

مقاله پژوهشی

مقایسه روش‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی و رگرسیون فازی در تحلیل هیدرولیکی جریان از میان سدهای پاره سنگی

محمد شایان نژاد^۱

دریافت: ۱۳۸۶/۱۰/۲۲

چکیده

یکی از روش‌های ارزان قیمت کنترل سیلاب استفاده از سدهای پاره‌سنگی بدون هسته نفوذناپذیر است. این سدها از نوع سدهای تأخیری هستند و هیدروگراف سیل خروجی از آنها نسبت به هیدروگراف ورودی دارای نقطه اوج کمتری است. برای طراحی صحیح این سدها و استفاده از آنها برای کنترل سیلاب، شناخت هیدرولیک جریان، ضروری است. در این نوع سدها به علت این که خلل و فرج داخل آنها بزرگ و جریان به صورت آشفته است، قانون داری و سایر معادلات رایج مربوط به جریان آب از محیط متخلخل صادق نیست. در این تحقیق از دو روش رگرسیون فازی و شبکه‌های عصبی مصنوعی برای تحلیل هیدرولیکی جریان از میان سدهای پاره سنگی استفاده شده است. روش‌های متعددی برای رگرسیون فازی وجود دارد که در این تحقیق از روش رگرسیون فازی امکانی استفاده شده است. در این روش ضرایب معادله رگرسیون و خروجی آن به صورت اعداد فازی است و اساس کار آن، حداقل کردن میزان فازی بودن داده‌ها می‌باشد. مشخصات سد پاره سنگی، مشخصات کانال یا رودخانه پایین دست و دبی جریان به عنوان متغیرهای ورودی (متغیرهای مستقل) و ارتفاع آب در بالادست سد به عنوان متغیر خروجی (متغیر تابع) در هر دو روش می‌باشد. در روش شبکه‌های عصبی مصنوعی از یک شبکه چند لایه ای پرسپترون استفاده شده است. نرونهای لایه ورودی، همان متغیرهای مستقل و نرون لایه خروجی، متغیر تابع می‌باشد. در این تحقیق، این شبکه با سه لایه مخفی بهترین نتایج را به دست داد. با استفاده از داده‌های آزمایشگاهی میزان خطای روش‌های رگرسیون فازی و شبکه‌های عصبی مصنوعی در تعیین ارتفاع آب در بالادست سد آزمایشگاهی به ترتیب ۲/۳ و ۰/۹ سانتی متر به دست آمد.

واژه‌های کلیدی: سد پاره سنگی، کنترل سیلاب، رگرسیون فازی و شبکه‌های عصبی مصنوعی

ارجاع: شایان نژاد م. ۱۳۸۶. مقایسه روش‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی و رگرسیون فازی در تحلیل هیدرولیکی جریان از میان سدهای پاره سنگی. مجله پژوهش آب ایران. ۱۱(۱): ۱۶-۱۱.

^۱ عضو هیأت علمی گروه مهندسی آب دانشگاه شهرکرد shayannejad@yahoo.com

مقدمه

امروزه از سدهای پاره‌سنگی برای کنترل سیلاب استفاده می‌شود. در سدهای پاره‌سنگی که برای تأخیر در سیلاب استفاده می‌شود، به علت این که خلل و فرج داخل آنها بزرگ و جریان به صورت آشفته است، قانون داری و در نتیجه، سایر معادلات رایج که مربوط به جریان آب از محیط متخلخل است صادق نیست. به عبارت دیگر رابطه بین سرعت (V) و گرادیان هیدرولیکی (i) غیر خطی است. اگر این رابطه به صورت توانی فرض شود، رابطه بین عدد رینولدز و ضریب اصطکاک داری-ویسباخ نیز به صورت توانی خواهد بود. محققان مختلف، روابط گوناگونی را در این زمینه ارائه کرده‌اند. در یک بررسی سامانی و شایان‌نژاد (۲۰۰۳ و ۲۰۰۴) هیدرولیک جریان‌های یک بعدی و دو بعدی را از میان سدهای پاره سنگی تحلیل کردند. این روش نیاز به ضرایب واسنجی دارد. بنابراین هیدرولیک جریان پیچیدگی خاص خود را دارد و تابع پارامترهای مختلفی می‌باشد. در این حالت استفاده از روش شبکه‌های عصبی مصنوعی پیشنهاد می‌شود. از این گذشته بعضی از این پارامترها را نمی‌توان با قطعیت تمام به دست آورد و با نوعی عدم قطعیت روبرو خواهیم بود. در این شرایط می‌توان از رگرسیون فازی یا منطق فازی استفاده نمود. در زیر به نمونه‌هایی از کاربردهای روش‌های فازی و شبکه‌های عصبی مصنوعی در منابع آب اشاره شده است. ابر و همکاران (۲۰۰۰) برای بازسازی بارندگی‌های مفقود شده روش استفاده از منطق فازی را با شبکه‌های عصبی مصنوعی و نسبت نرمال در سه ایستگاه باران سنجی واقع در شمال ایتالیا مقایسه کردند. نتایج نشان داد که منطق فازی نسبت به دو روش دیگر، داده‌های گم شده را با خطای کمتری برآورد می‌کند. ادهیامبو و همکاران (۲۰۰۱) روش منطق فازی را برای تخمین تبخیر و تعرق گیاه مرجع به کار بردند. همچنین ادهیامبو و همکاران (۲۰۰۱) با استفاده از روش عصبی-فازی، تبخیر و تعرق مرجع چمن را تخمین زدند. در هر دو تحقیق نتایج خوبی به دست آمده است.

فرنچ و همکاران (۱۹۹۲) پیش بینی بارندگی در مکان و زمان، رگرز و همکاران (۱۹۹۴)، بهینه سازی آب‌های زیرزمینی، شوکلا و همکاران (۱۹۹۶)، طراحی زهکش‌ها در حالت غیرماندگار، یانگ و همکاران (۱۹۹۶ و ۱۹۹۷)، مهندسی زهکشی اراضی، تیرومالایان (۱۹۹۸)، پیش‌بینی

سطح آب در رودخانه‌ها، جین و همکاران (۱۹۹۹) پیش بینی جریان آب ورودی به مخازن را با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی ارائه دادند.

مواد و روش‌ها

داده‌های آزمایشگاهی

در این تحقیق از داده‌های آزمایشگاهی سامانی و همکاران (۲۰۰۴) استفاده شده است. این داده‌ها از یک فلوم آزمایشگاهی به عرض ۶۰ سانتی متر با تغییر دادن دبی جریان بین ۱۴ تا ۳۰ لیتر در ثانیه و مشخصه‌های محیط سنگ‌دانه ای شامل طول، عرض، قطر متوسط و انحراف معیار اندازه سنگ‌دانه‌ها و شیب جداره بالا دست و پایین دست سد به دست آمده است.

روش رگرسیون فازی

در رگرسیون خطی کلاسیک به ازای هر دسته از متغیرهای ورودی، یک مقدار مشخص برای متغیر خروجی محاسبه می‌گردد. در حالی که در رگرسیون فازی بازه‌ای از مقادیر ممکن برای متغیر خروجی تخمین زده می‌شود. توزیع این مقادیر به صورت تابع عضویت مشخص می‌شود.

به طور کلی برای برازش یک معادله رگرسیون خطی فازی سه دسته مدل وجود دارد:

۱- مدل‌های رگرسیون امکانی فازی^۱

۲- مدل‌های رگرسیون کمترین مربعات^۲

۳- مدل‌های رگرسیون مبتنی بر تحلیل بازه‌ای^۳

مدل‌های رگرسیون امکانی فازی اولین بار توسط تاناکا و همکاران ارائه گردید. این مدل‌ها بهترین معادله رگرسیون را با مینیمم کردن میزان فازی بودن به دست می‌دهند. این کار با مینیمم کردن مجموع کل پهنای توابع عضویت ضرایب فازی معادله رگرسیون اجرا می‌شود. یکی از مدل‌های رگرسیون فازی امکانی، مدلی است که در آن ضرایب، فازی است و ورودی و خروجی مشاهده‌ای غیر فازی است. در این تحقیق از این مدل استفاده شده است. این مدل با معادله^۱ بیان می‌شود.

$$\tilde{y} = \tilde{A}_0 + \tilde{A}_1 x_1 + \dots + \tilde{A}_n x_n \quad (1)$$

1- Fuzzy possibilistic regression

2- Fuzzy least squares regression

3- Interval regression

برای حل مسئله رگرسیون خطی فازی، الگوریتم‌های مختلفی پیشنهاد شده است که یکی از آنها تبدیل مسئله رگرسیون خطی فازی به یک مسئله برنامه ریزی خطی است. در این حالت که داده‌ها، غیر فازی هستند، هدف مدل رگرسیون، تعیین مقادیر بهینه \tilde{A} می‌باشد به گونه‌ای که درجه عضویت متغیر خروجی فازی برای تمام داده‌ها از یک مقدار معینی مانند h که توسط کاربر تعیین می‌شود، بزرگتر باشد. به بیان دیگر برای m سطر داده، $(j=1,2,3,4,\dots,m)$ باید نامساوی زیر صادق باشد:

$$m_{\tilde{y}_j}(y_j) \geq h \quad (6)$$

با افزایش مقدار h میزان فازی بودن خروجی‌ها نیز افزایش می‌یابد. رابطه ۶ بیان می‌کند که خروجی فازی باید بین دو مقدار A و B که در شکل ۲ مشخص شده‌اند، قرار بگیرد. با توجه به رابطه ۵ مرکز و پهنای تابع عضویت خروجی به ترتیب برابر با

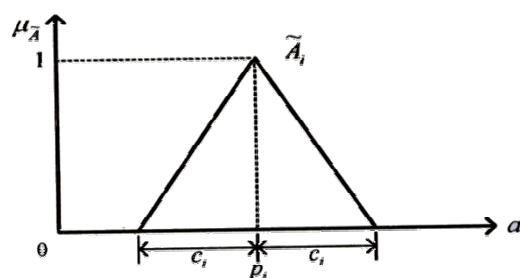
$$c_0 + \sum_{i=1}^n c_i x_i \quad \text{و} \quad p_0 + \sum_{i=1}^n p_i x_i$$

در نظر گرفته می‌شود.

در روش رگرسیون فازی امکانی ضرایب به گونه‌ای تعیین می‌شود که پهنای خروجی فازی برای تمام مجموعه‌های داده‌ها حداقل گردد. قیدهای مسئله با جای‌گذاری معادله ۵ در نامعادله ۶ به دست آمده است.

بنابراین برای حل یک مسئله رگرسیون خطی با ضرایب فازی و داده‌های غیر فازی، کافی است که یک مدل برنامه‌ریزی خطی حل گردد. تعداد متغیرهای ورودی، شش فاکتور مؤثر در ارتفاع آب در بالادست می‌باشد که عبارتند از: دبی ورودی در واحد عرض، طول کف سد پاره سنگی، ارتفاع آب در پایین دست (با توجه به مشخصات مجرای پایین دست و دبی جریان)، شیب جدارهای بالا دست و پایین دست سد و اختلاف بین قطر متوسط و انحراف معیار سنگ‌دانه‌ها. متغییر خروجی، ارتفاع آب در بالادست سد می‌باشد. برای هر یک از مراحل آموزش و تأیید ۵۰ درصد داده‌ها به صورت تصادفی استفاده شده است.

ضرایب معادله فوق یعنی $\tilde{A}_0, \tilde{A}_1, \dots, \tilde{A}_n$ اعداد فازی و متغیرهای ورودی مشاهده‌ای؛ یعنی، x_1, \dots, x_n اعداد معمولی هستند برای هر n متغیر یک عدد فازی مانند \tilde{y} به عنوان خروجی محاسبه‌ای به دست می‌آید. فرض کنید مقدار m سطر داده مشاهده‌ای وجود دارد و در هر سطر n متغیر ورودی (x_{ij}) و یک متغیر خروجی می‌باشد. همچنین فرض کنید عدد فازی به صورت مثلثی متقارن به شکل ۱ باشد (در این شکل C_i = پهنای عدد و P_i = مرکز عدد فازی). در این صورت می‌توان تابع عضویت را به صورت معادله ۲ نوشت.



شکل ۱- تابع عضویت ضرایب فازی

$$m_{\tilde{A}_i}(a) = \begin{cases} 1 - \frac{|p_i - a|}{c_i} & p_i - c_i \leq a \leq p_i + c_i \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

$$\tilde{y} = (p_0, c_0) + (p_1, c_1)x_1 + \dots + (p_n, c_n)x_n \quad (3)$$

عدد فازی \tilde{A} در شکل ۱ برای نشان دادن مقدار "تقریباً برابر P_i " می‌باشد و c_i نشانگر میزان فازی بودن آن است که این مفهوم را می‌توان به شکل $\tilde{A}_i = (p_i, c_i)$ نمایش داد بنابراین معادله رگرسیون فازی به صورت معادله ۳ می‌باشد.

تابع عضویت متغیر فازی خروجی؛ یعنی، \tilde{y} به صورت معادله ۴ ارائه می‌شود.

$$m_{\tilde{y}}(y) = \begin{cases} \max(\min[m_{\tilde{A}_i}(a_i)]) & \{a|y = f(x, a) \neq f\} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

با جای‌گذاری معادله ۲ در معادله ۴، معادله ۵ به دست می‌آید.

$$m_{\tilde{y}}(y) = \begin{cases} 1 - \frac{y - p_0 - \sum_{i=1}^n p_i x_i}{c_0 + \sum_{i=1}^n c_i |x_i|} & x_i \neq 0 \\ 1 & x_i = 0, y = 0 \\ 0 & x_i = 0, y \neq 0 \end{cases} \quad (5)$$

معمولاً به صورت یک تابع تانژانت هیپربولیک، سیگموئید و یا یک تابع خطی می‌باشد.

بنابراین می‌توان تمام عناصر لایه مخفی و نهایتاً عناصر لایه خروجی را محاسبه نمود. این کار برای تمام مجموعه داده‌های ورودی و خروجی اجرا می‌شود. پس از این که تمام خروجی‌ها به دست آمد، با مقادیر واقعی (اندازه‌گیری شده) آنها مقایسه و مقدار خطا^۳ (RMSE) از رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$RMSE = \sqrt{\sum_{k=1}^N (C_k - M_k)^2 / N} \quad (9)$$

که در آن N = تعداد مجموعه داده‌ها ، C = مقدار خروجی محاسبه شده از شبکه عصبی مصنوعی و M = مقدار خروجی اندازه‌گیری شده (واقعی).
بر اساس مقدار خطای به دست آمده مقادیر وزن‌ها و جملات اریب به صورت زیر اصلاح می‌شود:

$$(w_{i,j}^I)^{new} = (w_{i,j}^I)^{old} - h\Delta w_{i,j}^I \quad (10)$$

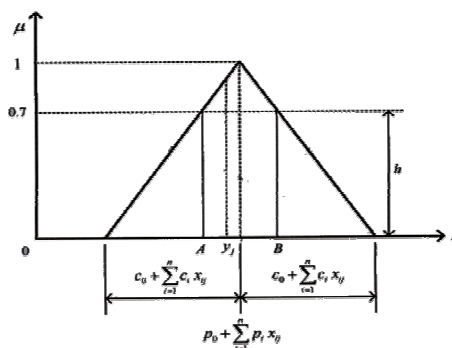
$$(b_i^I)^{new} = (b_i^I)^{old} - h\Delta b_i^I \quad (11)$$

$$\Delta w_{i,j}^I = RMSE \cdot a_i^I (1 - a_i^I) a_j^{I-1} \quad (12)$$

$$\Delta b_i^I = RMSE \cdot a_i^I (1 - a_i^I) \quad (13)$$

که h = میزان آموزش یا شدت یادگیری (ضریبی بین یک و صفر که در این محاسبات ۰/۵ فرض شده است).

بنابراین تمام وزن‌ها و جملات اریب تغییر و اصلاح می‌شود. نهایتاً این کار آنقدر تکرار می‌شود و یک مقدار RMSE نهایی به دست می‌آید. این RMSE به ازای یک تعداد مشخصی از لایه‌های مخفی و نرون آنها به دست می‌آید. با تغییر تعداد لایه‌های مخفی و نرون آنها به صورت آزمون و خطا می‌توان به حداقل RMSE رسید. که پس از پایان این مرحله آموزش شبکه انجام شده است. این روش آموزش به روش آموزش انتشار به عقب^۴ معروف است. مرحله آخر مرحله تأیید شبکه می‌باشد. در این مرحله به ازای یک سری داده‌های ورودی و خروجی جدید که در مرحله آموزش از آنها استفاده نشده است، خروجی‌ها محاسبه می‌شود و سپس باید با خروجی‌های مشاهده‌ای مقایسه شود. اگر



شکل ۲- تابع عضویت خروجی فازی

روش شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی از تعدادی نرون تشکیل شده‌اند که به صورت لایه‌ای در کنار یکدیگر قرار می‌گیرند. هر شبکه حداقل از دو لایه تشکیل می‌شود: یک لایه ورودی و یک لایه خروجی در عین حال می‌تواند چندین لایه مخفی بین لایه‌های ورودی و خروجی قرار گیرد؛ شبکه‌ای که بدین صورت به دست می‌آید به شبکه چند لایه‌ای پرسپترون^۱ (MLP) معروف است. در هر لایه از این شبکه تعدادی نرون وجود دارد. یکی از انواع شبکه‌های عصبی مصنوعی، شبکه‌های با ناظر می‌باشد. در این تحقیق از این نوع شبکه‌ها استفاده شده است. در این شبکه‌ها وزن‌های داده شده به نرون به نحوی تنظیم می‌شود که نزدیک‌ترین مقدار خروجی را نسبت به مقدار مشاهده‌ای تولید کند. این کار آموزش شبکه نام دارد.

چگونگی رسیدن از ورودی‌ها به خروجی‌ها، با دادن وزن‌های مختلف به نرون و استفاده از یک تابع محرک^۲ به صورت زیر انجام می‌شود:

$$a_i^I = f(n_i^I) \quad (7)$$

$$n_i^I = \sum_{j=1}^{N_{I-1}} a_j^{I-1} \cdot w_{i,j}^I + b_i^I \quad (8)$$

که در روابط فوق، a_i^I نرون i در لایه I ام، $w_{i,j}^I$ وزن آمده از j امین عنصر لایه $(I-1)$ ام به i امین عنصر لایه I ام، b_i^I جمله باپاس مربوط به i امین عنصر لایه I ام، N_{I-1} تعداد نرون در لایه $(I-1)$ ام و f تابع محرک که

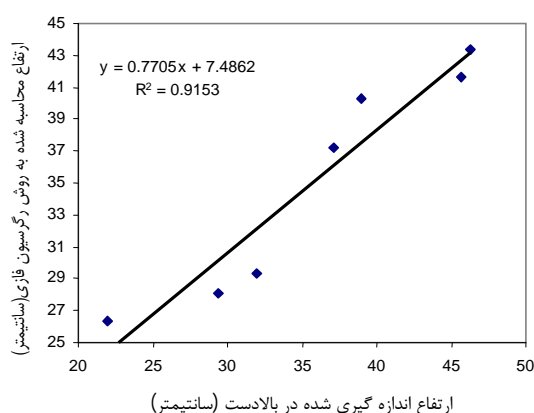
2- Root mean square error

3- Back propagation

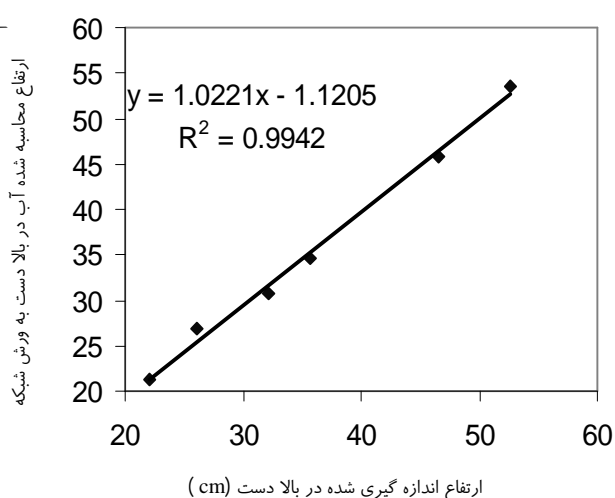
1- Multiple layer preceptron

1- Activation function

۰/۰۵ سانتیمتر به دست آمد. پس از این برای تأیید مدل از بقیه داده‌ها استفاده شد. نتیجه این کار در شکل ۴ ارائه شده است. با توجه به این شکل مقدار خطا برابر با ۰/۹ سانتیمتر و همبستگی بین داده‌های مشاهده‌ای و محاسبه‌ای برابر با ۰/۹۹ می‌باشد. با توجه به میزان خطاهای به دست آمده، ضرایب همبستگی و آزمون‌های آماری می‌توان نتیجه گرفت که نتایج روش شبکه‌های عصبی مصنوعی به مراتب بهتر از روش رگرسیون فازی در تحلیل هیدرولیک جریان از میان سدهای پاره سنگی است.



شکل ۳ - مقایسه ارتفاع آب در بالادست محاسبه شده به روش رگرسیون فازی با مقادیر مشاهده‌ای آن



شکل ۴ - مقایسه داده‌های اندازه گیری شده و محاسبه شده به روش شبکه عصبی

با انجام آزمون‌های آماری، اختلاف معنی داری پیدا نشد، شبکه تأیید شده است.

کلیه محاسبات شبکه‌های عصبی مصنوعی در نرم افزار کامپیوتری MATLAB انجام شد. در این تحقیق با استفاده از نرم‌افزار مذکور و با انتخاب یک شبکه MLP ارتفاع آب در بالادست سد محاسبه گردید. تعداد نرون در لایه ورودی (برابر متغیرهای ورودی) ۶ فاکتور موثر در ارتفاع آب در بالادست می‌باشد که عبارت‌اند از: دبی ورودی در واحد عرض، طول کف سد پاره سنگی، ارتفاع آب در پایین دست (با توجه به مشخصات مجرای پایین دست و دبی جریان)، شیب جداره‌های بالادست و پایین دست سد و اختلاف بین قطر متوسط و انحراف معیار سنگ‌دانه‌ها. لایه خروجی دارای یک نرون است که همان ارتفاع آب در بالادست سد می‌باشد. برای هر یک از مراحل آموزش و تأیید ۵۰ درصد داده‌ها به صورت تصادفی استفاده شده است.

نتایج و بحث

مدل رگرسیون فازی به دست آمده به صورت زیر است:

$$\tilde{A} = (12.506, 32.84) + (0.5288, 0)Q + (0, 0)d + (0.07466, 0)L + (0, 0)H + (0, 0)B1 + (0, 0.10506)B2 \quad (14)$$

در رابطه فوق: Q = دبی در واحد عرض (لیتر در ثانیه)، d = اختلاف بین قطر متوسط و انحراف معیار سنگ‌دانه‌ها (سانتیمتر)، L = طول کف محیط سنگ‌دانه‌ای (سانتیمتر)، H = ارتفاع آب در پایین دست (سانتیمتر)، $B1$ = شیب جداره بالادست (درجه) و $B2$ = شیب جداره بالادست (درجه) \tilde{A} = ارتفاع آب در بالادست (سانتیمتر) که به صورتیک عدد فازی می‌باشد. با قرار دادن مقادیر متغیرهای جدید در معادله فوق و تبدیل نتایج به صورت اعداد معمولی به روش مرکز ثقل، ارتفاع آب در بالادست محاسبه می‌شود که برای تأیید روش می‌توان آنها را با داده‌های مشاهده‌ای مقایسه نمود. در شکل ۳ این کار انجام شده است. بر اساس شکل مذکور میزان خطا برابر با ۲/۳ سانتیمتر می‌باشد. این در حالی است که ضریب همبستگی ۰/۹۱ می‌باشد.

بهترین آرایش برای شبکه عصبی مصنوعی با آزمون و خطا بر روی تعداد لایه‌های مخفی و تعداد نرون در هر لایه و تابع فعالیت به دست آمد. مشخصات شبکه به دست آمده در جدول ۱ ارائه شده است. این شبکه بر اساس حداقل شدن مقدار خطا به دست آمد. این مرحله که مرحله آموزش نام دارد با استفاده از ۵۰ درصد داده‌ها انجام شد و مقدار خطای به دست آمده برابر با

جدول ۱- مشخصات بهترین شبکه عصبی به دست آمده برای ۶ ورودی

RMSE (cm)	تابع محرک	روش آموزش شبکه	ماهیت نرونها	تعداد نرون در لایه	نوع لایه
			دبی در واحد عرض، اختلاف قطر متوسط و انحراف معیار، طول کف محیط سنگدانه ای، زاویه جداره‌های بالادست و پایین دست با سطح افق و ارتفاع آب در پایین دست	۶	ورودی
۰/۰۵	سیگموئید	انتشار به عقب	-	۲	اولین لایه مخفی
				۴	دومین لایه مخفی
				۶	سومین لایه مخفی
			ارتفاع آب در بالادست	۱	خروجی

8. Samani J.M.V. Samani h.M.V. and Shayannejad, M. 2004. Reservoir routing with outflow through rockfill dams. J. of Hydraulic Research, 42(4):435-439.
9. Shukla M.B. Kok R. Prasher S.O. Clark G. and Lacroix R. 1996. Use of artificial neural network in transient drainage design. Trans. ASAE. 39(1):119-124.
10. Tanaka H. Uejima S. and Asai K. 1982. Linear regression analysis with fuzzy model. IEEE Transactions on Systems Man. Cybern. 12(6): 903-907.
11. Thirumalaian K. and Deo M.C. 1998. River stage forecasting using artificial neural network. J. Hydrol. Eng. 3(1):26-32.
12. Yang C.C. Prasher S.O. and Lacroix R. 1996. Application of artificial neural network to land drainage engineering. Trans. ASAE. 39(2):525-533.
13. Yang C.C. Prasher S.O. Lacroix R. Sreekanth S. Patni N.K. and Masse L. 1997. Artificial neural network model for subsurface-drained farmlands. J. Irrig. And Drain. ASCE. 123(4):285-292.

منابع

1. Abeb A J. Solomatine D.P. and Vennerker R.G.W. 2000. Application of adaptiv fuzzy rule-based methods for reconstruction of missing precipitation events. Hydrological Science Journal 45(3):425-436.
2. French M.N. Krayewski. W.F. and Cuykendall. R. 1992. Rainfall forecasting in space and time using a neural networks. J. Hydrol. 137: 1-37.
3. Jain S.K Das A. and Srivastava D.K. 1999. Application of ANN for reservoir inflow prediction and operation. J. Water Res. Plan. Manage. 125(5): 263-271.
4. Odhiambo L.O. Yoder R.E. and Yoder D.C. 2001. Estimating of reference crop evapotranspiration using fuzzy state models. Trans. ASAE. 44(3):543-550.
5. Odhiambo L.O. Yoder R.E. Yoder D.C. and Hines J.W. 2001. Optimization of fuzzy evaporation model through neural training with input-output examples. Trans. ASAE. 44(6):1625-1633.
6. Rogers L.L. and Dowla F.U. 1994. Optimization of groundwater remediation using artificial neural networks with parallel solute transport modeling. Water Resour. Res. 30(2): 457-481.
7. Samani H.M.V. Samani J.M.V. and Shayannejad, M. 2003. Reservoir routing using steady and unsteddy flow through rockfill dams. J. of Hydraulic Engineering Div. ASCE. 129(6):448-454.