

## کاربرد شبکه عصبی مصنوعی در روندیابی متمرکز سیلاب \*

سید محمود حسینی<sup>(۱)</sup> میر مجتبی میر صالحی<sup>(۲)</sup> حسن ساقی<sup>(۳)</sup>

**چکیده** روندیابی سیلاب، یکی از پیچیده‌ترین مسائلی است که در علم هیدرولیک کانالهای باز و مهندسی رودخانه مورد بررسی قرار گرفته است. روش‌های مختلفی در زمینه روندیابی سیلاب وجود دارند که به دو گروه گسترده و متمرکز تقسیم‌بندی می‌شوند. هدف از این تحقیق، شناسایی توانایی‌های شبکه عصبی مصنوعی در زمینه روندیابی سیلاب و ارائه روشی بر این مبنایی باشد که در مقایسه با روش‌های متعارف روندیابی متمرکز سیلاب از دقت پیشتری برخوردار باشد. در این راستا، پس از تجزیه و تحلیل اطلاعات متفاوت و متعدد، مشخص گردید که شبکه عصبی پرسپترون سه لایه با دو سلول در لایه پنهان و تابع فعالیت سیگموئید، می‌تواند به نتایج خوبی در زمینه روندیابی سیلاب منجر گردد. مقایسه نتایج حاصل از ساختار پیشنهادی با نتایج حاصل از روش ماسکینگام خطی شان می‌دهد که علیرغم ضعف روش شبکه عصبی در تضمین بقای جرم، در رابطه با سایر خططاها، نظری مجموع مریعات خططا و یا پیش‌بینی دبی و زمان اوج هیدرولوگراف خروجی، شبکه عصبی مصنوعی با ساختار پیشنهادی می‌تواند بهتر عمل کند. همچنین، استفاده از روش شبکه‌های عصبی مصنوعی، به عنوان یک تابع با قدرت میان‌بایی قوی، در زمینه روندیابی متمرکز سیلاب در این تحقیق نمایان می‌شود. **واژه‌های کلیدی** روندیابی سیلاب، شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون، روندیابی متمرکز، روندیابی گسترده.

### Application of an Artificial Neural Network in Lumped Flood Routing

S. M. Hosseini

M. M. Mirsalehi

H. Saghi

**Abstract** Flood routing is one of the complicated subjects in hydraulic engineering. Several methods have been developed for flood routing. These methods can be classified into two different groups, distributed and lumped routing methods. The main objective of this research is to search for the capabilities of the Artificial Neural Network (ANN) method for flood routing and to introduce a new method based on ANN that can be more accurate than the conventional lumped routing methods. After utilization of different ANN structures and analysing different data, it was found that a 3-layer perceptron ANN (2 cells in the hidden layer) with sigmoid activation function and bias term in the cells can give good results. Comparison of the ANN results with those of the linear Muskingum method shows that, despite the weakness of the ANN method in exactly satisfying the mass balance equation, it performs better in term of other error criteria such as the sum of square of errors or the error in predicting the time and magnitude of the peak discharge. Another advantage of the ANN method is its capability of interpolating flood wave characteristics. This capability is highlighted in this paper.

**Key Words** Flood Routing, Perceptron Artificial Neural Network, Lumped Routing, Distributed Routing.

\* - نسخه اولیه مقاله در تاریخ ۹/۵/۸۰ و نسخه نهایی آن در تاریخ ۲۰/۲/۸۱ به دفتر نشریه رسیده است.

۱ - استادیار گروه عمران، دانشکده مهندسی، دانشگاه فردوسی مشهد

۲ - دانشیار گروه برق، دانشکده مهندسی، دانشگاه فردوسی مشهد

۳ - کارشناس ارشد عمران، سازه هیدرولیکی

معمول روندیابی متمرکز سیلاپ می‌باشد، ابعاد هیدروگراف ورودی در دو زمان متواتی و بعد هیدروگراف خروجی در زمان اولیه، به عنوان ورودی‌های شبکه، به منظور تعیین بعد هیدروگراف خروجی، در زمان انتهاei مورد استفاده قرار گرفتند. پس از انتخاب ساختار کلی شبکه عصبی و متغیرهای ورودی و خروجی آن، لازم است مشخصات دیگری از شبکه چون، تعداد لایه‌های پنهان، وجود و یا عدم وجود بایاس و تابع فعالیت مورد استفاده در هر سلول مورد بررسی قرار گرفته و بهترین حالت برای مسئله مورد مطالعه به دست آید. در فرآیند مدلسازی ریاضی پدیده‌ها می‌توان این فعالیت را کالیبراسیون پارامترها دانست که لازمه انجام آن، وجود اطلاعات صحیح و کافی می‌باشد.

به منظور تحقق اهداف این تحقیق، مراحل سه گانه‌ای به خدمت گرفته شدند. در مرحله اول، یک مجموعه اطلاعات کامل از هیدروگراف‌های ورودی و خروجی در بازه‌ای از مسیرهای مختلف مورد مطالعه، جمع‌آوری و پارامترها تولید شد. این اطلاعات شامل:

- ۱- هیدروگراف‌های ورودی و خروجی معرفی شده توسط ویلسون و ۲- هیدروگراف‌های فرضی ورودی به بازه‌ای از یک مسیر دلخواه روندیابی شده توسط نرم‌افزار DAMBRK می‌باشد. در این تحقیق هیدروگراف اندازه‌گیری شده توسط ویلسون، هیدروگراف ویلسون و هیدروگراف‌های روندیابی شده توسط نرم‌افزار DAMBRK هیدروگراف‌های مصنوعی نامیده می‌شوند. در مرحله دوم، با استفاده از اطلاعات تولید شده در مرحله اول، سعی شد قابلیت‌های روش شبکه عصبی مصنوعی در زمینه روندیابی سیلاپ مشخص گردد. بدین منظور، شبکه عصبی پرسپترون با ساختارهای مختلف، تحت آموزش، آزمایش و ارزیابی نهائی قرار گرفت. در این رابطه معیارهای مختلف خطای محاسبه

## مقدمه

سیلاپ ممکن است بدنبال بارش‌های کوتاه مدت و باشد زیاد، بارش‌های دراز مدت و باشد کم، شکست سدها و خاکریزها و یا ترکیبی از این عوامل شکل گیرد. بررسی تغییرات به وجود آمده در موج سیلاپ در مسیر یک رودخانه روندیابی سیلاپ نامیده می‌شود. تاکنون روش‌های متفاوتی در روندیابی سیلاپ در رودخانه‌ها به خدمت گرفته شده‌اند که این روش‌ها را می‌توان به دو گروه کلی گسترش دیnamیکی و متمرکز طبقه‌بندی کرد. هر یک از این روش‌ها مشکلات محاسباتی خاص خود را دارد و می‌باشد به طوریکه روش‌های متمرکز در عین سادگی دارای دقت کم و روش‌های گسترش پیچیده و زمانبر می‌باشند [۱].

روش شبکه عصبی مصنوعی، یک روش نوین در حل مسائل پیچیده‌ای می‌باشد که یا الگوریتم مشخصی برای حل آنها وجود ندارد و یا از روش‌های متعارف دارای راه حلی بسیار طولانی و زمانبر هستند. این روش در سالهای اخیر در مسائل مختلف مهندسی عمران (آب) مورد استفاده قرار گرفته است. بیشترین کاربرد آن در مورد مسائلی بوده است که یک ارتباط غیرخطی میان پارامترهای معلوم و مجھول آن مسائل وجود دارد، زیرا یکی از قابلیت‌های مهم شبکه‌های عصبی مصنوعی، درک رفتار غیرخطی یک سیستم می‌باشد [۲].

هدف از این تحقیق، بررسی عملکرد روش شبکه عصبی مصنوعی در زمینه روندیابی سیلاپ در رودخانه می‌باشد؛ با این دیدگاه که این روش در مقایسه با روش‌های روندیابی متمرکز سیلاپ ذارای نتایج بهتر و دقیق‌تری باشد. برای استفاده از شبکه عصبی در زمینه روندیابی متمرکز سیلاپ لازم است پارامترهای معلوم (ورودیها) و مجھول (خروجیها) تعریف شوند. بدین منظور، با الهام از روش‌های ماتماتیک‌پنگام خطی و یا غیرخطی که از روش‌های

شد. هیدروگراف‌های ورودی در رودخانه‌ای به طول ۴ کیلومتر با شیب طولی  $0^{\circ}0^{\circ}4$  و دارای مقطع مثلثی با شیب جانبی  $1-1/5$  (افقی-قائم) و ضریب زبری بستر مانینگ  $0^{\circ}35$  به کمک نرم‌افزار DAMBRK در سه گام زمانی  $0/1$ ،  $0/2$  و  $0/4$  ساعت روندیابی شده‌اند. این نرم‌افزار، بر پایه حل یک بعدی معادلات سنت - ونان بنا شده است و از دقت قابل قبولی در امر روندیابی دینامیکی سیلاند در رودخانه‌ها برخوردار است. اطلاعات مربوط به نرم‌افزار DAMBRK در مراجع [۷] و [۸] یافت می‌شود. علت انتخاب گامهای زمانی مختلف، بررسی تأثیر تعداد نقاط مربوط به هیدروگراف‌های ورودی و خروجی در تعیین بهترین ساختار شبکه عصبی می‌باشد. اطلاعات این مجموعه به عنوان اطلاعات عاری از خطای تلقی شده‌اند که با توجه به تنوع آنها، با استفاده از آنها می‌توان شناخت بهتری از عملکرد روش شبکه عصبی مصنوعی پیدا کرد. جدول (۱) مشخصات عمومی هیدروگراف‌های مصنوعی را در ابتدا و انتهای بازه مورد مطالعه نشان می‌دهد. به عنوان مثال، شکل (۲) نتایج روندیابی هیدروگراف مصنوعی با دبی اوج متوسط و گام زمانی  $0/2$  ساعت را ارائه می‌کند. لازم به ذکر است که در کلیه هیدروگراف‌های روندیابی شده، قانون بقای جرم با دقت بالائی ارضا گردید که این خود حکایت از دقت قابل قبول نرم‌افزار DAMBRK در تحلیل این مسائل دارد.

معرفی ساختارهای شبکه عصبی بررسی شده شبکه‌های عصبی مصنوعی مانند شبکه عصبی طبیعی، از اجزائی به نام سلول عصبی تشکیل شده‌اند. این سلول‌ها بسته به نوع مدل شبکه عصبی مصنوعی به ترتیب خاصی با یکدیگر ارتباط دارند. یکی از این مدلها، شبکه پرسپترون چندلایه است که در آن سلولهای عصبی

شدند تا پاسخ ساختارهای مختلف به هر یک از این معیارها تعیین و ساختار دارای عملکرد بهتر مشخص گردد. در مرحله پایانی، نتایج حاصل از روش شبکه‌های عصبی مصنوعی با ساختار پیشنهادی با نتایج روش ماسکینگام خطی مقایسه شد.

در بخش‌های بعدی این مقاله در مورد اطلاعات به کار گرفته شده در این تحقیق، ساختارهای شبکه عصبی بررسی شده، انتخاب ساختار مناسب و نتایج حاصل از این تحقیق توضیح داده شده است.

اطلاعات به کار گرفته شده در این تحقیق هیدروگراف ویلسون. هیدروگراف ویلسون توسط پژوهشگران زیادی مورد استفاده قرار گرفته است [۳]. علت انتخاب این هیدروگراف رفتار غیرخطی مشاهده شده در هیدروگراف ورودی و خروجی در بازه مورد مطالعه بوده است که نظر پژوهشگران مختلف را در بررسی عملکرد روش‌های روندیابی متوجه به خود جلب نموده است [۴, ۵, ۶]. شکل (۱) مشخصات این هیدروگراف را نشان می‌دهد. همانگونه که در شکل (۱) مشاهده می‌شود، دبی اوج و زمان اوج هیدروگراف ورودی، به ترتیب، برابر  $11$  متر مکعب بر ثانیه و  $30$  ساعت می‌باشند. این پارامترها برای هیدروگراف خروجی به ترتیب برابر  $85$  متر مکعب بر ثانیه و  $6$  ساعت اندازه گیری و گزارش شده‌اند.

اطلاعات مربوط به هیدروگراف‌های مصنوعی. این اطلاعات مربوط به سه هیدروگراف ورودی با توزیع مثلثی با دبی‌های اوج مختلف می‌باشد. این هیدروگراف‌ها به ترتیب هیدروگراف مصنوعی با دبی اوج کم، هیدروگراف مصنوعی با دبی اوج متوسط و هیدروگراف مصنوعی با دبی اوج زیاد نامیده خواهند

جدول ۱ مشخصات کلی هیدروگراف‌های ورودی و خروجی در هیدروگراف‌های مصنوعی

نوع هیدروگراف	گام زمانی (ساعت)	دبی اوج ورودی (متر مکعب بر ثانیه)	دبی اوج ورودی (ساعت)	زمان پایه ورودی (ساعت)	زمان اوج خروجی (متر مکعب بر ثانیه)	زمان اوج خروجی (ساعت)
دبی اوج کم	۰/۱	۲۰۰	۲	۵	۱۵۴/۶	۲/۶
	۰/۲	۲۰۰	۲	۵	۱۵۴/۶	۲/۶
	۰/۴	۲۰۰	۲	۵	۱۵۲/۱	۲/۴
دبی اوج متوسط	۰/۱	۴۲۵	۲	۵	۳۳۸/۲	۲/۴
	۰/۲	۴۲۵	۲	۵	۳۳۸/۲	۲/۴
	۰/۴	۴۲۵	۲	۵	۳۳۸/۲	۲/۴
دبی اوج زیاد	۰/۱	۶۰۰	۲	۵	۴۸۵/۲	۲/۴
	۰/۲	۶۰۰	۲	۵	۴۸۵/۲	۲/۴
	۰/۴	۶۰۰	۲	۵	۴۸۵/۲	۲/۴

لایه بعدی تمام ورودی‌هایی که به هر سلول وارد می‌شوند با هم جمع می‌شوند. ضمن اینکه می‌توان مقدار ثابتی به عنوان بایاس نیز به این مقدار اضافه کرد. سپس مجموع به دست آمده از یک تابع به نام تابع فعالیت می‌گذرد تا خروجی سلول به دست آید. در نهایت مقادیری که از سلولهای لایه آخر به دست می‌آید، بردار خروجی خواهد بود. لازم به ذکر است که در شکل (۲) سلولهای عصبی به صورت دوایر توپر نمایش داده شده‌اند. منظور از آموزش یک شبکه انتخابی بر مبنای اطلاعات موجود، تنظیم مقادیر وزنها و بایاس به گونه‌ای است که خطای بین مقادیر خروجی محاسبه شده و مشاهده شده حداقل گردد.

در حالت کلی تعداد لایه‌های پنهان، تعداد سلول‌های قرار گرفته در هر لایه پنهان و نیز نوع تابع فعالیت به کار رفته در هر سلول، می‌توانند تغییر نمایند. برای تعیین تعداد هر یک از این پارامترها، قاعده خاصی وجود ندارد. مناسب‌ترین راه برای انتخاب هر یک از این پارامترها، انتخاب حالات

در لایه‌های موازی قرار دارند بطوری که هر سلول واقع در یک لایه با همه سلول‌های لایه بعد ارتباط دارد. میزان اثربخشی یک سلول بر سلول مجاور توسط پارامتری که اصطلاحاً وزن نامیده می‌شود تعیین می‌گردد. پرسپترون چند لایه به ترتیب شامل یک لایه ورودی، یک یا چند لایه پنهان و یک لایه خروجی می‌باشد. لازم به ذکر است که لایه ورودی شامل سلول عصبی نمی‌باشد و فقط برای اعمال ورودی‌ها در نظر گرفته شده است. ساختار پرسپترون چند لایه مورد استفاده در این تحقیق، در شکل (۳) نشان داده شده است. در این شکل I و II ابعاد هیدروگراف ورودی در دو گام زمانی متوالی و به طور مشابه O<sub>۱</sub> و O<sub>۲</sub> ابعاد هیدروگراف خروجی در دو زمان متوالی می‌باشند. I، II و O<sub>۱</sub> به منظور تخمین O<sub>۲</sub> به کار می‌روند که این انتخاب بالاهم از روشن ماسکینگام خطی صورت گرفته است. زمانی که مقادیر معلوم در مسئله به لایه ورودی داده می‌شود، در وزن اتصالهای بین لایه ورودی و لایه بعدی ضرب شده و به سلولهای لایه بعدی منتقل می‌شود. در

## Archive of SID

و تعداد مختلف سلول در آن، که در ساختار شبکه با ایاس وجود دارد و از تابع فعالیت سیگموئید در ساختار شبکه استفاده شده است.

**ساختار ۵.** شبکه عصبی پرسپترون با یک لایه پنهان و تعداد مختلف سلول در آن، که در ساختار شبکه با ایاس وجود دارد و از تابع فعالیت تائزانت هیپرولیک در ساختار شبکه استفاده شده است.

**ساختار ۶.** شبکه عصبی پرسپترون با یک لایه پنهان و تعداد مختلف سلول در آن، که در ساختار شبکه با ایاس وجود ندارد و از تابع فعالیت تائزانت هیپرولیک در ساختار شبکه استفاده شده است.

**ساختار ۷.** شبکه عصبی پرسپترون با یک لایه پنهان و تعداد مختلف سلول در آن، که در ساختار شبکه با ایاس وجود دارد و از تابع فعالیت شعاعی در ساختار شبکه استفاده شده است.

**ساختار ۸.** شبکه عصبی پرسپترون با یک لایه پنهان و تعداد مختلف سلول در آن، که در ساختار شبکه با ایاس وجود ندارد و از تابع فعالیت شعاعی در ساختار شبکه استفاده شده است.

تعداد پارامترهای شبکه‌های به کار رفته در این تحقیق، در صورت عدم وجود با ایاس در ساختار شبکه عصبی از رابطه  $n^2$  و در صورت وجود با ایاس از رابطه  $5n+1$  بدست می‌آید که در این روابط  $n$  تعداد سلول‌های لایه پنهان می‌باشد. محاسبات مربوط به ساختارهای مختلف در فضای ریاضی MATLAB و با روش آموزش پس انتشار خطأ انجام شده است.

### انتخاب ساختار مناسب شبکه عصبی

تعیین ساختار مناسب برای شبکه عصبی مصنوعی شامل سه مرحله می‌باشد. در مرحله اول به کمک اطلاعات مربوط به یک و یا تعدادی از هیدروگرافهای

مختلف برای هر یک و بررسی کارائی شبکه‌های به دست آمده می‌باشد تا در نهایت ساختاری که نسبت به دیگر ساختارها نتایج بهتری ارائه می‌کند، انتخاب گردد.

در این تحقیق، برای سادگی تنها از یک لایه پنهان در ساختار پرسپترون استفاده شده است. برای انتخاب نوع تابع فعالیت چهار تابع فعالیت همانی، سیگموئید، تائزانت هیپرولیک و شعاعی مورد بررسی قرار گرفته است. این توابع به ترتیب طبق روابط (۱) الی (۴) بیان می‌گردند.

$$F(x) = x \quad (1)$$

$$F(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (2)$$

$$F(x) = \frac{2}{1+e^{-2x}} - 1 \quad (3)$$

$$F(x) = e^{-x^2} \quad (4)$$

با انتخاب تعداد مختلف سلول در لایه پنهان، وجود و یا عدم وجود با ایاس و انواع توابع فعالیت در ساختار شبکه عصبی، ساختارهای زیر مورد استفاده قرار گرفتند.

**ساختار ۱.** شبکه عصبی پرسپترون با یک لایه پنهان و تعداد مختلف سلول در آن، که در ساختار شبکه با ایاس وجود ندارد و از تابع فعالیت همانی در ساختار شبکه استفاده شده است.

**ساختار ۲.** شبکه عصبی پرسپترون با یک لایه پنهان و تعداد مختلف سلول در آن، که در ساختار شبکه با ایاس وجود ندارد و از تابع فعالیت همانی در ساختار شبکه استفاده شده است.

**ساختار ۳.** شبکه عصبی پرسپترون با یک لایه پنهان و تعداد مختلف سلول در آن، که در ساختار شبکه با ایاس وجود دارد و از تابع فعالیت سیگموئید در ساختار شبکه استفاده شده است.

**ساختار ۴.** شبکه عصبی پرسپترون با یک لایه پنهان

مورد ارزیابی نهائی قرار می‌گیرد (مرحله ارزیابی). در این تحقیق، به کمک اطلاعات هیدروگراف ویلسون و هیدروگراف‌های مصنوعی و به صورت مجزا، ساختار مناسب شبکه عصبی تعیین گردیده است. لازم به ذکر است که انتخاب ساختار مناسب شبکه عصبی به کمک اطلاعات هیدروگراف ویلسون، به دلیل کم بودن میزان اطلاعات در مقایسه با تعداد پارامترهای لازم در کالیبراسیون ساختار، تنها در دو فضای آموزش و آزمایش انجام می‌گردد.

تعیین ساختار مناسب شبکه عصبی با استفاده از اطلاعات هیدروگراف ویلسون. برای تعیین ساختار مناسب شبکه عصبی، اطلاعات مربوط به هیدروگراف ویلسون به دو بخش تقسیم می‌شود. مقداری از این اطلاعات صرف آموزش ساختارهای مختلف شبکه عصبی شده و بقیه اطلاعات صرف آزمایش هر یک از ساختارها و در نهایت انتخاب ساختار مناسب می‌گردد. در این راستا، تقسیم‌بندی اطلاعات به دو صورت النجام می‌گیرد. در حالت اول اطلاعات مربوط به نیمه اول هیدروگراف‌های ورودی و خروجی تا دبی اوج هیدروگراف خروجی صرف آموزش شبکه و بقیه اطلاعات صرف آزمایش ساختارهای مختلف می‌شود. در حالت دوم، اطلاعاتی به صورت یک در میان از تمام نقاط هیدروگراف‌های ورودی و خروجی انتخاب و صرف آموزش شبکه می‌شود. سپس باقیمانده اطلاعات صرف آزمایش ساختارهای مختلف و در نهایت انتخاب ساختار مناسب می‌گردد. علت اینکه مسئله در دو حالت فوق مورد بررسی قرار می‌گیرد، بررسی قدرت روش شبکه عصبی مصنوعی در دو حالت برونيابی و درونیابی و قابلیت تعمیم اطلاعات و درک رفتار فیزیکی شبکه عصبی از سیستم هیدرولیکی می‌باشد. بنابراین، ابتدا با استفاده از اطلاعات نیمه بالارونده

موجود، ساختارهای مختلف شبکه عصبی آموزش داده می‌شود (مرحله آموزش). در مرحله بعد، به کمک شبکه‌های آموزش داده شده، هیدروگراف ورودی دیگری که هیدروگراف خروجی آن معین می‌باشد، روندیابی می‌شود. سپس برای هر حالت معیارهای خطای دست آمده و با مقایسه خطاهای مربوط به ساختارهای مختلف، ساختار مناسب برای شبکه عصبی به دست می‌آید (فضای آزمایش). معیارهای خطای در نظر گرفته شده در مسئله مورد مطالعه عبارتند از:

SSQ : مجموع مربعات اختلاف میان دبی خروجی مشاهداتی و دبی حاصل از شبکه عصبی مصنوعی  
SAD : مجموع قدر مطلق اختلاف میان دبی خروجی مشاهداتی و دبی حاصل از شبکه عصبی مصنوعی  
DPO : اختلاف میان دبی اوج مشاهداتی و دبی اوج بدست آمده از شبکه عصبی مصنوعی  
DPOT : اختلاف میان زمان دبی اوج مشاهداتی و زمان دبی اوج بدست آمده از شبکه عصبی مصنوعی  
DV : نسبت اختلاف حجم ورودی و حجم خروجی

جریان به حجم کل هیدروگراف ورودی  
دو معیار اول دقت کلی روش را نشان می‌دهند.  
معیارهای DPOT و DPO نیز دقت روش را در پیش‌بینی مقدار و زمان دبی اوج خروجی از بازه نشان می‌دهند.  
علامت منفی برای این دو پارامتر به این معنی است که مقادیر پیش‌بینی شده کمتر از مقدار واقعی می‌باشند. معیار DV توانایی مدل را در ارضاء بقای جرم نشان می‌دهد.  
در مرحله نهائی، با استفاده از ساختار یا ساختارهای با عملکرد بهتر، هیدروگراف ورودی دیگر که هیدروگراف خروجی آن معلوم می‌باشد روندیابی شده و با مقایسه هیدروگراف خروجی واقعی و هیدروگراف خروجی بدست آمده از شبکه عصبی، توانایی ساختار پیشنهادی برای شبکه عصبی در زمینه روندیابی سیلان

براساس ساختار هر شبکه محاسبه و در جدول (۲) نشان داده شده است.

در مرحله دوم این بخش از مطالعه، اطلاعات از هیدروگراف ویلسون به صورت یک در میان، از کل نقاط هیدروگراف ورودی و خروجی انتخاب شدند و به کمک اطلاعات به دست آمده، ساختارهایی که قبلاً مورد استفاده قرار گرفته بودند، آموزش داده شدند. سپس کل هیدروگراف روندیابی گردیده و معیار SSQ برای هر ساختار محاسبه شد. این نتایج در جدول (۳) براساس نوع ساختار و تعداد سلول موجود در لایه پنهان ارائه گردیده است.

با مقایسه معیارهای خطای در جدول های (۲) و (۳) ملاحظه می گردد که شبکه عصبی پرسپترون سه لایه با دو سلول در لایه پنهان همراه با وجود عبارت بیان در ساختار شبکه که در آن از تابع فعالیت سیگموئید استفاده شده است (ساختار ۳)، رفتار بهتری از خود نشان می دهد.

هیدروگراف ویلسون و تا دبی اوج هیدروگراف خروجی، اطلاعات لازم برای آموزش شبکه عصبی فراهم می گردد. سپس به کمک این اطلاعات ساختارهای مختلف شبکه عصبی آموزش داده می شود. تعداد تکرار آموزش در تمام موارد ۱۰۰۰۰ سیکل می باشد. زیرا پس از این تعداد تکرار، آموزش تمام شبکه ها کامل شده و وزنها ثابت می مانند. بحث زمان انجام محاسبات در اینجا مدنظر نبوده است.

در ادامه، به کمک ساختارهای مختلف شبکه عصبی، کل هیدروگراف ویلسون روندیابی شده است و با مقایسه نتایج روندیابی مربوط به ساختارهای مختلف و اطلاعات مشاهده شده از شاخه پائین رونده هیدروگراف خروجی، خطای هر ساختار به دست می آید. معیار خطای در نظر گرفته شده در این مرحله SSQ می باشد و همانطور که بیان گردید، این معیار مجموع مربعات اختلاف میان دبی خروجی تخمین زده شده توسط شبکه عصبی و دبی خروجی مشاهده شده می باشد. تغییرات معیار خطای

جدول ۲ تغییرات معیار SSQ بر حسب  $\left(\frac{m^3}{s}\right)^2$  و براساس ساختارهای مختلف شبکه های آموزش داده شده توسط اطلاعات شاخه بالارونده هیدروگراف ویلسون

ساختار	ساختار								
۸	۷	۶	۵	۴	۳	۲	۱	لایه پنهان	تعداد سلول های
۱۶۷۹۶	۸۱۸	۱۳۴۹۹	۱۱۲۳	۹۰۱۳	۷۶۹	۵۲۸۸	۴۶۲۳	۱	۴۶۲۳
۶۴۲	۵۱۶	۱۱۱۰۹	۱۶۷۶	۲۷۹۴	۳۰۶	۵۲۸۸	۴۶۲۳	۲	۴۶۲۳

جدول ۳ تغییرات معیار SSQ بر حسب  $\left(\frac{m^3}{s}\right)^2$  و براساس ساختارهای مختلف شبکه های آموزش داده شده توسط اطلاعات یک در میان هیدروگراف ویلسون

ساختار	ساختار								
۸	۷	۶	۵	۴	۳	۲	۱	لایه پنهان	تعداد سلول های
۱۰۱۸۲	۵۲۴	۵۸۱۲	۴۱	۹۰۵۰	۳۴/۹	۷۷۳	۴۴۹	۱	۴۴۹
۲۵۷	۸۵/۸	۱۶۳۶۵	۳۱/۳	۲۴۱	۱۶/۶	۷۷۳	۴۴۹	۲	۴۴۹

مختلف خطای را بر حسب تعداد سلول موجود در لایه پنهان نشان می دهد. لازم به ذکر است که در ساختارهای به کار رفته در این قسمت، عبارت بایاس وجود دارد و از تابع فعالیت همانی به دلیل تزدیکی عملکرد آن به روش متداول ماسکینگام خطی استفاده نشده است. با بررسی اطلاعات موجود در شکل های (۴) الی (۸) می توان به نتیجه های زیر دست یافت :

۱- در صورتی که تعداد سلولهای لایه پنهان ۲ و یا بیشتر باشد، تابع فعالیت سیگموئید عملکرد نسبتاً یکنواخت تری دارد.

۲- تابع فعالیت مختلف به ازای ۲ و ۳ سلول در لایه پنهان، با توجه به معیارهای مختلف خطای، عملکرد بهینه خود را دارا می باشند. این نکته در مطالعات میدانی که میزان اطلاعات موجود محدود می باشد، می تواند مفید واقع شود.

انتخاب معیار خطای، بستگی به نوع کاربرد و نظر پژوهشگر دارد ولی اگر معیارهای عام SSQ و SAD مدنظر قرار گیرند و اختلاف در معیارهای DPOT و DPO ناچیز تلقی گردد، می توان گفت که تابع فعالیت سیگموئید با دو سلول در لایه پنهان عملکرد بهتری دارد. برای اینکه عدم وابستگی ساختار پیشنهاد شده و نتیجه گیریهای بدست آمده در فضای آزمایش به نوع هیدروگراف به کار رفته مورد ارزیابی قرار گیرد، به کمک ساختارهای مختلف شبکه عصبی مصنوعی، هیدروگراف مصنوعی با دبی اوج زیاد و گام زمانی ۰/۰ ساعت روندیابی گردید و ملاحظه شد که ساختارهای مختلف در این حالت نیز همان رفتاری را نشان می دهند که در فضای آموزش داشتند. بنابراین، می توان نتیجه گرفت که ساختار پیشنهادی بدون وابستگی به نوع هیدروگراف به کار رفته در فضای آزمایش، رفتار ثابت و بهتری از دیگر ساختارها از خود نشان می دهد.

تعیین ساختار مناسب شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از اطلاعات مربوط به هیدروگراف های مصنوعی. در این مرحله، به کمک هیدروگراف های مصنوعی، ساختار مناسب شبکه عصبی معین گردیده است. بدین منظور فرآیند زیر به منظور شناسائی ساختار بهتر و میزان دقت آن براساس هیدروگراف های مصنوعی با دبی اوج های کم، متوسط و زیاد مورد استفاده قرار گرفته است. این فرآیند برای مجموعه هیدروگراف ها با گام های زمانی متفاوت تکرار گردیده است.

۱- در مرحله اول، اطلاعات مربوط به هیدروگراف مصنوعی با دبی اوج متوسط، صرف آزمایش شبکه های عصبی مصنوعی با ساختار مختلف می گردد.

۲- در مرحله دوم، اطلاعات مربوط به هیدروگراف مصنوعی با دبی اوج کم، صرف آزمایش ساختارهای مختلف شده معیارهای خطای مختلف محاسبه می گردد. براین اساس، عملکرد ساختارهای مختلف مورد بررسی قرار گرفته و نتیجه نهائی حاصل می شود.

۳- در مرحله سوم، اطلاعات مربوط به هیدروگراف مصنوعی با دبی اوج زیاد، صرف ارزیابی نتیجه گیری به دست آمده در مرحله دوم می گردد.

به عنوان مثال، فرآیند یادشده برای هیدروگراف های با گام زمانی ۰/۰ ساعت ارائه می گردد. ابتدا به کمک اطلاعات مربوط به هیدروگراف مصنوعی با دبی اوج متوسط و با گام زمانی ۰/۰ ساعت، شبکه هاینی با ساختارهای مختلف آموزش داده شدند. سپس به کمک شبکه های مختلف، هیدروگراف مصنوعی با دبی اوج کم و با گام زمانی ۰/۰ ساعت روندیابی گردید. با مقایسه مقادیر به دست آمده از ساختارهای مختلف شبکه عصبی و نتایج حاصل از نرم افزار DAMBRK معیارهای مختلف خطای محاسبه گر (یادشده شکل های (۴) الی (۸) تغییرات معیارهای

رابطه مناسب روندیابی به روش ماسکینگام خطی  
مطابق رابطه (۵) بدست آمد.

$$(5) \quad 0_3 = 0/1621_1 + 0/081_2 + 0/7080_1$$

سپس به کمک شبکه عصبی و روش ماسکینگام خطی، هیدروگراف مصنوعی با دبی اوج کم و با گام زمانی ۲/۰ ساعت و نیز هیدروگراف مصنوعی با دبی اوج زیاد و با گام زمانی ۲/۰ ساعت روندیابی گردیدند تا کارائی روش شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با روش متداول ماسکینگام خطی و در دو فضای آزمایش و ارزیابی مورد بررسی قرار گیرد. بدین منظور، پس از روندیابی، معیارهای خطا برای هر روش محاسبه و در جدول (۴) آورده شده است. در مجموع، مقایسه خطاهای در جدول (۴) و تحلیل‌های مشابه نشان می‌دهد که روش شبکه عصبی مصنوعی در اکثر موارد نتایج بهتری ارائه می‌نماید و تنها در بعضی موارد در برقراری قانون بقای جرم، جوابهای ضعیف‌تری ارائه می‌نماید که علت این مسئله آن است که روش ماسکینگام خطی به طور مشخص برپایه قانون بقای جرم استوار می‌باشد.

این محاسبات مقایسه‌ای، برای اطلاعات مربوط به هیدروگراف‌های مصنوعی با گام‌های زمانی متفاوت انجام شد و ملاحظه گردید که به ازاء گام‌های زمانی مختلف، نتایج مشابهی بدست می‌آید.

تحلیل مشابه مسئله با گام زمانی متفاوت ۱/۰ و ۰/۴ ساعت، که به معنی تعداد اطلاعات متفاوت برای یک مسئله ثابت می‌باشد، نشان داد که این مسئله می‌تواند بر عملکرد ساختارهای مختلف شبکه عصبی تاثیرگذار باشد. در این رابطه، شبکه عصبی با تابع فعالیت سیگموئید دارای حساسیت کمتر و عملکرد یکنواخت‌تری می‌باشد. اطلاعات بیشتر در این مورد در مرجع [۱۸] یافت می‌شود.

### مقایسه دقت روش شبکه عصبی با ساختار پیشنهادی و روش ماسکینگام خطی

پس از تعیین ساختار مناسب شبکه عصبی، لازم است عملکرد ساختار پیشنهادی با عملکرد یک روش متداول نظیر روش ماسکینگام خطی مقایسه گردد. بدین منظور، به کمک ساختار پیشنهادی که با استفاده از اطلاعات مربوط به هیدروگراف‌های مصنوعی با دبی اوج متوسط آموزش داده شده است، هیدروگراف‌های مصنوعی با دبی اوج کم و زیاد روندیابی شده و نتایج حاصل با نتایج روش ماسکینگام خطی که بر مبنای همان اطلاعات مرحله آموزش کالیبره شده است، مقایسه گردید. به عنوان مثال، بر مبنای اطلاعات مربوط به هیدروگراف مصنوعی با دبی اوج متوسط و با گام زمانی ۲/۰ ساعت،

جدول ۴ معیارهای خطا در دو روش شبکه عصبی و مدل ماسکینگام خطی برای روندیابی هیدروگراف‌های مصنوعی  
با دبی اوج کم و زیاد و گام زمانی ۲/۰ ساعت

هیدروگراف روندیابی شده	نام روش	SSQ(m³/s)²	SAD(m³/s)	DPO(m³/s)	DPOT(hr)	DV(-)
دبی اوج کم	شبکه عصبی	۲۱۷۶	۲۳۶	۳/۸	-۰/۲	۰/۰۰۰۷
	ماسکینگام خطی	۴۱۴۵	۳۸۷	۵/۰۵	۰	۰/۰۰۱
دبی اوج زیاد	شبکه عصبی	۳۶۷۸	۳۲۴	۱۱/۱	۰	۰/۰۱۷
	ماسکینگام خطی	۲۷۲۶۲	۱۰۲۲	۱۰/۴	۰/۲	۰/۰۰۷۸۷

مثال، هیدروگراف مصنوعی با دبی اوج متوسط روندیابی گردید که نتایج روندیابی به دو روش فوق در شکل (۹) نشان داده شده است.

برای مقایسه دقیق‌تر نتایج بدست آمده از دو روش شبکه عصبی و ماسکینگام خطی، معیارهای خطای برای هر روش محاسبه شده و در جدول (۵) آورده شده است.

در جدول (۵) ملاحظه می‌گردد که روش شبکه عصبی مصنوعی می‌تواند عملکرد بسیار بهتری داشته باشد. این بررسی می‌تواند مطالب کاربردی زیر را مطرح نماید.

۱- در صورت پذیرش یک ساختار شبکه عصبی مصنوعی مناسب برای روندیابی در یک بازه از مسیر یک رودخانه و نیز در صورت وجود هیدروگرافهای مشاهداتی (وروودی و خروجی) متعدد در این منطقه، می‌توان این هیدروگرافها را به منظور آموزش شبکه به کار برد. شبکه آموزش دیده می‌تواند در روندیابی هیدروگرافهای وروودی دیگر عملکرد خوبی داشته باشد. در صورت دست‌یابی به اطلاعات جدید، این اطلاعات آموزش شبکه را تکمیل خواهد نمود.

استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در روندیابی سیلان به عنوان یک تابع با قدرت میان‌یابی بالا در این بخش، قابلیت روش شبکه‌های عصبی مصنوعی به عنوان یک تابع با قدرت میان‌یابی قوی و کاربردهای این قابلیت در زمینه روندیابی سیلان مورد بررسی قرار می‌گیرد.

در این راستا، رودخانه معرفی شده در بخش اطلاعات مربوط به هیدروگرافهای مصنوعی، در نظر گرفته شد و سپس به طور همزمان اطلاعات مربوط به هیدروگرافهای مصنوعی با دبی اوج‌های کم، متوسط و زیاد و با گام زمانی  $2/0$  ساعت برای آموزش شبکه عصبی با ساختار پیشنهادی، مورد استفاده قرار گرفت. همچنین، از این اطلاعات به صورت همزمان برای بدست آوردن ضرائب ماسکینگام استفاده گردید و رابطه ماسکینگام طبق رابطه (۶) بدست آمد.

$$(6) \quad 0.2 + 0.0921z + 0.07720_1 = 0.1361z$$

سپس به کمک دو روش شبکه عصبی مصنوعی با ساختار پیشنهادی و مدل ماسکینگام خطی، به عنوان

جدول ۵ معیارهای خطای دو روش شبکه عصبی مصنوعی و مدل ماسکینگام خطی برای روندیابی هیدروگراف مصنوعی بادبی اوج متوسط با گام زمانی  $2/0$  ساعت (با استفاده از اطلاعات مربوط به هیدروگرافهای مصنوعی با دبی اوج‌های کم،

متوسط و زیاد با گام زمانی  $2/0$  ساعت)

ردیف	معیار خطای	شبکه عصبی مصنوعی	ماسکینگام خطی
۱	$SSQ\left[\left(\frac{m^3}{s}\right)^2\right]$	۱۱۲۴	۱۱۸۱۸
۲	$SAD\left[\frac{m^3}{s}\right]$	۱۸۳	۶۷۷
۳	$DPO\left[\frac{m^3}{s}\right]$	۷	۷
۴	DPOT[hr]	۰	۰/۴
۵	DV[-]	۰/۰۲۹	۰/۰۰۰۳

## Archive of SID

انتخابی در تعریف هیدروگرافهای ورودی و خروجی نیز می‌تواند در عملکرد ساختارهای مختلف شبکه عصبی پرسپترون تاثیرگذار باشد. در این رابطه، شبکه عصبی دارای تابع فعالیت سیگموئید، عملکرد ثابت‌تری از خود نشان می‌دهد که این یک امتیاز قابل توجه است.

۵- ساختار پیشنهادی یعنی ساختار در برگیرنده ۲ و ۳ سلول، در مقایسه با روش متداول ماسکینگام خطی، عملکرد بسیار بهتری دارد. این عملکرد در رابطه با اکثر معیارهای خطا بجز معیار بقای جرم بروز می‌کند. دلیل ارضاء نسبتاً کامل بقای جرم توسط روش ماسکینگام خطی، استوار بودن این روش بر پایه معادله پیوستگی می‌باشد که این معیار به عنوان یک معیار اولیه در روش شبکه‌های عصبی اعمال نگردیده است. علیرغم این مسئله، تفاوت دو روش برپایه این معیار نیز چندان محسوس نمی‌باشد.

۶- روش شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌تواند به عنوان یک تابع با قدرت میانیابی قوی در زمینه روندیابی سیلاپ مود استفاده قرار گیرد.

در پایان، این نکته لازم به ذکر است که قابلیت درک رفتار موج سیلاپ توسط روش شبکه عصبی مصنوعی، این مطلب را به ذهن القاء می‌کند که شاید بتوان روش شبکه عصبی مصنوعی را در زمینه روندیابی گسترش داد سیلاپ به کار گرفته باشد. در صورت امکان چنین عملی، روش شبکه‌های عصبی مصنوعی احتمالاً خواهد توانست نسبت به روش‌های عددی متداول، زمان محاسباتی کمتری داشته باشد و به دور از مسائلی چون ناپایداری محاسباتی عمل نماید.

### قدرتانی

حمایت سازمان مدیریت منابع آب ایران از این تحقیق، که تحت قرارداد شماره ۱/۱۵۰ ۷۸/۷/۱ مورخ ۷۸/۲۶۳۱ صورت گرفته است، موجب قدردانی است.

۲- در یک منطقه مورد مطالعه، برای هیدروگرافهای ورودی گوناگون، امکان ایجاد اطلاعات مصنوعی از دبی (و یا عمق جریان) برای نقاط مختلف و با اهمیت، توسط نرم‌افزار DAMBRK وجود دارد. این اطلاعات مصنوعی را می‌توان صرف آموزش شبکه عصبی مصنوعی نمود. شبکه‌های تولید شده با قدرت میانیابی بالا، در صورت جایگزینی با نرم‌افزار اولیه می‌توانند دارای سرعت عملکرد بهتر و رفتار ریاضی هموارتری (از نظر پایداری) باشند. این مطلب جایگزینی روش شبکه عصبی مصنوعی با روش‌های متداول در زمینه روندیابی سیلاپ و پردازش اطلاعات مربوطه توسط این روش را مطرح می‌کند که این مطلب نیاز به تحقیق بیشتری دارد.

### نتایج

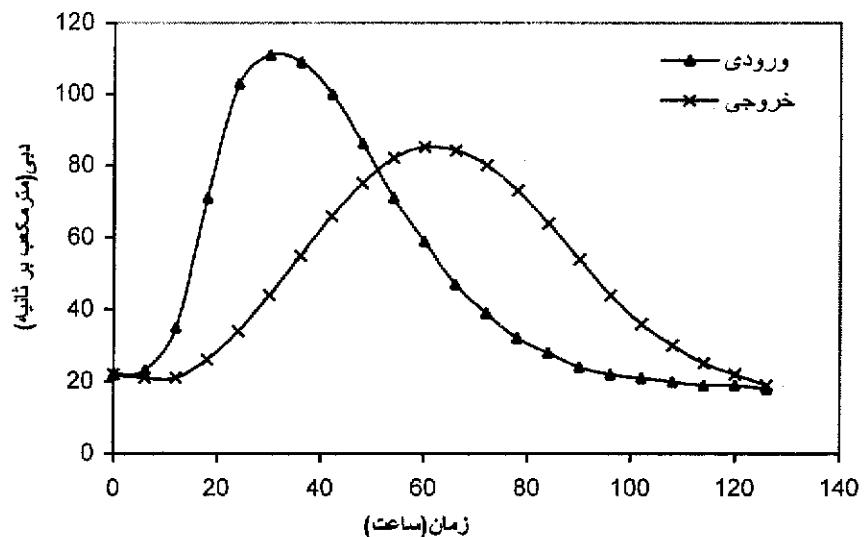
بنویش حاضر، که به عنوان یک گام در شناسائی توانایی‌های روش شبکه‌های عصبی مصنوعی در روندیابی مرکز سیلاپ انجام گردید، نتایج زیر را به دنبال داشت:

۱- روش شبکه‌های عصبی مصنوعی توانایی درک رفتار موج سیلاپ را دارد و می‌تواند در زمینه روندیابی سیلاپ به کار گرفته شود.

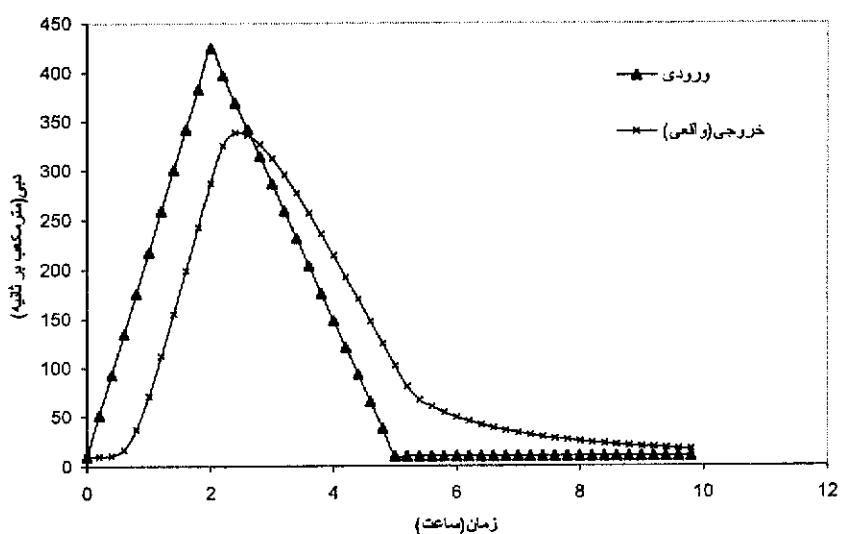
۲- شبکه عصبی پرسپترون سه لایه با تابع فعالیت سیگموئید و دارای عبارت سایاس در هر سلول لایه پنهان، عملکرد یکنواخت‌تری نسبت به سایر توابع فعالیت مطالعه شده، یعنی تابع فعالیت تائزانت هیپربولیک و شعاعی، دارد.

۳- در ساختار پیشنهاد شده در نتیجه گیری شماره ۲، تعداد سلول‌های لایه پنهان برابر ۲ مشخص گردید. گرچه در بعضی شرایط و در پاسخ به بعضی از معیارهای خطا، ساختار با ۳ سلول در لایه پنهان نیز می‌تواند به عنوان یک انتخاب در نظر گرفته شود.

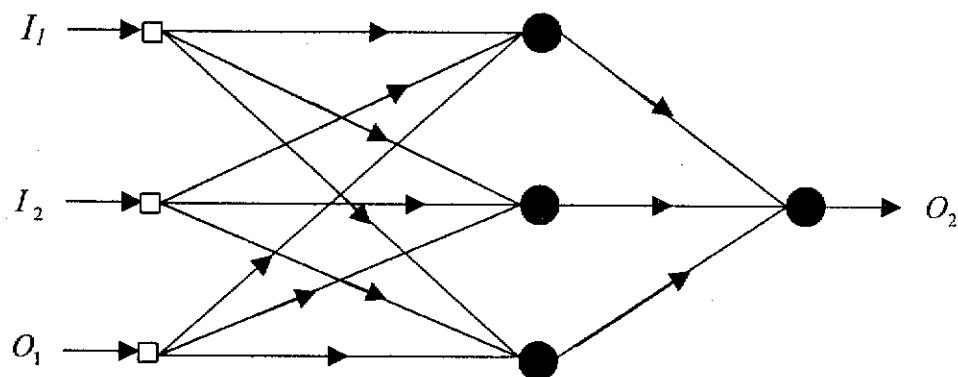
۴- میزان اطلاعات و یا به عبارت دیگر، گام‌های زمانی



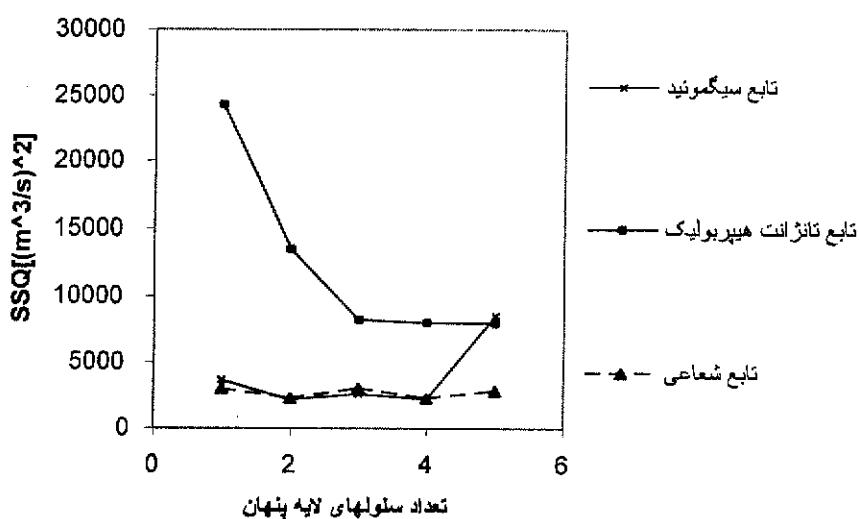
شکل ۱ مشخصات هیدروگراف‌های ورودی و خروجی در هیدروگراف ویلسون



شکل ۲ نتایج روندیابی هیدروگراف مصنوعی با دبی اوج متوسط و با گام زمانی ۲٪ ساعت

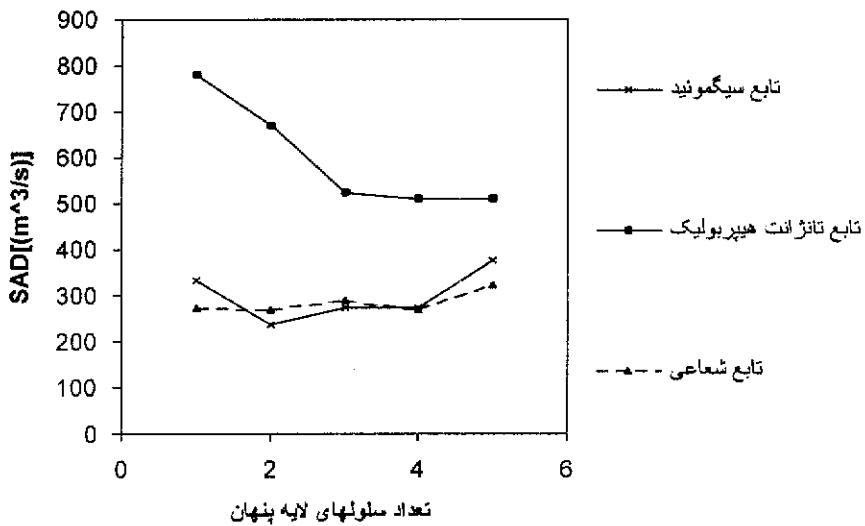


شکل ۳ ساختار کلی پرسپترون چند لایه به کار رفته

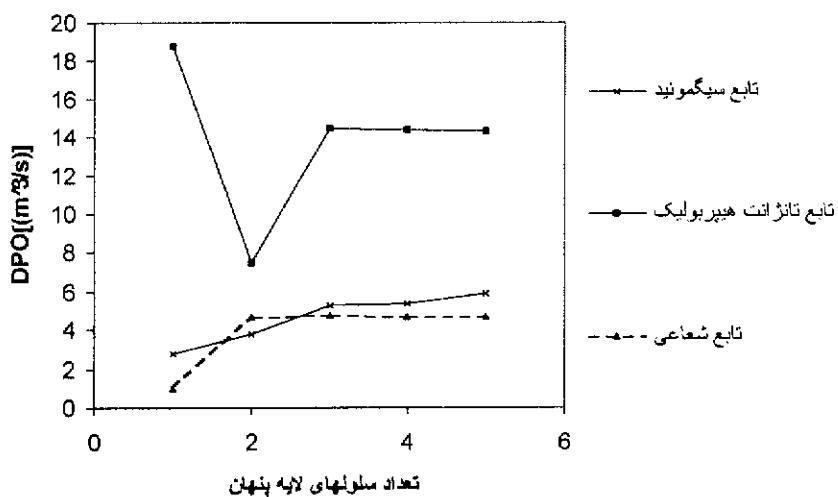


شکل ۴ نمودار تغییرات معیار SSQ براساس تعداد سلوشهای موجود در لایه پنهان و توابع فعالیت مختلف (روندیابی هیدرограф

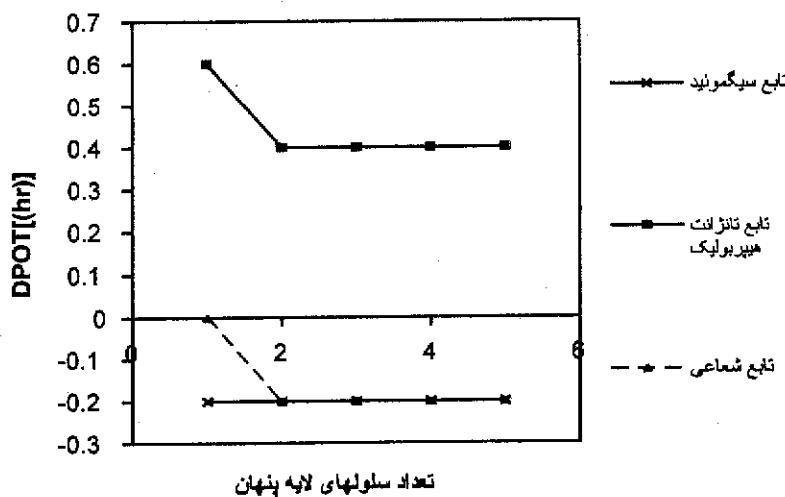
مصنوعی با اوج کم و با گام زمانی ۲/۰ ساعت)



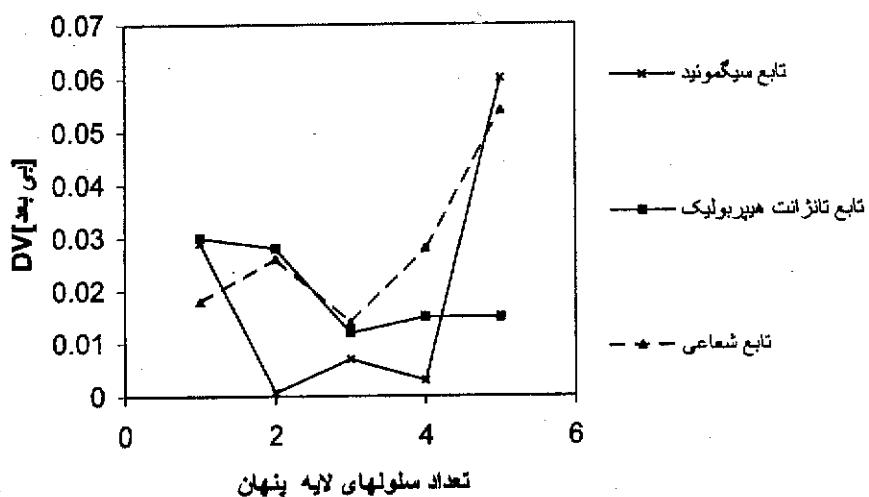
شکل ۵ نمودار تغییرات معیار SAD براساس تعداد سلوهای موجود در لایه پنهان و توابع فعالیت مختلف (روندیابی هیدرولوگراف مصنوعی با دبی اوج کم و با گام زمانی ۲/۰ ساعت)



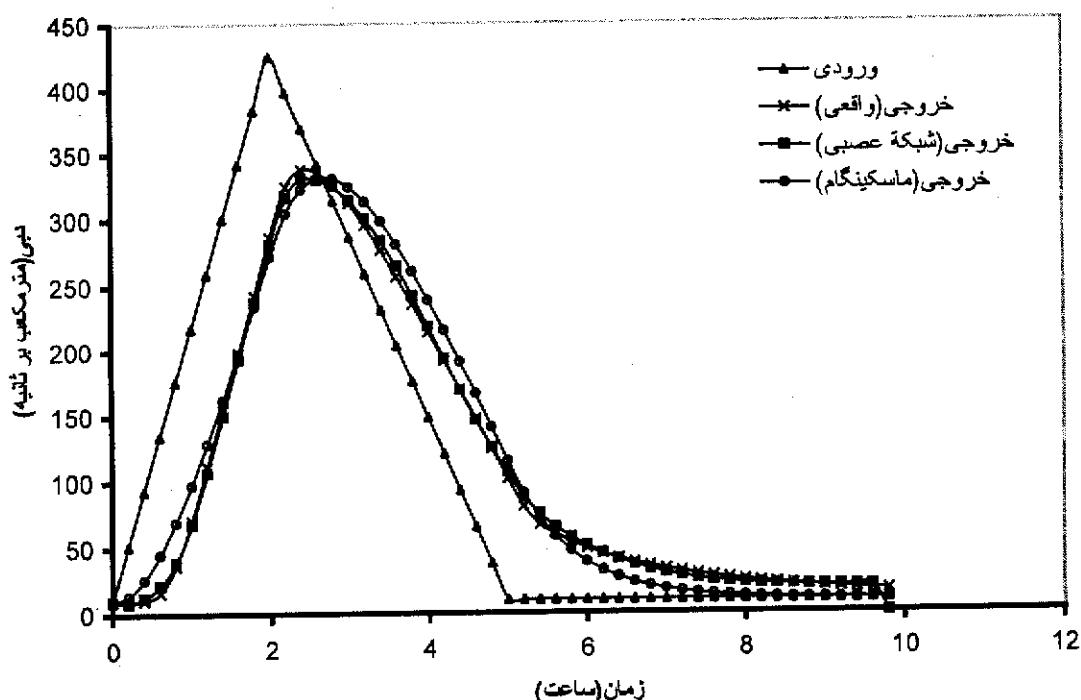
شکل ۶ نمودار تغییرات معیار DPO براساس تعداد سلوهای موجود در لایه پنهان و توابع فعالیت مختلف (روندیابی هیدرولوگراف مصنوعی با دبی اوج کم و با گام زمانی ۲/۰ ساعت)



شکل ۷ نمودار تغییرات معیار DPOT براساس تعداد سلوهای موجود در لایه پنهان و توابع فعالیت مختلف (رونديابي هيدروگراف  
مصنوعی با دبی اوج کم و با گام زمانی ۲/۰ ساعت)



شکل ۸ نمودار تغییرات معیار DV براساس تعداد سلوهای موجود در لایه پنهان و توابع فعالیت مختلف (رونديابي هيدروگراف  
مصنوعی با دبی اوج کم و با گام زمانی ۲/۰ ساعت)



شکل ۹ مقایسه دو روش شبکه عصبی مصنوعی و مدل ماسکینگام خطی برای روندباری هیدروگراف مصنوعی با دبی اوج متوسط.

با استفاده از اطلاعات مربوط به سه هیدروگراف مصنوعی با دبی اوج های مختلف و با گام زمانی ۲٪ ساعت

## مراجع

- حسینی، سید محمود و ابریشمی، جلیل. "هیدرولیک کاتالوگ های باز"، چاپ هفتم، دانشگاه امام رضا(ع)، مشهد، (۱۳۷۹).
- منهاج، م.ب. "مبانی شبکه های عصبی"، مرکز نشر پروفسور حسابی، (۱۳۷۷).
- Wilson, E. M. "Engineering Hydrology", Third Edition, MacMillan, London, (1983).
- Yoon, J. and Padmanabhan, G. "Parameter estimation of linear and nonlinear Muskingam models", *Journal of Water Resources Planning and Management, ASCE*, 119(5), pp. 600-610, (1993).
- Tung, Y. K. "River flood routing by nonlinear Muskingam method", *Journal of Hydraulic Engineering ASCE*, 111(12), pp. 1447-1460, (1985).
- Mohan, S. "Parameter estimation of nonlinear Muskingam models using genetic algorithm", *Journal of Hydraulic Engineering ASCE*, 123(2), pp. 137-142, (1997).

7. Fread, D. L. "The NWS DAMBRK Model: Theoretical Background/User Documentaion", National Weather Service, USA, (1988).

۸. ساقی، حسن، "استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در زمینه روندیابی سیلاب"، پایان نامه کارشناسی ارشد عمران (سازه های هیدرولیکی)، دانشکده مهندسی، دانشگاه فردوسی مشهد، (۱۳۷۹).