# الگوی جدید بارش- رواناب حوضهٔ آبریز هلیل رود با استفاده از مدل هیبرید شبکهٔ عصبی- موجکی

مجتبی نوری، سید محمد میرحسینی: دانشگاه شهید باهنر کرمان
کامران زینال‌زاده: دانشگاه ارومیه
محمد باقر رهنما: دانشگاه شهید باهنر کرمان

**تاریخ:** دریافت ۸۵/۷/۰۷ **پذیرش** ۸۶/۱۱/۱۰

## 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 حوضهٔ آبریز رودخانهٔ هلیل رود در جنوب‌شرق ایران ارائه شده است. ظهور تئوری‌های توانمند مانند منطق فازی[1] و شبکه‌های عصبی مصنوعی(ANN)، الگوریتم ژنتیک[2] و موجک[3] تحولی عظیم در تحلیل رفتار سیستم‌های دینامیک در علوم مختلف مهندسی ایجاد کرده است. در این مقاله با استفاده از تئوری موجک و شبکهٔ عصبی، شبکهٔ عصبی- موجکی طراحی شده است. در واقع عمل‌کرد شبکهٔ عصبی پرسپترون چند لایه(MLP)، با استفاده از موجک بهبود داده شده و با استفاده شبکهٔ عصبی- موجکی الگوی جدیدی در بارش- رواناب ارائه شده است. نتایج به‌دست آمده از این مدل با نتایج شبکهٔ 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 شبکهٔ عصبی- موجکی، دسته‌بندی شده است. کنترل دقت محاسبات با محاسبه ضریب همبستگی R، و ریشهٔ میانگین مربعات خطا(RMSE) صورت گرفته است. نتایج حاکی از بهبود بسیار خوب عمل‌کرد شبکهٔ عصبی- موجکی با استفاده از داده‌های تقسیم‌بندی شده با الگوی جدید است.

1 . fuzzy logic
2 . genetic algorithm
3 .wavelet

[ Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-01 ]

[ DOR: 20.1001.1.22286837.1386.2.2.5.7 ]

## 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 گستردهٔ 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[٤](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 شبکهٔ عصبی در مدل‌سازی روابط غیرخطی سبب شده که در مسائل مربوط به تخمین و پیش بینی هیدرولوژی کاربرد داشته باشند[۳].

تـئوری موجکـی یکـی 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 قدمتی۱۰ ساله دارد. فوریه اساس کار را با آنالیز فرکانس ادامه داد، ولی به مرور زمان توجه محققان از آنالیز بر اساس فرکانس بـه آنالیز بر اساس مقیاس جلب شد. مفهوم کلی موجک‌ها را به صورت تئوری کنونی مورلت[٥] و گروهـی در مرکـز تحقـیقات فیزیک نظری مارسی زیر نظر آلکس گراسمن[٦] در فرانسه ارائه

4..Artificial Neural Network
5 . Jean Morlet
6. Alex Grossman

[ Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-01 ]
[ DOR: 20.1001.1.22286837.1386.2.2.5.7 ]

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

در مقالهٔ حاضر با استفاده از شبکهٔ عصبی- موجکی چندلایه و ارائهٔ الگوی جدید، به منظور تقسیم‌بندی داده‌ها و بهبود نتایج، مدل بارش رواناب حوضهٔ آبریز هلیل رود ارائه شده است. به منظور ارائهٔ مدل در آموزش شبکهٔ 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 شده‌است 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 شبکهٔ عصبی بر اساس مدل ریاضی فوریه[٦]، پیش‌بینی دبی اوج با استفاده از شبکهٔ عصبی بر روی رودخانهٔ هلیل[۷]، مقایسهٔ شبکهٔ 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 شبکهٔ عصبی مصنوعی[۱۰]، و مدل بندی جریان رودخانه‌ها توسط شبکهٔ عصبی [۱۱]، اشاره کرد. نوری و همکاران (۱۳۸٤) با استفاده از شبکه‌های عصبی موجکی اقدام به شبیه‌سازی جریان

7. Y. Meyer

[ Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-01 ]
[ DOR: 20.1001.1.22286837.1386.2.2.5.7 ]

رودخانهٔ هلیل‌رود کرده‌اند[۱۲]. در مدل‌های ارائه شده با توجه به این‌که ساختار شبکهٔ عصبی[8] 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 شبکهٔ عصبی–موجکی قرارگرفته‌اند.

## شبکهٔ عصبی مصنوعی

ساختار کلی شبکه‌های عصبی مصنوعی از شبکهٔ 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 پایهٔ شبکهٔ عصبی مصنوعی را برای اولین بار کولاچ و پتیس در سال ۱۹۴۳ میلادی ارائه کردند. بعد از آن، تحقیقات زیادی به منظور توسعهٔ شبکه‌های عصبی مصنوعی صورت گرفته است؛ به طوری‌که امروزه شبکه‌های عصبی مصنوعی با ساختارهای متفاوت، به طور وسیعی در حوضه‌های مختلف علوم گسترش یافته‌اند. یک شبکهٔ عصبی مصنوعی یا به اختصار شبکهٔ عصبی یک سیستم پردازش اطلاعات است که دارای کارایی و خواص شبکه مغز انسان است[۱].

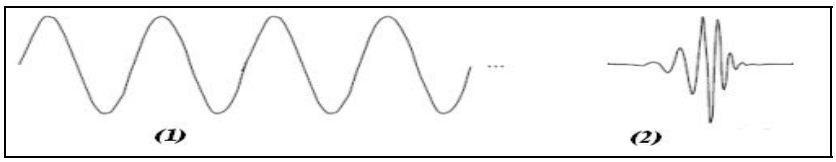
## موجک

یک موج به صورت تابع نوسان‌کننده تعریف می‌شود. تابع سینوسی مثالی از یک موج است. برای این گونه توابع آنالیز فوریه به‌کار گرفته می‌شود. به‌عبارت 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 ناحیهٔ کوچکی متمرکز شده است و ابزاری مناسب برای بررسی پدیده‌های غیر ایستا و گذرا[9] است [۱۳]. در شکل۱ موجک دابیچز 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

[ Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-01 ]
[ DOR: 20.1001.1.22286837.1386.2.2.5.7 ]

مثبت و منفی واقع در دامنه‌اش محدود شده باشد. این مشخصهٔ 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[١٤].




**شکل ١. مقایسه یک موج سینوسی (*1*) با یک موجک(*2*) (db[10]).**

## تبدیل پیوسته موجکی[11]

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

$$C(Scale, Position) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)\psi(scale, Position)dt \qquad (١)$$

یا به صورت ذیل:

$$CWT_S^{\psi}(a,b) = \frac{1}{\sqrt{|a|}}\int s(t)\psi^*_{a,b}(t)dt \qquad (٢)$$

رابطهٔ فوق تابعی از دو متغیر a وb است. b نشان‌دهندهٔ انتقال[12] و a بیان‌گر مقیاس[13] بوده و برابر پریود(عکس فرکانس) است. همچنین علامت * نشان دهندهٔ مزدوج مختلط[14] است.

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

[ Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-01 ]
[ DOR: 20.1001.1.22286837.1386.2.2.5.7 ]

$S(t)$ سیگنال مورد نظر و $\psi(t)$ تابع انتقال بوده و موجک مادر[15] نامیده می‌شود. عبارت مادر بـه این دلیل به کار رفته است که توابع متفاوتی که برای انتقال استفاده می‌شوند، همگی از تابع اصـلی (مادر) ناشی می‌شوند. به عبارت دیگر موجک مادر، موج اصلی برای تولید توابع پنجرهٔ دیگـر است. توابع پنجرهٔ $\psi^{*}_{a,b}(t)$ از تابع مادر با تغییر در مقادیر a و b ساخته می‌شوند، تابع موجکی[16] نامیده شده و از این رابطه به‌دست می‌آیند:

$$\psi_{a,b}(t) = \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \qquad (۳)$$

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 پنجرهٔ متغیر است، به‌طوری 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. به‌طور مشابه در جملات فرکانسی، فرکانس پائین (مقیاس بزرگ) متناظر با اطلاعات کلی موج است که معمولا اندازه موج داخلی است، در حالی‌که 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 شکل۲ نشان داده شده است.

15. Mother Wavelet
16. Wavelet Function

[ Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-01 ]

[ DOR: 20.1001.1.22286837.1386.2.2.5.7 ]



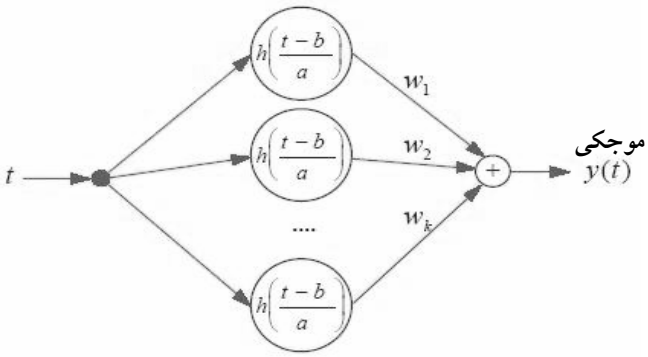

**شکل۲. تأثیر اثر انتقال در یک موجک[١٤]**

## شبکهٔ عصبی موجکی

به منظور طراحی یک شبکهٔ عصبی موجکی از جای‌گزینی تابع محرک شبکهٔ عصبی و موجک می‌توان اقدام کرد. در صورتی که یک شبکه ساده با ورودی و خروجی منفرد در نظر بگیریم، شبکهٔ عصبی موجکی هر ورودی مانند $t$ را توسط ترکیبی از موجک‌های دختر که به واسطهٔ مقیاس و انتقال موجک مادر به وجود آمده‌اند، تقریب می‌زند. در این حالت خروجی شبکه موجکی از رابطه۴ محاسبه می‌شود.

$$y(t)=\sum_{k=1}^{K} w_k . h_{a,b}(t) \qquad (۴)$$

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




**شکل ۳. ساختار شبکهٔ عصبی موجکی**

ترکیب موجک و شبکهٔ عصبی الگوی جدیدی از هوش مصنوعی با نام شبکهٔ عصبی- موجکی[١٧] تشکیل می‌دهد که می‌تواند جای‌گزین مناسبی برای شبکه‌های عصبی انتشار برگشتی باشد که تقریبا می‌تواند از هر تابع غیرخطی دلخواه استفاده کند. الگوریتم این شبکه از دو

17 . Wavelet

[ Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-01 ]
[ DOR: 20.1001.1.22286837.1386.2.2.5.7 ]

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 شبکهٔ عصبی موجکی در شکل۳ 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)[19]، 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

[ Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-01 ]

[ DOR: 20.1001.1.22286837.1386.2.2.5.7 ]

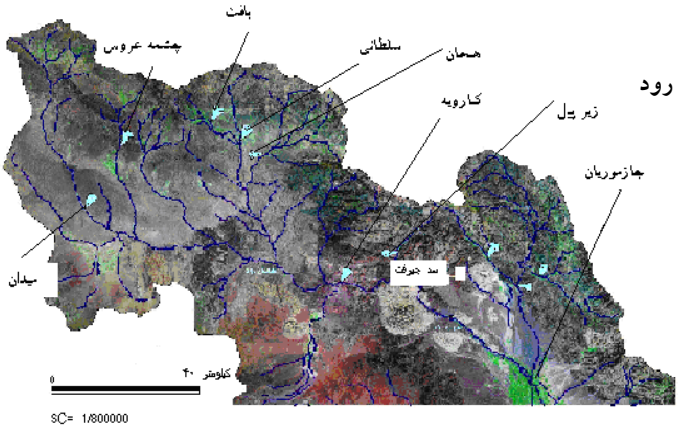
## منطقه پژوهش

رودخانهٔ هلیل‌رود در جنوب شرق ایران قرار گرفته و یکی از زیر حوضه‌های اصلی حوضهٔ 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 ۴۵-۲۷ 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 حوضهٔ آبریز رودخانهٔ نسا و از طرف شرق به ساحل غربی دریاچهٔ هامون جازموریان منتهی می‌شود. بالاترین ارتفاع این حوضه حدود۴۰۰۰ 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 پهنهٔ دشت رودبار به صورت مخروطه افکنی به نام هلیل‌رود از طریق شمال غربی به دریاچهٔ جازموریان می‌ریزد. رودخانهٔ هلیل‌رود در ارتفاعات از آبراهه‌های زیادی سرچشمه گرفته و پس از الحاق شاخه‌های سلطانی، بافت، رابر، سیدمرتضی، رودر و رودخانهٔ 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، کناروییه و چشم عروس اشاره کرد(شکل۴-۱)[۱۶].

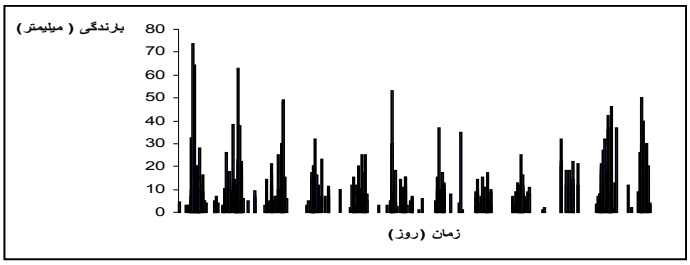
در حوضهٔ آبریز رودخانهٔ هلیل‌رود تنوع آب و هوایی زیادی مشاهده می‌شود. به نحوی که در ارتفاعات اقلیم سرد و خشک و در مناطق دشت، اقلیم گرم و خشک دیده می‌شود. به طور کلی با توجه به آمار و نقشه‌های موجود[۱۷] حوضهٔ آبریز رودخانهٔ هلیل رود کم‌باران ارزیابی می‌شود، ولی در ارتفاعات سرشاخهٔ رودخانه، بارش از مرز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

[ Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-01 ]
[ DOR: 20.1001.1.22286837.1386.2.2.5.7 ]

خط‌الرأس‌های شمالی و شمال غربی شامل ارتفاعات جبال بارز و لاله‌زار که برف‌گیر هستند، در بقیهٔ 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 کناروبه نیز به عنوان ایستگاه دبی‌سنجی بهره گرفته شد. طول دورهٔ آماری۱۴ سال بوده که از داده‌های روزهای بارانی به منظور پیش‌بینی سیلاب بهره گرفته‌شده است(شکل۴). نمودار تغییرات بارندگی و رواناب ایستگاه‌های برگزیده شده در شکل‌های ۵ تا ۱۰ نشان داده شده است.

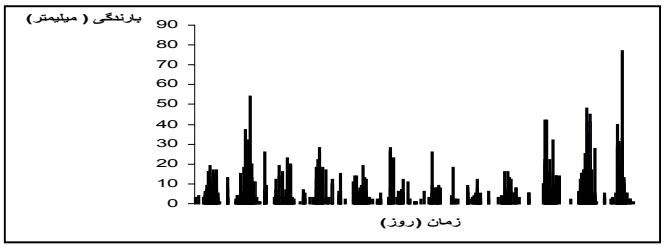



**شکل۴. حوضهٔ آبریز هلیل رود**

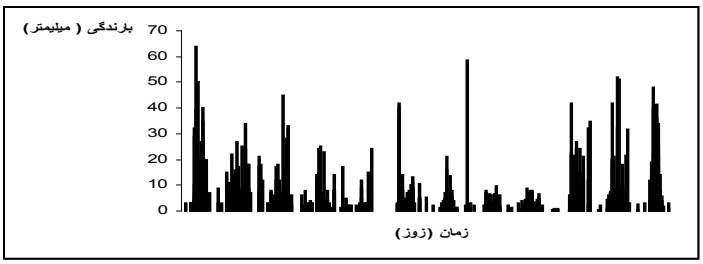



**شکل ۵. نمودار تغییرات بارندگی در ایستگاه هنجان از ۶۶/۶/۳۱ تا ۷۸/۶/۳۱**

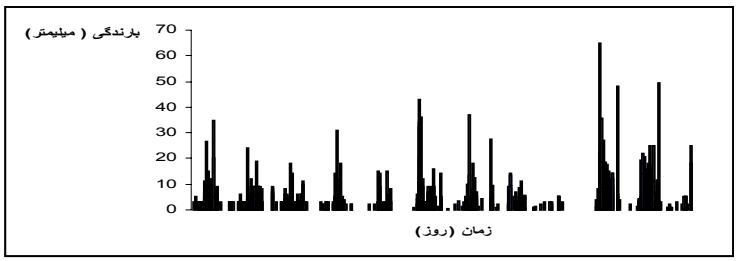
[ Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-01 ]
[ DOR: 20.1001.1.22286837.1386.2.2.5.7 ]



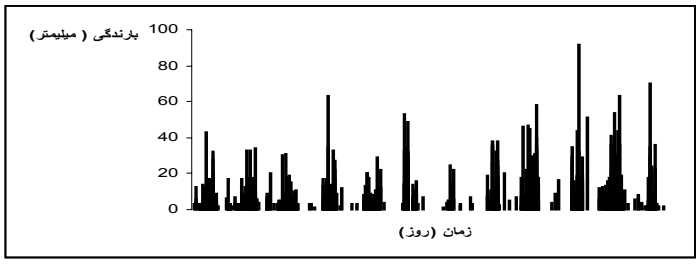

**شکل ۶. نمودار تغییرات بارندگی در ایستگاه بافت سلطانی از ۶۶/۶/۳۱ تا ۷۸/۶/۳۱**




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

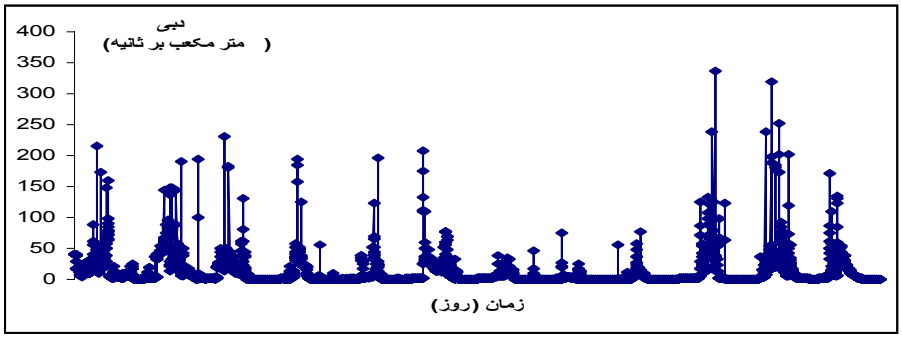



**شکل ۸. نمودار تغییرات بارندگی در ایستگاه چشمه عروس از ۶۶/۶/۳۱ تا ۷۸/۶/۳۱**




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

[ Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-01 ]
[ DOR: 20.1001.1.22286837.1386.2.2.5.7 ]




**شکل۱۰. نمودار تغییرات رواناب در ایستگاه کناروبه از ۶۶/۶/۳۱ تا ۷۸/۶/۳۱**

## آنالیز حساسیت

هـدف از آنالـیز حساسیت در این تحقیق تعیین درجهٔ اهمیت داده‌های بارندگی هر یک از ایسـتگاه‌های موجود در حوضه‌های بررسی شده بر روی میزان دقت دبی محاسبه شده با شبکهٔ عصـبی بوده است، و نتایج کلی حوضه‌ها در جدول۱ آمده است. آنالیز حساسیت با روش‌های مختلفـی انجام می‌شود که در این تحقیق از روش گام به گام استفاده شده است و رابطهٔ آن به صـورت رابطـه ۵ است. روش گام به گام به این صورت انجام می‌شود که داده‌های هر یک از ورودی‌هـای مـدل بـه نسـبت‌هـای مشخصی تغییر داده می‌شود و پس از اعمال آن‌ها به شبکه پاسـخ آن‌ها دریافت می‌شود. با توجه به این‌که پاسخ شبکه از قبل موجود است می‌توان درصد تغیـیرات در پاسـخ 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].

$$S.A = \sum_{i=1}^{n} \frac{(\frac{a_i' - a_i}{a_i})}{C} \times 100 \qquad (۵)$$

در رابطه فوق $a_i'$ پاسخ شبکه پس از اعمال ورودی تغییریافته به شبکه است. C مقدار تغییرات در ورودی شـبکه و $a_i$ پاسـخ‌هـای شـبکه بدون اعمال تغییر در ورودی‌های شبکه‌اند. در این تحقـیق مقدار تغییرات برای هر کدام از ورودی‌ها(۰/۰۵ ±، ۰/۱۰ ± و ۰/۲۰ ±) انتخاب شده

21 Matlab

[ Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-01 ]
[ DOR: 20.1001.1.22286837.1386.2.2.5.7 ]

است. این آنالیز با استفاده از شبکه RBF انجام شده است. این انتخاب به علت دقیق‌تر بودن و پـایداری نـتایج حاصل از این شبکه نسبت به سایر شبکه‌هاست. همان‌طور که مشاهده می‌شود نـتایج مـربوط بـه حوضـهٔ بررسـی شده نشان می‌دهد آمار مربوط به میدان و زیر پل نسبت به ایستگاه‌های چشمه عروس و هنجان اهمیت بیش‌تری داشته باشد.

**جدول ۱. نتایج حاصل از آنالیز حساسیت حوضهٔ آبریز هلیل‌رود**

| نام ایستگاه | هنجان | زیر پل | سلطانی | میدان | چشمه عروس |
|---|---|---|---|---|---|
| حساسیت شبکه (٪) | ۱۹/۲ | ۲۳/۶۱ | ۱۳/۸۷ | ۲۴/۵۶ | ۱۸/۷۳ |

## مواد و روش‌ها

### استفاده از شبکهٔ عصبی موجکی برای داده‌های سیلابی

بعد از آماده‌سازی داده‌های سیلابی با استفاده از شبکهٔ عصبی انتشار برگشتی[۲۲] و تابع انتشار شعاعی[۲۳] به آموزش و آزمون شبکه اقدام شد. نتایج شبکهٔ عصبی انتشار برگشتی بیان‌گر آن است که می‌توان ساختار۱-۹-۸ را به عنوان بهترین ساختار برای حوضهٔ آبریز هلیل‌رود برگزید. همان‌طور که از جدول۲ مشخص است، ضریب همبستگی۰/۵۱ در مرحلهٔ آزمون به‌دست آمده است. لازم به ذکراست، ضریب همبستگی مرحلهٔ 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 مرحلهٔ 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 ۵۷ /۰ 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 شبکهٔ عصبی و با بهره‌گیری از موجک‌های POLYWOG، RASP و SHANON، نسبت به طراحی شبکهٔ 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

[ Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-01 ]
[ DOR: 20.1001.1.22286837.1386.2.2.5.7 ]

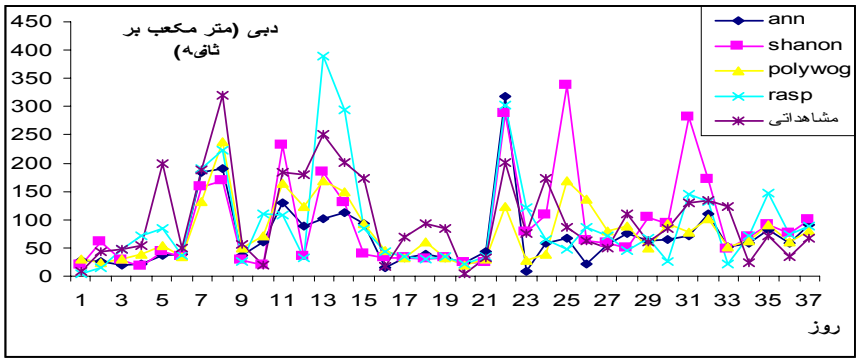
پارامترها برابر با ۰/۲ و ۲ و ۱۰ بودند استفاده شده و نتایج در جدول ۲ و شکل ۱۱ برای حوضه‌های آبریز هلیل ثبت شده است.

## 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 حوضهٔ آبریز هلیل‌رود 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

**جدول۲. مقایسه نتایج پیش‌بینی شده با مدل‌های مختلف برای داده‌های سیلابی حوضهٔ 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 | ۰/51 | ۰/49 | 0/53 | 0/50 | 0/50 | 0/50 | 0/49 | 0/47 | 0/47 | 0/45 | 0/45 |
| Rmse | ۰/۱۴ | ۰/۱ | 0/11 | 0/89 | 0/89 | 0/36 | 0/15 | 021 | 0/54 | 0/20 | 0/20 |




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

[ Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-01 ]
[ DOR: 20.1001.1.22286837.1386.2.2.5.7 ]

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 به‌دست 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 تا۴۰ متر مکعب با میانگین بارندگی۳۸/۲۴ و بازه بارندگی ۳۳ تا ۴۳ میلی‌متر.
۳. دبی ۴۰ تا۸۰ متر مکعب با میانگین بارندگی۴۸/۷۴ و بازه بارندگی ۴۳ تا ۶۰ میلی‌متر.
٤. دبی۸۰ تا۱۰۰ متر مکعب با میانگین بارندگی ۷۳ و بازه بارندگی ۶۰ تا ۸۵ میلی‌متر.
۵. دبی بیش‌تر از۱۰۰ متر مکعب با میانگین بارندگی۱۰۵/۷۱ و بازه بارندگی بیش‌تر از ۸۵ میلی‌متر.

## نتایج و بحث

### نتایج مدل‌ها در به‌کارگیری داده‌های تقسیم‌بندی شده حوضهٔ آبریز هلیل‌رود

مقایسهٔ نتایج پیش‌بینی شده با مدل‌های مختلف برای دبی‌های مختلف در جداول ۳ تا ۷ ارائه شده است.

[ Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-01 ]
[ DOR: 20.1001.1.22286837.1386.2.2.5.7 ]

**جدول ۳. مقایسهٔ نتایج پیش‌بینی شده با مدل‌های مختلف برای دبی کم‌تر از۲۰ متر مکعب حوضهٔ 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 ٤. مقایسهٔ نتایج پیش‌ینی شده بادل‌های مختلف برای دبی ۲۰ تا ٤۰ متر مکعب حوضهٔ 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 | /۹۸ ۰ | ۰/۹۸ | ۰/۹۲ | /۹۶ ۰ | 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. مقایسهٔ نتایج پیش‌ینی شده بادل‌های مختلف برای دبی ۴۰ تا ۸۰ متر مکعب حوضهٔ 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 | /۹۸۷ ۰ | ۰/۹۷ | ۰/۹۶۷ | /۹۶ ۰ | ۰/۹۵ | ۰/۹۱ | /۹۱ ۰ | 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. مقایسهٔ نتایج پیش‌بینی شده با مدل‌های مختلف برای دبی ۸۰ تا ۱۰۰ متر مکعب**

[ Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-01 ]
[ DOR: 20.1001.1.22286837.1386.2.2.5.7 ]

**حوضهٔ 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. مقایسهٔ نتایج پیش‌بینی‌شده با مدل‌های مختلف برای دبی بالای ۱۰۰ متر مکعب بر ثانیه حوضهٔ 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:

$$rmse = \sqrt{\frac{1}{n}\sum (Q_i - \widetilde{Q}_i)^2} \qquad (٦)$$

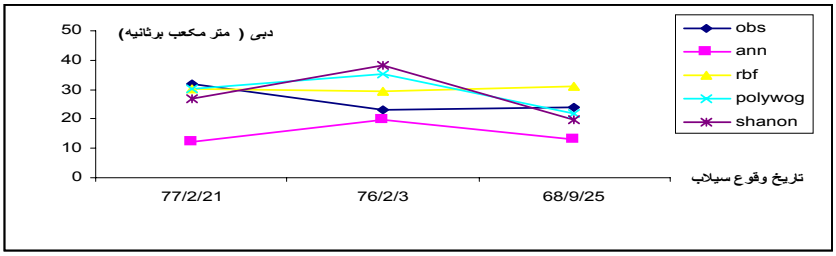
$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n} (Q_i - \widetilde{Q}_i)^2}{\sum_{i=1}^{n} (Q_i - \overline{Q_i})^2} \qquad (٧)$$

جـریان مشاهداتی= $Q_i$، میانگین جریان مشاهداتی= $\overline{Q_i}$، جریان تخمینی= $\widetilde{Q}_i$ (همگی متر مکعب بر ثانیه).

24 . root mean square error
25 .R square

[ Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-01 ]
[ DOR: 20.1001.1.22286837.1386.2.2.5.7 ]

بـا توجـه به نتایج به‌دست آمده در جدول۲ می‌توان گفت شبکهٔ عصبی- موجکی نسبت به شبکهٔ عصبی انتشار برگشتی و شبکهٔ عصبی شعاعی در وضعیت بهتری قرار دارد. نتایج حاصل از شـبکهRBF در وضـعیت خوبـی قـرار نـدارد و مـی‌توان گفت که این شبکه برای داده‌های سیلابی حوضهٔ آبریز هلیل رود مناسب نیست. در میان شبکه‌های عصبی- موجکی نیز، موجک POLYWOG بـا ضریب تأخیر ۰/۲ نتیجه بهتری داشته است. عمل‌کرد سایر موجک‌ها نیز قـابل قـبول بـوده اسـت. در نهایت نتایج به‌دست آمده رضایت‌بخش نبوده است. شکل ۱۲ نیز بـیان‌گـر آن اسـت کـه عمـل‌کرد شبکه‌ها در دبی‌های بالا برای داده‌های سیلابی نامطلوب بوده است. هر چند که به طور نسبی نتایج شبکهٔ عصبی- موجکی در وضعیت بهتری قرار دارد.




**شکل۱۲. مقایسهٔ داده‌های مشاهداتی و داده‌های پیش‌بینی شده ۲۰ تا ۴۰ متر مکعب بر ثانیه با شبکهٔ عصبی (ann,rbf) و عصبی– موجکی**

بـرای داده‌هـای تقسـیم‌بندی شده بر اساس الگوی ارائه شده حوضهٔ آبریز هلیل با توجه به نـتایج بـه‌دست آمده از مدل‌های مختلف که در جدول‌های ۳ تا ۷ و شکل۱۲ مشاهده می‌شود، می‌توان گفت که شبکهٔ عصبی موجکی با به‌کارگیری موجک POLYWOG بهترین نتایج را در بر داشته است.

هـر چند که موجک RASP نیز نتایج خوب و نزدیکی با موجک POLYWOG دارد، در بررسـی دقـیق‌تر، ضریب تأخیر ۰/۲ و ۲ برای این موجک بهترین نتایج را داشته است. البته نـتایج مـدل‌هـا در گروه‌های مختلف متفاوت بوده است که این مسئله در مقایسه شبکهٔ عصبی RBF و انتشار برگشتی بیش‌ترجلب توجه می‌کند و در حالت کلی می‌توان گفت که به‌کارگیری موجک در قالب شبکهٔ عصبی- موجکی موجب بهبود نتایج حاصل از شبکهٔ عصبی می‌شود و الگوریتم ارائه شده نیز بسیار موثر خواهد بود.

[ Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-01 ]
[ DOR: 20.1001.1.22286837.1386.2.2.5.7 ]

## نتیجه‌گیری

تحقیق حاضر که به عنوان گامی در بهبود نتایج و برطرف کردن محدودیت‌های شبکهٔ عصبی مصنوعی با استفاده از موجک در تعیین مدل بارش- رواناب در حوضهٔ 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 مشاهداتی موفقیت آمیز بوده است.

۲. نتایج آنالیز حساسیت نشان می‌دهد که در حوضهٔ آبریز هلیل آمار بارندگی روزانهٔ 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 پیش بینی 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 شبکهٔ عصبی موجکی موجب بهبود نسبی نتایج شده است. موجک POLYWOG به‌عنوان تابع تحریک نتایج بهتری نسبت به سایر موجک‌ها داشته که ضریب انتقال۰/۲ و ۲ نسبت به سایر انتخاب‌ها موفقیت‌آمیزتر بوده است.

[ Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-01 ]
[ DOR: 20.1001.1.22286837.1386.2.2.5.7 ]

۷. در میان انواع مختلف شبکه‌ها با ترکیبات مختلف داده‌ها و موجک‌ها، شبکهٔ 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. منهاج، م.، *مبانی شبکه‌های عصبی مصنوعی*، مرکز نشر دانشگاه صنعتی امیرکبیر(۱۳۷۹).

2.Govindaraju, R.S. and Rao, A.R., Artificial Neural Networks in Hydrology, Klumar Academic Publishers, The Netherlands, Water Science and Technology Library (2000).

۳. یزدانی،م.، چاوشی، س.، *پیش بینی جریان رودخانه با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی*، پنجمین کنفرانس هیدرولیک ایران، آبان ،کرمان ، ایران (۱۳۸٤).

٤. لوایی، ع.، *طرح بهینه‌سازی سازه‌های فضاکار با استفاده از الگوریتم وراثتی و شبکه‌های عصبی مصنوعی*، پایان نامهٔ کارشناسی ارشد عمران - سازه، دانشگاه شهید باهنر کرمان(۱۳۸۱).

۵. امامقلی زاده، ص.، کاشفی پور،ا.، *استفاده از شبکهٔ عصبی مصنوعی در پیش‌بینی آب‌دهی رودخانهٔ بالا رود استان خوزستان*، پنجمین کنفرانس هیدرولیک ایران، کرمان ، ایران، (۱۳۸۴).

[ Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-01 ]

[ DOR: 20.1001.1.22286837.1386.2.2.5.7 ]

٦. رستم افشار، ن. فهمی، ه. پیره، ع. ، *شبیه‌سازی جریان رودخانه‌ها با استفاده از طرح شبکهٔ 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 شبکهٔ عصبی مصنوعی (مطالعهٔ موردی هلیل)*. مجموعه مقالات هشتمین سمینار بین‌المللی مهندسی رودخانه. . (۱۳۸۱)، صص ۴۷۹ -۴۸۶

۸. اکبر پور، م. رهنما، م. ب. بارانی، غ. ع.، مقایسهٔ شبکهٔ عصبی مصنوعی و مدل Hec-Hms در فرآیند بارندگی رواناب. مجموعه مقالات دومین کنفرانس هیدرولیک ایران. (۱۳۸۲). صص۱۰۲۵ - 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 رودخانهٔ هلیل‌رود 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 $TEA\text{-}CO_2$ با استفاده از روش دی‌کانولوشن*، پایان‌نامه کارشناسی ارشد فیزیک، دانشگاه شهید باهنر کرمان، ایران(۱۳۸۴).

14. Matlab Software, Wavelet Toolbox, Help.

[ Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-01 ]

[ DOR: 20.1001.1.22286837.1386.2.2.5.7 ]

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

۱٦.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*، پایان نامه کارشناسی ارشد زمین شناسی 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 بین المللی 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).

[ Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-01 ]

[ DOR: 20.1001.1.22286837.1386.2.2.5.7 ]