دست آمده در تمامی گروه‌ها، برای هر کدام از این میانگین‌ها بازه‌هایی در نظر گرفته شده است. (۵) هر کدام از داده‌ها که در این بازه قرار نگرفته‌اند، از گروه داده‌های مربوطه حذف شده است. (۶) داده‌های باقیمانده به عنوان یک گروه در نظر گرفته شده است. در واقع داده‌ها بر اساس میزان دبی و بارش در گروه‌های ۵ گانه قرار گرفته که بدین شرح هستند:

۱. دبی کم‌تر از ۲۰ متر مکعب با میانگین بارندگی ۲۸/۴۷ و بازه بارندگی ۱۲ تا ۳۳ میلی‌متر.
۲. دبی ۲۰ تا ۴۰ متر مکعب با میانگین بارندگی ۳۸/۲۴ و بازه بارندگی ۳۳ تا ۴۳ میلی‌متر.
۳. دبی ۴۰ تا ۸۰ متر مکعب با میانگین بارندگی ۴۸/۷۴ و بازه بارندگی ۴۳ تا ۶۰ میلی‌متر.
۴. دبی ۸۰ تا ۱۰۰ متر مکعب با میانگین بارندگی ۷۳ و بازه بارندگی ۶۰ تا ۸۵ میلی‌متر.
۵. دبی بیش‌تر از ۱۰۰ متر مکعب با میانگین بارندگی ۱۰۵/۷۱ و بازه بارندگی بیش‌تر از ۸۵ میلی‌متر.

نتایج و بحث

نتایج مدل‌ها در به‌کارگیری داده‌های تقسیم‌بندی شده حوضه آبریز هلیل رود

مقایسه نتایج پیش‌بینی شده با مدل‌های مختلف برای دبی‌های مختلف در جداول ۳ تا ۷

ارائه شده است.

جدول ۳. مقایسه نتایج پیش‌بینی شده با مدل‌های مختلف برای دبی کم‌تر از ۲۰ متر مکعب حوضه هلیل

	ANN (FF)	ANN (RBF)	ANWN								
			POLYWOG			RASP			SHANON		
			a=0/2	a=2	a=10	a=0/2	a=2	a=10	a=0/2	a=2	a=10
R	۰/۸۶	۰/۵۸	۰/۹۴	۰/۹۳	۰/۹۳	۰/۸۸	۰/۸۸	۰/۸۸	۰/۸۱	۰/۷۳	۰/۷۳
Rmse	۱/۳۵	۴/۰	۰/۴۶	۰/۲۳	۰/۴۳	۰/۳۸	۰/۳۸	۰/۶۶	۱/۵۳	۱/۰۰	۱/۶۶

جدول ۴. مقایسه نتایج پیش‌بینی شده بادل‌های مختلف برای دبی ۲۰ تا ۴۰ متر مکعب حوضه هلیل

	ANN (FF)	ANN (RBF)	ANWN								
			POLYWOG1			RASP1			SHANON		
			a=0/2	a=2	a=10	a=0/2	a=2	a=10	a=0/2	a=2	a=10
R	۰/۹۷	۰/۹۷	۰/۹۹۹	۹۹۹	۰/۹۹۲	۰/۹۸	۰/۹۸	۰/۹۸	۰/۹۲	۰/۹۶	۰/۹۲
Rmse	۰/۴	۱/۰	۰/۷	۰/۳	۰/۱۵	۰/۲	۰/۷	۱/۰	۱/۰	۰/۹	۰/۹۹

جدول ۵. مقایسه نتایج پیش‌بینی شده بادل‌های مختلف برای دبی ۴۰ تا ۸۰ متر مکعب حوضه هلیل

	ANN (FF)	ANN (RBF)	ANWN								
			POLYWOG			RASP			SHANON		
			a=0/2	a=2	a=10	a=0/2	a=2	a=10	a=0/2	a=2	a=10
R	۰/۹۳	۰/۶۹	۰/۹۸۹	۰/۹۸۷	۰/۹۷	۰/۹۶۷	۰/۹۶	۰/۹۵	۰/۹۱	۰/۹۱	۰/۹۰
rmse	۱/۸	۱/۳	۰/۹۸	۰/۶۲	۰/۴۸	۰/۹۵	۱/۶	۱/۶	۱/۶	۴/۵	۲/۵

جدول ۶. مقایسه نتایج پیش‌بینی شده با مدل‌های مختلف برای دبی ۸۰ تا ۱۰۰ متر مکعب

حوضه هلیل

	ANN (FF)	ANN (RBF)	ANWN								
			POLYWOG			RASP			SHANON		
			a=0/2	a=2	a=10	a=0/2	a=2	a=10	a=0/2	a=2	a=10
R	۰/۹۸	۰/۲۳	۰/۹۹	۰/۹۹	۰/۹۹	۰/۹۹	۰/۹۹	۰/۹۹	۰/۹۳	۰/۹۳	۰/۹۳
rmse	۰/۶۸	۲/۵	۰/۶۸	۰/۱۹	۰/۴۲	۰/۸۷	۱/۰	۰/۴	۱/۲	۲/۷	۳/۵

جدول ۷. مقایسه نتایج پیش‌بینی شده با مدل‌های مختلف برای دبی بالای ۱۰۰ متر مکعب بر ثانیه

حوضه هلیل

	ANN (FF)	ANN (RBF)	ANWN								
			POLYWOG			RASP			SHANON		
			a=0/2	a=2	a=10	a=0/2	a=2	a=10	a=0/2	a=2	a=10
R	۰/۷۳	۰/۷۸	۰/۸۱	۰/۸۰	۰/۸۰	۰/۷۸	۰/۷۸	۰/۷۸	۰/۷۲	۰/۷۲	۰/۷۲
Rmse	۱	۱/۷	۰/۸۶	۰/۷۸	۰/۷۸	۱/۵	۱/۵	۱	۰/۴۶	۱/۲	۱/۲

توابع هدف مورد استفاده در این تحقیق جهت مقایسه مدل‌ها عبارتند از: میانگین مربعات

خطا^{۲۴} (rmse) و ضریب نکویی برازش^{۲۵} (R) که بدین صورت تعریف می‌شوند:

$$rmse = \sqrt{\frac{1}{n} \sum (Q_i - \tilde{Q}_i)^2} \tag{۶}$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Q_i - \tilde{Q}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (Q_i - \bar{Q}_i)^2} \tag{۷}$$

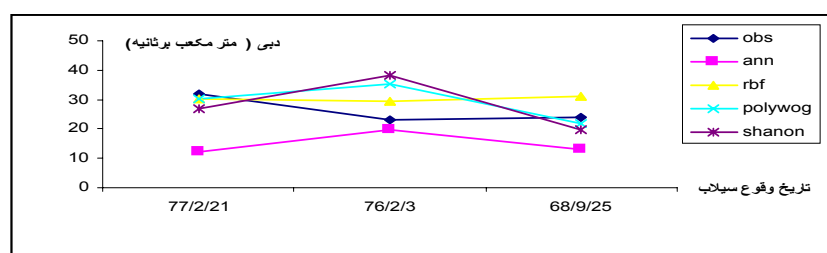
جریان مشاهداتی = Q_i ، میانگین جریان مشاهداتی = \bar{Q}_i ، جریان تخمینی = \tilde{Q}_i (همگی متر

مکعب بر ثانیه).

24 . root mean square error

25 .R square

با توجه به نتایج به دست آمده در جدول ۲ می‌توان گفت شبکه عصبی - موجکی نسبت به شبکه عصبی انتشار برگشتی و شبکه عصبی شعاعی در وضعیت بهتری قرار دارد. نتایج حاصل از شبکه RBF در وضعیت خوبی قرار ندارد و می‌توان گفت که این شبکه برای داده‌های سیلابی حوضه آبریز هلیل رود مناسب نیست. در میان شبکه‌های عصبی - موجکی نیز، موجک POLYWOG با ضریب تأخیر ۰/۲ نتیجه بهتری داشته است. عمل کرد سایر موجک‌ها نیز قابل قبول بوده است. در نهایت نتایج به دست آمده رضایت‌بخش نبوده است. شکل ۱۲ نیز بیان‌گر آن است که عمل کرد شبکه‌ها در دبی‌های بالا برای داده‌های سیلابی نامطلوب بوده است. هر چند که به طور نسبی نتایج شبکه عصبی - موجکی در وضعیت بهتری قرار دارد.



شکل ۱۲. مقایسه داده‌های مشاهداتی و داده‌های پیش‌بینی شده ۲۰ تا ۴۰ متر مکعب بر ثانیه با شبکه عصبی (ann,rbf) و عصبی - موجکی

برای داده‌های تقسیم‌بندی شده بر اساس الگوی ارائه شده حوضه آبریز هلیل با توجه به نتایج به دست آمده از مدل‌های مختلف که در جدول‌های ۳ تا ۷ و شکل ۱۲ مشاهده می‌شود، می‌توان گفت که شبکه عصبی موجکی با به کارگیری موجک POLYWOG بهترین نتایج را در بر داشته است.

هر چند که موجک RASP نیز نتایج خوب و نزدیکی با موجک POLYWOG دارد، در بررسی دقیق‌تر، ضریب تأخیر ۰/۲ و ۲ برای این موجک بهترین نتایج را داشته است. البته نتایج مدل‌ها در گروه‌های مختلف متفاوت بوده است که این مسئله در مقایسه شبکه عصبی RBF و انتشار برگشتی بیش تر جلب توجه می‌کند و در حالت کلی می‌توان گفت که به کارگیری موجک در قالب شبکه عصبی - موجکی موجب بهبود نتایج حاصل از شبکه عصبی می‌شود و الگوریتم ارائه شده نیز بسیار موثر خواهد بود.

نتیجه گیری

تحقیق حاضر که به عنوان گامی در بهبود نتایج و برطرف کردن محدودیت‌های شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از موجک در تعیین مدل بارش- رواناب در حوضه آبریز هلیل رود است نتایج ذیل را به دنبال دارد:

۱. به‌کارگیری هم‌زمان شبکه‌های عصبی مصنوعی و تبدیل موجک در افزایش ضریب همبستگی و کاهش میزان خطای داده‌های محاسباتی نسبت به داده‌های مشاهده‌ای موفقیت آمیز بوده است.

۲. نتایج آنالیز حساسیت نشان می‌دهد که در حوضه آبریز هلیل آمار بارندگی روزانه ایستگاه‌های میدان و زیر پل از اهمیت بیش‌تری نسبت به سایر ایستگاه‌ها برخوردار بوده است.

۳. استفاده از الگوریتم‌های آموزشی مختلف برای داده‌های متفاوت در فاز آموزش، مانند الگوریتم SCG و LM توصیه می‌شوند.

۴. نوع ورودی‌ها در دقت داده‌های محاسباتی تأثیر به‌سزایی داشته و استفاده از بارندگی امروز و دبی روز قبل در پیش‌بینی جریان امروز نتایج بهتری نسبت به سایر ترکیبات ورودی داشته است.

۵. پس از استفاده سه نوع شبکه رایج، مشخص شد که شبکه MLP چندلایه نسبت به شبکه‌های پرسپترون دولایه و RBF نتایج بهتری داشته است و با وجودی که در اجراهای مختلف شبکه‌ها، با توجه به تصادفی بودن انتخاب وزن‌های شبکه، نتایج متفاوتی ارائه می‌شود ولی طی آزمایش‌های مختلف مشخص شد که توانایی افزون‌تری نسبت به دو شبکه یاد شده دارد.

۶. استفاده از موجک به عنوان تابع تحریک در ساختار شبکه عصبی موجکی موجب بهبود نسبی نتایج شده است. موجک POLYWOG به‌عنوان تابع تحریک نتایج بهتری نسبت به سایر موجک‌ها داشته که ضریب انتقال $0/2$ و 2 نسبت به سایر انتخاب‌ها موفقیت‌آمیزتر بوده است.

۷. در میان انواع مختلف شبکه‌ها با ترکیبات مختلف داده‌ها و موجک‌ها، شبکه عصبی-موجکی با استفاده از داده‌های تفکیک شده بهترین نتیجه را از میان شبکه‌های مختلف به کار گرفته شده دارا است.
۸. تفکیک و دسته‌بندی داده‌ها با توجه به الگوریتم در نظر گرفته شده موجب بهبود چشم‌گیری شده است و به نظر می‌رسد به‌عنوان نظری جدید قابل طرح در فرآیندهای هیدرولوژیکی است. این تفکیک داده‌ها که با اعمال نظر مهندسی (هیدرولوژیست) همراه بوده، موجب افزایش ضریب هم‌بستگی و کاهش خطای داده‌های پیش‌بینی شده گردیده است؛ بنا بر این می‌توان با جدیت گفت که نظر مهندسی در طرح‌های هیدرولوژی و تلفیق آن با تکنیک‌های جدید می‌تواند بسیار موثر واقع شود.

تقدیر و تشکر

از راهنمایی‌های ارزشمند جناب پروفسور سروشیان استاد هیدرولوژی دانشگاه ایلینویز ایالت متحده و جناب آقای مهندس محمدتقی معطی، عضو هیئت علمی بخش آمار دانشگاه پیام نور اراک قدردانی می‌شود.

منابع

۱. منهای، م.، مبانی شبکه‌های عصبی مصنوعی، مرکز نشر دانشگاه صنعتی امیرکبیر (۱۳۷۹).
2. Govindaraju, R.S. and Rao, A.R., Artificial Neural Networks in Hydrology, Kluwer Academic Publishers, The Netherlands, Water Science and Technology Library (2000).
۳. یزدانی، م.، چاوشی، س.، پیش‌بینی جریان رودخانه با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی، پنجمین کنفرانس هیدرولیک ایران، آبان، کرمان، ایران (۱۳۸۴).
۴. لوایی، ع.، طرح بهینه‌سازی سازه‌های فضاکار با استفاده از الگوریتم وراثتی و شبکه‌های عصبی مصنوعی، پایان‌نامه کارشناسی ارشد عمران - سازه، دانشگاه شهید باهنر کرمان (۱۳۸۱).
۵. امامقلی زاده، ص.، کاشفی پور، ا.، استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی آب‌دهی رودخانه بالا رود استان خوزستان، پنجمین کنفرانس هیدرولیک ایران، کرمان، ایران، (۱۳۸۴).

۶. رستم افشار، ن. فهمی، ه. پیره، ع.، شبیه‌سازی جریان رودخانه‌ها با استفاده از طرح شبکه عصبی بر اساس مدل ریاضی فوریه. مجموعه مقالات دومین کنفرانس هیدرولیک ایران، (۱۳۸۲)، صص ۱۰۰۷ - ۱۰۱۶.
۷. بارانی، غ. ع. رهنما، م. ب. شباک، ش.، پیش‌بینی دبی اوج با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی (مطالعه موردی هلیل). مجموعه مقالات هشتمین سمینار بین‌المللی مهندسی رودخانه. (۱۳۸۱)، صص ۴۷۹ - ۴۸۶.
۸. اکبر پور، م. رهنما، م. ب. بارانی، غ. ع.، مقایسه شبکه عصبی مصنوعی و مدل Hec-Hms در فرآیند بارندگی رواناب. مجموعه مقالات دومین کنفرانس هیدرولیک ایران. (۱۳۸۲)، صص ۱۰۲۵ - ۱۰۳۲.
۹. ستورانی، م. ت. رایت، ن. ج.، بهینه‌سازی نتایج حاصل از یک مدل هیدرودینامیکی در پیش‌بینی جریان رودخانه توسط سیستم عصبی. مجموعه مقالات دومین کنفرانس هیدرولیک ایران، (۱۳۸۲) صص ۱۰۵۹ - ۱۰۷۰.
10. Hsu, K. Gupta, H.V. Soorooshian, S., Artificial Neural Network Modeling of the Rainfall Runoff Process. J. of Water Resource Research, (1995) 2517 -2530.
11. Ozgur, K., River Flow Modeling Using Artificial Neural network Networks, J. of Hydraulic Eng. Jan/Feb(2004) 60-63.
۱۲. نوری، م. رهنما، م. پیره، ع.، شبیه‌سازی جریان رودخانه هلیل رود با استفاده از مدل جدید (NEURAL WAVELET NETWORK)، پنجمین کنفرانس هیدرولیک ایران، آبان. کرمان، ایران. (۱۳۸۴).
۱۳. عسگری، ا.، تجزیه و تحلیل سیگنال سیستم لیداری بر مبنای لیزر $TEA-CO_2$ با استفاده از روش دی‌کانولوشن، پایان‌نامه کارشناسی ارشد فیزیک، دانشگاه شهید باهنر کرمان، ایران (۱۳۸۴).
14. Matlab Software, Wavelet Toolbox, Help.

۱۵. حیدری، ع.، بهینه‌سازی سازه‌ها با استفاده از روش‌های پیشرفته، رسالهٔ دکتری عمران سازه، دانشگاه شهید باهنر کرمان (۱۳۸۳).

۱۶. رستمی، ر.، آنالیز منطقه‌ای سیلاب با استفاده از گشتاور خطی در مقایسه با روش‌های خطی در حوضهٔ آبریز هلیل رود، پایان‌نامه کارشناسی ارشد سازه‌های آبی، دانشگاه شهید باهنر کرمان، (۱۳۸۲)

۱۷. میرحسینی، س. م.، هیدروژئوشیمی و پتانسیل باران‌های اسیدی در تحرک برخی از عناصر در خاک‌های مناطق مجاور مجتمع مس سرچشمه، پایان‌نامه کارشناسی ارشد زمین‌شناسی زیست محیطی، دانشگاه کرمان، (۱۳۸۶) ۲۰۴ صفحه.

۱۸. نوری، م.، مدل بارندگی- رواناب با استفاده از تئوری موجک و شبکه‌های عصبی مصنوعی (مطالعه موردی هلیل رود)، مجموعه مقالات کنگره بین‌المللی عمران، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، (۱۳۸۵).

19. Rahnama, M., Noury, M., Developing of Halil River Rainfall-runoff Model, using Conjunction of Wavelet Transform and Artificial Neural Networks, Agriculture Conference, adana, Turkey (2006).

۲۰. نوری، م.، شبیه‌سازی فرآیند بارندگی- رواناب با استفاده از تئوری موجک و شبکه‌های عصبی مصنوعی، پایان‌نامه کارشناسی ارشد سازه‌های آبی، دانشگاه شهید باهنر کرمان، (۱۳۸۵).