

پیش بینی هوشمند فرآب ناشی از پایه پل با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی مبتنی بر تابع پایه شعاعی

غلامعلی منتظر^{۱*}، مسعود قدسیان^۱، فرزین نصیری^۲، میترا جوان^۲، افشین اقبالزاده^۲

۱- استادیار بخش مهندسی برق، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه تربیت مدرس

۲- دانشیار بخش مهندسی عمران، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه تربیت مدرس

۳- مربی بخش مهندسی عمران، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه تربیت مدرس

۴- دانشجوی دکتری مهندسی هیدرولیک، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه تربیت مدرس

* ایران؛ تهران؛ صندوق پستی: ۱۷۹-۱۴۱۱۵

montazer@modares.ac.ir

(دریافت مقاله: آذر ۱۳۸۱، پذیرش مقاله: خرداد ۱۳۸۲)

چکیده - با احداث پل در مسیر جریان، عرض طبیعی جریان کاهش و عمق آب در بالادست افزایش می‌یابد. اهمیت این افزایش عمق هنگامی مشخص می‌شود که بخواهیم مناطق مهمی را در بالادست پل از سیلاب محافظت کنیم. پیش از احداث پل باید برآورد مناسبی از فرآب به دست آید و بر اساس این تخمین، هزینه عملیات ساماندهی در بالادست پل بررسی شود. هدف از این مقاله شناسایی توانایی شبکه عصبی مصنوعی در زمینه پیش بینی هوشمند فرآب است. در این مقاله نگاشتی شهودی میان داده‌های ورودی (دبی، عمق ترمال جریان، نسبت طول به عرض پایه پل، ضریب تنگ شدگی، زاویه محور پایه پل با جهت جریان) و داده‌های خروجی (فرآب) برقرار و مشخص شد که شبکه عصبی مبتنی بر تابع پایه شعاعی با دو لایه میانی، به نتایج خوبی در زمینه تخمین فرآب دست می‌یابد. علاوه بر این در پایان، نتایج حاصل از کاربرد این شبکه با نتایج حاصل از برخی روشهای مرسوم مهندسی هیدرولیک مورد مقایسه و تدقیق قرار می‌گیرد...

کلید واژگان: فرآب، پیش بینی، پایه پل، شبکه عصبی مصنوعی، شبکه مبتنی بر تابع پایه شعاعی.

۱- مقدمه

پایه‌های پل احداث شده در مسیر رودخانه یکی از موانعی است که در مسیر جریان آب قرار گرفته و موجب ایجاد تغییرات در ابعاد جریان می‌شود. با احداث پل در مسیر رودخانه، عرض طبیعی جریان کاهش می‌یابد. برای آنکه عبور جریان از میان پایه های پل با حداقل انرژی مخصوص ممکن باشد، عمق آب در بالادست پل افزایش می‌یابد، این افزایش عمق را فرآب می‌نامند [۱].

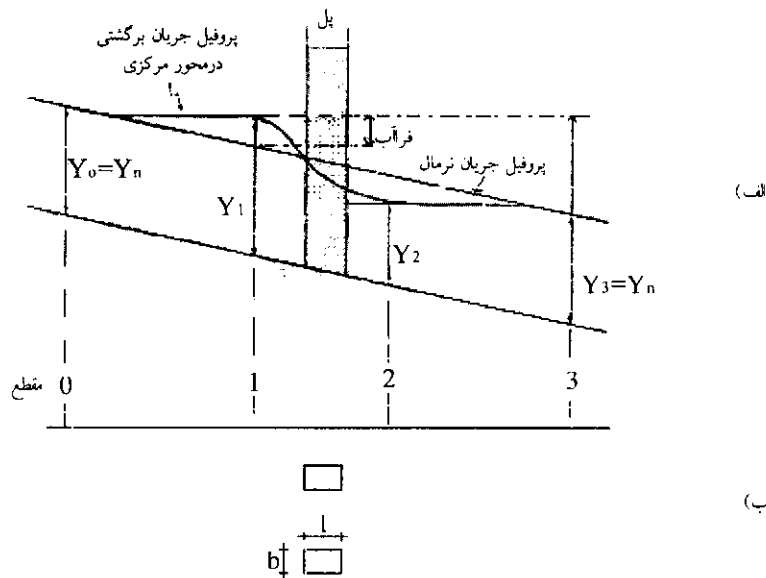
هر چه پهنای دهانه پل نسبت به عرض مجرا کمتر باشد میزان فرآب بیشتر است و به عکس. شکل ۱ مقطع طولی جریان را در هنگام عبور از پایه پل نشان می‌دهد. هنگامی که جریان از یک تنگ شدگی عبور می‌کند، سطح آب در بالادست سازه در مقایسه با حالت قبل از ایجاد تنگ شسستگی افزایش می‌یابد. اهمیت اثر فرآب ایجاد شده در بالادست پل، در برآورد تراز آب رودخانه معین می‌شود. اگر به علت وجود مناطق خاص در اطراف و بالادست

تضمین یادگیری از آن به عنوان نگاشتی میان فضای داده و فضای خواسته بهره برد. این شیوه در مسائل مختلفی در محیط مهندسی عمران به کار گرفته شده و نتایج رضایتبخشی نیز در پی داشته است [۶،۵]؛ لذا در این مقاله از راهکار شبکه عصبی مصنوعی به منظور محاسبه مقدار فرآب استفاده شده است.

۲- مروری بر شبکه عصبی مصنوعی

بعضی از پیش زمینه‌های تولد شبکه های عصبی مصنوعی را می توان به اواخر قرن نوزدهم و اوایل قرن بیستم منتسب دانست. اهمیت این روش ناشی از نزدیک شدن محققان به سیستم پردازشی مغز انسان و امکان مدلسازی آن است. هرچند سیستم عصبی مصنوعی با سیستم عصبی طبیعی قابل مقایسه نیست، اما کاربردهای روزافزون این شبکه در حل مسائل مختلف و توانایی پردازش موازی و استفاده از مکانیزم یادگیری به جای الگوریتم برنامه نویسی، موجب

رودخانه، به عملیات ساماندهی نیاز باشد و بخواهیم کناره‌های رودخانه را بویژه در هنگام وقوع سیل از خرابی محافظت کنیم، هزینه‌های مورد نیاز مستقیماً به ارتفاع پیش بینی شده بستگی خواهد داشت [۲]. همه روشهای مختلفی که تاکنون برای حل این مسأله به کار رفته‌اند به دلیل ساده‌سازیهای مهندسی، به توابعی تقریبی دست می‌یابند که گرچه توان پاسخگویی به مسأله را دارند، اما به دلیل مشکل بودن روند به دست آوردن تابع تقریبی و استفاده از تجربیات افراد خیره (در ساده‌سازیهای اعمال شده)، امکان کاربرد آن در همه مسائل وجود ندارد [۳،۴]. با توجه به مشکلات موجود، به کمک روشهای جدید پردازشی می‌توان این مسأله را حل کرد. یکی از روشهای نوظهور در حل مسائل مهندسی، روش شبکه عصبی مصنوعی است که در آن سعی می‌شود با آموزش شبکه‌ای پردازشگر و بدون یافتن قانون ریاضی حاکم بر پارامترها، ویژگیهای ذاتی میان متغیرها را به شبکه آموخته و پس از



شکل ۱ الف- مقطع طولی جریان عبوری از پایه پل ب- پلان پایه های پل

پیش‌بینی هوشمند فرآب ناشی از پایه پل با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی مبتنی بر تابع پایه شعاعی

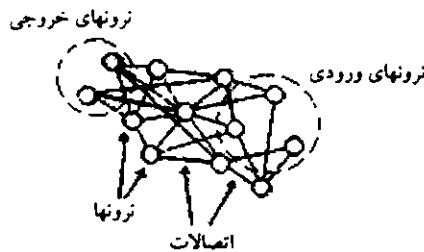
ج - هر نرون، مجموع وزندار ورودی خود را محاسبه کرده و پس از گذر از تابع آستانه، خروجی را به دست می‌دهد؛

د - وزندهای اتصالات شبکه در طی روال آموزش، با توجه به قانون یادگیری تغییر می‌کنند و پس از تحقق یادگیری، وزندهای تثبیت شده به عنوان حافظه شبکه عمل می‌کنند. در شکل ۲ یک نرون و مدل ریاضی آن و در شکل ۳ ساختار یک شبکه عصبی مصنوعی نشان داده شده است.

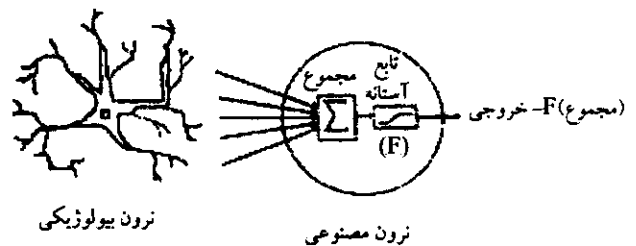
شده تا دامنه تحقیقات در این خصوص روزبه‌روز گسترده‌تر شود [۷-۹]. شبکه‌های عصبی مصنوعی مانند شبکه‌های عصبی طبیعی از اجزایی به نام نرون تشکیل شده‌اند. بسته به روش ترکیب نرونها و قوانین مورد استفاده برای یادگیری، شبکه‌های مختلفی تشکیل می‌شود. شبکه عصبی مصنوعی نوعی سیستم پردازشگر موازی جهت دار بوده و دارای خصوصیات زیر است:

الف - نرونهای عصبی، پردازنده‌های شبکه هستند؛

ب - اتصالات شبکه دارای وزن ویژه‌ای هستند که روی سیگنالهای عبوری تأثیر می‌گذارند. این وزنها میزان تعامل میان دو نرون مبدأ و مقصد را نشان می‌دهند؛



شکل ۳ ساختار شبکه عصبی مصنوعی



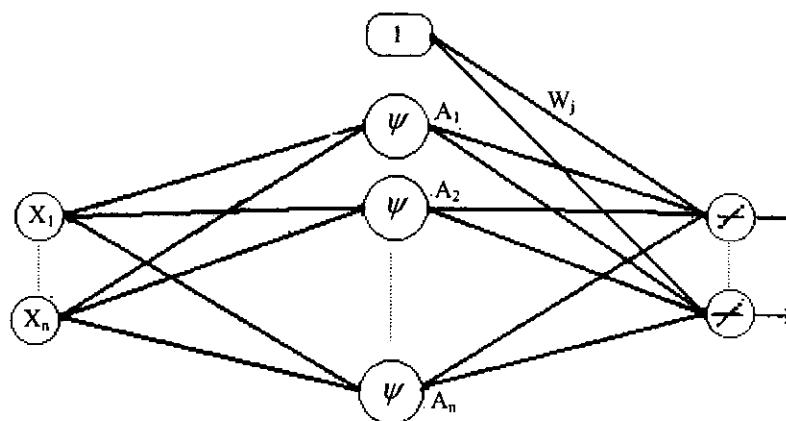
شکل ۲ نرون و مدل ریاضی آن

ورودی شبکه به مرکز تابع غیرخطی نرون، نزدیکتر باشد. افزایش فاصله بردار ورودی از مرکز توابع غیرخطی، خروجی نرون نیز کاهش می‌یابد. معیارهای مختلفی برای محاسبه فاصله وجود دارد که معمولترین آنها فاصله اقلیدسی است [۱۰]. شکل ۴ نمونه‌ای از یک شبکه RBF را به صورت نمادین نشان می‌دهد. هر نرون لایه میانی دارای n تابع غیرخطی پایه است (n تعداد ورودیهای شبکه است)، تابع آستانه به صورت زیر معرفی می‌شود:

$$a_{ij} = \psi_j \left(\frac{x_i - c_{ij}}{\delta_{ij}} \right) \quad (1)$$

که در آن x_i ، i آمین درایه بردار ورودی به نرون i لایه میانی، δ_{ij} ، c_{ij} و a_{ij} بترتیب عرض، مرکز و خروجی i آمین تابع آستانه از i لایه میانی است. خروجی

یکی از پرکاربردترین شبکه‌ها، شبکه عصبی مصنوعی مبتنی بر توابع پایه شعاعی (RBF) است. این شبکه اساساً برای دو هدف کلی: طبقه‌بندی و ایجاد نگاشت بین بردارهای ورودی و خروجی، استفاده می‌شود. شبکه RBF از جمله شبکه‌های رویه جلو و دارای سه لایه است که یکی از آنها لایه میانی است. تمامی نرونهای لایه میانی نوعی تابع آستانه دارند که معمولاً به شکل توابع غیرخطی و از نوع گوسی انتخاب می‌شود. هر نرون لایه میانی، محلی را برای پذیرایی از بردارهای ورودی فراهم می‌آورد که این محل دارای مرکز (c) و عرض (δ) خاصی است. میزان همپوشانی بین هر نرون لایه میانی با نرونهای مجاور این عرض را تعیین می‌کند. به طور ساده می‌توان گفت هر نرون لایه میانی هنگامی دارای خروجی بزرگتر است که بردار



شکل ۴ ساختار شبکه عصبی RBF

تقارن شعاعی می‌گویند. خروجی شبکه RBF، تابعی خطی از خروجی نرونهاي لایه میانی است یعنی:

$$Y_k = \sum_{j=1}^n w_{kj} \cdot A_j \quad (5)$$

که w_{kj} وزن بین نرون k ام از لایه میانی و نرون k ام از لایه خروجی است. از دید نظری، شبکه RBF نیز مانند شبکه پرسپترون چندلایه (MLP) قابلیت انجام هر نوع نگاشت ناخطی پیوسته‌ای بین ورودیها و خروجیهای خود را دارد [۱۰]. اختلاف اساسی بین شبکه RBF و شبکه پرسپترون چند لایه از تفاوت تابع آستانه آنها سرچشمه می‌گیرد. آموزش شبکه RBF به دو قسمت بدون نظارت و با نظارت تقسیم می‌شود. در بخش اول با استفاده از روشهای خوشه‌بندی، پارامترهای توابع آستانه (عرض و مرکز) فقط با استفاده از اطلاعات ورودی، به روش یادگیری بدون نظارت (مانند روش $k - maen$) یا به روش یادگیری بانظارت (مانند روش الگوریتم جذب نرونی)، تعیین می‌شود و در قسمت دوم آموزش (که یادگیری با نظارت است) وزنهاي اتصالی نرونها تعیین می‌شود [۱۱، ۱۲].

نرون k ام لایه میانی (A_j) از حاصل ضرب توابع آستانه مربوطه به صورت زیر به دست می‌آید:

$$A_j = \prod_{i=1}^n a_{ij} = \prod_{i=1}^n \psi_j \left(\frac{x_i - c_{ij}}{\delta_{ij}} \right) \quad (2)$$

اگر تابع آستانه (ψ) به شکل گوسی زیر انتخاب شود:

$$\psi = \exp \left(- \left(\frac{x_i - c_{ij}}{d_{ij}} \right)^2 \right) \quad (3)$$

رابطه (۲) به شکل ذیل در می‌آید:

$$A_j = \prod_{i=1}^N a_{ij} = \exp \left(- \sum_{i=1}^N \left(\frac{x_i - c_{ij}}{\delta_{ij}} \right)^2 \right) \quad (4)$$

$$= \exp \left(- \frac{\| \bar{X} - \bar{C}_j \|^2}{\delta_{ij}^2} \right)$$

همانگونه که از رابطه (۳) مشاهده می‌شود، ψ تابعی از فاصله بین بردار ورودی و مرکز تابع آستانه است. اگر این فاصله با تغییر بردار ورودی ثابت بماند، مقدار تابع پایه نیز ثابت می‌ماند؛ به بیان دیگر بردارهای ورودی با فاصله یکسان از مرکز توابع آستانه، خروجی یکسانی را ایجاد می‌کنند. به همین دلیل به این شبکه‌ها، شبکه‌های با

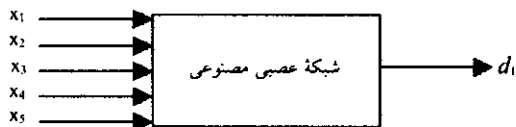
۳- تبیین مسأله

در موضوع این بررسی، هدف آن است که نگاشتی را بین متغیرهای مستقل (دبی، Q ، عمق نرمال جریان، h/h_0 ، نسبت طول به عرض پایه پل، l/b ، ضریب تنگ شدگی، σ ، و زاویه محور پایه پل با جهت جریان، α)، و متغیر وابسته (فرآب Δh) به دست آوریم. روش مرسوم حل مسأله آن است که ابتدا با انجام دسته‌ای از آزمایشها و تغییر متغیرهای مستقل، میزان فرآب اندازه گیری و سپس تابعی پنج متغیره بر این داده‌ها برازش می‌شود تا به کمک آن، مقدار فرآب پیش‌بینی شود. همچنان که اشاره شد به دست آوردن تابع فوق، منوط به ساده-سازیهای مهندسی و استفاده از دانش متخصصان خیره است، بنابراین تابع فوق همواره با مقداری تقریب توأم است.

در شبکه‌های عصبی مصنوعی برای محاسبه مقدار فرآب نیازی به یافتن تابع ریاضی معرف ارتباط متغیرها نداریم؛ بلکه شبکه با استفاده از روابط درونی موجود میان داده‌ها، نگاشت میان آنها را شناسایی کرده و در وزنه‌های خود حفظ می‌کند و سپس با اعمال داده‌های جدید، می‌تواند یادگیری خود را به الگوی جدید تعمیم داده و پاسخ مناسبی را در برابر شرایط جدید از خود نشان دهد. بدیهی است که این ویژگی مطابق با فرایند یادگیری در موجودات زنده (بویژه انسان) است. شبکه عصبی انسان نیز براساس الگوها و روابط درونی اجزا، به شناخت کل دست می‌یابد نه از طریق الگوریتم ریاضی [۱۳].

با توجه به ویژگی نگاشت پذیری شبکه RBF، شبکه عصبی مورد استفاده را مانند شکل (۵) در نظر می‌گیریم، در این شکل $X = [x_1, \dots, x_5]^T$ بردار ورودی شبکه (بترتیب متغیرهای دبی، عمق نرمال جریان، نسبت طول به عرض پایه پل، ضریب تنگ شدگی و زاویه محور پایه پل با جهت جریان) و $D = [d_1]$ بردار خروجی شبکه (فرآب) است. با طراحی لایه میانی آن و انجام روال

آموزش می‌توان از این شبکه برای پیش‌بینی رفتار تابع مورد نظر بهره جست.



شکل ۵ مدل شبکه عصبی RBF کاربردی

۴- الگوریتم آموزش شبکه عصبی مصنوعی

برای آموزش شبکه لازم است تعدادی الگوی آموزش دهنده در اختیار باشد. این الگوها، زوج بردارهای ورودی و خروجی متناظر با یکدیگر هستند که با اعمال آنها به شبکه می‌توان شبکه را آموزش داد. برای این منظور از نتایج آزمایشهای انجام شده در یک فلوم به طول ۱۰ متر، عرض ۶۰ سانتیمتر و ارتفاع ۶۰ سانتیمتر استفاده شده است.

در آزمایشهای فوق پایه‌های پل مستطیل شکل با نسبت طول به عرض ۴، ۶، ۸، و ۱۰ به کار برده شده و با تغییر تعداد پایه‌های پل (تغییر ضریب تنگ شدگی)، دبی جریان، عمق نرمال جریان و زاویه قرارگیری محور پایه‌ها نسبت به امتداد جریان (زاویه‌های ۰، ۱۰، ۱۵ و ۲۰ درجه) آزمایشها انجام شده است [۳]. نتایج آزمایشهای فوق در قالب ۲۷۷ الگوی آموزش دهنده مورد استفاده قرار گرفت. نمونه‌هایی از الگوهای آموزش دهنده در جدول (۱) آمده است، الگوریتم یادگیری شبکه RBF به صورت زیر در نظر گرفته شده است:

الف - برای همه وزنها مقادیری اتفاقی انتخاب می‌شود؛

ب - الگوی ورودی جدید $[x_1, \dots, x_N]^T$ و بردار خروجی

متناظر با آن $[x'_1, \dots, x'_M]^T$ تعیین می‌شود؛

ج - بردارهای وزن به صورت $[w_1, w_2, \dots, w_{2N}]^T$ در نظر

گرفته شده است، مقدار خروجی لایه میانی اول از

رابطه (۶) و لایه‌های میانی دیگر و نیز لایه خروجی از

رابطه (۷) تعیین می‌شود:

جدول ۱ تعدادی از الگوهای آموزش دهنده شبکه عصبی مصنوعی

ردیف	h_0 mm	$\frac{l}{b}$ ---	σ ---	α درجه	Δh mm
۱	۱۴۶/۴۱	۴	۰/۸۴	۰	۸/۷۸
۲	۱۶۴/۱۴	۴	۰/۸۴	۰	۱۱/۴۴
۳	۱۷۲/۳	۴	۰/۸۴	۰	۱۳/۱۸
۴	۱۷۴/۹۲	۴	۰/۸۴	۰	۱۱/۴۹
۵	۱۴۸/۵۵	۴	۰/۸۴	۰	۲۲/۴۳
۶	۱۳۸/۰۸	۴	۰/۸۴	۰	۱۶/۹۳
۷	۱۲۰/۸۵	۴	۰/۸۴	۰	۲۹/۸۵
۸	۱۴۶/۴۱	۴	۰/۸۴	۱۰	۹/۱۲
۹	۱۶۴/۱۴	۴	۰/۸۴	۱۰	۶/۸۱
۱۰	۱۷۲/۳	۴	۰/۸۴	۱۰	۱۹/۵۵
۱۱	۱۳۸/۰۸	۴	۰/۶۸	۰	۴۴/۸۳
۱۲	۱۲۰/۸۵	۴	۰/۶۸	۰	۵۴/۱۲
۱۳	۱۶۴/۱۴	۴	۰/۶۸	۱۰	۲۸/۵۸
۱۴	۱۷۴/۹۲	۴	۰/۶۸	۱۰	۳۵/۲۱
۱۵	۱۴۸/۵۵	۴	۰/۶۸	۱۰	۵۳/۹۷
۱۶	۱۳۸/۰۸	۴	۰/۶۸	۱۰	۵۳/۰۵
۱۷	۱۲۰/۸۵	۴	۰/۶۸	۱۰	۷۵/۶۲
۱۸	۱۷۲/۳	۴	۰/۶۸	۱۵	۵۴/۴۴
۱۹	۱۴۸/۵۵	۴	۰/۶۸	۱۵	۶۶/۱
۲۰	۱۳۸/۰۸	۴	۰/۶۸	۱۵	۷۳/۴۳
۲۱	۱۲۰/۸۵	۴	۰/۵۳	۱۵	۱۳۲/۲۱
۲۲	۱۴۶/۴۱	۴	۰/۳۷	۲۰	۵۱/۸۶
۲۳	۱۶۴/۱۴	۴	۰/۳۷	۲۰	۷۴/۱۶
۲۴	۱۷۲/۳	۴	۰/۳۷	۲۰	۸۴/۲
۲۵	۱۷۴/۹۲	۴	۰/۳۷	۲۰	۹۴/۱۲
۲۶	۱۷۲/۴۹	۴	۰/۳۷	۲۰	۹۹/۷۲

ردیف	h_0 mm	$\frac{l}{b}$ ---	σ ---	α درجه	Δh mm
۲۷	۱۴۸/۸۵	۴	۰/۳۷	۲۰	۱۲۷/۰۹
۲۸	۱۳۸/۰۸	۴	۰/۳۷	۲۰	۱۴۶/۴۸
۲۹	۱۲۰/۸۵	۴	۰/۳۷	۲۰	۱۴۲/۲۳
۳۰	۱۶۴/۱۴	۶	۰/۸۴	۰	۱۱/۸۷
۳۱	۱۷۲/۴۹	۶	۰/۶۸	۰	۲۱/۱۴
۳۲	۱۴۸/۸۵	۶	۰/۶۸	۰	۳۰/۲۲
۳۳	۱۳۸/۰۸	۶	۰/۶۸	۰	۳۷/۵۷
۳۴	۱۲۰/۸۵	۶	۰/۶۸	۰	۵۵/۵۴
۳۵	۱۴۶/۴۱	۶	۰/۶۸	۱۰	۲۱/۱۵
۳۶	۱۶۴/۱۴	۶	۰/۶۸	۱۰	۲۹/۵۵
۳۷	۱۷۴/۲	۶	۰/۶۸	۱۰	۲۹/۱۲
۳۸	۱۷۴/۹۲	۶	۰/۶۸	۱۰	۳۶/۶۶
۳۹	۱۷۲/۴۹	۶	۰/۶۸	۱۰	۲۹/۵۵
۴۰	۱۴۸/۸۵	۶	۰/۶۸	۱۰	۵۴/۳
۴۱	۱۳۸/۰۸	۶	۰/۶۸	۱۰	۵۹/۰۵
۴۲	۱۲۰/۸۵	۶	۰/۶۸	۱۰	۷۷/۷
۴۳	۱۷۴/۲	۶	۰/۳۷	۰	۹۲/۹۸
۴۴	۱۷۲/۴۹	۶	۰/۳۷	۰	۱۰۲/۲۶
۴۵	۱۴۸/۸۵	۶	۰/۳۷	۰	۱۲۴/۱۵
۴۶	۱۲۰/۸۵	۶	۰/۳۷	۰	۱۴۳/۰۵
۴۷	۱۴۶/۴۱	۸	۰/۸۴	۰	۱۱/۲۸
۴۸	۱۶۴/۳۵	۸	۰/۸۴	۰	۱۳/۰۶
۴۹	۱۷۲/۹۴	۸	۰/۸۴	۰	۱۴/۳۵
۵۰	۱۷۴/۶۸	۸	۰/۸۴	۰	۱۴/۸۸
۵۱	۱۷۲/۱۴	۸	۰/۸۴	۰	۱۴/۳۹
۵۲	۱۴۸/۶	۸	۰/۸۴	۰	۲۰/۶۷

N_1 : تعداد نرونهای لایه میانی اول

M_1 : تعداد نرونهای لایه‌های میانی بجز لایه اول و لایه

خروجی

d_i : مقدار هدف برای خروجی i ام

x'_j : خروجی نرون j ام از لایه میانی اول

x_i : مقدار ورودی i امین نرون لایه ورودی

$$x'_j = g \left(\sum_{i=1}^{N_1} x_i - w_{2i-1j} \right)^2 w_{2ij}^2 \quad ; 1 \leq j \leq N_1 \quad (6)$$

$$y'_k = f \left(\sum_{j=1}^{M_1} (x'_j - w_{2j-1k})^2 w_{2jk}^2 \right) \quad (7)$$

$$; 1 \leq k \leq M_1$$

در این روابط داریم:

۵- بررسی یادگیری شبکه عصبی مصنوعی

در ابتدا سعی شد شبکه‌ای فقط با یک لایه میانی طراحی شود. تعداد نرونهای لایه میانی ۵۰، ۴۰، ۲۵، ۲۰، ۱۵، ۱۰، ۵ و ۶۰ در نظر گرفته شد که برای هر تعداد نرون لایه میانی، با تغییر مقدار آهنگ یادگیری و سایر پارامترهای یادگیری و تابع آستانه این لایه، یادگیری محقق نشد و نتایج حاصل از شبیه‌سازی تعدادی از داده‌ها، با مقادیر مطلوب تفاوت زیادی داشت. بنابراین تعداد لایه‌ها در لایه‌های میانی دو در نظر گرفته شد که با انتخاب توابع آستانه مختلف برای لایه‌های میانی و لایه خروجی - درحالی که تابع آستانه لایه میانی اول تابع گوسی و تابع آستانه لایه میانی دوم و لایه خروجی خطی بود - نتایج مطلوبتری حاصل شد.

در ابتدا با افزایش تعداد نرونها در لایه‌های میانی، مقدار خطا کاهش یافت، مشخص شد در حالی که در لایه میانی اول ۲۵ نرون و در لایه میانی دوم ۱۲ نرون موجود باشد، حالت مطلوبی حاصل می‌شود. نتایج حاصل از شبکه عصبی در این حالت پس از ۲۰،۰۰۰ تکرار در مقایسه با نتایج آزمایشگاهی ۲۷۷ الگوی آموزش‌دهنده در شکل ۶- الف رسم شده است، همانگونه که در شکل مشاهده می‌شود، منحنی عبور یافته از میان داده‌های فوق، به نیمساز ربع اول بسیار نزدیک بوده و پراکندگی داده‌ها در اطراف منحنی بسیار کم است. چنانچه تعداد نرونهای لایه میانی اول به ۳۰ و تعداد نرونهای لایه میانی دوم به ۱۵ افزایش یابد و نتایج حاصل از یادگیری شبکه عصبی پس از ۲۰،۰۰۰ تکرار در مقایسه با نتایج آزمایشگاهی ۲۷۷ الگوی آموزش‌دهنده در شکل ۶- ب رسم شود، با مقایسه نتایج حاصل با نتایج شکل ۶- الف مشاهده می‌شود که تغییر چندانی در نتایج به دست نمی‌آید. به تعبیر دیگر می‌توان گفت که درحالت اول یادگیری محقق شده و با افزایش تعداد نرونها، تغییر بسیار کمی در مقدار خطا به

y'_k : مقدار خروجی k امین نرون از لایه‌های میانی بجز

لایه اول و لایه خروجی

N : تعداد بردارهای ورودی شبکه

M : تعداد بردارهای خروجی شبکه

$w_{ij}(t)$: وزن اتصال بین نرون i ام و j ام در t امین تکرار

$f(\cdot)$: تابع آستانه خطی

$g(\cdot)$: تابع آستانه گوسی

علاوه بر این خروجی نرون j ام لایه میانی به صورت زیر به دست می‌آید:

$$A_j = \exp\left(-\sum_{i=1}^N \left(\frac{x_i - c_{ij}}{\delta_{ij}}\right)^2\right) \quad (8)$$

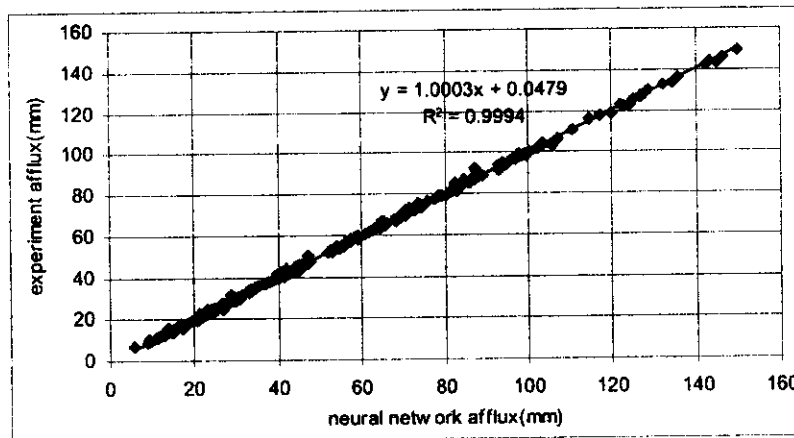
اکنون اگر روابط (۶) و (۷) را با رابطه (۸) مقایسه کنیم کاملاً مشخص است که شاخصهای پایه (مرکز و عرض) توابع آستانه مربوط به وزنهای اتصالی نرونها است. مرکز توابع آستانه، همان وزنهای اتصالی نرونها و عرض توابع آستانه، برابر با عکس آنها (وزنهای اتصالی نرونها) است. د - الگوریتم بهنگام سازی وزنها به شکل ذیل در نظر گرفته می‌شود:

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + h(w_{ij}(t) - w_{ij}(t-1)) + (1 - w_c \times (w_{ij}(t) - w_{ij}(t-1))) \quad (9)$$

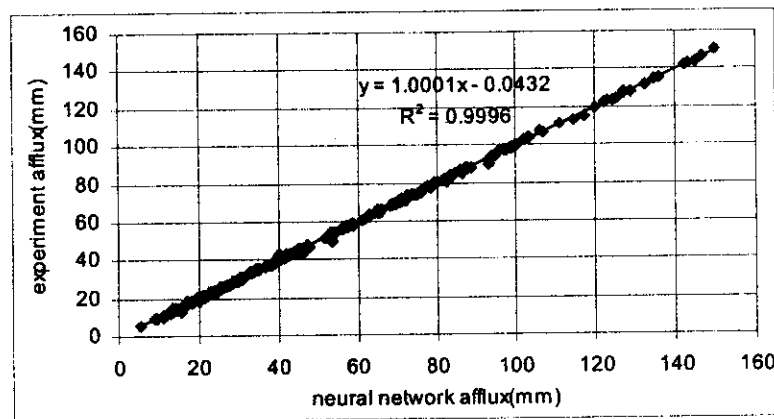
تابع h ، از محصور شدن شبکه در نقطه کمینه محلی جلوگیری می‌کند، w_c پارامتر ثابتی بین صفر و یک است که میزان کاهش وزن را به ازای میزان افزایش اندازه حرکت (ممنتموم) معین می‌کند. در این مقاله معیار خطا به شکل زیر تعریف می‌شود:

$$e_{rms} = \frac{1}{n} \sqrt{\sum_{j=1}^m (d_j - y'_j)^2} \quad (10)$$

که n تعداد الگوهای آموزش دهنده، d_j و y'_j بترتیب خروجی واقعی و خروجی مطلوب نرون j ام در لایه خروجی است.



الف) ۲۵ نرون در لایه اول و ۲ نرون در لایه دوم میانی



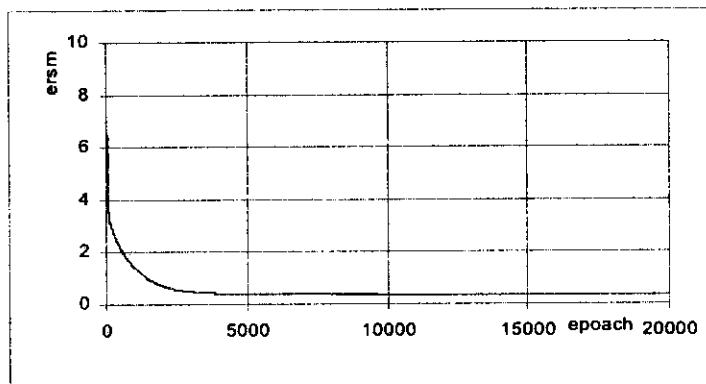
ب) ۳۰ نرون در لایه اول و ۱۵ نرون در لایه دوم میانی

شکل ۶ مقایسه نتایج شبکه عصبی مصنوعی با تعداد متفاوت نرونها

بر حسب تکرار) در شکل ۷ آورده شده است. مقدار خطا در مرحله آموزش برای اکثر داده‌ها کمتر از ۵ درصد است. شایان ذکر اینکه به دلیل دو لایه بودن شبکه، روال آموزش کند است، (زمان آموزش با استفاده از پردازشگر Pentium-III با سرعت ۸۰۰ مگا هرتز و حافظه ۲۵۶ مگابایت و با استفاده از نرم‌افزار شیپ‌ساز ThinksPro در حدود ۴ ساعت است)، اما پس از یادگیری سرعت تعمیم یادگیری بسیار بالا است؛ لذا در استفاده از آن هیچ مشکلی به وجود نمی‌آید.

وجود می‌آید. شایان ذکر این است که برای انتخاب مقدار بهینه آهنگ یادگیری و سایر پارامترهای یادگیری از روش سعی و خطا استفاده شد که نهایتاً آهنگ یادگیری شبکه پرسپترون چند لایه در لایه میانی اول برابر ۰/۰۰۰۶، در لایه میانی دوم برابر ۰/۰۰۰۱ و در لایه خروجی برابر ۰/۰۰۱ انتخاب گردید و آهنگ یادگیری عرض توابع پایه در لایه میانی اول برابر ۰/۵، در لایه میانی دوم برابر ۰/۱۵ و در لایه خروجی برابر ۰/۰۰۱ انتخاب شد.

برای شبکه با دو لایه میانی (در لایه میانی اول ۲۵ نرون و در لایه میانی دوم ۱۲ نرون) نمودار یادگیری (میزان خطا



شکل ۷ منحنی تغییرات خطا بر حسب تعداد دفعات تکرار روند یادگیری

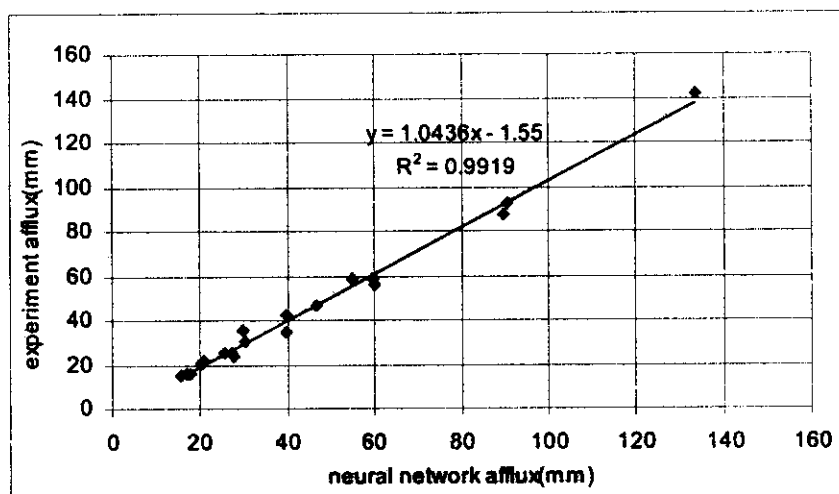
۶- آزمون شبکه عصبی مصنوعی

برای آزمون تعمیم یادگیری شبکه، از ۲۰ الگوی حاصل از آزمایشهای انجام شده، مطابق جدول ۲ استفاده شد. همانگونه که در شکل ۸ و جدول ۲ مشاهده می‌شود، نتایج حاصل از شبکه در مقایسه با اندازه‌گیریهای آزمایشگاهی مطلوب و در اکثر الگوها خطا کمتر از ۸ درصد است. کاملاً مشخص است شبکه بخوبی از پس یادگیری برآمده و می‌تواند یادگیری خود را به حالت‌های مختلف تعمیم دهد. بدین ترتیب ملاحظه می‌شود بدون آنکه تابع ریاضی رابطه بین متغیرها را یافته باشیم، توانسته‌ایم فرآب را تخمین

بزنیم.

۷- تحلیل شبکه و تخمین هوشمند فرآب

به منظور ارزیابی توانایی شبکه طراحی شده، نتایج مدل عصبی به کار گرفته در مقایسه با نتایج مدل‌های ارائه شده دیگر پژوهشگران (برولی، پلیت و ایسراد) بررسی گردید. با توجه به آنکه در مدل‌های برولی، پلیت و ایسراد زاویه محور پل با جهت جریان صفر است از تعدادی داده آزمایشگاهی که در قسمت آزمون شبکه و تعدادی دیگر (که در قسمت



شکل ۸ نتایج حاصل از شبکه طراحی شده با داده‌های آزمون (داده‌های واقعی)

جدول ۲ نتایج حاصل از به کارگیری شبکه عصبی طراحی شده در تخمین فرآب

ردیف	Q lit/s	h ₀ mm	l/b	σ	α درجه	مقادیر حاصل از شبکه عصبی	مقادیر آزمایشگاهی (واقعی)
						Δh mm	Δh mm
۱	۵۰/۵۲	۱۳۸/۰۸	۴	-/۸۴	۱۰	۲۳/۳۳۱۵	۲۶/۶۷
۲	۵۱/۲	۱۷۲/۳۹	۶	-/۸۴	۲۰	۳۰/۶۰۷۴	۳۰/۱۲
۳	۴۲/۰۱	۱۶۴/۵۷	۱۰	-/۶۸	۰	۲۱/۱۲۷	۲۰/۴۴
۴	۴۷/۸۵	۱۷۲/۳	۴	-/۶۸	۲۰	۵۸/۰۳۵۹	۵۹/۵۱
۵	۳۱/۲	۱۴۶/۳۹	۸	-/۳۷	۰	۵۶/۳۷۱۷	۵۹/۸۲
۶	۳۱/۲	۱۴۶/۵۳	۱۰	-/۸۴	۱۰	۱۶/۴۵۳۳	۱۶/۶۸
۷	۴۲/۰۲	۱۶۴/۱۴	۴	-/۸۴	۱۵	۲۱/۷۴۸۳	۲۰/۸۶
۸	۵۰/۵	۱۲۰/۸۵	۸	-/۶۸	۰	۵۷/۶۴۶۲	۵۴/۸۷
۹	۴۲/۰۱	۱۶۴/۱۴	۶	-/۸۴	۱۰	۱۶/۰۲۸۸	۱۷/۶۱
۱۰	۳۱/۲۱	۱۳۸/۰۸	۴	-/۸۴	۲۰	۳۴/۴۰۳۳	۳۹/۵۲
۱۱	۵۰/۵	۱۲۰/۸۵	۸	-/۸۴	۰	۳۵/۲۶۶۵	۳۹/۹
۱۲	۳۱/۲	۱۴۶/۳۹	۸	-/۸۴	۱۰	۱۵/۵۵۵۴	۱۵/۶۳
۱۳	۴۲/۰۲	۱۶۴/۱۴	۴	-/۶۸	۱۵	۳۱/۵۱۲۸	۳۹/۵۲
۱۴	۳۱/۲۱	۱۴۶/۴۱	۴	-/۶۸	۱۰	۲۰/۵۳۴۳	۲۰/۱۹
۱۵	۳۱/۲	۱۴۶/۳۹	۸	-/۵۳	۰	۲۵/۲۵۴۲	۲۰/۴۵
۱۶	۵۰/۵۹	۱۷۴/۹۲	۶	-/۶۸	۱۵	۲۶/۸۵۵۴	۲۶/۷
۱۷	۵۰/۵	۱۳۷/۹	۸	-/۳۷	۰	۱۴۱/۵۷۵	۱۳۳/۷۲
۱۸	۵۰/۵	۱۲۰/۸۵	۶	-/۵۳	۰	۸۷/۹۹۰۴	۸۹/۷۲
۱۹	۵۰/۵	۱۲۰/۴۵	۱۰	-/۵۳	۰	۹۲/۸۶۶۸	۹۰/۴۲
۲۰	۳۱/۲	۱۴۶/۳۹	۸	-/۶۸	۱۰	۲۵/۵۳۱۷	۲۷/۱۴

متر، h₃ عمق نرمال جریان برحسب متر، σ ضریب تنگ شدگی و Fr₀ عدد فرود مربوط به عمق نرمال است که با روابط ذیل محاسبه می‌شوند:

$$\sigma = 1 - \frac{b}{B} \quad (12)$$

$$Fr_0 = \frac{Q}{A\sqrt{gh_1}} \quad (13)$$

که در آنها Q دبی جریان، A سطح مقطع جریان، B عرض جریان، b عرض پایه های پل و g شتاب جاذبه (9.8 m/s²) است.

پس از آنکه از رابطه (۱۱) مقدار h₁ به دست آمد، با استفاده از رابطه (۱۴) مقدار فرآب را می‌توان محاسبه کرد:

$$\Delta h = h_1 - h_3 \quad (14)$$

آموزش و آزمون شبکه استفاده نشده) استفاده شده و نتایج مدل عصبی به کار رفته، با مدل‌های برولی، پلیت و اسپرادل برای پیش‌بینی فرآب مقایسه شد. نتایج این ارزیابی ذیلاً مورد بررسی قرار می‌گیرد.

۷-۱- مقایسه مدل جدید با مدل برولی و پلیت

برای برآورد مقدار فرآب با در نظر گرفتن متغیرهای بدون بُعد عدد فرود و ضریب تنگ شدگی برای زاویه محور پل با جهت جریان صفر درجه، رابطه (۱۱) توسط برولی و پلیت پیشنهاد شده است [۱۴]:

$$\left(\frac{h_1}{h_3}\right)^3 = 4.48Fr_0^2 \left[\frac{1}{\sigma^2} - \frac{2}{3}(2.5 - \sigma) \right] + 1 \quad (11)$$

که در آن h₁ عمق جریان در بالادست پل برحسب

$$\frac{\Delta h}{h_3} = 0.45 \left(\frac{Fr_0}{\sigma} \right)^2 \quad (15)$$

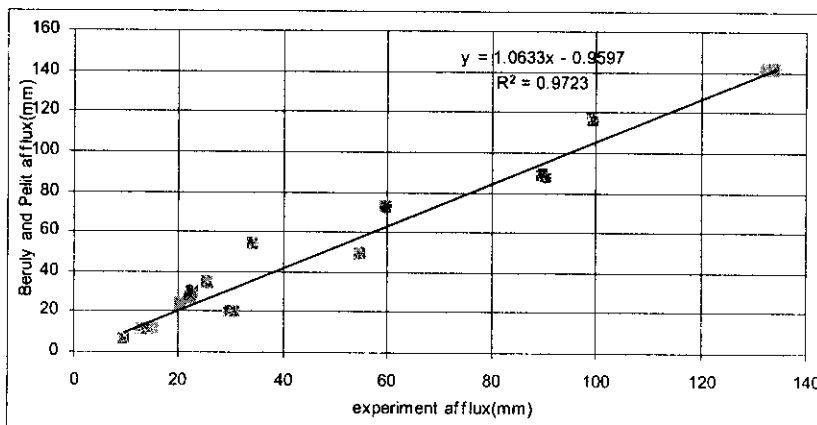
پارامترهای به کار رفته در رابطه (۱۵) تعاریفی مشابه پارامترهای رابطه (۱۰) دارند.

نتایج حاصل از شبکه عصبی و رابطه (۱۵) را با نتایج آزمایشگاهی می‌توان مقایسه کرد. برای این منظور از ۱۸ داده آزمایشگاهی - که برای مقایسه مدل شبکه عصبی با مدل برولی و پلیت استفاده شد - بهره‌گرفته شد. نتایج این آزمایش در شکل ۱۰ آورده شده و ملاحظه می‌گردد که نتایج حاصل از شبکه عصبی مصنوعی مناسبتر از نتایج مدل ایسراد است.

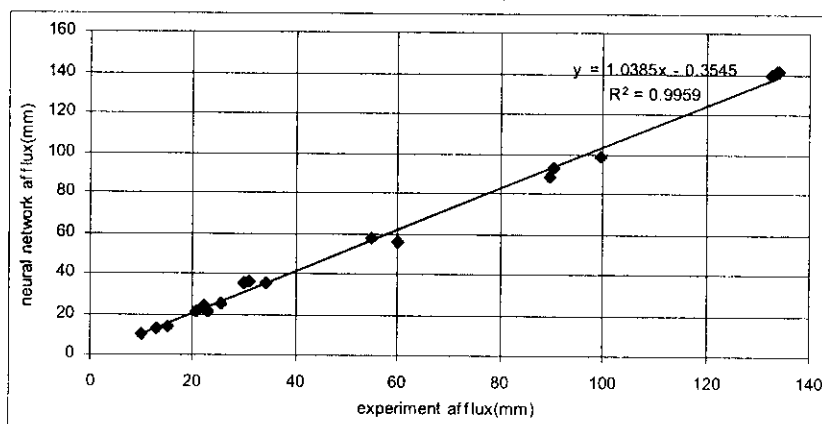
نتایج حاصل از شبکه عصبی و رابطه (۱۰) را با نتایج آزمایشگاهی می‌توان مقایسه کرد. برای این منظور از ۱۸ داده آزمایشگاهی - که در آنها زاویه محور پایه پل با جهت جریان صفر است - استفاده شد (فقط از ۸ داده آن قبلاً در مرحله آزمون استفاده شده)، نتایج این آزمایش در شکل ۸ آورده شده و ملاحظه می‌گردد نتایج حاصل از شبکه عصبی مناسبتر از نتایج رابطه ارائه شده است.

۷-۲- مقایسه مدل جدید با مدل ایسراد

ایسراد با استفاده از داده‌های آزمایشگاهی ارائه شده توسط برولی و پلیت، رابطه (۱۵) را به منظور برآورد مقدار فرآب ارائه کرد [۱۵]:



الف) نتایج حاصل از مدل برولی و پلیت



ب) نتایج حاصل از شبکه عصبی مصنوعی

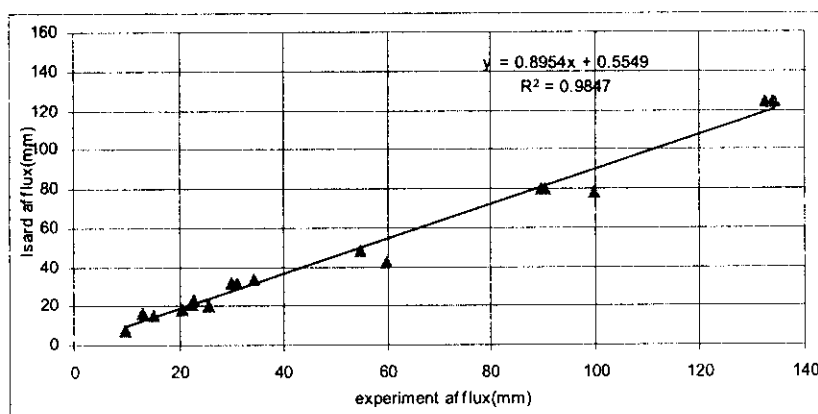
شکل ۹ مقایسه نتایج شبکه عصبی مصنوعی با مدل برولی و پلیت

۸- بررسی ویژگیهای پیش‌بینی هوشمند

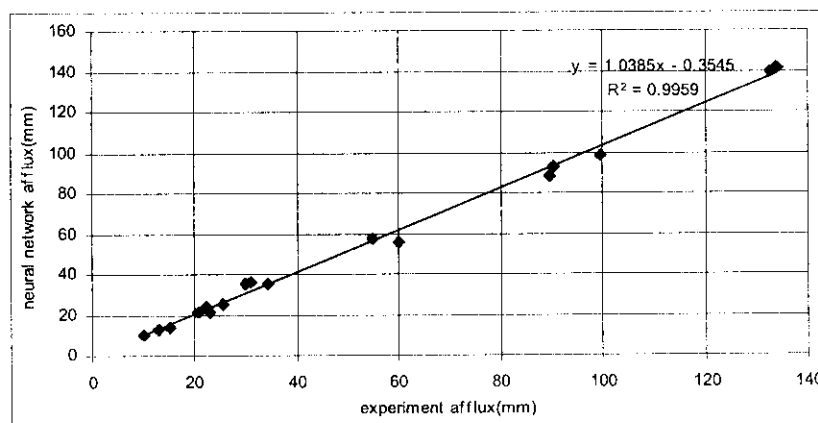
شبکه عصبی مصنوعی

شایان ذکر است که در روابط (۱۴) و (۱۵)، برای محاسبه مقدار فراآب، فقط مقادیر متغیرهای مستقل دبی و عمق نرمال جریان و ضریب تنگ شدگی در نظر گرفته شده است؛ اما در شبکه عصبی، علاوه بر متغیرهای مستقل فوق، نسبت طول به عرض پایه پل و زاویه جهت جریان با محور پل نیز به عنوان متغیر مدنظر قرار گرفته است. همانگونه که در شکل ۱۱ ملاحظه می‌شود، علاوه بر متغیرهای مستقل

دبی و عمق نرمال جریان، ضریب تنگ‌شدگی این متغیرها (نسبت طول به عرض پایه پل و نیز زاویه جهت جریان با محور پل) نیز بر مقدار فراآب تأثیر دارند؛ به بیان دیگر علاوه بر آنکه با افزایش دبی (که همراه با افزایش عمق نرمال است) و کاهش ضریب تنگ‌شدگی، مقدار فراآب افزایش می‌یابد، شکل ۱۱- الف و ب، با افزایش نسبت طول به عرض پایه پل و نیز زاویه جهت جریان با محور پل، مقدار فراآب افزایش می‌یابد (شکل ۱۱- ج، د).

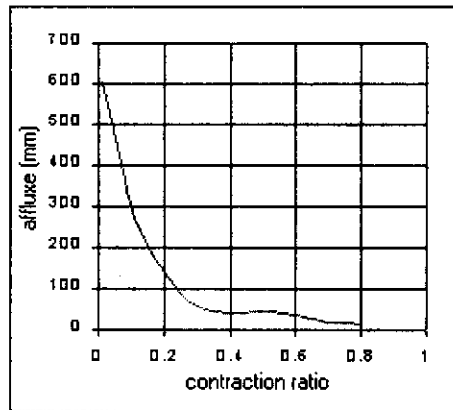


الف) نتایج حاصل از مدل ايسراد

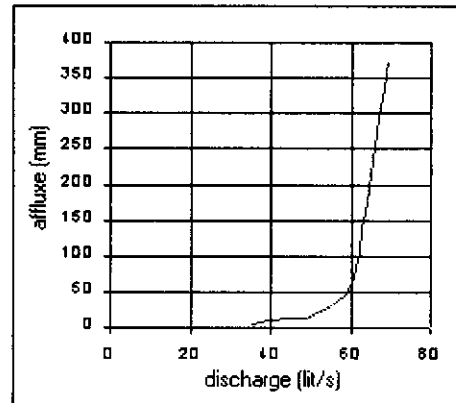


ب) نتایج حاصل از شبکه عصبی مصنوعی

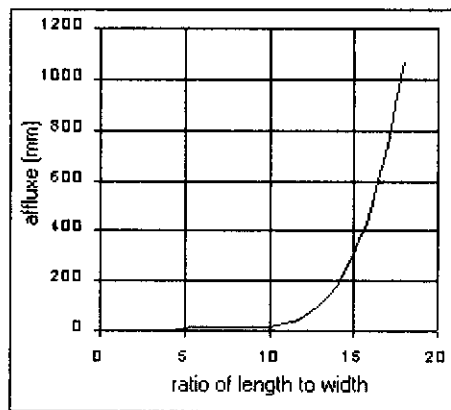
شکل ۱۰ مقایسه نتایج شبکه عصبی مصنوعی با مدل ايسراد



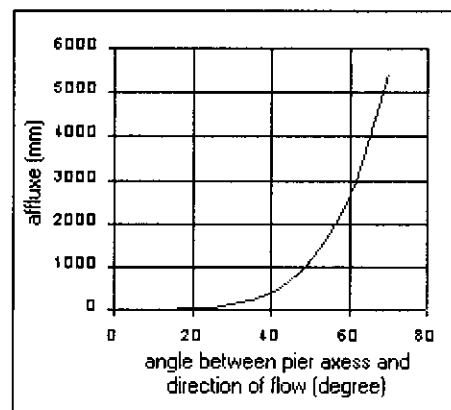
ب) ضریب تنگ شدگی



الف) دبی



د) نسبت طول به عرض پایه پل



ج) زاویه جهت جریان با محور پل

شکل ۱۱ تأثیر پارامترهای مستقل بر مقدار فرآب

چنانچه در شبکه فوق تأثیر هریک از پارامترهای ورودی بر مقدار فرآب بررسی گردد، ملاحظه می شود:

الف - با افزایش دبی سیلاب که با افزایش عمق نرمال جریان همراه است، مقدار فرآب افزایش می یابد؛

ب - با افزایش زاویه محور پایه پل نسبت به راستای جریان مقدار فرآب افزایش می یابد؛

ج - با تقریب بسیار مناسبی می توان گفت با کاهش ضریب تنگ شدگی مقدار فرآب افزایش می یابد؛

د - با افزایش نسبت طول به عرض پایه پل مقدار فرآب افزایش می یابد.

۹- نتیجه گیری

در این مقاله با طراحی شبکه عصبی RBF، روش هوشمندی برای تخمین فرآب ارائه و ملاحظه شد این شبکه علاوه برآنکه تأثیر تعداد بیشتری از متغیرها را در نظر گرفته، توانمندی بیشتری نسبت به مدل‌های موجود برای محاسبه مقدار فرآب دارد. حسن ویژه این شبکه آن است که چنانچه در داده‌ها مقداری خطا نیز وجود داشته باشد، شبکه با توجه به پایدار شدن نسبت به اطلاعات قبلی، نسبت به این خطا مقاوم بوده و می‌تواند آن را کنسار گذاشته، باز پاسخ صحیح را به دست آورد.

۱۰- منابع

- [8] Hush, D. R.; B. Horn; *An Introduction to the Theory of Neural Networks; New Mexico Univ. Press, 1992; pp.45-70.*
- [9] Haykin, S.; *Neural Networks; McMaster University, 1999; Ch.5.*
- [۱۰] منتهاج، م.ب. و ن. سیفی پور؛ کاربرد هوش محاسباتی در کنترل؛ مرکز نشر دانشگاه صنعتی امیر کبیر؛ ۱۳۷۷؛ فصل ۱.
- [11] Tarassenko, L.; *A Guide to Neural Computing Applications, London, 1998, Ch.3.*
- [12] Mark, J. L; *Introduction to Radial Basis Functions Networks, 1996; Ch.1.*
- [۱۳] نصیری صالح، ف. و منتظر، غ؛ "تعیین ابعاد حفره آبستنگی پایین دست سرریزهای ریزشی آزاد با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی؛" مجموعه مقالات سومین کنفرانس هیدرولیک ایران، ۱۳۸۰؛ تهران؛ صص ۳۰۸-۳۰۱.
- [14] Ponnuswamy, S.; *Bridge Engineering, Mc-Graw Hill, New Delhi; 1986; Ch.5.*
- [15] Les, H.; "Bridge Hydraulics;" *E and FN Spon, 1999; Ch.3.*
- [۱] قدسیان، م؛ "گزارش نهایی اثر برگشت آب در بالادست پایه های پل؛" سازمان مدیریت منابع آب، ۱۳۷۸.
- [۲] هاشمی اونجی، ج؛ "بررسی اثر برگشت آب در بالادست پایه های پل؛" پایان نامه کارشناسی ارشد عمران؛ آب؛ دانشگاه تربیت مدرس؛ ۱۳۷۸.
- [۳] دانشمند، پ؛ "اثر طول پایه پل مستطیلی شکل بر روی فرا آب؛" پایان نامه کارشناسی ارشد عمران؛ آب؛ دانشگاه تربیت مدرس؛ ۱۳۸۰.
- [4] Ranga Raju, K.G.; G.L., Asawa; A.P.S., Rana; A.S.N., Pillai; "Rational Assessment of Blockage Effect in Channel Flowpast Smooth Circular Cylinders;" *Journal of Hydraulic Research, Vol.21, No.4, 1983; pp.23-31.*
- [5] Ellis, G.W.; C. Yao; R. Zhao; "Stress-Strain Modeling of Sands Using Artificial Neural Networks;" *Journal of Geotechnical Engineering, Vol.121, No.5, 1995; pp.429-435.*
- [6] The, C. I. et al.; "Prediction of Pile Capacity Using Neural Networks;" *Journal of Computing in Civil Engineering; Vol.2, No.2, 1997; pp.129-138.*
- [7] Melsa, P.J.W.; *Neural Networks: A Conceptual Overview; 1989; Ch.3.*