



ششمین کنفرانس هیدرولیک ایران

دانشگاه شهرکرد، ۱۵-۱۳ شهریور ۱۳۸۶



پیش بینی سیلاب رودخانه کارون با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

حسین قلخانی

(کارشناس ارشد مهندسی آب، دانشکده عمران، دانشگاه صنعتی خواجه نصیر و کارشناس مؤسسه تحقیقات آب)

hosein_gh@sina.kntu.ac.ir

فرهاد یزداندوست

(استادیار دانشکده عمران، دانشگاه صنعتی خواجه نصیر)

yazdandoost@kntu.ac.ir

محمد ذاکر مشفق

(دانشجوی دکتری مهندسی عمران، دانشگاه تربیت مدرس، عضو هیئت علمی دانشگاه صنعتی جندی شاپور)

و کارشناس مؤسسه تحقیقات آب)

zakerm@modares.ac.ir

چکیده

در طی سالهای اخیر شاهد توجه روز افزون مسئولین ذیربط در قبال طرحهای هشدار سیل در کشور هستیم. بدیهی است که کیفیت سامانه های هشدار سیل به طور مستقیم وابسته به دقت در پیش بینی هاست. بنابراین به منظور اجتناب از اعلام هشدارهای غیر لازم که نتیجه آن بی اعتباری این سامانه های هشدار می گردد، لازم است دقت پیش بینی ها را تا حد قابل اعتمادی افزایش دهیم. در شرایطی که بسیاری از مدل های مفهومی به دلیل وجود پارامترهای زیاد و ناکافی بودن داده های موجود در مرحله واسنجی دچار مشکل می شوند، شبکه های عصبی مصنوعی که امروزه جایگاه خود را در علوم مهندسی آب یافته اند از جمله روش های قابل انعطافند که با ساختار ریاضی خود می توانند روابط پیچیده غیر خطی بین داده های ورودی و خروجی را با دقتی مطلوب مشخص کنند. در این مقاله با استفاده از بسته نرم افزاری MATLAB و استفاده از جعبه ابزار شبکه عصبی آن اقدام به تخمین جریان رودخانه کارون در ایستگاه هیدرومتری پل شالو شده است. اطلاعات ورودی شامل بارش، شاخص بارش پیشین به همراه دبی روز قبل ایستگاه هیدرومتری پل شالو است. تفکیک اطلاعات ورودی به دو وضعیت بدون بارش و با بارش به عنوان پیش پردازش داده ها و تهیه دو مدل جهت پیش بینی دبی پایه و دبی سیلابی و نهایتاً ترکیب خروجی دو مدل مذکور و مقایسه آن با مدلی که هر دو فرآیند را با هم در نظر می گیرد، حاکی از برتری محسوس مدل نخست نسبت به مدل دوم است.

واژه های کلیدی: پیش بینی جریان رودخانه، شاخص بارش پیشین، شبکه عصبی مصنوعی، پیش پردازش داده ها، حوضه آبریز کارون

۱- مقدمه

خطرات طبیعی از جمله سیلاب از دیرباز تا کنون مشکلات زیادی را برای بشر بوجود آورده است. در طی سالهای اخیر همگام با پیشرفت دانش بشری در تمامی علوم، مطالعات و تحقیقات فراوانی در خصوص طرحهای مدیریت سیلاب انجام شده است.

نصب و راه اندازی سامانه های هشدار سیل از جمله اقدامات غیرسازه ای هستند که امروزه قدمتی بالغ بر ۶۰ سال را در جهان پیدا کرده اند. این سیستم ها با پیشرفت علوم ماهواره ای و مخابراتی قدرتمند تر شده و توانایی آنها در خصوص دقت در میزان پیش بینی بارش و حجم سیلاب حاصله، افزایش یافته است. [۱]

پیش بینی جریان رودخانه در روشهای مفهومی مستلزم تعیین تعداد زیادی پارامتر دارای عدم قطعیت مختلف و روابط غیر خطی است که استفاده از روشهای مفهومی را سخت و وقتگیر کرده اند. [۲] بنابراین گاهی اوقات ترجیح داده می شود که از روشهای جعبه سیاه جهت ایجاد نگاشت بین متغیرهای فضای ورودی و خروجی، استفاده شود. استفاده از شبکه عصبی مصنوعی اولین بار در سال ۱۹۹۲ توسط فرنچ در علوم مهندسی آب مورد استفاده قرار گرفت. پس از آن علاقمندی برای استفاده از این روشها افزایش یافته و کارایی آنها در بسیاری از موارد به اثبات رسیده است.

در این مقاله نیز توانایی شبکه عصبی مصنوعی MLP در پیش بینی جریان روزانه رودخانه کارون و در ایستگاه آب سنجی پل شالو مورد ارزیابی قرار گرفته است.

۲- شبکه های عصبی مصنوعی

ساختمان شبکه های عصبی مصنوعی و عملکرد آن تقلیدی ساده از نحوه عملکرد مغز انسان است. بنابراین این شبکه ها توانایی یادگیری پیدا کرده و می توانند آنرا در حالت درونیابی تعمیم دهند. در حقیقت ساختار انعطاف پذیر این شبکه ها این امکان را فراهم می سازد تا نگاشتی غیر خطی بین فضای ورودی و خروجی ایجاد کنند. شبکه های عصبی مصنوعی واحدی پردازشگر به نام نرون (Neuron) دارند. هر نرون در هر لایه به تمامی نرونهای لایه مجاور متصل است و این در حالی است که هر یک از این اتصالات وزنه های مخصوص به خود را دارا می باشند.

۲-۱- فراگیری در شبکه عصبی مصنوعی

در شبکه عصبی، حافظه شبکه در وزنها ذخیره می شود. در این شبکه از آموزش به معنای روند تغییر وزنها تا حصول نتیجه مشخص (بدست آوردن خروجی مطلوب از شبکه) و از یادگیری به معنای مرحله نهایی آموزش و تثبیت وزنه های سیناپسی یاد می شود. [۳]

هر شبکه توسط ساختار آن که چگونگی ارتباط بین نرونها را معلوم می کند و روشی که بوسیله آن وزنه های اتصالات مشخص می شود و آموزش شبکه نام دارد و همچنین تابع فعال کننده نرونها، مشخص می شود. به این ترتیب اگر برداری به نام X در ورودی $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ و همچنین بردار W به عنوان پارامترهای شبکه (وزن) داشته باشیم و هدف نیز تخمین تابع $f(x)$ باشد که تابعی چند متغیره است، روند یادگیری

در این مقاله از شبکه پرسپترون چند لایه (Multy Layer Perceptron) جهت آموزش استفاده شده است.

۲-۲- پرسپترون چند لایه

در شبکه های MLP هر نرون، خروجی نرون های لایه قبل را به عنوان ورودی خام دریافت کرده، مجموع وزن دار آنها را به عنوان ورودی مؤثر جهت قرار گیری در تابع فعال ساز محاسبه می کند. پرسپترون چند لایه با الگوریتم آموزش BP (Back Propagation) در شکل ۱ نشان داده شده است. این شبکه به دلیل محاسنی که دارد از جمله شبکه های محبوب در حل مسائل مهندسی آب است. اما تمایل بیشتر محققان در جهت استفاده از توابع فعالساز کراندار (Bounded Activation Function) بوده است. مشهورترین تابع از این دست که به طور گسترده به کار گرفته شده است، تابع سیگموئید (Sigmoid) می باشد. این تابع از بالا و پائین کراندار و اکیدا صعودی است و تابعی پیوسته و مشتق پذیر است. دامنه این تابع مجموعه اعداد حقیقی و برد آن مجموعه اعداد حقیقی بین صفر و یک می باشد. مشهورترین و کاربردی ترین الگوریتم آموزش شبکه های پرسپترون چند لایه، الگوریتم آموزشی پس انتشار خطا می باشد. این الگوریتم در حقیقت روش جستجوی بیشترین شیب منفی (Steepest Decent) جهت کمینه کردن تابع خطا است. ثابت شده است که شبکه های عصبی مصنوعی MLP با یک لایه مخفی و با تابع فعالساز سیگموئید در لایه میانی و تابع فعالساز خطی در لایه خروجی قادر به تقریب تمامی توابع مورد نظر با هر درجه تقریب خواهد بود مشروط بر اینکه به اندازه کافی نرون در لایه مخفی داشته باشیم. این قضیه موسوم به تقریب ساز جهانی (Universal Function Approximator) شده است. [۴]

برای هر نرون مقدار ورودی بصورت زیر محاسبه می شود:

$$net_i^n = \sum_{j=1}^m w_{ji}^n \cdot O_j^{n-1} \quad (1)$$

همچنین توابع فعالساز سیگموئید و خطی به صورت روابط ۲ و ۳ چنین تعریف می شوند:

$$Sig(net_j^n) = 1/(1 + Exp(-net_j^n)) \quad (2)$$

$$Purelin(net_j^n) = net_j^n \quad (3)$$

که در آن net_i^n = مقدار ورودی i امین نرون واقع در n امین لایه، w_{ji}^n = وزن اتصالات بین i امین نرون واقع در n امین لایه و j امین نرون در $n-1$ امین لایه، O_j^{n-1} = خروجی نرون j ام در $n-1$ امین لایه و m = تعداد نرونهای n امین لایه:

توابع هدف زیادی جهت مقایسه خروجی پیش بینی شده و مشاهده ای وجود دارند که از این جمله می توان به تابع خطای نسبی میانگین و یا به تابع ریشه مجذور خطای میانگین اشاره کرد:

$$MRE = \sum_{i=1}^{n_p} \sum_{j=1}^{n_o} \frac{|T_{ij} - O_{ij}|}{T_{ij}} \times 100 \quad (4)$$

$$\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n_p} \sum_{j=1}^{n_o} (T_{ij} - O_{ij})^2}{n_p \cdot n_o}}$$

که در آنها $J = T_{pi}$ امین عنصر خروجی هدف الگوی p ام و O_{pi} = خروجی محاسبه شده J امین نرون الگوی p ام، n_p = تعداد الگوها و n_o = تعداد نرونهای لایه خروجی است.

در این تحقیق از الگوریتم پس انتشار خطا که از نوع آموزش کاهش گرادیان است و مبنای ریاضی آن تکنیک بهینه سازی است، استفاده شده است. در واقع تابعی که در اینجا مینیمم می شود، تابع خطا است و متغیرهای آن وزنهای شبکه هستند که در جهتی حرکت می کنند که تابع سریعتر به مینیمم خود برسد. بنابراین، پس از محاسبه خروجی در لایه آخر، برای هر نرون خروجی میزان خطا محاسبه شده و به عقب منتشر می شود. برای اصلاح ضرائب وزنی مربوط به نرونهای پنهان فرض بر این است که هر چه مقدار خطای نرون های لایه خروجی متصل به نرون مخفی بیشتر باشد؛ وزن های مربوط به آن نرون پنهان باید بیشتر اصلاح شوند. [۵]

وزنها توسط تابع زیر اصلاح می شوند:

$$\Delta w_{ji}^n(m+1) = \eta \cdot \frac{\partial(E)}{\partial w_{ji}^n} + \alpha \cdot \Delta w_{ji}^n(m) \quad (6)$$

که در آن $\Delta w_{ji}^n(m+1)$ = تغییرات وزن در تکرار $(m+1)$ ، η = نرخ آموزش و α = ترم مومنتم است ($0 \leq \eta, \alpha \leq 1$) است. این فرایند آنقدر تکرار می شود تا تابع خطا به کمترین میزان خود برسد.

۳- مطالعه موردی

حوزه آبریز کارون در جنوب غربی ایران واقع بوده و جزء سیلخیز ترین مناطق کشور محسوب می شود. شکل شماره (۲) حدود حوضه و موقعیت ایستگاه هیدرومتری پل شالو را نشان می دهد. هدف از انجام تحقیق حاضر، پیش بینی روزانه (گام زمان ۲۴ ساعته) دبی ایستگاه پل شالو در رودخانه کارون است. بنابراین در این مطالعه اطلاعات دبی ایستگاه پل شالو و بارش ۲۵ ایستگاه بارانسنجی مختلف طی دوره آماری سالهای ۱۳۶۴ الی ۱۳۸۰ جمع آوری شده و این اطلاعات به دو دسته آموزشی و آزمون تقسیم شدند. داده های آموزشی از سالهای ۱۳۶۴ شروع شده و به سال ۱۳۷۳ ختم می شود. بقیه اطلاعات مربوط به دوره آزمون می شود. لازم به ذکر است که بزرگترین سیلابها در هر دو تقسیم بندی مذکور به چشم می خوردند.

۴- مدل های مفروض

عملکرد مدل های پیش بینی کننده جریان در روش شبکه عصبی، وابستگی زیادی به نوع ورودی ها و تعداد آنها دارد. [۶] در این میان اطلاعات مربوط به فرآیند بارش-رواناب، اغلب شامل دو جزء اطلاعات است. دسته اول اطلاعات متعلق به بازه زمانی رخ داد بارش بوده و دسته دوم اطلاعات متعلق به بازه زمانی قبل یا بعد از رخداد بارش است. و این در حالی است که هر یک از این اطلاعات (الگوها) فرآیندی متفاوت از دیگری است.

با عنایت به مطلب فوق، روند تحقیق حاضر طوری تعریف شده که بتوان با تهیه مدل های مجزا، عملکرد شبکه عصبی مصنوعی MLP را در این خصوص ارزیابی کرد. بنابراین دو مدل بصورت زیر جهت پیش بینی جریان طراحی شد. مدل اول (M1) پیش بینی دبی را با استفاده از داده های دبی گام زمانی قبلی و اطلاعات بارش گام زمانی فعلی ۲۵ ایستگاه بارانسنجی به همراه شاخص بارش ۷ روز پیش حوضه، انجام می دهد. و مدل دوم (M2) نیز در واقع ترکیبی از دو مدل پیش بینی کننده جریان برای روزهای بدون بارش و بارشی است که ورودی های آنها به ترتیب

دبی گامهای زمانی قبلی و شاخص بارش ۷ روز پیش و برای مدل گامهای زمانی بارشی، دبی گام زمانی قبلی، بارش گام زمانی فعلی و شاخص بارش ۷ روز پیش است و به صورت زیر معرفی شده‌اند.

$$M1: Q(t) = f[Q(t-1), P_i(t), API(7)] \quad i = 1, 2, 3, \dots, 25 \quad (6)$$

$$M2: Q(t) = \begin{cases} f[Q(t-1), Q(t-2), API(7)] & \text{if } P_i(t) = 0 \\ f[Q(t-1), P_i(t), API(7)] & \text{if } P_i(t) > 0 \end{cases} \quad i = 1, 2, 3, \dots, 25 \quad (7)$$

که در آنها Q = دبی ایستگاه پل شالو، P_i = بارش ایستگاه i ام، $API(7)$ شاخص بارش ۷ روز پیش و t گام زمانی محاسبات و ۲۴ ساعت است.

۵- کاربرد مدل شبکه عصبی مصنوعی

از داده های آموزشی و آزمون که در بخشهای قبلی توضیح داده شد، در تهیه مدل های شبکه عصبی MLP معرفی شده در بند ۴ استفاده شد. میزان خطای شبکه در طی فرآیند آموزش و آزمون با در نظر گرفتن معماریهای مختلف (تعداد لایه های پنهان، تعداد نرونهای لایه پنهان و توابع فعالساز مختلف و ...) مورد توجه قرار گرفته و سعی شد که وزنهای اتصالات نرونی در نقطه کمینه تابع خطای دسته های آموزشی و آزمون در برابر تعداد تکرار، استخراج شوند. نتایجی که در اینجا آمده است، نتایجی است که پس از بررسی حساسیت مدل نسبت به پارامترهای ورودی، انجام گرفته است. با انجام تحلیل حساسیت مدلها، تعداد ۱۲ ایستگاه بارانسنجی که تأثیر چندانی در پیش بینی جریان رودخانه نداشتند، حذف شد.

مراحل فوق برای مدل اول (M1) و دو مدل دوم (M2) با تعداد اجراهای مناسب و کافی انجام شده است. همچنین برای ارزیابی مدلهای مذکور از دو پارامتر نش-ساتکلایف و درصد خطای نسبی میانگین (Mean Relative Error) به شرح زیر استفاده شده است.

$$\text{Nash-Sutcliffe} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Q_{Obs_i} - Q_{Sim_i})^2}{\sum_{i=1}^n (Q_{Obs_i} - Q_{mean_{Obs}})^2} \quad (7)$$

$$\text{MRE} = \frac{\sum_{i=1}^n \left| \frac{Q_{Obs_i} - Q_{Sim_i}}{Q_{Obs_i}} \right|}{n} \times 100 \quad (8)$$

که در آنها: E = پارامتر نش-ساتکلایف که هرچه این مقدار به عدد یک نزدیکتر شود، بهتر خواهد بود، MRE = درصد خطای نسبی میانگین که هرچه این مقدار به عدد صفر نزدیکتر شود، بهتر خواهد بود، i = شماره روز دبی، n = تعداد کل روزها، Q_{Obs_i} = دبی مشاهده ای i ام، Q_{Sim_i} = دبی پیش بینی شده i ام و $Q_{mean_{Obs}}$ = میانگین دبی های مشاهده ای هستند.

نتایج حاصله در جدول شماره (۱) برای مدل اول (M1) و برای مدل دوم یعنی مدلهای (M2-1) مدل پیش



غیر بارشی، آورده شده است. ردیف آخر این جدول در واقع نتیجه ترکیب نتایج پیش بینی شده دو مدل مجزای M2-1 و M2-2 است که مدل M2 نامیده شده است.

بر طبق نتایج مندرج در جدول شماره (۱) در دوره آزمون، مقادیر پارامتر نش-ساتکلایف از مقدار ۰/۸۸۹ برای مدل M1 به ۰/۹۶۵ برای مدل M2 افزایش و درصد خطای نسبی میانگین از ۱۲/۸۵ برای مدل M1 به ۹/۰۶ برای مدل M2 کاهش یافته اند. که بهبود قابل توجهی را نشان می دهد. همین روند در دوره آموزش نیز تکرار شده است.

البته مقایسه نمودن دو مدل ناقص M2-1 و M2-2 با مدل M1 صحیح نیست؛ چرا که مسلماً تعداد الگوهای آنها با هم برابر نیست و باید خاطر نشان کرد که علت کوچک بودن نسبی خطا در مدل M2-1 به این دلیل است که عمدتاً دبی های پایه پیش بینی شده و علت بزرگ بودن نسبی خطا در مدل M2-2 به این دلیل است که عمدتاً دبی های سیلابی پیش بینی شده اند. در هر حال محور مقایسه، دو مدل کامل M1 و M2 بوده و در شکل های شماره ۴ و ۳ پراکندگی دبی های مشاهده شده در مقابل دبی های پیش بینی شده ترسیم شده است.

۶- نتیجه گیری و پیشنهاد

نتایج مقایسه این دو مدل نشان می دهد که جریان رودخانه در فواصل زمانی که در آنها بارشی اتفاق نیفتاده با فواصل زمانی که جریان رودخانه از بارش تأثیر گرفته است، دارای ماهیت متفاوتی است. این ماهیت متفاوت در گامهای زمانی بارشی متأثر از ریزش نزولات جوی و دبی پایه و در گامهای زمانی فاقد بارش، ناشی از دبی پایه رودخانه بخصوص ناشی از جریانات زیرزمینی خواهد بود. در مدلسازی جریان رودخانه (که اغلب مواقع جریانات رودخانه در اصل دبی پایه رودخانه هستند) این امکان فراهم است که این ماهیتهای متفاوت را جداگانه مدل شود. همانطور که نتایج بررسیهای انجام شده بر روی رودخانه کارون و در ایستگاه پل شالو نشان می دهند، مدل دوم که خود متشکل از دو مدل پیش بینی کننده جریان برای روزهای بارانی و غیر بارانی است، توانسته است جریان رودخانه را نسبت به مدل اول بهتر پیش بینی کند مضافاً که پیش بینی سیلابها نیز با دقت بیشتری صورت گرفته است. بنابراین تفکیک دو فرآیند مذکور، در نهایت باعث بدست آمدن نتایج بهتری در پیش بینی جریان رودخانه خواهد شد.

طبق نتایج فوق الذکر، توصیه می شود که جهت مدلسازی جریان رودخانه الگوهای آموزشی را که بارندگی در آنها وجود ندارد، از مجموع الگوها جدا شده و مدلسازی بطور جداگانه انجام شود.

۷- منابع

[۱]- قلخانی، حسین، مدلسازی ریاضی پیش بینی و هشدار سیل با کاربرد روشهای هوشمند، پایان نامه کارشناسی ارشد مهندس عمران-آب دانشگاه صنعتی خواجه نصرالدین طوسی، ۱۳۸۳

[۲]- Zaker Moshfegh, M., Ghodsian, M., Montazer, Gh, River Flow Forecasting Using Artificial Neural Networks; International Conference On Hydraulics Of Dams & River Structures (HDRS), 26-28 April 2004

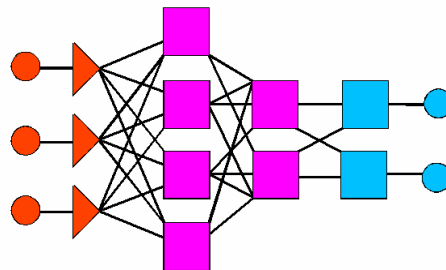
Computer For Civil Software Engineering Group : www.civil-iran.com , www.ccsofts.com ,
www.AnjomanElmi.com

[۳]- Jain, S. K., Das, A. and Sirvastava, D.K. (1999). Application of ANN for Reservoir Inflow Prediction and Operation. Journal of Water resources Planning and Management, 125: 263-271

[۴]-Hecht-Nielson.R. (1987), Kolmogorov's Mapping Neural Network Existence Theorem, 1st IEEE ICNN, vol.3 san diago, CA.

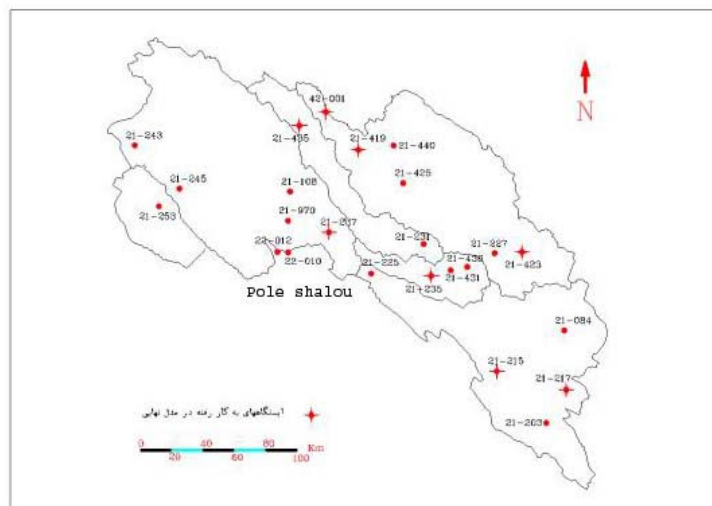
[۵]-Fuasett, L.V. 1994. Fundamental of neural networks: Architecture, Algorithms and Applications. A Simon & Schuster Company.369-381

[۶]-ذاکرمشفق، محمد، پیش بینی جریان رودخانه کرخه به کمک شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم ژنتیکی، پایان نامه کارشناسی ارشد عمران-آب دانشگاه تربیت مدرس، ۱۳۸۲

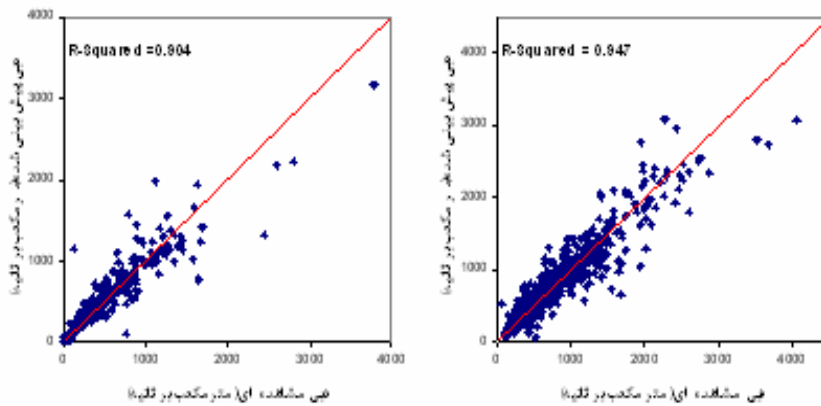


لایه خروجی لایه های پنهان لایه ورودی

شکل شماره (۱): ارتباط نرونهای لایه ورودی، لایه های پنهان و لایه خروجی در شبکه عصبی مصنوعی MLP



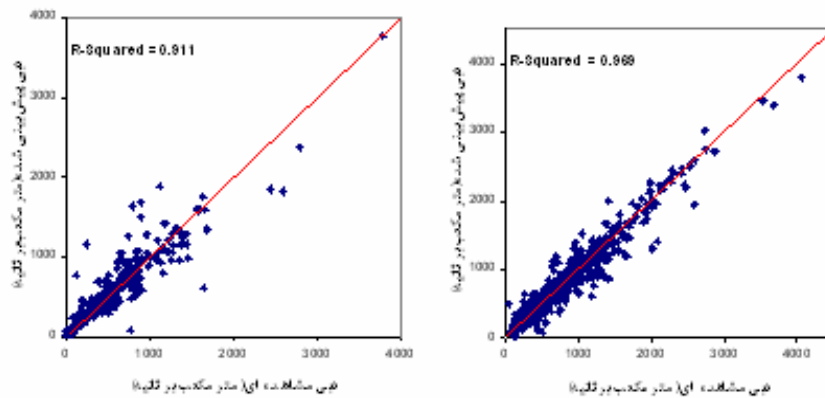
شکل شماره (۲): حوضه آبریز کارون تا محل سد گتوند



ب

الف

شکل شماره (۳) - نمودار پراکندگی دبی مشاهده ای و پیش بینی شده مدل اول الف-در دوره آموزش ب) در دوره آزمون



ب

الف

شکل شماره (۴) - نمودار پراکندگی دبی مشاهده ای و پیش بینی شده ترکیب مدل دوم الف-در دوره آموزش ب) در دوره آزمون

جدول شماره (۱) - نتایج حاصل از اجرای مدلها

مدلهای مفروض	نتایج آموزش		نتایج آزمون	
	Nash-Sutcliffe	MRE	Nash-Sutcliffe	MRE
M1	۰/۹۶۰	۸/۶۲	۰/۸۸۹	۱۲/۸۰
M2-1	۰/۹۸۴	۲/۹۲	۰/۹۷۷	۵/۷۸
M2-2	۰/۹۵۸	۱۰/۹۶	۰/۸۶۶	۱۹/۱۰
M2	۰/۹۷۷	۵/۷۵	۰/۹۶۵	۹/۰۶