

تخمین عمق آبستگی موضعی در اطراف پایه‌های واقع در مجرای اصلی آبراهه‌ها به کمک شبکه عصبی مصنوعی

صلاح کوچک‌زاده^۱، عبدالمجید لیاقت^۲ و حسین شیخ شمایل^۳
۱، ۲، ۳، دانشیار، استادیار و کارشناس ارشد تاسیسات آبیاری، گروه آبیاری و آبادانی دانشگاه تهران
تاریخ پذیرش مقاله ۸۱/۲/۲۵

خلاصه

تحقیقات آزمایشگاهی و صحرایی در زمینه آبستگی اطراف پایه‌های مستقر در مجاری اصلی رودخانه‌ها در پنجاه سال گذشته منجر به ارائه روابط متعدد برای برآورد حداکثر عمق حفره آبستگی شده است. هرکدام از روابط یادشده اثر پارامترهای محدودی را مورد بررسی قرار می‌دهد. به همین دلیل برآوردهای قابل اعتمادی ارائه نمی‌دهند. در این تحقیق با بهره‌گیری از معتبرترین داده‌های جمع‌آوری شده در چند دهه گذشته، امکان استفاده از شبکه عصبی مصنوعی برای تخمین میزان عمق آبستگی مورد بررسی قرار گرفت. برای این منظور سیصد سری داده به کار گرفته شد. داده‌ها به دو بخش تقسیم شده‌اند. بخشی برای آموزش شبکه‌ها و بخش دیگر برای ارزیابی و مقایسه نتایج محاسبه شده با مشاهده شده به کار رفت. نتایج این تحقیق نشان داد که برآوردهای حاصل از شبکه تطابق بسیار مطلوبی با اندازه‌گیری‌ها دارد و از نتایج رگرسیون چند متغیره خطی هم بهتر بوده است. همچنین آنالیز حساسیت بر روی پارامترهای موثر بر پدیده نشان داد که انحراف معیار هندسی ذرات بستر بیشترین تأثیر را بر نتایج داشته است و عوامل تأثیر گذار دیگر از قبیل سرعت جریان، قطر متوسط ذرات، قطر پایه، و عمق جریان در مراتب بعدی قرار می‌گیرند.

واژه‌های کلیدی: آبستگی، پایه‌پل، شبکه عصبی، سازه‌هیدرولیکی، سرعت آستانه، بستر زنده

مقدمه

با وجود توسعه قابل توجه روشها و تکنیک‌های پیشرفته در آنالیز و طراحی سازه‌های، لیست تعداد پل‌های تخریب شده روز به روز طولانی‌تر می‌شود. در میان دلایل مختلف تخریب، عوامل هیدرولیکی سهم عمده‌ای دارند و در آن میان آبستگی بیشترین نقش را دارد. برخی از گزارش‌ها نشان می‌دهند که ۶۰٪ تخریب پل‌ها به عوامل هیدرولیکی منسوب است و آبستگی موضعی عمده‌ترین عامل در آن بین است (۱۴).

هرگاه مانعی در مسیر جریان آب قرار گیرد سرعت و تنش برشی در اطراف آن بطور موضعی افزایش یافته، باعث شسته‌شدن مواد بستر در اطراف مانع می‌شود. به جابجایی و شسته شدن مصالح بستر آبستگی گفته می‌شود. انواع مختلف آبستگی به سه دسته کلی تقسیم می‌شود، آبستگی عمومی،

آبستگی تنگ‌شدگی و آبستگی موضعی. آبستگی عمومی یک فرایند طبیعی است و وقوع آن صرفنظر از حضور سازه‌های مصنوعی امکان پذیر است. اما کاهش ناگهانی در رقوم بستر مجرای اطراف تاسیسات آبی بواسطه تغییرات شدید در الگوی جریان در اطراف این سازه‌ها آبستگی موضعی نامگذاری شده است. حاصل جمع آبستگی‌های فوق آبستگی کلی را تشکیل می‌دهد (۱۵).
با توجه به شرایط حرکت مواد بستر، آبستگی بسترزنده^۱ و آبستگی آب صاف^۲ قابل تشخیص است. آبستگی آب صاف زمانی اتفاق می‌افتد که سرعت جریان طبیعی در مجرا کمتر از سرعت آستانه حرکت ذرات بستر باشد. اما چنانچه سرعت جریان در مجرا قبل از رسیدن به مانع از سرعت آستانه حرکت ذرات بستر بیشتر باشد، آبستگی بستر زنده مشاهده خواهد شد (۲).

دانشگاهی و تحقیقاتی در این زمینه مشغول بوده اند. نتیجه فعالیت‌های ایشان علاوه بر تشکیل مجموعه‌ای از داده‌های آزمایشگاهی و صحرایی ارزشمند، ارائه فرمول‌های متعدد برآورد میزان عمق آبستنگی اطراف پایه‌های مستقر در مجاری طبیعی بوده است. روابط متعدد ارائه شده را می‌توان بر اساس پارامترهای مورد مطالعه هر تحقیق طبقه بندی نمود. در این صورت مشاهده می‌شود که غالباً روابط بر اساس یک یا دو پارامتر مربوط به عدد فرود، عدد رینولدز، نسبت سرعت جریان به سرعت آستانه حرکت، بده جریان، و یا نسبت عمق جریان به عرض مانع پایه ریزی شده اند. اگرچه مطالعات در اقصی نقاط گیتی صورت گرفته است اما در دو دهه اخیر این مطالعات در دانشگاه آکلند نیوزیلند، تمرکز جدی داشته که منجر به تبیین بهتر پدیده و ارائه روابط جامع‌تر نسبت به روابط موجود شده است (۳، ۴، ۵، ۷، ۸، ۹، ۱۱، ۱۲، ۱۳).

اما شاید آغاز ایده شبکه‌های عصبی مصنوعی را به ارائه نظریات جیمز^۱ و فعالیت‌های لوریا^۲ در اواخر قرن ۱۹ که به شکل‌گیری این ایده کمک کرد، منسوب نمود. دیدگاه جدید شبکه‌های عصبی مصنوعی در دهه چهل میلادی شروع گردید، زمانی که مک‌کلوث^۳ و پیتز^۴ نشان دادند که شبکه‌های عصبی مصنوعی قادرند هر تابع حسابی و منطقی^۵ را محاسبه نمایند. این محققین برای اولین بار یک مدل نرون را بصورت مصنوعی فرمول‌بندی کردند. هب^۶ فعالیت‌های مک‌کلوث و پیتز را ادامه داد و عمل شرط‌گذاری^۷ را بعنوان مکانیسمی جهت یادگیری نرونهاي مصنوعی ارائه داد.

در ادامه کار هب، روزنبلات^۸ بعد از ارائه اولین شبکه عصبی مصنوعی، معروف به پرسپترون^۹، از طریق آنالیز ریاضی و شبیه‌سازی کامپیوتری نشان داد که این نوع شبکه را می‌توان برای حل مسئله طبقه‌بندی الگوها آموزش داد. پس از کار

دخالته عوامل متعدد مربوط به ویژگی جریان، خواص سیال، هندسه مقطع و مانع، مشخصات مصالح بستر و بالاخره زمان در پدیده آبستنگی، تحلیل آن را با پیچیدگی خاص مواجه کرده است. به همین دلیل محققین زیادی پدیده آبستنگی را مطالعه کرده و روابط مختلفی به منظور برآورد میزان آبستنگی ارائه نموده‌اند.

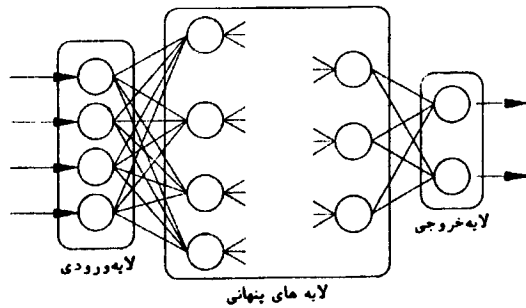
نتیجه حدود نیم قرن فعالیت محققین و مهندسين در این زمینه ارائه بیش از چهل فرمول برای تخمین عمق آبستنگی بوده است. روابط ارائه‌شده عمدتاً بصورت توابعی از متغیرهای وابسته هستند که با پردازش داده‌های آزمایشگاهی و بعضاً صحرایی به کمک روشهای آماری بدست آمده اند و هر معادله بطور انفرادی فقط نقش عوامل محدودی (یک یا دو عامل) را ارزیابی می‌کند. به همین دلیل کاربرد این معادلات برای برآورد میزان عمق آبستنگی در یک موقعیت خاص، غالباً نتایج کاملاً متفاوتی داده، انتخاب معادله‌ای که نتایج آن با واقعیت تطابق بیشتری داشته باشد اساساً اگر امکان پذیر باشد، امر ساده‌ای نیست.

در سالیان اخیر حرکتی مستمر از تحقیقات صرفاً تئوری به تحقیقات کاربردی بویژه در پردازش اطلاعات برای مسائلی که یا برای آنها راه حلی موجود نیست و یا به راحتی قابل حل نیستند شروع شده است. در این ارتباط علاقه زیادی به توسعه تئوریک سیستمهای دینامیکی هوشمند مدل-آزاد که مبتنی بر داده‌های تجربی هستند ایجاد شده است. شبکه‌های عصبی مصنوعی^۱ جزو این دسته از سیستمهای دینامیکی قرار دارند که با پردازش داده‌های تجربی، قانون نهفته در ورای داده‌ها را به ساختار شبکه منتقل می‌کنند. در این تحقیق با بهره‌گیری از کیفی‌ترین داده‌های جمع‌آوری شده در دهه‌های گذشته امکان کاربرد شبکه عصبی مصنوعی در این مقوله مورد آزمون قرار گرفت. نتایج به دست آمده نه تنها برتری کاربرد این ابزار را تایید کرد بلکه میزان حساسیت و میزان نقش عوامل دخیل در پدیده را هم به روشنی تعیین کرد.

سابقه مطالعات

مطالعات آبستنگی موضعی پیشینه‌ای مستمر در طول پنجاه سال گذشته داشته است. محققین زیادی در مراکز

2. James
3. Loria
4. McCulloch
5. Pitts
6. Arithmetic & Logical Function
7. Hebb
8. Conditioning
9. Rosenblatt
10. Perceptron



شکل ۱- ساختار کلی شبکه‌های عصبی مصنوعی

روزنبلات، ویدرو^۱ شبکه عصبی تک لایه آدلاین^۲ را که از لحاظ ساختاری مشابه شبکه پرسپترون تک لایه می‌باشد مطرح نمود. رشد تکنولوژی ریزپردازنده‌ها در دو دهه گذشته باعث شد تا محققینی چون هاپفیلد^۳ و راملهات^۴ تحقیقات بیشتری انجام داده و نظریه‌هایی ارائه دهند که باعث رشد شبکه‌های عصبی مصنوعی گردید. از جمله می‌توان نظریه الگوریتم پس‌انتشار خطا را نام برد که توسط راملهات^۵ و مک‌لند^۶ مطرح گردید (۱).

مواد و روشها

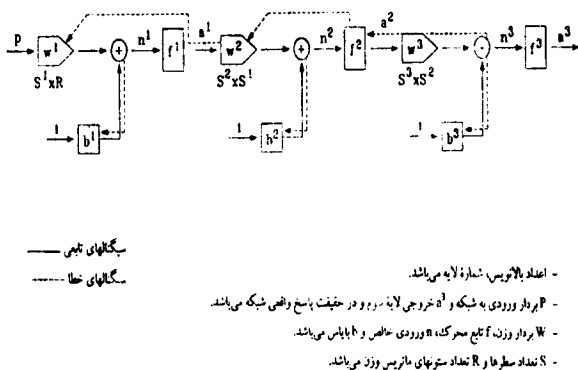
در این تحقیق از نسخه ۵/۲۲ نرم‌افزاری تحت عنوان Neuralworks Professional II/plus استفاده شده است. این نرم‌افزار امکان طراحی، ساخت، یادگیری و ارزیابی شبکه‌های عصبی مصنوعی را در اختیار قرار می‌دهد و دربرگیرنده شبکه‌های متفاوت با فواینین یادگیری مختلف می‌باشد که نوع شبکه با توجه به زمینه‌ای که قرار است مدل شبکه مطابق با آن تهیه گردد انتخاب می‌شود. شبکه‌های مورد استفاده در این تحقیق از نوع شبکه‌های پرسپترون چند لایه با قانون یادگیری پس‌انتشار خطا می‌باشد.

ساختار شبکه‌های عصبی مصنوعی

نرون کوچکترین واحد پردازشگر اطلاعات در یک شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد و اساس عملکرد شبکه عصبی مصنوعی را تشکیل می‌دهد. ساختار شبکه عصبی مصنوعی با در کنار هم قرار دادن تعدادی نرون شکل گرفته، در حالت کلی ساختاری مشابه شکل (۱) دارد. بطور کلی هر شبکه عصبی مصنوعی از سه لایه بنامهای لایه ورودی^۱، لایه پنهانی^۲ و لایه خروجی^۳ تشکیل میشود. تعداد نرونهای موجود در لایه ورودی و خروجی با توجه به مسأله مورد نظر مشخص میشود، حال آنکه تعداد نرونهای موجود در لایه‌های پنهانی و همچنین تعداد این لایه‌ها با نظر طراح انتخاب می‌گردد.

شبکه‌های عصبی پرسپترون چند لایه و الگوریتم پس انتشار خطا شبکه‌های عصبی پرسپترون چند لایه^۱ در زمره کاربردی‌ترین شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌باشند. این شبکه‌ها قادرند با انتخاب مناسب تعداد لایه‌ها و نرونها، یک نگاشت غیرخطی را با دقت دلخواه انجام دهند و این همان چیزی است که در بسیاری از مسائل فنی و مهندسی بعنوان راه‌حل اصلی مطرح می‌باشند.

شکل (۲) شمای یک شبکه پرسپترون سه لایه را نشان می‌دهد. در این شکل هر نرون در هر لایه، به تمامی نرونهای لایه قبل متصل می‌باشد. آموزش این شبکه‌ها با استفاده از الگوریتم یادگیری پس‌انتشار خطا^{۱۱} صورت می‌گیرد.



شکل ۲- شبکه پرسپترون سه لایه

الگوریتم پس‌انتشار خطا اساساً از دو مسیر اصلی تشکیل میشود. مسیر اول موسوم به مسیر رفت^{۱۱} می‌باشد که در این مسیر، بردار ورودی به شبکه اعمال می‌شود و تأثیراتش از طریق

1. Widrow
2. Adaptive linear element (Adaline)
3. Hopfield
4. Rummelhurt
5. McLand
6. Input layer
7. Hidden layer
8. Output layer

9. Multi layer perceptron (M.L.P.)
10. Back propagation error (B.P.E.)
11. Forward flow

در طراحی مدل شبکه عصبی مصنوعی برای پایه‌های میانی، تعداد ۳۰۰ سری داده از نتایج کار محققینی که در این زمینه فعالیت داشته‌اند جمع‌آوری گردید (۳، ۵، ۱۰، ۱۱، ۱۳). این داده‌ها در یک فایل از صفحه گسترده اکسل وارد شدند. داده‌های ورودی شامل سرعت جریان، U_c ، سرعت آستانه حرکت دانه‌های بستر (سرعت بحرانی)، U_{c*} ، نسبت سرعت جریان به سرعت بحرانی، سرعت برشی، U_* ، سرعت برشی بحرانی، U_{c*} ، نسبت سرعت برشی به سرعت برشی بحرانی، شیب کف، S ، عمق آب، Y ، قطر پایه پل، D ، نسبت عمق آب به قطر پایه پل، اندازه متوسط ذرات بستر، d_{50} ، عدد فرود، F_r ، نسبت قطر پایه پل به اندازه متوسط ذرات بستر، q ، در واحد عرض، و انحراف معیار هندسی ذرات بستر، σ_g ، که نشان دهنده میزان یکنواختی توزیع قطر ذرات می باشد، بودند. داده خروجی عبارت از نسبت عمق آبستگي به قطر پایه می باشد. فایل داده ساخته شده می‌بایست به دو فایل Train و Test تقسیم می‌شد تا فایل Train در آموزش شبکه و فایل Test در چک کردن شبکه‌های ساخته شده مورد استفاده قرار گیرد. به منظور تقسیم داده‌ها به صورت تصادفی، از تابع عدد تصادفی Random در صفحه گسترده اکسل، به گونه‌ای استفاده شد که به هر یک از ردیف داده‌ها یک عدد تصادفی نسبت داده شد، سپس ردیفهای داده بر مبنای ستون اعداد تصادفی مرتب گردید. به این ترتیب داده‌ها به صورت کاملاً تصادفی به دنبال هم قرار گرفتند. سپس ۲۵۰ ردیف اول داده‌ها برای آموزش شبکه و ۵۰ ردیف داده بعدی برای ارزیابی نتایج به کار گرفته شدند. بعد از آن با استفاده از فایل داده Train و تغییر پارامترهای قابل تنظیم، شبکه‌های مختلف طراحی و با همدیگر مقایسه شدند.

پس از آن، اثر حذف تک تک پارامترها بر روی عملکرد شبکه بررسی گردید. در نهایت با شش پارامتر ورودی شامل سرعت جریان، سرعت بحرانی، عمق آب، قطر پایه پل، اندازه متوسط ذرات رسوب و انحراف معیار هندسی ذرات بستر، شبکه‌های جدید طراحی شده، نتایج آن با نتایج شبکه‌های شامل ۱۵ پارامتر ورودی مقایسه گردید. در شبکه‌های با شش پارامتر ورودی نیز همانند روش قبل، تأثیر حذف پارامترها بر روی عملکرد شبکه مقایسه شد. در این حالت چون سرعت آستانه حرکت ذرات براساس اندازه متوسط آنها از دیگرام شیلدز

لایه پنهانی به لایه خروجی انتشار می‌یابد (سیگنالهای تابعی در شکل ۲). در این مسیر پارامترهای شبکه، ثابت و بدون تغییر در نظر گرفته میشوند. مسیر دوم موسوم به مسیر برگشت^۱ می‌باشد که در این مسیر عکس مسیر رفت، پارامترهای شبکه تغییر یافته و تنظیم میشوند (سیگنالهای خطا در شکل ۲)، این تنظیم بر اساس قانون یادگیری اصلاح خطا^۲ انجام می‌گیرد.

بردار خطا که برابر اختلاف بین پاسخ مطلوب و پاسخ واقعی شبکه می‌باشد در لایه خروجی شبکه تشکیل می‌شود. مقدار خطا در مسیر برگشت از لایه خروجی از طریق لایه‌های شبکه در کل شبکه توزیع می‌گردد و چون این توزیع در خلاف مسیر ارتباطات وزنی صورت می‌پذیرد، عبارت پس انتشار خطا جهت توضیح اصلاح رفتار شبکه انتخاب شده است. پارامترهای شبکه طوری تنظیم می‌شوند که پاسخ واقعی شبکه هرچه بیشتر به سمت پاسخ مطلوب نزدیکتر شود، این امر تا رسیدن مقدار خطا به یک حد قابل قبول ادامه می‌یابد. در اینجا مرحله یادگیری شبکه به پایان می‌رسد و در صورتی که شبکه در برابر یک ورودی جدید قرار گیرد قادر خواهد بود خروجی مناسبی از خود نشان دهد.

پارامترهای قابل تنظیم در طراحی مدل شبکه عصبی مصنوعی

در طراحی مدل یک شبکه، با تغییر بعضی از پارامترها، شبکه‌های مختلف ساخته شده و با همدیگر مقایسه می‌گردند و در نهایت شبکه‌ای که نزدیکترین نتیجه را با واقعیت داشته باشد بعنوان شبکه اصلی شناخته می‌شود. پارامترهای قابل تنظیم در طراحی مدل شبکه عبارتند از: تعداد لایه های پنهانی، تعداد نرونهای لایه‌های پنهانی، نرخ یادگیری در لایه‌های پنهانی و لایه خروجی، مومنتم، اپاک، تابع تبدیل و نحوه ارائه داده‌های ورودی به شبکه.

روش ساخت شبکه‌ها و نحوه ارزیابی عملکرد آنها

به منظور طراحی یک شبکه نیاز به یک سری داده ورودی بوده تا شبکه توسط آنها آموزش دیده، توسط یک سری داده دیگر کنترل گردد. مهمترین عامل در انتخاب داده‌های ورودی به شبکه، فیزیک حاکم بر فرآیندی است که قرار است توسط شبکه عصبی مصنوعی مدلسازی گردد.

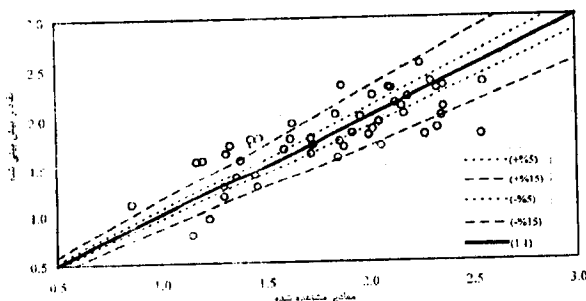
1. Backward flow
2. Error correction learning rule

نتایج و بحث

نتایج شبکه با ۱۵ پارامتر ورودی

به منظور تعیین تعداد مناسب نرونهای لایه پنهانی، شبکه‌های مختلف با تعداد متفاوت نرون در لایه پنهانی طراحی گردید و مشاهده شد که به ازای تعداد ۲۰ نرون در لایه پنهانی، RMSE و MAE دارای کمترین مقدار می‌باشند. با توجه به پارامترهای قابل تنظیم، در این مرحله ۱۴ گروه شبکه طراحی و در هر گروه پنج تکرار با مقادیر وزنه‌های اولیه متفاوت انجام گردید.

شاخص‌های آماری که در ارزیابی عملکرد شبکه‌ها برای هر یک از گروه‌های چهارده‌گانه (هر گروه پنج تکرار) به کار رفته‌اند مبین این موضوع بودند که به جز شبکه با اپاک برابر ۲۵۰، در سایر موارد، تغییر نحوه ارائه داده‌های ورودی و پارامترهای یادگیری تأثیر چندانی بر عملکرد شبکه نداشته است. در شکل ۳ مقادیر پیش‌بینی شده توسط شبکه در مقابل مقادیر مشاهده‌شده ترسیم شده است. در این شکل، محدوده پنج و ۱۵ درصد نیز در اطراف خط بهترین انطباق ترسیم شده است. مشاهده می‌گردد که حدود ۷۰ درصد نقاط در محدوده ۱۵ درصد قرار می‌گیرند.



شکل ۳- مقادیر مشاهده شده و پیش‌بینی شده با مقادیر پیش فرض برای پارامترهای قابل تنظیم (۱۵ پارامتر ورودی)

تأثیر حذف پارامترهای ورودی بر عملکرد شبکه (شبکه‌های ساخته شده با ۱۵ پارامتر ورودی)

نتیجه تأثیر حذف پارامترهای ورودی بر RMSE و MAE شبکه‌ها در جدول ۱ نشان داده شده است. در طراحی این شبکه‌ها، کلیه مقادیر قابل تنظیم، مقادیر پیش‌فرض نرم‌افزار بوده و هر شبکه با ۱۴ پارامتر ورودی ساخته شده است. اعداد این جدول بیانگر این موضوع است که از میان تمام پارامترهای

تعیین می‌شود، لذا تأثیر حذف هم زمان این دو پارامتر نیز بر روی عملکرد شبکه بررسی گردید.

شاخص‌های بررسی عملکرد شبکه

بررسی چگونگی عملکرد و تعیین میزان دقت مدل طراحی شده، دارای اهمیت ویژه‌ای است. به منظور ارزیابی عملکرد شبکه‌ها علاوه بر ترسیم نمودارهای مقادیر مشاهده شده در برابر مقادیر پیش‌بینی شده توسط شبکه، از شاخص‌های کمی ضریب همبستگی، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)، میانگین قدرمطلق خطا^۱ (MAE)، و باند اعتماد^۲ ۹۵ درصد (CI_{95%}) استفاده گردید.

$$r = \frac{\sum (P_i - \bar{P})(O_i - \bar{O})}{\sqrt{\sum (P_i - \bar{P})^2 \sum (O_i - \bar{O})^2}} \quad (1)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (P_i - O_i)^2}{n}} \quad (2)$$

$$MAE = \frac{\sum |P_i - O_i|}{n} \quad (3)$$

P_i : مقادیر پیش‌بینی شده توسط مدل

\bar{P} : متوسط مقادیر پیش‌بینی شده توسط مدل

O_i : مقادیر واقعی

\bar{O} : متوسط مقادیر واقعی

n : تعداد مشاهدات

$$CI_{95\%} = MAE \pm 1.96 \left(\frac{SDAE}{\sqrt{n}} \right) \quad (4)$$

در این رابطه، SDAE انحراف معیار^۳ قدرمطلق خطا می‌باشد که بصورت زیر تعریف می‌شود:

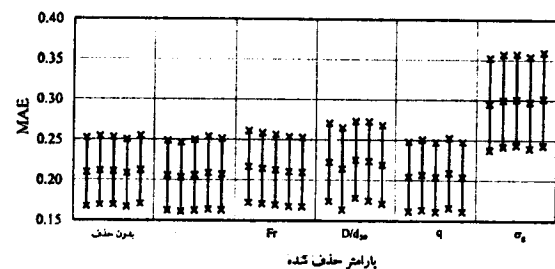
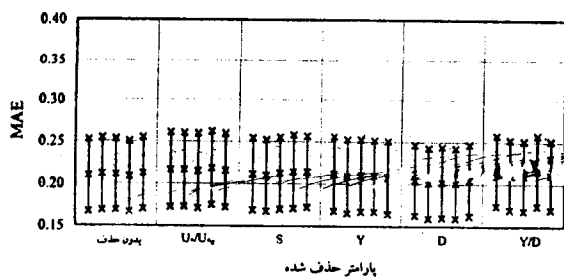
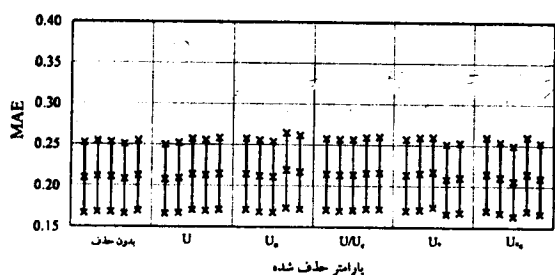
$$SDAE = \sqrt{\frac{\sum (AE_i - \bar{AE})^2}{n}} \quad (5)$$

AE_i : قدر مطلق خطا^۴

\bar{AE} : میانگین قدر مطلق خطا

1. Mean of absolute error
2. Confidence interval
3. Standard deviation
4. Absolute error

پارامترهای ورودی را بر MAE شبکه نشان داده و این موضوع را نیز مشخص می‌نماید که آیا اختلاف در مقدار MAE ناشی از حذف پارامترهای ورودی، در سطح اعتماد ۹۵ درصد معنی‌دار است یا خیر. این شکل همچنین نشان می‌دهد که حذف هیچیک از پارامترها به جز انحراف معیار هندسی، تأثیر چندانی بر MAE شبکه ندارد و تنها با حذف انحراف معیار هندسی، MAE شبکه افزایش یافته، عملکرد شبکه ضعیفتر می‌شود.



شکل ۴- تأثیر حذف پارامترهای ورودی بر MAE شبکه‌های طراحی شده (۱۵ پارامتر ورودی)

عملکرد شبکه با شش پارامتر ورودی

از آنجائی که تغییر پارامترهای قابل تنظیم، تأثیر چندانی بر عملکرد شبکه‌های طراحی شده برای پایه‌های میانی با ۱۵ پارامتر ورودی نداشت، لذا در طراحی شبکه‌ها با شش پارامتر ورودی، پارامترهای قابل تنظیم را تغییر نداد، فقط یک گروه شبکه پنج‌تایی با مقادیر وزنه‌ای اولیه متفاوت و مقادیر پارامترهای قابل تنظیم پیش‌فرض نرم‌افزار طراحی گردید.

ورودی تنها حذف انفرادی پارامترهای U^*/U_c ، D/d_{50} و σ_g تأثیر قابل ملاحظه‌ای بر مقادیر RMSE و MAE شبکه دارد. حذف پارامترهای ورودی دیگر تأثیر قابل ملاحظه‌ای از خود به جای نمی‌گذارند. از میان سه پارامتر یاد شده فوق، حذف σ_g تأثیر قابل توجه تری نسبت به دو پارامتر دیگر بر نتایج می‌گذارد. این بدان علت است که اثر انحراف معیار هندسی به طور ضمنی در هیچیک از ۱۴ پارامتر ورودی دیگر قابل مشاهده نیست. حال آنکه اثر ضمنی پارامتری مثل سرعت جریان در پارامترهای ورودی دیگری نظیر U^* ، U/U_c ، q و Fr نیز قابل مشاهده می‌باشد و حذف مستقیم آن از پارامترها به منزله حذف اثر آن نمی‌باشد. به همین دلیل عملکرد شبکه تغییر چندانی نمی‌نماید.

جدول ۱- تأثیر حذف پارامترهای ورودی بر MAE و RMSE

شبکه‌های طراحی شده با ۱۵ پارامتر ورودی

ردیف	پارامتر حذف شده	RMSE	MAE
۱	U	۰/۲۵۸	۰/۲۰۴
۲	U_c	۰/۲۶۴	۰/۲۰۷
۳	U/U_c	۰/۲۷۰	۰/۲۱۳
۴	U^*	۰/۲۶۴	۰/۲۱۰
۵	U^*_c	۰/۲۷۰	۰/۲۱۴
۶	U^*/U^*_c	۰/۲۸۱	۰/۲۲۰
۷	S	۰/۲۶۹	۰/۲۱۷
۸	Y	۰/۲۶۸	۰/۲۱۳
۹	D	۰/۲۵۹	۰/۲۰۶
۱۰	Y/D	۰/۲۶۱	۰/۲۰۷
۱۱	d_{50}	۰/۲۶۰	۰/۲۰۳
۱۲	Fr	۰/۲۶۷	۰/۲۱۱
۱۳	D/d_{50}	۰/۲۵۹	۰/۲۳۶
۱۴	q	۰/۲۶۳	۰/۲۰۵
۱۵	σ_g	۰/۳۸۳	۰/۳۲۴

و RMSE و MAE شبکه با ۱۵ پارامتر ورودی به ترتیب برابر با ۰/۲۵۷ و ۰/۲۰۷ می‌باشند.

در شکل ۴ مقدار MAE و باند اعتماد ۹۵ درصد آن در شبکه‌های طراحی شده با مقادیر پیش‌فرض و حذف تک‌تک پارامترهای ورودی نشان داده شده است. این شکل تأثیر حذف

پارامترهای U_c و d_{50} مشترکاً حذف و نتیجه آن بر عملکرد شبکه بررسی گردید. همانگونه که از این جدول مشاهده می‌شود اگر پنج پارامتر سرعت جریان، عمق جریان، قطر پایه، اندازه متوسط ذرات بستر و انحراف معیار هندسی ذرات بستر را بعنوان پارامترهای مهم در ایجاد پدیده آبستگي در نظر بگیریم، از این میان تأثیر انحراف معیار هندسی ذرات بستر از همه بیشتر و عمق جریان کمترین تأثیر را داشته است. از این جدول همچنین مشاهده می‌گردد که حساسیت پدیده آبستگي به انحراف معیار هندسی ذرات بستر در حدود ۱۰ برابر حساسیت آن نسبت به عمق جریان می‌باشد.

جدول ۲ - تأثیر حذف پارامترهای ورودی بر MAE و RMSE

پارامتر حذف شده	RMSE	MAE
U_c	۰/۳۲۴	۰/۲۶۲
U_c	۰/۲۹۳	۰/۲۳۰
Y	۰/۲۹۰	۰/۲۲۱
D	۰/۳۱۴	۰/۲۴۳
d_{50}	۰/۲۸۶	۰/۲۲۰
σ_g	۰/۳۸۶	۰/۳۰۲
d_{50} و U_c	۰/۳۲۰	۰/۲۵۷

MAE و RMSE شبکه بدون حذف پارامتر ورودی به ترتیب برابر با ۰/۲۸۰ و ۰/۲۱۵ می‌باشد.

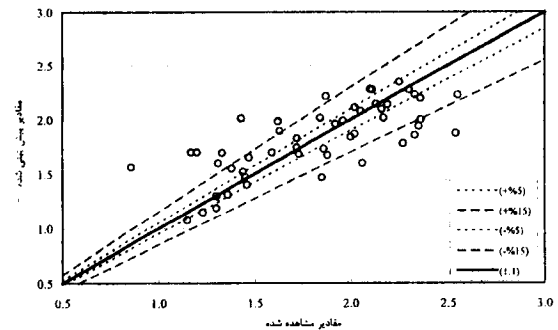
نتیجه‌گیری

به طور کلی می‌توان نتیجه گرفت که

شبکه عصبی مصنوعی نسبت به دقیقترین روابط ارائه شده به منظور محاسبه عمق آبستگي نتایج بهتری ارائه می‌دهد. در شبکه‌های طراحی شده، مقدار ریشه میانگین خطا (RMSE) برای پایه‌های میانی با ۱۵ پارامتر ورودی و پایه‌های میانی با شش پارامتر ورودی به ترتیب برابر با ۰/۲۶ و ۰/۲۸ می‌باشد (مقدار خروجی بین ۰/۸ تا ۲/۶ متغیر و مقدار متوسط آن ۱/۸ می‌باشد).

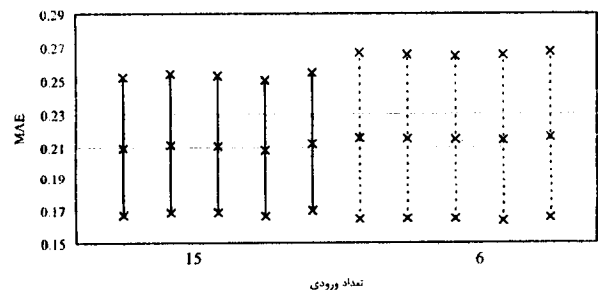
تغییر پارامترهای قابل تنظیم و نحوه ارائه داده‌های ورودی تأثیر چندانی بر عملکرد شبکه نداشته است و فقط در یک مورد (اپاک برابر ۲۵۰) نتایج شبکه ضعیفتر شده است. لذا می‌توان گفت در ساخت شبکه نیازی به تغییر این عوامل نمی‌باشد و

در شکل ۵ مقادیر مشاهده شده و مقادیر پیش‌بینی شده توسط شبکه به همراه محدوده پنج و ۱۵ درصد در اطراف خط بهترین انطباق ترسیم شده است. این شکل نیز نشان می‌دهد که در حدود ۷۰ درصد موارد، مقادیر پیش‌بینی شده توسط شبکه در محدوده ۱۵+ درصد مقادیر واقعی قرار دارند.



شکل ۵- مقادیر مشاهده شده در برابر مقادیر پیش‌بینی شده توسط شبکه طراحی شده با مقادیر پیش‌فرض پارامترهای قابل تنظیم (شش پارامتر ورودی)

به منظور مقایسه بین شبکه‌های با ۱۵ و شش پارامتر ورودی، شکل ۶ ترسیم شده است. همانگونه که این شکل نشان می‌دهد در سطح اعتماد ۹۵ درصد، اختلاف معنی‌داری بین این دو سری شبکه طراحی شده وجود ندارد.



شکل ۶- مقایسه شبکه‌های طراحی شده با ۱۵ پارامتر ورودی به همراه باند اعتماد ۹۵ درصد

تأثیر حذف پارامترهای ورودی بر عملکرد شبکه (شبکه‌های ساخته شده با ۶ پارامتر ورودی)

نتیجه تأثیر حذف پارامترهای ورودی بر MAE و RMSE شبکه‌ها، در جدول ۲ نشان داده شده است. در این مرحله، هفت سری شبکه پنج‌تایی ساخته شد. در شش سری از شبکه‌ها، هر شش پارامتر ورودی به طور انفرادی حذف و در سری هفتم،

در مقایسه نتایج حاصل از شبکه‌های طراحی شده با رگرسیون چندمتغیره خطی، مشاهده گردید که شبکه‌ها به مراتب نتیجه بهتری نسبت به رگرسیون چندمتغیره خطی ارائه می‌دهند.

نتایج حاصل از مقایسه شبکه‌های طراحی شده برای پایه‌های میانی با روابط تجربی موجود نشان می‌دهد که برآورد میزان عمق آبستنگی توسط مدل، تطابق بیشتری با داده‌های اندازه‌گیری شده دارد. در این راستا شبکه دارای RMSE برابر ۰/۲۶ و بهترین رابطه تجربی موجود (رابطه فروهلیچ) دارای RMSE برابر ۰/۳۵ می‌باشد. (با داده‌های یکسان)

به منظور تطابق بیشتر داده‌های اندازه‌گیری شده با داده‌های پیش‌بینی شده توسط مدل، توصیه می‌شود در شرایط مختلف از نظر عدد فرود، نسبت Y/D و نسبت U/U_c داده‌های بیشتری تهیه و جمع‌آوری گردد و در هر شرایط خاص، مسئله توسط شبکه عصبی مصنوعی مدلسازی شود. در چنین شرایطی قطعاً شبکه‌های طراحی شده با دقت بیشتری میزان حداکثر عمق آبستنگی را برآورد خواهند نمود.

سپاسگزاری

این پژوهش مستخرج از طرح برآورد میزان آبستنگی اطراف پایه‌های پل‌ها به کمک شبکه عصبی مصنوعی به شماره ۷۱۱/۱/۲۹۹ می‌باشد که با حمایت مالی معاونت محترم پژوهشی دانشگاه تهران انجام شده است که بدینوسیله از معاونت محترم پژوهشی دانشگاه تهران برای فراهم کردن امکانات مالی تحقیق تشکر و قدردانی می‌شود.

مقادیر پیش فرض نرم افزار جواب قابل قبولی ارائه می‌دهند.

بین شبکه‌های ساخته شده برای پایه‌های میانی با ۱۵ و شش پارامتر ورودی، در سطح اعتماد ۹۵ درصد تفاوت معنی داری وجود ندارد. بعبارت دیگر بجای استفاده از ۱۵ پارامتر ورودی در محاسبه عمق آبستنگی می‌توان از شش پارامتر استفاده نمود و انتظار جواب تقریباً یکسانی داشت.

در شبکه‌های طراحی شده برای پایه‌های میانی با ۱۵ پارامتر ورودی، حذف پارامتر انحراف معیار هندسی تأثیر زیادی در عملکرد شبکه داشته، باعث ضعیف شدن آن می‌شود در حالی که حذف ۱۴ پارامتر دیگر تأثیر کمتری در عملکرد شبکه دارد (در سطح اعتماد ۹۵ درصد، تفاوت معنی دار نمی‌باشد). علت امر می‌تواند به این صورت تبیین نمود که اثر انحراف معیار هندسی در هیچیک از ۱۴ پارامتر ورودی دیگر به طور ضمنی وجود ندارد، حال آنکه پارامترهای دیگر اثر متقابل دارند. حذف مستقیم این پارامترها در حقیقت باعث حذف اثر آنها در دیگر پارامترها نمی‌شود، به همین دلیل عملکرد شبکه تغییر چندانی نمی‌نماید.

نتایج این تحقیق نشان می‌دهد که اگر چه پدیده آبستنگی تابع عوامل بسیار متعددی است، اما مهمترین عوامل عبارتند از سرعت جریان، عمق جریان، قطر پایه، اندازه متوسط ذرات بستر و انحراف معیار هندسی ذرات، که از این میان تأثیر انحراف معیار هندسی ذرات بستر از همه بیشتر و تأثیر عمق جریان از سایر پارامترها کمتر می‌باشد. طبق نتایج بدست آمده، حساسیت پدیده آبستنگی به انحراف معیار هندسی ذرات بستر در حدود ۱۰ برابر حساسیت آن نسبت به عمق جریان می‌باشد.

مراجع مورد استفاده

- منهاج، م. ب. ۱۳۷۷، هوش محاسباتی (جلد اول)، مبانی شبکه‌های عصبی. انتشارات دانشگاه صنعتی امیرکبیر.
- Breusers, H.N.C. and A. J. Raudkivi. 1991. Scouring. IAHR, Hydraulic Structures Design Manual No. 2. A. A. Balkema Publisher, Oldpost Road, Brookfield, VT05036, USA, 143p
- Chiew, Y. M.. 1984. Local scour at bridge piers. Report No. 355, School of Engineering, Department of Civil Engineering, University of Auckland, Auckland, New Zealand.
- Chiew, Y. M. 1995. Mechanics of riprap failur at bridge piers. Journal of Hydraulic Engineering, ASCE, Vol. 121, No. 9. 635-643.
- Ettema, R. 1980. Scour at bridge piers. Report No. 216, School of Engineering, Department of Civil Engineering, University of Auckland, Auckland, New Zealand.
- Gill, M. A. 1972. Erosion of sand beds around spur dikes. Journal of the Hydraulic Division, ASCE, Vol. 98, No. HY9. 1587-1602.
- Kandasamy, J. K. 1989. Abutment scour. Report No. 458, School of Engineering, Department of Civil Engineering, University of Auckland, Auckland, New Zealand.

REFERENCES

8. Kwan, T. F. 1984. Study of abutment scour. Report No. 328, School of Engineering, Department of Civil Engineering, University of Auckland, Auckland, New Zealand.
9. Kwan, T. F. 1988. A study of abutment scour. Report No. 451, School of Engineering, Department of Civil Engineering, University of Auckland, Auckland, New Zealand.
10. Laursen, E. M. 1956. Scour around bridge piers and abutments. Iowa Institute of hydraulic research, State university of Iowa.
11. Melville, B. W. and A. J. Sutherland. 1988. Design method for local scour at bridge piers. Journal of Hydraulic Engineering, ASCE, Vol. 114, No. 10. 1210-1226.
12. Melville, B. W. 1975. Local scour at bridge sites. Report No. 117, School of Engineering, Department of Civil Engineering, University of Auckland, Auckland, New Zealand.
13. Raudkivi, A. J. and R. Ettema. 1963. Clear-Water scour at cylindrical piers. . Journal of Hydraulic Engineering, ASCE, Vol. 109, No. 3. 338-350.
14. Shoirole, A. M. and R.C. Holt, 1991. Planning for a comprehensive bridge safety assurance program. Transportation Research Records, No. 1290, Nat. Res. Council, Washangton, D.C. 39-50
15. Simons, D. B. and F. Senturk. 1992. Sediment Transport Technology, WRP, Littleton, CO, USA.

Estimating Local Scour Depth Around Piers Located in a River Main Channel Using Artificial Neural Networks

S. KOUCHAKZADEH¹, A.M. LEYAGHAT² AND H. SHAIKHSAMAYEL³

**1, 2, 3, Associate Professor, Assitant Professor and Irrigation Structures Engineer,
Irrigation & Reclamation Engineering Department.,**

University of Tehran, Karaj, Iran

Accepted May. 15, 2002

SUMMARY

Many researches were accomplished to predict the maximum scour depth around piers located in a river main channel. Based on the results of previous studies many equations were proposed for this purpose, however, each equation incorporates only limited affecting facorts on the phenomena. In this study valuable data gathered during the last few decades have been used to examine the application of Artificial Neural Networks for predicting the maximum local scour depth around piers. The data were randomly divided into two parts, the first part was used to train the ANN and the second to validate its outputs. This research indicated that reasonable concordance was obtained between observed local scour depths and calculated values based on ANN. ANN also, yields more satisfactory results as compared with the multi linear regression model. Sensitivity analysis was also done to determine the most affecting factors on the process. It was indicated that the geometric standard deviation of the bed material affects the output the most. Other factors such as flow velocity, median grain size, pier width, and flow depth affect the phenomenon as well.

Keywords: Local scour, Pier, Artificial neural networks, Shear velocity, Critical velocity, Live bed, Hydraulic structures.