

کاربرد شبکه عصبی مصنوعی در تخمین ضریب آبدهی سرریزهای جانبی

*تورج هنر^۱ و محمد حسن طرازکار^۲

^۱استادیار بخش آب دانشگاه شیراز، ^۲عضو هیات علمی دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی داراب دانشگاه شیراز

تاریخ دریافت: ۸۵/۱۲/۲۵؛ تاریخ پذیرش: ۸۶/۶/۱۴

چکیده

سرریزهای جانبی از جمله تأسیسات آبی می‌باشند که به منظور حفاظت و آبیگری به‌طور گسترده‌ای در سیستم‌های آبیاری و هیدرولیک استفاده می‌گردند. از مهمترین نکات قابل توجه در بحث این سازه‌ها تخمین صحیح میزان دبی عبوری می‌باشد که تاکنون محققین بی‌شماری براساس محدوده مشخصی از متغیرهای انتخابی به بررسی این موضوع پرداخته و روابط گوناگونی را در شرایط مختلف ارائه نموده‌اند. در این تحقیق براساس اطلاعات آزمایشگاهی موجود با استفاده از روش شبکه‌های عصبی مصنوعی به تحلیل ضریب آبدهی سرریزهای جانبی تخت و مایل پرداخته شده است. جهت آزمون دقت پیش‌بینی نتایج شبکه عصبی مصنوعی از حدود ۹۰ درصد داده‌ها به‌عنوان نمونه آموزشی و از ۱۰ درصد دیگر به‌عنوان داده‌های آزمایشی (اعتبار سنجی) استفاده شد و در نهایت نتایج تخمین ضریب آبدهی توسط روابط محققین مختلف با استفاده از معیار دقت مورد ارزیابی قرار گرفت که در این خصوص روش شبکه عصبی مصنوعی نسبت به سایر روش‌ها از دقت بالاتری برخوردار است.

واژه‌های کلیدی: سرریز جانبی، ضریب آبدهی، شبکه عصبی مصنوعی.

مقدمه

سرریزهای جانبی جهت برداشت مقدار معینی آب از رودخانه‌ها، کانال‌های آبیاری و مخازن سدها به‌صورت فراوان کاربرد دارند (ایوماز، ۲۰۰۵).

امروزه سرریزهای جانبی به شکل‌های مختلفی ساخته می‌شوند، که هر کدام هیدرولیک خاص خود را دارد. در این میان سرریزهای جانبی مستطیلی به خاطر سادگی و عملکرد بهترشان مورد استفاده بیشتری قرار می‌گیرند (آقایاری، ۲۰۰۵). این تأسیسات در کناره کانال اصلی ساخته شده و جریان روی آنها عموماً به‌صورت آزاد صورت می‌پذیرد. جریان روی این سرریزها هنگامی برقرار می‌شود که سطح آب در کانال اصلی بالاتر از رقوم تاج سرریز باشد. تخمین دقیق شدت جریان در

یکی از مهمترین و پیچیده‌ترین مباحث در علوم آب، تخمین میزان دبی عبوری از تأسیسات آبی می‌باشد، چرا که میزان دبی عبوری با عوامل مختلفی از قبیل شیب، زبری، سطح مقطع، رسوب و سایر مسائل ارتباط دارد. لذا ضروری است که در تأسیسات مختلف انتقال و توزیع آب تخمین دقیقی از دبی عبوری انجام پذیرد. در این میان سرریزهای جانبی از اهمیت ویژه‌ای برخوردارند، زیرا به‌طور وسیعی جهت کنترل سطح آب در پروژه‌های آبیاری، زهکشی، پخش سیلاب، بهداشت محیط، حفاظت محیط و غیره، مورد استفاده قرار می‌گیرند. علاوه بر این،

همانند ارتفاع و پهنای تاج سرریز مورد مطالعه قرار گیرد. آقاییاری (۲۰۰۵) با سه اندازه مختلف برای ارتفاع و پهنای تاج سرریز روابط آبدی المانی سرریزهای جانبی مایل و تخت را در کانالهای مستطیلی تعیین نمود. قبادیان و شفایی (۲۰۰۶) با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی به بهینه‌یابی ضریب تخلیه سرریزهای جانبی در کانالهای آبیاری پرداختند. نتایج مطالعه آنها نشان داد که شبکه‌های عصبی مصنوعی در مقایسه با سایر مدل‌ها، توانایی بیشتری در تخمین ضریب تخلیه سرریزهای جانبی دارند. با توجه به اهمیت تخمین شدت جریان در سرریزهای جانبی و همچنین توانایی شبکه‌های عصبی مصنوعی در تعیین روابط پیچیده و غیرخطی، در این مطالعه ضریب تخلیه سرریزهای جانبی تخت و مایل با استفاده از هوش مصنوعی در قالب شبکه‌های عصبی مصنوعی مورد مطالعه قرار گرفت. لذا هدف اصلی در این تحقیق بررسی و تعیین ضریب تخلیه دبی به‌صورت المانی در سرریزهای جانبی تخت و مایل لبه پهن در کانالهای مستطیلی با شیب ملایم و جریان زیر بحرانی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌باشد.

مواد و روش‌ها

آزمایش‌های موردنظر در یک کانال مستطیلی به عرض ۰/۵۰ متر و عمق ۰/۴۰ متر با شیب کف ۳:۱۰۰۰ انجام پذیرفت. طول کانال اصلی ۱۵ متر و محل کارگذاری سرریز جانبی در وسط کانال اصلی در نظر گرفته شد. در ابتدای کانال اصلی یک شبکه فلزی به منظور آرام و منظم نمودن خطوط جریان تعبیه گردید تا در طول سرریز همواره جریانی آرام عبور نماید. همچنین به موازات کانال اصلی یک کانال فرعی به طول ۸ متر، عرض ۰/۴ متر و عمق ۰/۴۰ متر آب تخلیه شده توسط سرریز جانبی را به حوضچه انتهایی منتقل می‌کرد. دو سرریز مثلثی شکل (V-notch) ۹۰ درجه از قبل واسنجی شده، واقع در حوضچه انتهایی، دبی کانالهای اصلی و فرعی (آب تخلیه شده توسط سرریز جانبی) را تعیین و در هر آزمایش با

سرریزهای جانبی به طراحی دقیق طول، ارتفاع و شیب جانبی سرریزها کمک شایانی می‌نماید و نقش مؤثری در توزیع عادلانه آب در اراضی زیر پوشش سدها و تحویل حجمی آب دارد. در طراحی پخش سیلاب و یا پروژه‌های آبیاری، چنانچه تخمین دقیقی از شدت جریان انجام نگردد و طراحی سازه براساس مقادیر نادرست صورت پذیرد، سیلاب‌های عبوری می‌توانند موجب فرسایش سطح خاک و یا تخریب سازه‌ها شوند. در طرح‌های آبیاری، تخمین کمتر از شدت جریان باعث هدر رفتن آب و تخمین زیادتیر، باعث عدم تکافوی آب آبیاری می‌گردد.

تاکنون راه حل تحلیلی کامل و ساده‌ای برای تعیین روابط حاکم بر سرریزهای جانبی به علت پیچیده بودن رفتار هیدرولیکی آنها ارائه نشده است (ایوماز، ۲۰۰۵). جریان در سرریزهای جانبی، تاکنون موضوع بررسی بسیاری از پژوهش‌ها در گذشته بوده است. با مرور بر این تحقیقات می‌توان نتیجه‌گیری کرد که اکثر محققین در مورد سرریزهای جانبی لبه تیز تحقیق کرده‌اند.

در پروژه‌های آبیاری، سرریزهای جانبی لبه پهن بیشتر به‌عنوان کنترل‌کننده تراز آب در سازه‌های حفاظتی استفاده می‌شوند. به هر حال در رابطه با سرریزهای جانبی لبه‌پهن با وجود اهمیت بسیار زیاد آن، توجه کمتری نسبت به تحقیق در خصوص ضریب آبدی آنها شده است.

لازم به ذکر است که ضریب تخلیه به‌علت تغییر خصوصیات جریان در طول سرریز متغیر می‌باشد. سوامی و همکاران (۱۹۹۴) ضریب تخلیه را به‌طور المانی در سرریزهای جانبی با تاج تخت بررسی نمودند. در این تحقیق، فقط یک حالت برای متغیرهای ارتفاع و پهنای تاج سرریز در نظر گرفته شده است. هنر (۲۰۰۲) روابط هیدرولیکی حاکم بر سرریزهای جانبی مایل را در جریان‌های زیر بحرانی و در کانالهای مستطیلی غیرمنشوری و همچنین ضریب دبی سرریزهای جانبی لبه پهن را به‌صورت المانی بررسی نمود و روابطی را ارائه کرد. اما در جهت بحث و بررسی بیشتر ضریب دبی نیاز است تا حالت و تکرارهای بیشتری از متغیرهای مؤثر

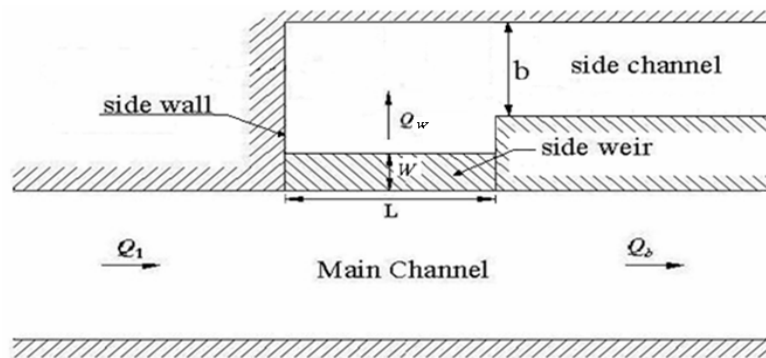
ساختار کلی شبکه‌های عصبی مصنوعی از شبکه‌های عصبی بیولوژیکی انسان الهام گرفته شده است و مدل ساده شده‌ای از سیستم عصبی مرکزی می‌باشد. مغز به‌عنوان یک سیستم پردازش اطلاعات از عناصر اصلی ساختاری به نام نرون تشکیل شده است. اجتماعی از نرون‌های به هم مرتبط، بافت‌هایی که عصب نامیده می‌شوند را می‌سازند، که اطلاعات و پیام‌ها را از یک قسمت بدن به قسمت دیگر بدن منتقل می‌کنند. شبکه‌های عصبی مصنوعی نیز شامل مجموعه‌ای از نرون‌های به هم متصل می‌باشند که به هر مجموعه از این نرون‌ها یک لایه گفته می‌شود (منهاج، ۱۹۹۸). شکل ۳ نمایش ساختار یک نرون تک ورودی می‌باشد، که در آن اعداد p و a به ترتیب ورودی و خروجی نرون هستند.

توجه به نوسانات اندک دبی از میانگین آنها در محاسبات استفاده گردید.

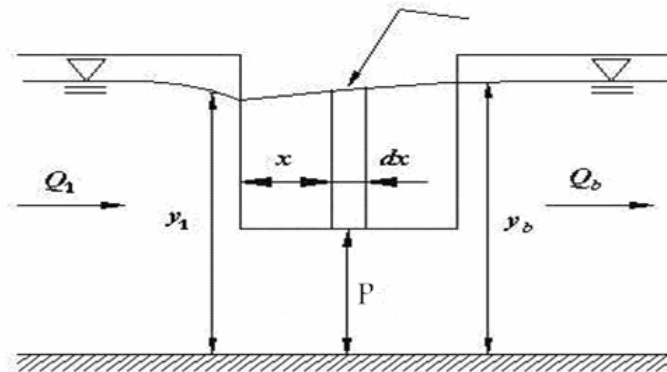
در هر آزمایش عمق و سرعت آب در طول سرریز در داخل کانال اصلی و همچنین روی سرریز جانبی در هر المان به‌منظور تغییرات مکانی دبی (Q_{we}) اندازه‌گیری گردید. لازم به ذکر است که اندازه‌گیری عمق آب توسط عمق سنج نقطه‌ای^۱ با دقت ۰/۱ میلی‌متر و اندازه‌گیری سرعت آب توسط دستگاه سرعت سنج یک بعدی^۲ مدل LP1100 با دقت ۰/۱ سانتی‌متر بر ثانیه صورت گرفت. محدوده متغیرهای استفاده شده در آزمایش‌ها برابر جدول ۱ می‌باشد و همچنین نمای پلان و مقطع سرریز جانبی در شکل‌های ۱ و ۲ ارائه گردیده است.

جدول ۱- محدوده مقادیر مختلف متغیرهای استفاده شده در آزمایش‌ها.

متغیر	طول سرریز (متر)	ارتفاع سرریز (متر)	شیب کف کانال (درصد)	دبی ورودی (لیتر بر ثانیه)	عدد فرود بالادست	پهنای تاج سرریز (متر)	تعداد المان
مقدار	۱	۰/۱۵، ۰/۱۰ و ۰/۰۵	۰/۳	۱۵-۴۵	۰/۱-۰/۷	۰/۱۰، ۰/۱۵ و ۰/۰۵	۵

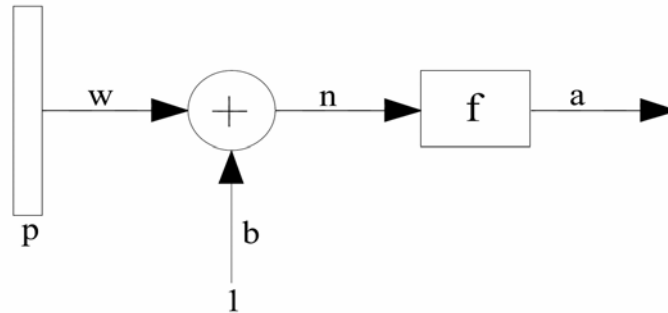


شکل ۱- پلان سرریز جانبی.



شکل ۲- مقطع سرریز جانبی.

- 1- Point gauge
- 2- Electromagnetic Current Meter



شکل ۳- مدل نرون تک ورودی.

نموده و تعداد نرون‌های آن بستگی به تعداد متغیر وابسته دارد. اما برخلاف لایه‌های ورودی و خروجی، لایه پنهان (مخفی) هیچ مفهومی را نشان نمی‌دهد و صرفاً یک نتیجه میانی در فرایند محاسبه ارزش خروجی است.

یکی از نکات مهم در شبکه‌های عصبی مصنوعی که تأثیر زیادی در فرایند یادگیری و آموزش شبکه و در نهایت عملکرد آن دارد، تعیین تعداد مناسب نرون‌های لایه مخفی است. محققین از روابط مختلفی برای تعیین تعداد نرون‌های لایه مخفی استفاده نموده‌اند. با این حال تانگ و فیشویک (۱۹۹۳)، بر این باورند که تعداد نرون‌های لایه مخفی می‌بایست برابر با تعداد نرون‌های لایه ورودی در نظر گرفته شود. در شکل ۴ شمای کلی یک مدل شبکه عصبی مصنوعی نشان داده شده است.

شبکه‌های عصبی پیش‌خور، کاربردی‌ترین نوع شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌باشند (منهاج، ۱۹۹۸)، چرا که می‌توان ثابت کرد شبکه‌های عصبی پیش‌خور با یک لایه پنهان، تابع فعال‌سازی لجستیک در لایه پنهان، تابع فعال‌سازی خطی در لایه خروجی و تعداد نرون‌های کافی در لایه پنهان، قادرند هر تابعی را با دقت دلخواه تقریب بزنند (کوان و وایت، ۱۹۹۴). به همین علت به این نوع شبکه عصبی با ساختار فوق، تقریب‌زننده جامع^۶ گفته می‌شود. بدین معنی که با تعداد کافی از واحدهای پنهان و تعداد مناسب نرون در این لایه، شبکه تقریباً می‌تواند هر تابع خطی یا غیرخطی را با یک سطح دلخواه از دقت، تقریب بزند. بر این اساس در این مطالعه از شبکه عصبی پیش‌خور استفاده شد.

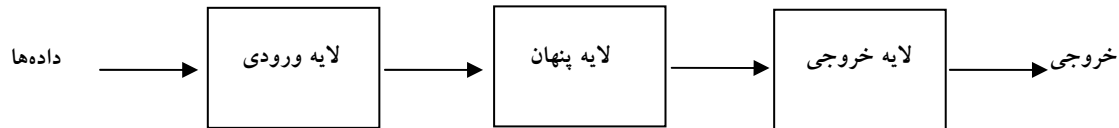
میزان تأثیر p روی a به وسیله مقدار عدد w تعیین می‌شود. ورودی دیگر مقدار ثابت ۱ است که در جمله اریب b ضرب شده و سپس با wp جمع می‌شود. این حاصل جمع ورودی خالص^۱ n برای تابع تبدیل یا فعال‌سازی^۲ (محرک) f ، است. بدین ترتیب خروجی نرون به صورت معادله (۱) تعریف می‌شود:

$$a = f(wp + b) \quad (1)$$

پارامترهای w و b قابل تنظیم می‌باشند و تابع محرک f نیز توسط طراح انتخاب می‌شود. براساس انتخاب f و نوع الگوریتم یادگیری، پارامترهای w و b تنظیم می‌گردند. در حقیقت یادگیری به این معنی است که w و b طوری تغییر کنند که رابطه ورودی و خروجی نرون با هدف خاصی مطابقت نماید. در نهایت برای ایجاد لایه‌ها، نرون‌ها به وسیله توابع فعال‌سازی (محرک) به یکدیگر متصل می‌گردند.

شبکه‌های عصبی مصنوعی علی‌رغم تنوع، از ساختار مشابهی برخوردار می‌باشند (منهاج، ۱۹۹۸). یک شبکه عصبی معمولاً از سه لایه ورودی^۳، پنهان^۴ و خروجی^۵ تشکیل شده است (کوان و وایت، ۱۹۹۴). لایه ورودی فقط اطلاعات را دریافت کرده و مشابه متغیر مستقل عمل می‌کند. بنابراین تعداد نرون‌های لایه ورودی براساس طبیعت مسئله تعیین می‌شود و بستگی به تعداد متغیرهای مستقل دارد. لایه خروجی نیز همانند متغیر وابسته عمل

-
- 1- Net Input
 - 2- Transfer or Activation Function
 - 3- Input Layer
 - 4- Hidden Layer
 - 5- Output Layer



شکل ۴- شمای کلی یک مدل شبکه عصبی مصنوعی.

خطا (MAPE) استفاده شد. این معیار را می‌توان به صورت رابطه (۲) نشان داد.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{e_i}{Y_i} \right| \times 100 \quad (2)$$

که در آن:

e_i : اختلاف بین مقادیر مشاهده‌ای و محاسبه‌ای (خطا)

Y_i : مقادیر مشاهده‌ای

n : تعداد کل داده‌ها

هر چه مقدار معیار درصد میانگین مطلق خطای محاسباتی کمتر باشد، میزان دقت روش بیشتر خواهد بود. به عبارت دیگر مقادیر نزدیک به صفر حاکی از خطای کم مدل پیشنهادی است.

نتایج و بحث

در این مطالعه برای تخمین ضریب دبی سرریزهای جانبی در دو حالت تخت و مایل از شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون که در زمره کاربردی‌ترین شبکه‌های عصبی پیش‌خور می‌باشد، استفاده شد. با توجه به نتایج به دست آمده از مطالعه آقایی (۲۰۰۵)، که در مقایسه با سایر مطالعات انجام شده در این زمینه از خطای کمتری برخوردار است، ضریب دبی مکانی سرریز جانبی تخت (Cd_e) تابعی از نسبت ارتفاع سرریز به عمق آب کانال در ابتدای سرریز جانبی ($\frac{P}{Y}$)، نسبت عمق آب روی تاج سرریز در انتهای سرریز جانبی به طول سرریز ($\frac{Y_1 - P}{L}$)، نسبت عمق آب روی تاج سرریز در انتهای سرریز جانبی به پهنای سرریز ($\frac{Y_1 - P}{W}$) و نسبت طول از ابتدای سرریز جانبی به طول سرریز ($\frac{X}{L}$)، در نظر گرفته شد.

در سرریزهای جانبی مایل نیز رابطه مناسب ضریب تخلیه تابعی از عدد فرود در ابتدای سرریز (F_{r1})، نسبت

به منظور طراحی و آموزش یک شبکه عصبی مصنوعی می‌بایست داده‌ها را به دو مجموعه مختلف به نام نمونه آموزشی^۱ و نمونه آزمایشی^۲ تقسیم نمود. چرا که استفاده از داده‌های آموزشی و آزمایشی برای طراحی شبکه ضروری می‌باشد (ژانگ و همکاران، ۱۹۹۸). نمونه آموزشی، مجموعه‌ای از ورودی‌ها و خروجی‌های شبکه است که از آن برای آموزش یک کار خاص به شبکه، استفاده می‌شود. پس از آموزش شبکه و توقف فرآیند یادگیری، از نمونه آزمایشی برای بررسی کارایی شبکه استفاده می‌گردد.

اکثر محققین نمونه‌های آموزشی و آزمایشی را با یکی از قاعده‌های ۹۰ درصد در برابر ۱۰ درصد، ۸۰ درصد در برابر ۲۰ درصد و یا ۷۰ درصد در برابر ۳۰ درصد، انتخاب نموده‌اند. البته انتخاب هر قاعده بستگی به نوع مسئله دارد. اما تحقیقات مختلف نشان داده است هرچه تعداد نمونه آموزشی افزایش یابد، عملکرد شبکه در زمینه پیش‌بینی، بهبود می‌یابد (ژانگ و همکاران، ۱۹۹۸).

در این مطالعه نیز از حدود ۹۰ درصد داده‌ها به عنوان نمونه آموزشی و از ۱۰ درصد دیگر به عنوان داده‌های آزمایشی استفاده شد. بر این اساس از مجموع ۲۱۰ داده استخراج شده مربوط به سرریز جانبی تخت، ۱۹۰ داده برای آموزش شبکه و ۲۰ داده دیگر که به طور تصادفی انتخاب شدند، جهت آزمون دقت پیش‌بینی نتایج شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد. همچنین از مجموع ۳۰۰ داده استخراج شده مربوط به سرریز جانبی مایل، ۲۷۵ داده برای آموزش و ۲۵ داده برای آزمایش استفاده گردید.

به منظور مقایسه قدرت تخمین روش شبکه عصبی مصنوعی با سایر الگوها از معیار درصد میانگین مطلق

- 1- Train Sample
- 2- Test Sample

پهنای سرریز به عمق آب در ابتدای سرریز $(\frac{W}{Y_1})$ ، نسبت ارتفاع سرریز در ابتدای سرریز به عمق آب در انتهای سرریز $(\frac{P_1}{Y_2})$ و نسبت عمق آب بالای تاج سرریز روی سرریز به پهنای سرریز $(\frac{Y-P}{W})$ در المان مربوطه در نظر گرفته شد. بر این اساس شبکه‌های طراحی شده برای سرریزهای جانبی تخت و مایل به صورت روابط (۳) و (۴) می باشند.

$$Cd_e = f(\frac{P}{Y_1}, \frac{Y_1-P}{L}, \frac{Y_1-P}{W}, \frac{X}{L}) \quad (۳) \text{ (سرریز تخت)}$$

$$Cd_e = f(F_r, \frac{W}{Y_1}, \frac{P_1}{Y_2}, \frac{Y-P}{W}) \quad (۴) \text{ (سرریز مایل)}$$

لذا با توجه به تعداد متغیرهای مستقل، تعداد نرون‌های لایه ورودی هر شبکه برابر با چهار در نظر گرفته شد. تعداد نرون‌های لایه مخفی نیز برابر با تعداد نرون‌های لایه ورودی (چهار نرون) در نظر گرفته شد. از توابع لجستیک و تانژانت سیگموئیدی در لایه مخفی و از تابع خطی با یک نرون در لایه خروجی استفاده گردید.

در نهایت با بهره‌گیری از الگوریتم پس‌انتشار خطا هر شبکه ۲۰ بار آموزش داده شد. در نهایت با استفاده از معیار دقت MAPE، بهترین شبکه جهت پیش‌بینی ضریب دبی انتخاب شد. شبکه‌های طراحی شده برای سرریزهای تخت و مایل با توابع مختلف لجستیک و تانژانت سیگموئیدی نیز با استفاده از نرم افزار MATLAB 6.5 برآورد گردید.

نتایج به‌دست آمده حاکی از آن است که شبکه طراحی شده برای سرریزهای جانبی تخت با چهار نرون در لایه ورودی و چهار نرون در لایه مخفی و تابع تانژانت سیگموئید در لایه مخفی دارای MAPE معادل با ۳/۳۸ درصد است. همچنین شبکه طراحی شده برای سرریزهای جانبی مایل با چهار نرون در لایه ورودی و مخفی و تابع

تانژانت سیگموئید در لایه مخفی دارای MAPE برابر با ۶/۲۳ درصد می‌باشد. به‌منظور بررسی دقیق‌تر و مقایسه شبکه عصبی مصنوعی با سایر مطالعات، نتایج به‌دست آمده با سایر مدل‌های پیشنهادی محققین مقایسه گردید، که نتایج آن در جدول ۲ آورده شده است.

مقایسه نتایج جدول ۲ نشان می‌دهد که از میان مطالعات انجام شده، مدل آقاییاری (۲۰۰۵) با درصد میانگین مطلق خطای ۴/۴۹ و ۶/۴۱ درصد به‌ترتیب برای سرریزهای جانبی تخت و مایل، کمترین خطا را در پیش‌بینی دبی سرریزهای جانبی دارد. با این حال شبکه‌های عصبی مصنوعی قادرند دبی سرریزهای جانبی تخت و مایل را با درصد میانگین مطلق خطای ۳/۳۸ و ۶/۲۳ درصد پیش‌بینی کنند که کمتر از کلیه مدل‌های پیشنهادی در این زمینه است.

مطابق رابطه ۲، در محاسبه درصد میانگین مطلق خطا، ابتدا قدرمطلق حاصل تقسیم خطا بر مقادیر مشاهده‌ای محاسبه می‌گردد. به همین منظور در ستون‌های سوم و چهارم جدول ۲ حداکثر و حداقل مقادیر این قدر مطلق جهت تحقیقات مختلف محاسبه و ارائه شده است. مقایسه این مقادیر در مطالعات مختلف حاکی از آن است که اگر چه در برخی از موارد حداکثر و حداقل این معیار محاسباتی برای شبکه عصبی مصنوعی بیشتر از سایر مطالعات است، اما متوسط مقادیر محاسباتی و به عبارتی درصد میانگین مطلق خطای روش شبکه عصبی مصنوعی کمتر از سایر روش‌ها است. لذا می‌توان بیان داشت که شبکه‌های عصبی مصنوعی قادرند دبی سرریزهای جانبی را بدون توجه به نوع سرریز (تخت یا مایل بودن آن) دقیق‌تر از سایر مدل‌های موجود در این زمینه پیش‌بینی نمایند.

جدول ۲- مقایسه ضریب دبی تخمینی و مشاهده‌ای با استفاده از مدل‌های محققین مختلف.

نام محقق	MAPE (درصد)	حداکثر	حداقل	نوع سرریز جانبی
سویرا مانیا و آواستی (۱۹۷۲)	۱۴/۳۹	۳۸/۲۱	۰/۳۵	تخت
یوتک (۱۹۷۲)	۱۲/۲۸	۳۵/۷۳	۰/۲۶	تخت
رانگاراچو و همکاران (۱۹۷۷)	۱۶/۵۳	۴۰/۷۲	۰/۲۷	تخت
هیگر (۱۹۸۷)	۹/۱۳	۲۱/۹۵	۰/۵۵	تخت
سوامی و همکاران (۱۹۹۴)	۱۰/۵۱	۱۱۲/۴۶	۰/۰۰	تخت
برقی و همکاران (۱۹۹۹)	۱۷/۷۰	۵۴/۵۱	۰/۵۶	تخت
هنر (۲۰۰۲)	۱۵/۴۶	۱۳۶/۲۵	۰/۰۵	مایل
آقایاری (۲۰۰۵)	۴/۴۹	۹/۲۴	۲/۲۲	تخت
آقایاری (۲۰۰۵)	۶/۴۱	۲۳/۹۴	۰/۰۲	مایل
شبکه عصبی مصنوعی	۳/۳۸	۹/۵۹	۰/۲۶	تخت
شبکه عصبی مصنوعی	۶/۲۳	۱۵/۹	۰/۲۳	مایل

منابع

1. Aghayari, F. 2005. Determination of elementary discharge coefficient equation for broad crested inclined side weirs in rectangular channel. M. Sc. Thesis, Shiraz University, Shiraz, Iran.
2. Borghei, S.M., Jalili, M.R., and Ghodsian, M. 1999. Discharge coefficient for sharp-crested side weir in subcritical flow. *J. Hydr. Engrg.* 125: (10): 1051-1056.
3. Ghobadian, R. and Shafaei Bejestan, M. 2006. Optimization of discharge coefficient of side weir in irrigation channel using artificial neural networks. The First National Conference on Irrigation and Drainage Networks Management, Ahvaz, Iran, May 2006. pp: 75-83.
4. Hager, W.H. 1987. Flow over side weir in circular channel. *J. Hydr. Engrg.* 113 (3): 685-688.
5. Honar, T. 2002. Hydraulic algorithm of inclined side weir in non-prismatic channel. Ph. D. Thesis, Shiraz University, Shiraz, Iran.
6. Kuan, C.M., and White, H. 1994. Artificial neural networks: An econometric perspective. *Econometric Reviews*, 13: 1-91.
7. Menhaj, M.B. 1998. Fundamentals of neural networks (Computational intelligent). Allame Tabatabaei Press, 502p.
8. Ranga Raju, K.G., Parasad, B., and Gupta, S.K. 1977. Viscosity and surface tension effect on weir flow. *J. Hydr. Engrg.* 103 (10): 1227-1231.
9. Subramanaya, K., and Awasthy, S.C. 1972. Spatially varied flow over side-weirs. *J. Hydr. Engrg.* 98 (1): 1-10.
10. Swamee, P.K., Pathak, S.K., and Ali, M.S. 1994. Side-weir analysis using elementary discharge coefficient. *J. Irrig. and Drain. Engrg.* 120 (4): 742-755.
11. Tang, Z., and Fishwick, P.A. 1993. Feedforward neural nets as a model for time series forecasting. *ORSA Journal on Computing*, 5: 374-385.
12. Uyumaz, A. 2005. Discharge control by a side weir in a triangular main channel. 10th International Conference on Urban Drainage, Copenhagen, Denmark.
13. Yu-Tech, L. 1972. Spatially varied flow over side weirs, *J. Hydr. Engrg.* 98 (11): 2046-2048.
14. Zhang, G., Patuwo, B.E., and Hu, M.Y. 1998. Forecasting with artificial neural network: The state of art. *International Journal of Forecasting*, 14: 35-62.

Estimation of side weir discharge coefficient by artificial neural network

***T. Honar¹ and M.H. Tarazkar²**

¹Assistant Prof., Dept. of water engineering, Shiraz University, Iran, ²Faculty member of Agricultural and Natural Resource College, Shiraz University, Iran

Abstract

Side weir is a hydraulic structure which is widely used in irrigation and drainage systems for water conservation and intake. An important factor in this structure is the estimation of overflow, which many investigators have been discussing for a particular range of selected variables. Several relationships have been developed which represent different conditions. In this study by using laboratory data, artificial neural networks technique was used to analyze discharge coefficient of inclined and flat side weir crest. For added accuracy of tests of estimation results by neural network, 90 percent of data were used for training and 10 percent for validation. The results showed that neural network method can estimate discharge coefficient more accurate than other investigation methods.

Keywords: Side weir; Discharge coefficient; Artificial neural network.