مجله هیدرولیک
دوره ۳، شماره ۱، بهار ۱۳۸۷

پیش‌بینی زمان واقعی سیل با استفاده از شبکه‌های عصبی ترکیبی

فرشاد کوهیان افضل[۱*]، جمشید موسوی[۲]، حسین صدقی[۳]، جهانگیر پرهمت[۴]

۱- دانشجوی سابق دکترای هیدرولوژی و منابع آب، دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات
۲- دانشیار دانشکده عمران و محیط زیست، دانشگاه صنعتی امیرکبیر
۳- استاد گروه علوم و مهندسی آب، دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات
۴- استادیار مرکز تحقیقات حفاظت خاک و آبخیزداری

*** تهران، صندوق پستی، ۷۷۵- ۱۴۵۱۵**
f.koohiyan@wri.ac.ir

چکیده – روشهای مبتنی بر ترکیب مدل‌ها، با تقسیم مسأله پیچیده شبیه‌سازی به تعدادی مدل موضعی ساده و ترکیب جوابهای آنها ممکن است به جوابهای متفاوتی منتهی شوند. در این روش فضای ورودی به زیرفضاهایی تفکیک می‌شود و به هر بخش ویژه از این فضای ورودی تفکیک شده، مدل‌های مجزایی اختصاص می‌یابد. در این تحقیق با استفاده از سیل‌های تولید شده توسط یک مدل هیدرولوژیکی، مزیت استفاده از مدل‌های ترکیبی (Hybrid) نسبت به مدل‌های فراگیر در پیش‌بینی سیل زمان واقعی ارزیابی شده است. بدین منظور نتایج حاصل از یک شبکه عصبی فراگیر که کل فرایند سیل را توسط یک شبکه واحد شبیه‌سازی می‌کند با نتایج حاصل از دو مدل شبکه عصبی- یکی دارای ٤ شبکه عصبی و دیگری دارای ۸ شبکه عصبی- مقایسه شده است. براساس نتایج به‌دست آمده مشاهده می‌شود که مدل‌های ترکیبی در پیش‌بینی سیل – به‌ویژه در پیش‌بینی زمان و مقدار دبی اوج که افزایش دقت در پیش‌بینی آنها در سیستم‌های هشدار سیل از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است- به‌طور قابل ملاحظه‌ای بهتر از مدل فراگیر عمل می‌کنند.

کلید واژگان: پیش‌بینی سیل، زمان- واقعی، شبکه‌های عصبی ترکیبی، بارش- رواناب، خوشه‌بندی.

۱- مقدمه

سیل یکی از مهمترین بلایای طبیعی است که زندگی انسان را تحت تأثیر قرار داده و خسارتهای اقتصادی قابل توجهی را در تمام دنیا ایجاد می‌کند. بر اساس مطالعه‌ای که توسط Berz (2000) انجام شده، ۵۸٪ از کل تلفات ناشی از بلایای طبیعی و ۳۳٪ از خسارتهای اقتصادی مربوط به سیل بوده است. بخش اصلی این تلفات و خسارتها در کشورهای درحال توسعه رخ داده است.

یکی از راههای اصلی مقابله با سیل، استفاده از سیستم‌های هشدار سیل است. بخش اصلی سیستم هشدار سیل، مدل پیش‌بینی سیل است که با پیش‌بینی به‌موقع سیل، باعث اعلام خطر و جلوگیری از ایجاد خسارتهای جانی و مالی می‌شود. پیش‌بینی سیل بر مدل‌های شبیه‌سازی بارش- رواناب استوار است که انواع گوناگونی دارند. در شبیه‌سازی بارش- رواناب، استفاده از مدل‌های مفهومی، به آگاهی از فیزیک فرایند نیاز دارد و از طرفی علاوه بر داشتن ورودی‌ها و خروجیهای سیستم، همچنین به در دست داشتن، به‌دست آوردن، اندازه‌گیری یا تخمین بسیاری دیگر از پارامترهای مدل نیاز است. به‌دست آوردن یا اندازه‌گیری پارامترهای فوق، اساساً

کاری مشکل، وقت گیر و پر هزینه است. بنابراین تخمینی از این پارامترها را باید از طریق واسنجی مدل بر روی داده‌های ورودی و خروجی داد. انجام واسنجی مستلزم فرایند بهگزینی پارامترهای مدل است که ممکن است فرایندی پیچیده و حساس باشد، به‌ویژه اگر پارامترهای مدل در مقایسه با تعداد وقایع ورودی و خروجی زیاد باشد. بهینه‌یابی پارامترهای مدل حتی با استفاده از روش‌های بهینه‌سازی خودکار ممکن است با چالش‌های مختلفی همراه باشد.

از آنجا که در پیش‌بینی و هشدار سیل هدف از شبیه‌سازی، شناسایی مبنای فیزیکی فرایند بارش- رواناب نبوده و فقط دقت و سرعت شبیه‌سازی اهمیت پیدا می‌کند، بنابراین می‌توان از روش‌های جعبه‌سیاهی که بتوانند دقت و سرعت کافی را داشته باشند استفاده کرد. از طرفی با توجه به غیرخطی بودن فرایند بارش- رواناب و همچنین وابسته بودن آن به بسیاری از فرایندهای فیزیوگرافیک و هیدرولوژیک دارای همبستگی‌های داخلی حوضه، باید از مدل‌هایی استفاده شود که از قابلیت برقراری نگاشت غیرخطی بین بارش و رواناب برخوردارند. چنین مشخصه‌ای در شبکه‌های عصبی مصنوعی وجود دارد. این مدل‌ها توانایی انطباق با رابطه غیرخطی و چندمتغیره بین بارش و رواناب را داشته و می‌توانند خود را با داده‌های مغشوش منطبق ساخته و از توانایی خوبی در تعمیم بخش بالایی نیز برخوردارند. علی‌رغم نتایج قابل قبول حاصل از مدل پیش‌بینی مبتنی بر شبکه‌های عصبی، اغلب مشاهده می‌شود که عملکرد مدل فقط بر روی مقادیر سیل کم تا متوسط رضایت‌بخش است و در مورد سیل‌های با دبی بالا ممکن است عملکرد خوبی نداشته و خطای شبیه‌سازی از بخش‌های دیگر هیدروگراف سیل بیشتر باشد. از طرفی عوامل و سازوکارهای تولید سیل بسیار متفاوت و پیچیده بوده و بنابراین یک مدل منفرد به‌تنهایی نمی‌تواند تمامی بخش‌های هیدروگراف سیل و سازوکارهای تولید سیل را با دقت مناسبی شبیه‌سازی کند. بدین دلیل، فکر استفاده از ترکیب نتایج مدل‌های مختلف مطرح شده که به‌طور روزافزونی بر تعداد طرفداران آن افزوده می‌شود.

روشهای مبتنی بر مدل‌های ترکیبی با تقسیم مسأله شبیه‌سازی پیچیده به تعدادی مدل موضعی ساده و ترکیب جوابهای آنها می‌توانند به جوابهای بهتری منتهی شوند. مدل‌های ترکیبی را می‌توان با توجه به روش ترکیب نتایج مدل‌ها به طور اجمالی به دو دسته روش مجموع[1] و روش چندجزئی[2] تقسیم کرد. در روش مجموع، تعدادی مدل بر روی موضوع مشابه آموزش داده شده و سپس خروجی‌های آنها با یکدیگر ترکیب می‌شود. در روش چند جزئی ابتدا موضوع به چند زیرموضوع تقسیم می‌شود و سپس حل مسأله، با مشارکت کل مدل‌های (رژیم‌های) منفرد به‌دست می‌آید. در مبحث پیش‌بینی سیل، در صورت استفاده از روش ترکیب چندجزئی، هریک از زیرفضاهای فوق منعکس کننده نوعی از شرایط هیدرولوژیکی ایجاد سیل است که از اندرکنش متغیرهای مختلف تولید سیل مانند بارش، دما، پوشش برف و شرایط رطوبتی پیشین خاک حاصل می‌شود. به این طریق می‌توان رابطه بسیار پیچیده بارش- رواناب را به چند رابطه موضعی ساده‌تر تبدیل کرده و سپس با ترکیب خروجی‌ها، نتیجه نهایی را با دقت بالاتری به‌دست آورد.

در راستای بهبود عملکرد شبکه‌های منفرد از شبکه‌های عصبی با ساختار درختی، مانند شبکه‌های عصبی چندجزئی (MNN) در تحقیقات Jacobs et al. (1991)، Jacobs and Jordan (1993) و Jordan and Jacobs (1994) استفاده شده است.

به‌نظر می‌رسد Shamseldin et al. (1997) اولین کسانی بودند که مفهوم ترکیب مدل‌ها را برای پیش‌بینی سیل در هیدرولوژی معرفی کردند. آنها از سه روش مختلف میانگین ساده، میانگین وزنی و شبکه‌های عصبی برای

1. Ensemble
2. Modular

ترکیب پیش‌بینی‌های پنج مدل مختلف بارش- رواناب در ۱۱ حوضه آبخیز متفاوت استفاده کردند. نتایج به‌دست آمده نشان داد که پیش‌بینی به‌دست آمده از این روش از بهترین پیش‌بینی مدل‌های منفرد بهتر بوده است.

See and Openshaw (1999) نوعی مدل پیوندی را براساس منطق فازی برای پیش‌بینی رقوم رودخانه توسعه دادند که در آن مجموعه داده‌های پیش‌بینی، ابتدا به چند زیرمجموعه تقسیم شده و سپس با مجموعه‌ای از شبکه‌های عصبی آموزش داده می‌شوند.

Abrahart and See (2000) نوعی مدل شبکه عصبی را ارائه کردند که در آن داده‌های هیدرولوژیکی ابتدا توسط یک شبکه عصبی از نوع SOM خوشه‌بندی می‌شد.

Zhang and Govindaraju (2000) عملکرد شبکه‌های چندجزئی را در پیش‌بینی دبی‌های ماهیانه براساس مفهوم بیزی سنجیده‌اند.

Xiong et al. (2001) از سیستم فازی Takagi-Sugeno مرتبه اول (TS1) برای ترکیب پیش‌بینی‌های پنج مدل مختلف بارش- رواناب استفاده کردند. در این تحقیق مشخص شده که سیستم فازی TS1 روش ساده و کارآمدی برای بهبود پیش‌بینی سیل می‌باشد.

Pal et al. (2003) از ترکیب شبکه‌های MLP و SOFM برای پیش‌بینی دما استفاده کردند. در این مدل ترکیبی از شبکه SOFM به‌منظور تقسیم داده‌های یادگیری استفاده شده بود.

Shu and Bum (2004) برای بالا بردن توانایی تعمیم شبکه‌های عصبی، آنها را ترکیب کرده و برای تحلیل فراوانی سیل به‌کار برده‌اند. آنان نتیجه گرفته‌اند که برآوردهای به‌دست آمده در این روش نسبت به شبکه‌های منفرد بهبود یافته، ضمن آنکه این روش نسبت به انتخاب پارامترهای اولیه - در مقایسه با مدل‌های منفرد- حساسیت کمتری نشان می‌دهد.

Jain and Srinivasulu (2005) برای شبیه‌سازی هیدروگراف جریان، آن را به بخش‌های متفاوت تفکیک کرده و سپس بر روی هر بخش از هیدروگراف نوعی مدل ANN را توسعه داده و با ترکیب خروجی‌ها، هیدروگراف جریان را بازسازی کردند. آنان نتیجه گرفتند که رابطه بارش- رواناب در حوضهٔ بزرگ، از حداقل ۳ یا ۴ نگاشت متفاوت متناظر با دینامیک‌های متفاوت فرایندهای فیزیکی تشکیل می‌شود. نتایج شبیه‌سازی در این روش، از شبیه‌سازی با مدل‌های منفرد بهتر بوده است.

Wang et al. (2005) از سه مدل ANN پیوندی با نام‌های شبکه عصبی با مبنای آستانه‌ای[1]، شبکه عصبی با مبنای خوشه‌ای[2] و شبکه عصبی دوره‌ای[3] برای پیش‌بینی جریان روزانه رودخانه استفاده کردند. آنها در مدل CANN خود، ابتدا داده‌ها را با استفاده از روش خوشه‌بندی میانگین‌های c فازی[4] خوشه‌بندی و بر روی هریک از خوشه‌ها، نوعی مدل ANN را برازش دادند. خروجی نهایی مدل آنها، میانگین وزنی خروجی شبکه‌های عصبی کلیه خوشه‌ها بوده است.

در این مقاله با استفاده از سیلاب‌های تولید شده توسط نوعی مدل هیدرولوژیکی و داده‌های حاصل از آن، شبکه‌های عصبی ترکیبی و فراگیر برای پیش‌بینی مشخصات سیل توسعه داده شده و عملکرد آنها با یکدیگر مقایسه شده‌اند. در تعیین و انتخاب تعداد شبکه‌ها از تحلیل‌های مبتنی بر خوشه‌بندی داده‌ها استفاده شده است.

۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- روش کار

در این تحقیق به‌منظور آزمودن کارایی شبکه‌های عصبی ترکیبی و مزیت آن نسبت به شبکه‌های عصبی فراگیر[5] در پیش‌بینی زمان واقعی سیل، از مدل‌های ترکیبی نوع چندجزئی استفاده شده است. بدین منظور ابتدا داده‌های فضای ورودی مدل بارش- رواناب با استفاده از روش

1. TANN
2. CANN
3. PANN
4. FCM
5. Global

FCM بـه دو مـدل ٤ و ٨ خوشـه‌ای تقـسیم شـده اسـت. سپس برای مدل ۴ خوشه‌ای، ٤ شبکه عـصبی مجـزا (هـر یک برای یک خوشه) و برای مدل ۸ خوشـه‌ای، ۸ شـبکه عصبی مجزا (هر یک برای یک خوشه) بر روی داده‌هـای ورودی آمـوزش داده شـد. پـس از آن نتـایج شـبکه‌هـای عصبی فوق بـه روش چنـدجزئی ترکیـب شـده و نتیجـه نهایی از برایند نتایج مـدل‌هـای اختـصاص داده شـده بـه خوشه‌ها بـه‌دسـت آمـده اسـت. بـه‌منظـور مقایـسه روش ترکیب مدل‌ها با روش فراگیر، یک شبکه عصبی منفرد نیز به عنـوان مبنـای مقایـسه بـر روی کـل داده‌هـای فـضای ورودی مدل بارش- رواناب آموزش داده شـده اسـت. در نهایـت نتـایج بـه‌دسـت آمـده از دو مـدل ترکیبـی ۴ و ۸ شبکه‌ای با یکدیگر و با شبکه عـصبی فراگیـر در مراحـل مختلف آموزش، آزمون و ارزیابی مقایسه شده است.

هم‌چنانکه ذکر شد در تقـسیم‌بنـدی فـضای ورودی مـدل بارش- رواناب از خوشه‌بندی فازی اسـتفاده شـده اسـت. این روش در گروه روش‌های جدایش فـازی خوشـه‌یـابی غیر سلسله مراتبی قرار می‌گیرد. روش فوق در سال ۱۹۸۱ توسط Bezdek به‌منظور وارد کردن عدم قطعیت در تعلـق نمونه‌ها به خوشه‌ها، بـا دسـتکاری الگـوریتم K-means و آمیختن آن با تئوری فـازی یـا تعلـق نـسبی ارائـه شـد و الگوریتم خوشه‌بندی *میانگین‌هـای c فـازی* یـا FCM نـام گرفت.

بر خلاف خوشه‌یابی سنتی - که هر داده فقط باید به یـک خوشه اختصاص یابد- خوشه‌یابی فازی با مجـاز شـمردن عضویت تدریجی، از این قید رها شده و بنـابراین امکـان بررسی داده‌هایی را که به‌صورت همزمان به بـیش از یـک خوشه تعلق دارند، فـراهم سـاخته اسـت. در خوشـه‌یـابی فازی مشاهدات به‌طور همزمان به چند خوشه با درجـات متفاوت عضویت تعلق دارند.

بیشتر الگوریتم‌های خوشـه‌یـابی فـازی، بـر تعریـف تـابع هدف استوارند. این الگوریتم‌ها با کمینه سازی یـک تـابع هدف مشخص، تقسیم‌بندی بهینه را تعیین مـی‌کننـد. ایـن تابع در الگوریتم‌های مختلف خوشه‌یـابی فـازی متفـاوت است. در روش FCM تابع هدفی که باید کمینـه شـود بـه شکل زیر ارائه شده است:

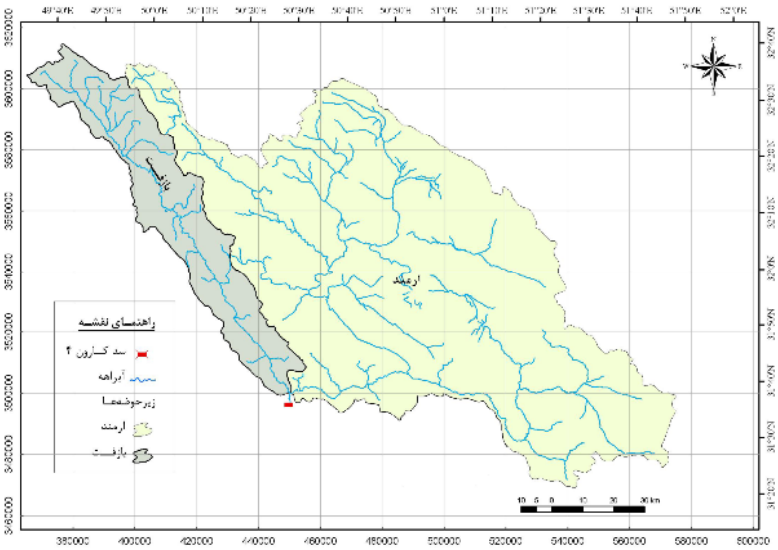
$$J_{FCM}(U,V)=\sum_{i=1}^{K}\sum_{k=1}^{n}u_{ik}^{m}.\left\|X_k-V_i\right\|^2 \qquad (۱)$$

الگوریتم FCM به دلیل مفهوم تابع عضویت فازی، توانایی بیـشتری در کـار بـا داده‌هـای پـرت و درجـه‌بنـدی درجـه‌عـضویت داده‌هـا دارد کـه در عمـل از اهمیـت فوق‌العاده‌ای برخوردار است. FCM یکی از الگوریتم‌هـای خوشه‌یابی است که به‌طور وسیعی از آن استفاده می‌شود.

۲-۲- داده‌های مورد استفاده

با توجـه بـه کمبـود داده‌هـای کامـل و همزمـان بـارش و رواناب و مشکل بودن دسترسی به این داده‌ها و بـه‌منظـور حـصول اطمینـان از صـحت داده‌هـا، در ایـن تحقیـق از داده‌های سیل تولید شده[1] توسط نوعی مدل هیدرولوژیکی مفهومی به عنوان داده‌های مشاهده‌ای استفاده شـده اسـت. بدین منظور برای آنکه سیل‌های تولید شده تا حـد امکـان واقع بینانه باشند، به‌طور تقریبی از مشخصات حوضه سـد کارون ۴ به‌عنوان حوضه‌ای نمادین استفاده شده است. این حوضه مشتمل بـر دو زیرحوضـه ارمنـد و بازفـت اسـت. مساحت زیرحوضه‌ها و نحوه اتصال آنهـا بـه یکـدیگر تـا حد امکان به‌صورت واقعـی در نظـر گرفتـه شـده اسـت. مشخصات حوضه فوق که برای تولید سیل اسـتفاده شـده در شکل ۱ و جدول ۱ ارائـه شـده اسـت. بـرای در نظـر گرفتن تنوع شرایط طبیعی در مدل‌سـازی، مجموعـه‌ای از شرایط گوناگون برای تولید سیل توسط مـدل مفهـومی در نظر گرفته شده است. با توجـه بـه اینکـه در ایـن تحقیـق داده‌های سـیل تولیـد شـده توسـط مـدل مفهـومی نقـش داده‌های مشاهده‌ای را ایفـا مـی‌کننـد، از ایـن پـس بـرای سهولت کار، از این داده‌ها با نام داده‌های مـشاهده‌ای یـاد می‌شود.

1. Generated



شکل ۱ نقشه حوضه سد کارون ٤

جدول ۱ مشخصات فیزیکی حوضه سد کارون ۴

مشخصه فیزیکی	زیرحوضه	
	A، ارمنه	**B، بازفت**
مساحت (کیلومتر مربع)	۱۰۰۰۰	۲۱۷۵
زمان تأخیر (ساعت)	۱۲/۵	۱۰
زمان تمرکز (ساعت)	۲۲	۱۶
شماره منحنی (CN)	۵۰، ۵۵، ۶۰، ۶۵	۷۰، ۷۵، ۸۰، ۸۵

مدل مفهومی استفاده شده در این تحقیق برای تولید سیل، مدل HEC-HMS بوده که برای حوضه نمادین سد کارون ٤ و با در نظر گرفتن شرایط متفاوتی برای مشخصه‌های بارش و تلفات بارش و در نظر گرفتن مدل ثابتی برای تبدیل بارش به رواناب اجرا شده و سیل‌های تولید شده آن به‌عنوان داده‌های مشاهده‌ای در این تحقیق مورد استفاده قرار گرفته است.

برای آسان شدن مدل‌سازی، از دو مقدار ثابت بارش برابر ۱۵۰ و ۸۵ میلیمتر به عنوان بارش ورودی در تمامی شبیه‌سازی‌ها استفاده شده اما برای توزیع زمانی بارش‌ها از چهار توزیع استاندارد SCS (Type I، Type IA، Type II و Type III) با تداوم بارش ۲٤ ساعته استفاده شده است. لازم است ذکر شود که از این توزیع‌های استاندارد فقط برای تولید داده‌های بارش استفاده شده و نوع توزیع بارش، در مدل‌سازی با شبکه‌های عصبی که با استفاده از خروجی‌های این مدل صورت می‌گیرد تأثیری ندارد. دلیل این امر آن است که در شبکه عصبی از نوع MLP که در این تحقیق استفاده شده، شبیه‌سازی به‌صورت استاتیک (نه دینامیک) صورت می‌گیرد. به عبارت دیگر در هر الگو (داده‌های ورودی مربوط به یک ساعت) یک مقدار برای بارندگی وارد می‌شود و شبکه، ارتباط زمانی این بارش با بارش‌های قبلی و بعدی را درک نمی‌کند و فقط برای همان ساعت نیز خروجی را با توجه به ورودی‌ها شبیه‌سازی می‌کند و ارتباط زمانی بین خروجی‌های قبلی و بعدی را برقرار نمی‌کند. بنابراین، فقط از چهار مدل بارش که هر یک دارای یک نوع توزیع هستند، استفاده شده و ترکیبات مختلف توزیع‌های با بارش‌های متفاوت مورد استفاده قرار نگرفته است.

برای نشان دادن نقش ذوب برف در ایجاد سیل، در نیمی از شبیه سازی‌ها، مدل ذوب برف HEC-MMS نیز فعال شده است. براساس مشخصه‌های مقدار بارش، نوع توزیع بارش و وجود یا نبود ذوب برف، چهار مدل هواشناسی مختلف برای تولید سیل توسط مدل ایجاد شده که مشخصات آنها در جدول ۲ ارائه شده است.

جدول ۲ مشخصات مدل‌های هواشناسی ایجاد شده برای تولید سیل

مدل هواشناسی	Met4	Met3	Met2	Met1
نوع توزیع	II	IA	I	III
میزان بارش، میلیمتر	۸۵	۱۵۰	۸۵	۱۵۰
ذوب برف	ندارد	ندارد	دارد	دارد

مشخصات پارامترهای مورد استفاده در مدل ذوب برف نیز در جدول ۳ ارائه شده است.

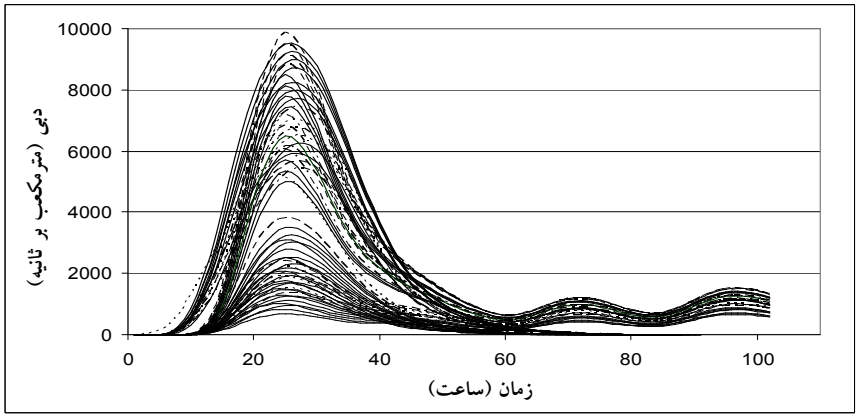
جدول ۳ پارامترهای مورد استفاده در مدل ذوب برف

پارامتر ذوب برف	مقدار پارامتر
Px Temperature (deg. c)	۲/۵
Base Temperature (deg. c)	۰
Wet meltrate (mm/deg. c-	۳/۲
Rain rate limit (mm/ day)	۰/۴
ATI-meltrate coefficient	۰/۸۵
Cold limit (mm/ day)	۲۰
Water capacity (%)	۵
Ground melt method	Fixed value
Ground melt (mm/ day)	۰

به‌منظور شبیه‌سازی تلفات زیرحوضه‌ها از روش شماره منحنی (CN) استفاده شده است. لذا برای در نظر گرفتن شرایط اولیه مختلف در مدل، ترکیبات متفاوتی از CN برای دو زیرحوضه (CN_A و CN_B) در نظر گرفته شده است. مقادیر CN در نظر گرفته شده برای حوضه نمادین مفروض، با در نظر داشتن مقادیری که در طبیعت به‌طور متداول مشاهده می‌شوند، برای زیرحوضه ارمند ارقام ۵۰، ۵۵، ۶۰ و ۶۵ و برای زیرحوضه بازفت ارقام ۷۰، ۷۵، ۸۰ و ۸۵ در نظر گرفته شده است. شبیه‌سازی و تولید داده به ازای مقادیر مختلف از CN به‌منظور سنجش قابلیت مدل‌های پیش‌بینی عرضه شده در شرایط مختلف هیدرولوژیکی انجام شده است.

در این تحقیق از گزینه هیدروگراف واحد SCS مدل HEC-HMS برای تبدیل بارش به رواناب استفاده شده است. برای استفاده از این روش، به‌صورت اختیاری، زمان تأخیر زیرحوضه ارمند برابر ۱۲/۵ ساعت و زمان تأخیر زیرحوضه بازفت برابر ۱۰ ساعت (نزدیک به مقادیر واقعی) انتخاب شده است. از ترکیب‌های متفاوت مقادیر CN در دو زیرحوضه و مدل‌های هواشناسی مختلف، ۶۴ سناریوی متفاوت برای شبیه‌سازی و تولید سیل ایجاد و سپس توسط مدل HMS، ۶۴ هیدروگراف سیل برای ۶۴ سناریو تولید شد (شکل۲). این هیدروگراف‌ها به‌عنوان هیدروگراف مشاهده‌ای مورد استفاده قرار می‌گیرند.

امتداد بخش انتهایی برخی از هیدروگراف‌ها، نشانگر اثر ذوب برف است که در قسمت انتهایی هیدروگراف و پس از حذف اثر باران، اثر مستقل خود را نشان می‌دهد.



شکل ۲ هیدروگراف های سیل تولید شده توسط مدل مفهومی (GF)

چنانکه در شکل ۲ مشاهده می‌شود، شکل هیدروگراف‌ها به‌ویژه در بخش دبی اوج و بخش انتهایی هیدروگراف، تا حدی یکسان است و شاید این شبهه را ایجاد کند که فرایند تشکیل هیدروگراف‌ها، فرایندی خطی است و با تعریفی که از توانایی‌های شبکه‌های عصبی ارائه شد، به استفاده از این مدل‌ها نیازی نیست؛ در این زمینه ذکر چند نکته ضروری است.

اول آنکه فرایند تبدیل بارش به رواناب (حتی در ساده‌ترین روشهای شبیه‌سازی آن مانند روش SCS) اساساً فرایندی غیرخطی است و بنابراین برای شبیه‌سازی آن می‌توان از قابلیت نگاشت غیرخطی شبکه‌های عصبی استفاده کرد. دوم آنکه هدف اصلی از ارائه این مقاله، مقایسه توانایی‌های مدل‌های ترکیبی (در این مقاله ترکیب مدل‌های شبکه عصبی) با مدل‌های فراگیر بوده که هر دو بر روی مجموعه داده واحدی آزمایش شده‌اند. سوم آنکه روند خطی مورد اشاره، مربوط به فرایند تبدیل بارش به رواناب نیست (که در یک هیدروگراف صورت می‌گیرد)، بلکه با توجه به اینکه از یک مدل HMS واحد دارای زمان تأخیر ثابت برای تولید سیل‌های با شرایط بارش و شرایط محیطی مختلف (CNهای متفاوت) استفاده شده، طبیعی است که زمان دبی اوج تمامی هیدروگراف‌ها نزدیک به یکدیگر باشد و بنابراین نزدیک بودن زمان دبی اوج هیدروگراف‌ها به‌دلیل استفاده از یک مدل ثابت تولید سیل، خللی در رابطه غیرخطی بارش- رواناب ایجاد نخواهد کرد.

پس از تولید سیل‌ها، از داده‌های ورودی به مدل مفهومی (بارش به شکل تجمعی که شرح داده شد و CN زیرحوضه‌ها) و دبی تولید شده در زیرحوضه‌های ارمند (Q_A) و بازفت (Q_B) به‌عنوان فضای مدل‌سازی برای شبکه‌های عصبی استفاده شده است. از این پس برای سهولت کار، داده‌های سیل شبیه‌سازی شده توسط مدل شبکه عصبی فراگیر با نماد NF و داده‌های سیل شبیه‌سازی شده توسط شبکه‌های عصبی ترکیبی با نماد HNF (نماد HNF4 برای مدل ۴ شبکه‌ای و نماد HNF8 برای مدل ۸ شبکه‌ای) نشان داده می‌شود.

۲-۳- تعیین ساختار شبکه‌های عصبی و آموزش آنها

تمامی شبکه‌های عصبی (شامل NF و HNF)، با توجه به کارایی اثبات شده برای شبکه‌های نوع MLP، از این نوع انتخاب شده است. تعیین ساختار شبکه‌ها به روش آزمون و خطا، در حین آموزش و بر اساس کمینه کردن مقدار خطای آموزش انجام شده است.

برای برطرف شدن مشکل عدم ارتباط زمانی داده‌های بارش در شبکه‌های عصبی MLP و استاتیک بودن (که در بخش قبل شرح داده شد) می‌توان سوابقی از داده‌های مربوط به زمان‌های قبل را در داده‌های زمان حاضر که قرار است خروجی زمان حاضر را تولید کنند، گنجاند. با این هدف اطلاعاتی از داده‌های بارش قبلی در بارش مربوط به هر زمان گنجانده شده و بارش‌ها به‌صورت تجمعی به مدل ارائه شده است. اما از آنجا که از نظر مفهومی دبی حوضه در هر لحظه، به بارش‌های قبل از آن لحظه تا زمان تمرکز حوضه بستگی داشته و بارش‌های قبل از زمان تمرکز حوضه نقشی در بالا بردن دبی اوج حوضه ندارند، در این تحقیق بارش تجمعی مربوط به t_c ساعت قبل حوضه، به‌عنوان بارش ورودی مدل در زمان حاضر در نظر گرفته شده که t_c زمان تمرکز حوضه را نشان می‌دهد. با توجه به مطلب فوق و با در نظر گرفتن زمان تمرکز دو زیرحوضه، برای ورودی شبکه‌های عصبی، بارش مربوط به زیرحوضه ارمند در هر ساعت به‌صورت بارش تجمعی ۲۲ ساعت گذشته (P_{22}) آن و بارش مربوط به زیرحوضه بازفت در هر ساعت به‌صورت بارش تجمعی۱۶ ساعت گذشته (P_{16}) آن در نظر گرفته شده است. برای در نظر گرفتن اثر تأخیرهای زمانی موجود در سیستم، زمان تأخیر زیرحوضه‌ها و تأخیر زمانی بین دبی خروجی زیرحوضه‌های ارمند و بازفت با

خروجی حوضه در نظر گرفته شده است. زمان تأخیر زیرحوضه‌ها (۱۶ ساعت)، مقدار متوسط زمان تأخیر بین بارش و دبی در زیرحوضه‌های ارمند و بازفت است. برای به‌دست آوردن تأخیرهای زمانی از تحلیل همبستگی متقابل[1] استفاده شده است. از آنجا که شبیه‌سازی دبی در خروجی حوضه در زمان t ((Q(t)) مد نظر است، بنابراین ورودیهای مدل‌های NF و HNF شامل P_{16}(t-16)، P_{22}(t-16)، Q_A (t-6) و Q_B(t-4) است. با توجه به اینکه زمان تأخیر بین دبی زیرحوضه‌ها با دبی خروجی حوضه برابر ۴ ساعت به‌دست آمده، مدلی که به‌دست خواهد آمد توانایی پیش‌بینی برای حدود ۴ ساعت آینده را خواهد داشت. بنابراین در مرحله پیش‌بینی، ورودیهای مدل‌های NF و HNF عبارت خواهند بود ازP_{16}(t-12)، P_{22}(t-12)، Q_A (t-2) و Q_B(t) و در نتیجه Q(t+4) پیش‌بینی خواهد شد.

برای آموزش شبکه‌ها، داده‌های مربوط به هر شبکه به‌صورت تصادفی به سه گروه داده‌های آموزش (۵۰ درصد داده‌های گروه)، داده‌های آزمون (۲۵ درصد داده‌های گروه) و داده‌های کنترل (۲۵ درصد مابقی داده‌ها) تقسیم شده که داده‌های دسته آخر یعنی داده‌های کنترل برای استفاده از روش Early Stopping جهت جلوگیری از وراآموزی[2] شبکه به‌کار می‌روند.

برای شبیه‌سازی با استفاده از HNN، ابتدا به روش FCM داده‌های ورودی در یک نوبت به ۴ گروه و در نوبت دیگر به ۸ گروه تقسیم‌بندی شده است (جداول ۴ و ۵). به بیان دیگر، فضای ورودی سیستم به ۴ و ۸ زیرسیستم افراز شده است. برای خوشه‌بندی از خصوصیات P_{16}، P_{22}، CN_A، CN_B، Q_A و Q_B استفاده شده است. پس از خوشه‌بندی، بر روی داده‌های مربوط به هر یک از خوشه‌ها و دبی‌های متناظر با آنها، یک شبکه عصبی آموزش داده می‌شود. ورودی‌های این شبکه‌ها عبارت است از P_{16}، P_{22}، Q_A و Q_B. از آنجا که مقادیر CN فقط در تعیین شرایط اولیه ایجاد سیل اهمیت داشته و در شبیه‌سازی هریک از هیدروگراف‌های سیل، در تمام زمان هیدروگراف مشاهده‌ای ثابت باقی می‌مانند، از شماره‌های منحنی حوضه‌ها برای ورودی شبکه‌ها استفاده نشده و فقط در انجام خوشه‌بندی از آنها استفاده شده است.

ساختار شبکه NF و نتایج حاصل از آموزش و آزمودن آن در جدول ۶ و شکل ۳ ارائه شده است. پس از آموزش شبکه NF، نمودار همبستگی بین داده‌های مشاهده‌ای و NF در مراحل آموزش و آزمون ترسیم شده که در شکل ٤ ارائه شده است. معادلات برازش به‌دست آمده در شکل ٤ و ضرایب رگرسیون در جدول ۶ مشاهده می‌شوند.

ساختار شبکه HNF4 و نتایج حاصل از آموزش و آزمودن آن در جدول ۷ ارائه شده است. پس از آموزش شبکه HNF4 آزمون همبستگی بین داده‌های GF و HNF4 در مراحل آموزش و آزمون انجام شده که ضرایب آن در جدول ۷ مشاهده می‌شود. ساختار شبکه HNF8 و نتایج حاصل از آموزش و آزمودن آن در جدول ۸ ارائه شده است. در نهایت پس از آموزش شبکه HNF8 نیز آزمون همبستگی بین داده‌های GF و HNF8 در مراحل آموزش و آزمودن انجام شده که ضرایب آن در جدول ۸ مشاهده می‌شود.

۲-۴- ارزیابی اعتبار مدل‌ها

پس از آموزش شبکه‌های عصبی، به منظور بررسی کارآیی HNF4 و HNF8 و مقایسه با NF، از معیارهای مختلفی استفاده شده است. از آنجا که در پیش‌بینی سیل زمان-واقعی[3] به‌خصوص برای سیستم‌های هشدار سیل، پیش‌بینی دبی‌های بالا و به‌ویژه دبی‌های اوج و زمان صحیح وقوع آنها از اهمیت زیادی برخوردار است، معیارهایی برای سنجش توانایی دو روش در شبیه‌سازی داه‌های حدی تعریف شده است (جدول ۹).

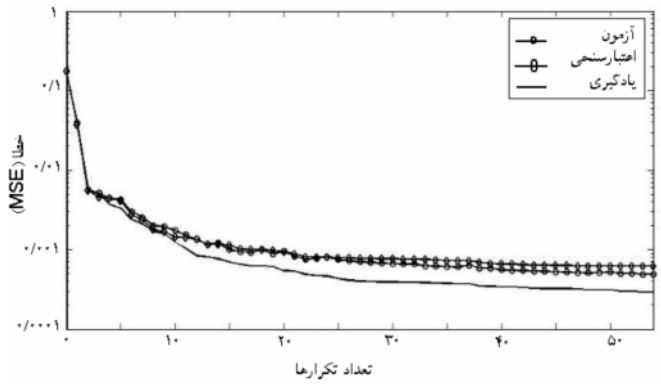
1. Cross Correlation
2. overtraining
3. Real-time

جدول ۴ مشخصات داده‌های دسته‌بندی شده در هر یک از گروه‌های ۴ گانه

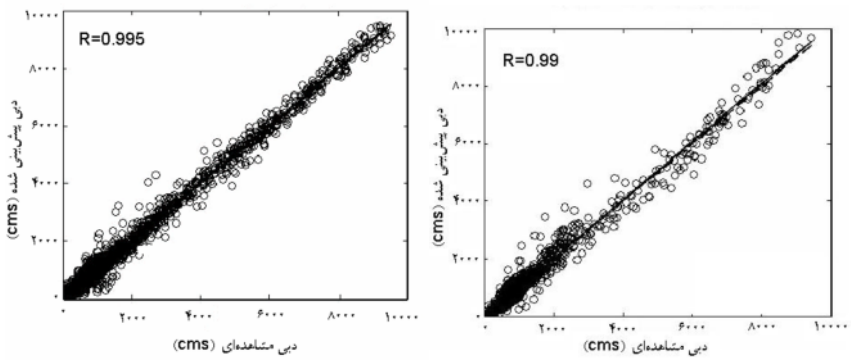
شماره خوشه	CN_B	CN_A	Q_A (cms)	Q_B (cms)	P_{22} (mm)	P_{14} (mm)
خوشه ۱	۷۰–۸۵	۵۰–۶۵	۲۴۸/۶–۲۲۲۹/۷	۷۰/۳–۲۳۳۲/۱	۰–۱۴۷	۰–۱۳۲۹
خوشه ۲	۷۰–۸۵	۵۰–۶۵	۱۵۲۸/۶–۴۴۱۴/۵	۴۵۹/۱–۳۲۶۶/۱	۱۳/۶–۱۴۷/۱	۱۳/۶–۱۳۷/۱
خوشه ۳	۷۰–۸۵	۵۰–۶۵	۰–۶۲۰/۵	۰–۱۱۲۱/۷	۰–۸۳/۱	۰–۷۵/۶
خوشه ٤	۷۰–۸۵	۵۵–۶۵	۴۱۷۶/۹–۷۲۵۶/۱	۱۰۵۴/۳–۳۲۶۶/۱	۲۸/۴–۱۴۷/۱	۲۸/۴–۱۳۷/۱

جدول ۵ مشخصات داده‌های دسته‌بندی شده در هر یک از گروه‌های ۸ گانه

شماره خوشه	CN_B	CN_A	Q_A (cms)	Q_B (cms)	P_{22} (mm)	P_{14} (mm)
خوشه ۱	۷۰–۸۵	۵۰–۶۵	۷۸/۹–۷۰۱/۶	۱۵/۷–۱۳۵۲/۸	۰–۸۳/۱	۰–۷۶/۶
خوشه ۲	۷۰–۸۵	۵۰–۶۵	۱۵۲۸/۶–۳۵۸۴/۴	۴۲۵/۴–۲۵۸۷	۱۳/۶–۱۴۷/۱	۱۳/۶–۱۳۷/۱
خوشه ۳	۷۰–۸۵	۵۰–۶۵	۱۸۰۶/۷–۳۹۶۵/۵	۸۱۱/۷–۳۲۶۶/۱	۱۷/۱–۱۴۷/۱	۱۷/۱–۱۳۷/۱
خوشه ٤	۷۰–۸۵	۵۰–۶۵	۴۵۲/۲–۲۰۷۲	۲۴۷/۲–۲۳۳۲/۱	۷/۵–۱۴۷	۲/۹–۱۳۲/۹
خوشه ۵	۷۰–۸۵	۵۰–۶۵	۳۰۳/۷–۱۳۱۷/۶	۹۶/۱–۱۷۳۴/۱	۰–۱۲۸/۱	۰–۷۶/۸
خوشه ٦	۷۰–۸۵	۵۰–۶۵	۰–۲۷۷/۴	۰–۴۹۱/۵	۰–۸۰/۴	۰–۶۳/۴
خوشه ۷	۷۰–۸۵	۵۵–۶۵	۳۹۷۷/۸–۵۴۷۵/۸	۹۲۱/۶–۳۲۶۶/۱	۲۱/۹–۱۴۷/۱	۲۱/۹–۱۳۷/۱
خوشه ۸	۷۰–۸۵	۶۰–۶۵	۵۴۳۳/۴–۷۲۵۶/۱	۱۳۸۲/۴–۳۲۶۶/۱	۳۷/۵–۱۴۳/۹	۳۷/۵–۱۳۷/۱



شکل ۳ نمودارهای میزان خطا در داده‌های آموزش، آزمون و کنترل در شبکه NF



شکل ٤ همبستگی بین داده‌های مشاهده‌ای و NF در مراحل آموزش (چپ) و آزمون (راست)

جدول ۶ ساختار شبکه NF و نتیجه آموزش آن

تعداد داده‌ها	۵۵۴۴
خطای آموزش	۰/۰۰۰۳
خطای آزمون	۰/۰۰۰۵
ضریب همبستگی آموزش	۰/۹۹۵
ضریب همبستگی آزمون	۰/۹۹
تعداد تکرار	۵۴
ساختار شبکه	۶-۸-۱

جدول ۷ ساختار شبکه‌های مدل HNF4 و نتایج آموزش آنها

خوشه	**۱**	**۲**	**۳**	**۴**
تعداد داده‌های خوشه	۱۵۸۳	۴۶۰	۳۲۳۵	۲۶۶
خطای آموزش	۰/۰۳	۰/۰۱۸	۰/۰۳	۰/۰۰۵
خطای آزمون	۰/۰۴۵	۰/۰۵	۰/۰۳۶	۰/۰۲
ضریب همبستگی آموزش	۰/۹۸۳	۰/۹۸۷	۰/۹۸۳	۰/۹۹۷
ضریب همبستگی آزمون	۰/۹۷۶	۰/۹۷۶	۰/۹۸۲	۰/۹۹۲
تعداد تکرار	۲۲	۲۰	۱۸	۲۷
ساختار شبکه	۱۵-۱۰-۱	۱۰-۵-۱	۶-۳-۱	۱۰-۸-۱

جدول ۸ ساختار شبکه‌های مدل HNF8 و نتایج آموزش آنها

گروه	**۱**	**۲**	**۳**	**۴**	**۵**	**۶**	**۷**	**۸**
تعداد داده‌های گروه	۱۵۹۱	۲۳۹	۱۹۲	۴۱۳	۹۵۷	۱۸۴۴	۱۷۸	۱۳۰
خطای آموزش	۰/۱۴	۰/۰۴۵	۰/۰۵۸	۰/۰۷	۰/۰۳۴	۰/۰۴۵	۰/۰۰۶	۰/۰۰۵
خطای آزمون	۰/۲۵	۰/۱۸	۰/۰۸	۰/۱۲	۰/۰۹۵	۰/۰۲۵	۰/۰۱	۰/۰۳
ضریب همبستگی	۰/۹۱۷	۰/۹۶۴	۰/۹۶۴	۰/۹۵	۰/۹۸	۰/۹۷	۰/۹۹۶	۰/۹۹۵
ضریب همبستگی	۰/۸۷۸	۰/۹۰۴	۰/۹۵۶	۰/۹۳۳	۰/۹۵۶	۰/۹۸۸	۰/۹۹۵	۰/۹۸۳
تعداد تکرار	۱۵	۱۶	۱۳	۲۰	۳۷	۲۶	۲۴	۱۴
ساختار شبکه	۲۰-۱۰-۱	۱۰-۵-۱	۶-۳-۱	۱۰-۸-۱	۱۰-۸-۱	۸-۵-۱	۵-۳-۱	۵-۳-۱

در ادامه از شبکه‌های آموزش دیده NF، HNF4 و HNF8 برای بازسازی کل هیدروگراف‌های مشاهده‌ای استفاده شده است. پس از آن مقادیر بازسازی‌شده در مقابل مقادیر واقعی ترسیم شده (شکلهای ۵ تا ۷) و اختلاف دبی‌های اوج و اختلاف در زمان پیش‌بینی شده دبی اوج با مقادیر واقعی برای هریک از مدل‌ها به‌دست آمده و معیارهای فوق محاسبه شده است (جدول ۹).

روش دیگر به‌کار رفته برای ارزیابی اعتبار مدل‌های فوق، تولید تعدادی سیل جدید (NGF) با استفاده از مدل مفهومی (شکل۸) و بازسازی آنها توسط شبکه‌های آموزش دیده NF و HNF4 و مقایسه نتایج حاصل است. داده‌های بازسازی شده توسط شبکه‌های NF و HNF4 به‌ترتیب با نمادهای NNF و NHNF4 مشخص شده است.

جدول ۹ مقادیر معیارهای مقایسه‌ای برای مدل‌های NF، HNF4 و HNF8

ردیف	نام معیار	نماد	فرمول	مقدار پارامتر		
				NF	HNF4	HNF8
۱	مجموع خطای مطلق در پیش‌بینی زمان دبی اوج (ساعت)	AE(Tp)	$AE(Tp)=\sum_{i=1}^{n}\lvert Tps_i-Tpo_i\rvert$	۲۸۲	۱۲۹	۱۱۱
۲	مجموع خطای مثبت در پیش‌بینی زمان دبی اوج (ساعت)	PE(Tp)[1]	$PE(Tp)=\sum_{i=1}^{n}(Tps_i-Tpo_i)\lvert(Tps_i-Tpo_i)\rangle 0$	۲۰۳	۳۰	۱۴
۳	مجموع خطای منفی در پیش‌بینی زمان دبی اوج (ساعت)	NE(Tp)[2]	$NE(Tp)=\sum_{i=1}^{n}(Tps_i-Tpo_i)\lvert(Tps_i-Tpo_i)\langle 0$	۷۹	۹۹	۹۷
٤	حداکثرخطای منفی در پیش‌بینی زمان دبی اوج (ساعت)	$(NE(Tp))_{max}$	$(NE(Tp))_{\max}=\min(NE(Tp))$	۷	۲	۳
۵	میانگین خطای مطلق در پیش‌بینی زمان دبی اوج	$(AE(Tp))_{av.}$	$(AE(Tp))_{av.}=\frac{AE(Tp)}{n}$	۲/۲۶	۱	۰/۸۶۷
٦	میانگین خطای مثبت در پیش‌بینی زمان دبی اوج	$(PE(Tp))_{av.}$	$(PE(Tp))_{av.}=\frac{PE(Tp)}{n}$	۱/۶۲۵	۰/۲۳	۰/۱۱
۷	درصد موارد دارای خطای مثبت در پیش‌بینی زمان دبی اوج	*	*	۷۲/۸	۱۸	۹/۴
۸	درصد موارد دارای خطای منفی در پیش‌بینی زمان دبی اوج	*	*	۲۷/۲	۵۷/۸	۵۵/۵
۹	درصد موارد بدون خطا در پیش‌بینی زمان دبی اوج	*	*	۰	۲۴/۲	۳۵/۱
۱۰	خطای مطلق در پیش‌بینی مقدار دبی اوج (مترمکعب برثانیه)	AE(Qp)	$AE(Qp)=\sum_{i=1}^{n}\lvert Qpo_i-Qps_i\rvert$	۱۶۸۰۳/۹	۴۱۶۳	۴۶۱۷/۵
۱۱	خطای مثبت در پیش‌بینی مقدار دبی اوج (مترمکعب برثانیه)	PE(Qp)[3]	$PE(Qp)=\sum_{i=1}^{n}(Qpo_i-Qps_i)\lvert(Qpo_i-Qps_i)\rangle 0$	۱۱۶۶۸/۱	۱۲۴۵	۲۳۷۹/۱
۱۲	خطای منفی در پیش‌بینی مقدار دبی اوج (مترمکعب برثانیه)	NE(Qp)[4]	$NE(Qp)=\sum_{i=1}^{n}(Qpo_i-Qps_i)\lvert(Qpo_i-Qps_i)\langle 0$	۵۱۳۵/۸	۲۹۱۸	۲۲۳۸/۴
۱۳	درصد خطای مثبت در پیش‌بینی مقدار دبی اوج	%PE(Qp)	$\%PE(Qp)=\frac{PE(Qp)}{AE(Qp)}\times 100$	۷۰	۳۰	۵۲
۱٤	درصد خطای منفی در پیش‌بینی مقدار دبی اوج	%NE(Qp)	$\%NE(Qp)=\frac{NE(Qp)}{AE(Qp)}\times 100$	۳۰	۷۰	۴۸

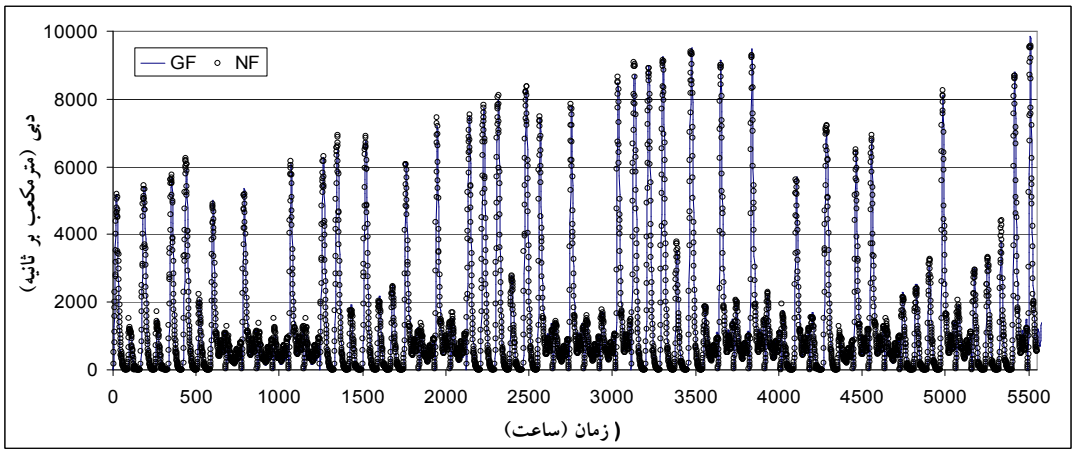
۱. خطای مثبت به معنی پیش‌بینی زمان وقوع دبی اوج، بعد از زمان واقعی است.

۲. خطای منفی به معنی پیش‌بینی زمان وقوع دبی اوج، قبل از زمان واقعی است.

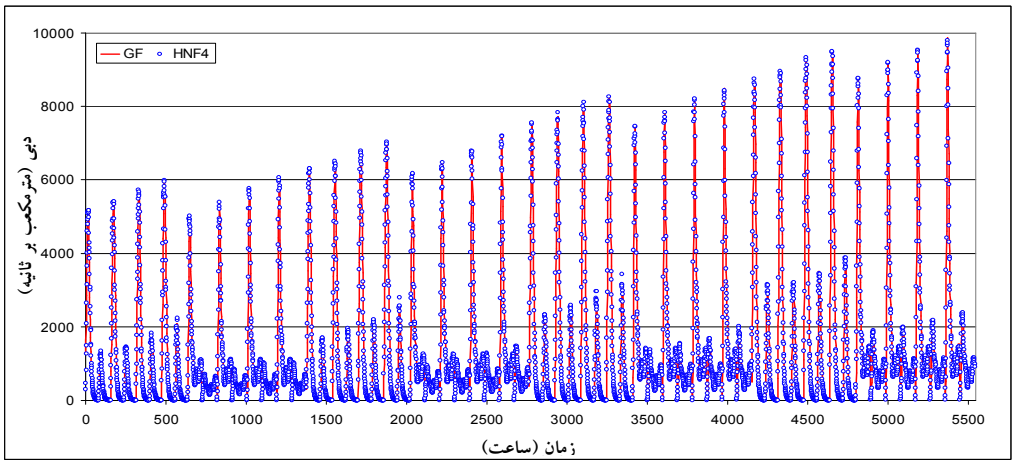
۳. خطای مثبت به معنی پیش‌بینی دبی اوج بیش از مقدار واقعی است.

۴. خطای منفی به معنی پیش‌بینی دبی اوج کمتر از مقدار واقعی است.

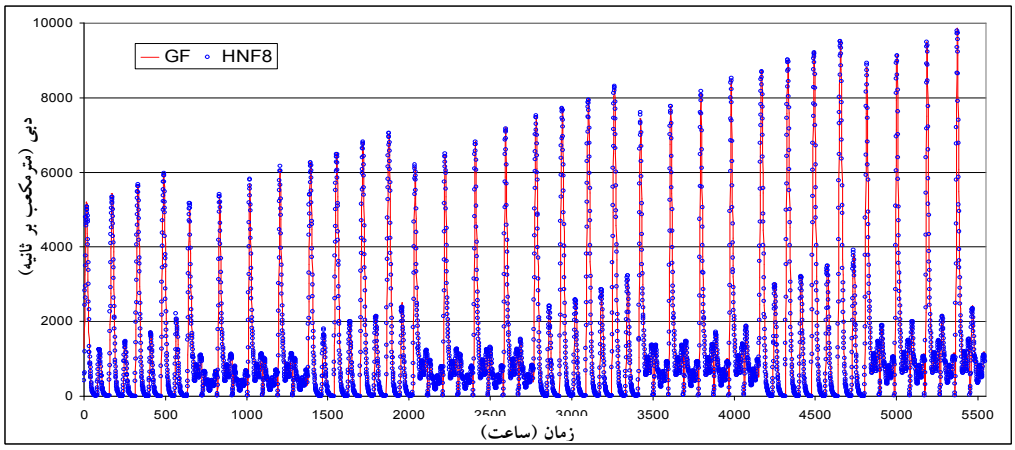
* فاقد فرمول و نماد



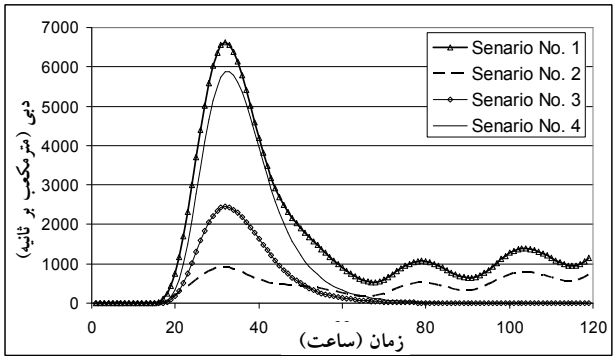
شکل ۵ مقایسه هیدروگراف‌های مشاهده‌ای و مدل NF



شکل ۶ مقایسه هیدروگراف‌های مشاهده‌ای و مدل HNF4



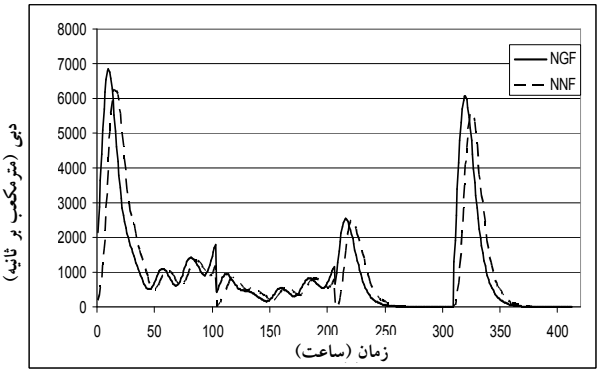
شکل ۷ مقایسه هیدروگراف‌های مشاهده‌ای و مدل HNF8



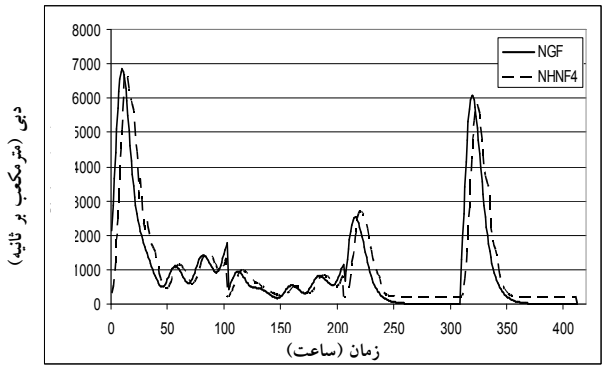
شکل ۸ هیدروگراف‌های تولید شده جدید توسط مدل مفهومی (NGF)

برای مقایسه مدل‌های NNF و NHNF4، هیدروگراف‌های آنها در مقابل هیدروگراف مدل NGF ترسیم شده (شکلهای ۹ و ۱۰)، سپس مقادیر معیارهای مقایسه‌ای برای آنها استخراج شده است (جدول ۱۰).

در روابط جدول ۹، i شماره هیدروگراف، n تعداد دبی های اوج، Tp زمان دبی اوج (ساعت)، Qp دبی اوج (متر مکعب بر ثانیه)، o شاخص مشاهده و s شاخص شبیه‌سازی شده است.



شکل ۹ مقایسه هیدروگراف‌های دو مدل NGF و NNF



شکل ۱۰ مقایسه هیدروگراف‌های دو مدل NGF و NHNF4

جدول ۱۰ مقادیر معیارهای مقایسه‌ای برای مدل‌های NNF و NHNF4

ردیف	پارامتر ارزیابی	مقدار پارامتر	
		NNF	NHNF4
۱	AE(Tp)	۴۰	۳۰
۲	PE(Tp)	۴۰	۳۰
۳	NE(Tp)	۰	۰
۴	$(NE(Tp))_{max}$	--	--
۵	(AE(Tp))av.	۵	۳/۷۵
۶	(PE(Tp))av.	۵	۳/۷۵
۷	درصد موارد دارای خطای مثبت در پیش‌بینی زمان دبی اوج	۱۰۰	۱۰۰
۸	درصد موارد دارای خطای منفی در پیش‌بینی زمان دبی اوج	۰	۰
۹	درصد موارد بدون خطا در پیش‌بینی زمان دبی اوج	۰	۰
۱۰	AE(Qp)	۱۳۸۷/۷	۶۳۸/۴
۱۱	PE(Qp)	۲۲/۱	۳۱۵
۱۲	NE(Qp)	۱۳۶۵/۶	۳۲۳/۴
۱۳	%PE(Qp)	۱/۶	۴۹/۳
۱۴	%NE(Qp)	۹۸/۴	۵۰/۷

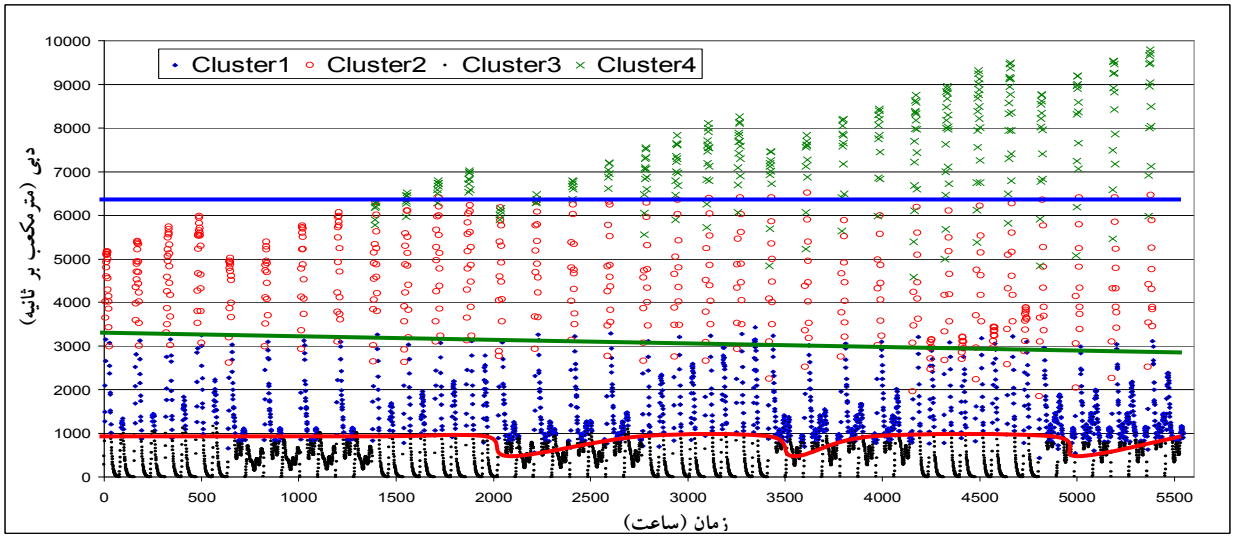
۳- نتایج و بحث

با ملاحظه شکل ۳ و جدول ۶ مشاهده می‌شود که شبکه NF به‌خوبی آموزش دیده و دقت بالایی دارد. ضرایب برازش ۰/۹۹۵ و ۰/۹۹ ، به‌ترتیب در مراحل آموزش و آزمودن، نشانگر این موضوع است. این نتیجه از مقایسه هیدروگراف‌های ترسیم شده مشاهده‌ای و NF در شکل ۷ نیز حاصل می‌شود. نکته‌ای که در شکل ۷ قابل توجه است، اختلاف نسبی بیشتر بین دو نمودار در دبی‌های اوج هیدروگراف‌ها است. همچنان‌که مشاهده می‌شود، تطابق دو گروه، در دبی‌های کم و متوسط بسیار خوب است، اما در دبی‌های اوج، این تطابق کمتر شده و دقت مدل NF کاهش می‌یابد. دلیل این موضوع آن است که معمولاً تعداد دبی‌های اوج و بالا در مجموعه یادگیری، اندک است و بنابراین شبکه، آموزش کمتری بر روی این داده‌ها می‌بینند. اما تعداد وقایع دبی کم و متوسط در مجموعه داده‌های یادگیری، زیاد بوده و در نتیجه شبکه رفتار آنها را به‌خوبی یاد گرفته است. بنابراین مدل NF وقایع میانگین را به‌طور قابل قبولی پیش‌بینی می‌کند، لیکن در پیش‌بینی

وقایع حدی ضعیف است. این مشکل هنگامی اهمیت بیشتری پیدا می‌کند که از این شبکه برای پیش‌بینی سیل در زمان واقعی و به‌منظور هشدار سیل استفاده شود که در این موارد، پیش‌بینی سیل‌های با دبی بالا - که بیشتر مخرب و زیانبار هستند - از اهمیت فوق‌العاده‌ای برخوردار است و دقت ناکافی در این مواقع می‌تواند خسارتهای جبران‌ناپذیری را به‌بار آورد.

خوشه‌بندی فضای ورودی شبکه عصبی که به مدل‌های HNF4 و HNF8 منتهی می‌شود، باعث تخصصی شدن هر یک از شبکه‌ها در بخشی از فضای مدل‌سازی شده و در نتیجه هر یک از شبکه‌ها مسئول تولید قسمتی از هیدروگراف سیل می‌شود. با ترسیم مقادیر مشاهده‌ای متناظر با هریک از داده‌های ورودی با توجه به خوشه‌ای که در آن قرار می‌گیرند، می‌توان این امر را مشاهده کرد. همچنان‌که در شکل ۱۱ مشاهده می‌شود هر شبکه قسمت مشخصی از هیدروگراف‌ها را شبیه‌سازی می‌کند، به‌طوری‌که یکی از شبکه‌ها دبی‌های پایین، یکی دبی‌های متوسط، یکی دبی‌های بالا و یکی دبی‌های بسیار بالا را شبیه‌سازی می‌کنند. بنابراین انتظار می‌رود که هر یک از این شبکه‌ها در فضای مربوط به خود عملکرد بهتری داشته و در نتیجه، خروجی نهایی مدل- که برایند نتایج تک‌تک شبکه‌ها است- تطابق بهتری با داده‌های واقعی داشته باشد. با ترسیم هیدروگرافهای مشاهده‌ای و HNF4 (شکل٦) تطابق بهتر نتایج نسبت به روش قبل مشاهده می‌شود.

با مقایسه نمودارها و ضرایب همبستگی مدلهای NF و HNF4 مشاهده شد که اگرچه ضریب همبستگی در خوشه های ۱ تا ۳ از مدل HNF4 نسبت به ضریب همبستگی مدل NF اندکی کاهش یافته، اما در مقابل، تراکم نسبتی از داده‌ها که در نزدیکی خط برازش داده شده قرار می‌گیرند، افزایش یافته است. به‌عبارت دیگر، شبکه‌ای که بر روی داده‌های این خوشه آموزش دیده، شبیه‌سازی داده‌هایی را که به مرکز این خوشه نزدیک‌تر هستند با دقت بیشتری انجام داده و تعداد بیشتری از داده‌های شبیه‌سازی شده، به داده‌های واقعی نزدیک می‌شوند؛ اگرچه تعداد اندکی نیز- به‌دلیل تخصص یافتن شبکه- با داده‌های واقعی فاصله بیشتری پیدا می‌کنند. از طرفی در خوشه چهارم این مدل ضریب همبستگی نسبت به ضریب همبستگی مدل NF افزایش داشته است. خوشه ۴ خوشه‌ای است که اصولاً فضای ورودی دبی‌های بسیار بالا را در هیدروگراف‌های بزرگ‌تر تشکیل می‌دهد.



شکل ۱۱ هیدروگراف‌های مشاهده‌ای و نحوه قرار گرفتن آنها در خوشه‌های مختلف

بنابراین با توجه به اینکه فضای ورودی این خوشه شامل تعداد داده‌های کمتر و متمرکزتری است، بنابراین افزایش ضریب همبستگی در داده‌های این خوشه به دلیل فوق، توجیه‌پذیر است.

همین روند در مورد مدل HNF8 نیز قابل مشاهده است. البته در خوشه‌های این مدل به‌دلیل کمتر بودن تعداد داده‌ها و تخصص یافتن شبکه‌ها، وجود تعداد کمی داده‌های دورتر از مرکز خوشه، تأثیر منفی بیشتری بر ضریب همبستگی دارد که در جدول ۸ قابل مشاهده است. در این مدل نیز مشاهده شد که در خوشه های ۷ و ۸ که در واقع همان خوشه ۴ مدل HNF4 هستند، ضریب همبستگی بسیار بالا است.

نکته دیگری که در مقایسه مدل‌های فوق کاملاً مشهود است، کاهش قابل ملاحظه تعداد تکرارها[1] در فرایند آموزش شبکه‌ها در مدل‌های HNF4 و HNF8 نسبت به مدلNF است. همچنانکه در جداول ۵ تا ۷ مشاهده می‌شود، تعداد تکرارها در مدلNF برابر ۵۴ است در حالی‌که در مدل HNF4 در خوشه‌های مختلف بین ۱۸ تا ۲۷ و در مدل HNF8 بین ۱۳ تا ۳۷ متغیر است. دلیل بیشتر بودن تکرارها در مدل NF نسبت به مدل‌های HNN آن است که آموزش شبکه NF بر روی کل داده‌های یادگیری، به علت متفاوت بودن کامل روابط تابعی بین بارندگی و رواناب برای وقایع دبی کم، دبی متوسط و دبی‌های بالا، کند است. در چنین مواردی، شبکه به تلاش زیادی در طی فرایند آموزش نیاز دارد. شبکه NF وقتی با نمونه جدیدی در حین آموزش مواجه می‌شود، به‌جای انتخاب یک بخش کوچک اما مرتبط از شبکه، تمایل به تغییر دادن تمامی وزن‌ها و آستانه‌های شبکه و یادگیری تمامی اختلافهای مختصر فضای ورودی، به روش فراگیر دارد، در نتیجه آموزش کند شده و تعداد تکرارها زیاد می‌شود. در مدل‌های HNN با تخصصی شدن شبکه‌ها، هر شبکه در فضایی محدودتر و با پراکندگی کمتر آموزش دیده و بنابراین با سرعت بیشتر و تعداد تکرار کمتری، الگوهای موجود در داده‌ها را یاد می‌گیرد. کاهش تعداد تکرارها از این نظر حائز اهمیت است که در مدل هشدار سیل، سرعت واسنجی و شبیه‌سازی حیاتی است.

به‌منظور مقایسه بهتر نتایج سه روش، می‌توان از معیارهای مقایسه‌ای ارائه شده در جدول ۹ استفاده کرد. همچنانکه مشاهده می‌شود، مقدار AE(Tp) در مدل HNF4 تقریباً ۴۶٪ و در HNF8 تقریباً ۳۹٪ مقدار آن در مدل NF است. AE(Tp) در مدل HNF4 به‌طور متوسط ۱ ساعت و در مدل HNF8 به‌طور متوسط ۰/۸۷ ساعت است، در حالی‌که مقدار آن در مدل NF حدود ۲/۳ ساعت است. در جدول ۹ مشاهده می‌شود که $(PE(Tp))_{av.}$ در مدل HNF4 نسبت به مدلNF در حدود ۸۵٪ و در مدل HNF8 در حدود ۹۳٪ کاهش یافته به‌طوری‌که از متوسط ۱/۶۲۵ ساعت به‌ترتیب به ۰/۲۳ ساعت و ۰/۱۱ ساعت و درصد موارد آن از ۷۲/۸٪ به‌ترتیب به ۱۸٪ و ۹/۴٪ رسیده است. خطای مثبت در پیش‌بینی زمان دبی اوج به این معنا است که زمان دبی اوج پس از رخ دادن دبی اوج پیش‌بینی شود. لذا این نکته از آن جهت حائز اهمیت است که در سیستم‌های هشدار سیل، خطای مثبت در پیش‌بینی زمان دبی اوج می‌تواند موجب از دست دادن زمان و کاهش زمان پیشی[2] شود که این ممکن است موجب بروز خسارتهای جبران‌ناپذیری شود. بنابراین یکی از مزیت‌های مهم مدل‌های HNF4 و HNF8 کاهش میزان خطای مثبت آنها در پیش‌بینی زمان دبی اوج نسبت به مدل NF است. دلیل این کاهش را می‌توان در افزایش NE(Tp) و افزایش مواردی دانست که پیش‌بینی زمان دبی اوج بدون خطا بوده است. همچنانکه مشاهده می‌شود مدل HNF4 در ۲۴/۲٪ از موارد و مدل HNF8 در ۳۵/۱٪ از موارد در پیش‌بینی زمان دبی اوج، بدون‌خطا عمل می‌کنند در حالی‌که در مدل NF این درصد برابر صفر است. از طرفی مشاهده می‌شود که $(NE(Tp))_{max}$ در مدل‌های HNF4 و

1. Epochs

2. Lead time

HNF8 به‌ترتیب برابر ۲ و ۳ ساعت است در حالی‌که در مدل NF برابر با ۷ ساعت است که اختلاف زیادی با دو مدل فوق دارد. در سیستم‌های هشدار سیل، خطر NE(Tp) کمتر از PE(Tp) است زیرا موجب صدور هشدار زودتر از موعد می‌شود، اگرچه این امر در صورت تکرار می‌تواند باعث سلب اطمینان مردم نسبت به سیستم هشدار سیل شود. از این نظر نیز مدل‌های ترکیبی نسبت به مدلNF برتری دارند، زیرا نسبت NE(Tp) به PE(Tp) از حدود ۰/۳۹ در مدل NF به‌ترتیب به ۳/۳ و ٦/۹۳ در مدل‌های HNF4 و HNF8 رسیده که نشانگر کاهش بسیار زیاد درصد موارد خطای مثبت و افزایش درصد موارد خطای منفی در این مدل‌ها است.

در سیستم‌های هشدار سیل، پیش‌بینی صحیح مقدار دبی، به‌ویژه دبی اوج نیز از اهمیت فوق‌العاده‌ای برخوردار است. مقایسه AE(Qp) در سه مدل (جدول ۹) نشان می‌دهد که مقدار آن در مدل‌های HNF4 و HNF8 حدود ۲۵٪ مدلNF است.

خطای مثبت در پیش‌بینی مقدار دبی اوج نشانگر آن است که دبی پیش‌بینی شده از دبی واقعی بیشتر است و به‌عکس خطای منفی نشانگر آن است که دبی اوج پیش‌بینی شده از دبی واقعی کمتر است. در هر سیستم هشدار سیل، پیش‌بینی بیش از مقدار واقعی دبی (با توجه به آستانه هشدار) می‌تواند باعث صدور هشدار کاذب شود و پیش‌بینی کمتر از مقدار واقعی دبی (با توجه به آستانه هشدار) می‌تواند باعث عدم صدور هشدار به‌موقع شود که‌این ممکن است به خسارتهای جانی و مالی منتهی شود. بنابراین اگرچه هر دو نوع خطا مضراتی را به‌دنبال دارند، اما به‌نظر می‌رسد که خسارتهای ناشی از خطای منفی، جدی‌تر و بیشتر باشد. مقایسه خطاهای مثبت و منفی در دبی سه مدل نشان می‌دهد که PE(Qp)% در مدل NF بیش از مدل‌های HNF4 و HNF8 است. اگرچه‌این می‌تواند بهتر از خطای منفی باشد، اما با مشاهده شکلهای ۵ تا ۷ می‌توان پی برد که خطای مثبت در مدل NF، بیشتر مربوط به دبی‌های اوج هیدروگراف‌های کوچکتر بوده و هیدروگراف‌های بزرگ، بیشتر دارای خطای منفی در دبی هستند که از معایب مدل NF است.

با دقت در شکلهای ۹ و ۱۰ مشاهده می‌شود که هرچند هر دو مدل NF و HNF4 (که خروجی‌های آنها بر مبنای داده‌های ورودی جدید با NNF و NHNF4 نشان داده شده است) در شبیه‌سازی داده‌های جدید (که شبکه‌ها قبلاً آنها را ندیده‌اند) خطا دارند، لیکن مدل HNF4 تواناتر از مدل NF بوده و خطای کمتری در پیش‌بینی مقدار و زمان وقوع دبی‌های بالا دارد. همچنان‌که در این شکل‌ها مشاهده می‌شود در داده‌های NHNF4 هم مقدار دبی‌های اوج و هم زمان رخ دادن آنها نسبت به داده‌های NHNF4 به واقعیت نزدیکتر است. با استفاده از معیارهای ارزیابی محاسبه شده جهت دو سری داده فوق (جدول ۱۰) نیز این موضوع را می‌توان بررسی نمود. چنانکه در جدول (۹) مشاهده می‌شود، ۱۰۰ درصد خطای پیش‌بینی در زمان دبی اوج در هر دو مدل مثبت می‌باشد، لیکن مقدار این خطا در مدلNHNF4 برابر ۷۵٪ مقدار آن در مدل NNF است. از طرفی مشاهده می‌شود که مقدار خطا در دبی اوج در مدل NNF تقریباً دو برابر مقدار آن در مدل NHNF4 است که تقریباً تمامی آن (۹۸/۴٪) خطای منفی است. این نشان می دهد که براورد مدل NNF، همیشه کمتر از مقدار واقعی است، در حالی‌که نسبت خطاهای مثبت و منفی در مدل NHNF4 تقریباً مساوی است، بنابراین از این نظر هم بر مدل NNF برتری دارد.

٤- نتیجه‌گیری

در این تحقیق با استفاده از هیدرروگراف‌های سیل تولید شده توسط مدل HEC-HMS، عملکرد مدل‌های شبکه عصبی فراگیر با شبکه‌های عصبی ترکیبی ارزیابی و مقایسه شده است. بدین منظور هیدروگراف‌های سیل تولید شده توسط نوعی مدل بارش- رواناب مفهومی با

استفاده از سه مدل شبکه عصبی (مدل فراگیر، مدل ٤ شبکه‌ای و مدل ۸ شبکه‌ای) بازسازی شده است. برای اختصاص داده‌های فضای شبیه‌سازی به شبکه‌های مختلف مدل‌های ترکیبی، از تحلیل خوشه‌بندی فازی استفاده شده است. بررسی خطای پیش‌بینی سیل توسط مدل‌ها نشان می‌دهد که مدل ترکیبی ٤ شبکه‌ای، هم در پیش‌بینی زمان دبی اوج و هم در پیش‌بینی مقدار دبی اوج، دقت بسیار بیشتری نسبت به مدل فراگیر داشته و با تعداد تکرار کمتری به جواب می‌رسد. مدل ترکیبی ۸ شبکه‌ای نیز در مقایسه با نوع ٤ شبکه‌ای از دقت بیشتری در پیش‌بینی دبی اوج سیل برخوردار است و زمان وقوع دبی اوج را نیز با دقت بیشتری پیش‌بینی می‌کند.

دقت بیشتر شبکه‌های عصبی ترکیبی را می‌توان به بیشتر تخصص یافتن شبکه‌ها برای بخشی از فضای ورودی مدل‌ها نسبت داد. با توجه به نیاز سیستم‌های هشدار سیل به پیش‌بینی دقیق زمان و مقدار دبی اوج سیل در زمان واقعی، مدل‌های شبکه عصبی ترکیبی می‌توانند در این سیستم‌ها به‌عنوان مدل‌های بارش- رواناب برای پیش‌بینی سیل زمان- واقعی با دقت کافی مورد استفاده قرار گیرند. شبیه‌سازی ترکیبی ما را قادر می‌سازد که قوی‌ترین جنبه‌های مدل‌های مختلف را با یکدیگر ترکیب کنیم.

لازم است ذکر شود که در این تحقیق در تحلیل خوشه‌بندی داده‌های ورودی به شبکه‌ها، به‌طور اختیاری از ۴ و ۸ خوشه استفاده شده که احتمالاً تعداد بهینه خوشه‌ها نیستند. بنابراین در صورتی که با استفاده از یکی از روشهای بهینه‌سازی، تعداد بهینه خوشه‌ها به‌دست آید، می‌توان نتایج بهینه‌ای را از نظر میزان اختلاف در مقدار و زمان رخ دادن دبی اوج به‌دست آورد. از طرفی روش پیدا کردن ساختار شبکه‌ها بر اساس سعی و خطا، انتخاب ورودیهای شبکه‌ها بر اساس تجارب شخصی و انتخاب زمان‌های تأخیر داده‌های ورودی بر اساس آزمون‌های آماری استوار بوده و مطمئناً با به‌کار بردن روشهای بهینه‌سازی در هریک از این مراحل، دقت شبیه‌سازی‌ها را می‌توان افزایش داد.

۵- فهرست علائم

K	تعداد خوشه‌ها
n	تعداد داده‌ها
u	تابع عضویت
V	مختصات مرکز خوشه
X	مختصات مرکز داده

۶- منابع

Abrahart, R.J. and See, L. (2000). "Comparing neural network and autoregressive moving average techniques for the provision of continuous river flow forecasts in two contrasting catchments". J. Hydrol. Process., 14, pp. 2157–2172.

Berz, G. (2000). "Flood disaster: Lessons from the past-worries for the future". Water and Maritime Engineering, 2000, 142(1), pp. 1–10.

Jacobs, R.A. and Jordan, M.I. (1993). "Learning piecewise control strategies in a modular neural network architecture". IEEE Trans. Syst. Man Cybern., 23 (2), pp. 337–345.

Jacobs, R.A., Jordan, M.I., Nowlan, S.J. and Hinton, G.E. (1991). "Adaptive mixtures of local experts". Neural Comput., 3, pp. 79–87.

Jain, A. and Srinivasulu, S. (2005). "Integrated approach to model decomposed flow hydrograph using artificial neural network and conceptual techniques". J. Hydrol., xx, pp. 1-16.

Jordan, M.I. and Jacobs, R.A. (1994). "Hierarchical mixture of experts and the EM algorithm". Neural Comput., 6, pp. 181–214.

Pal, N.R., Pal, S., Das, J. and Majumdar, K. (2003). "SOFM-MLP: a hybrid neural network for atmospheric emperature prediction". IEEE transactions on geoscience and remote sensing, 41(12), pp. 2783- 2791.

See, L. and Openshaw, S. (1999). "Applying soft computing approaches to river level forecasting". Hydrol. Sci. J., 44 (5), pp. 763–778.

Shamseldin, A.Y. (1997). "Application of a neural network technique to rainfall-runoff modelling". J. Hydrol., 199, pp. 272– 294.

Shu, C., and Bum, D. H. (2004). "Artificial neural network ensembles and their application in pooled flood frequency analysis". Water Resour. Res., vol. 40, W09301, pp. 1-10.

Solomatine, D. P. and Xue, Y. (2004) "M5 model trees and neural networks: application to flood forecasting in the upper reach of the Huai river in China. J. Hydrologic Engrg., 9(6), pp. 491-501.

Wang, W., Van Gelder, P. H.A.J.M., Vrijling, J.K. and Ma, J. (2005). "Forecasting daily streamflow using hybrid ANN models". J. Hydrol., 324, pp. 383-399.

Xiong, L., Shamseldin, A. Y. and O'Connor, K. M. (2001). "A non-linear combination of the forecasts of rainfall-runoff models by the first-order takagi-sugeno fuzzy system". J. Hydrol., 245, pp.196-217.

Zhang, B. and Govindaraju, R.S. (2000). "Prediction of watershed runoff using Bayesian concepts and modular neural networks". Water Resour. Res., 36 (3), pp. 753–762.