

مدلسازی ظرفیت آبدهی سرریزهای جانبی واقع بر کانالهای همگرا به کمک استفاده از ماشین آموزش نیرومند

سهراب زارعی^۱، فریبرز یوسفوند^۲

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی کشاورزی گرایش منابع آب، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد کرمانشاه، کرمانشاه، ایران
۲- استادیار گروه مهندسی آب، دانشگاه آزاد اسلامی واحد کرمانشاه، کرمانشاه، ایران

چکیده

به طور کلی سرریزهای جانبی برای تنظیم و اندازه گیری جریان درون کانالهای باز مورد استفاده قرار میگیرند. در این مطالعه ضریب دبی سرریزهای جانبی واقع بر کانالهای همگرا توسط ماشین آموزش نیرومند شبیه سازی شد. ماشین آموزش نیرومند یک الگوریتم هوش مصنوعی برای پیش بینی پدیدههای پیچیده است. همچنین از شبیه سازی های مونت کارلو و روش اعتبار سنجی ضربدری برای ارزیابی دقت مدل عددی استفاده گردید. سپس با توجه به پارامترهای موثر بر روی ضریب دبی شش مدل مختلف ماشین آموزش نیرومند تولید شد. در ادامه تعداد نرون های لایه مخفی با استفاده از روند سعی و خطا انتخاب گردید. سپس بهینه ترین تابع فعال سازی برای ماشین آموزش نیرومند بدست آمد. همچنین با انجام تحلیل حساسیت مدل برتر معرفی شد. این مدل تابعی از کلیه پارامترهای ورودی بود. برای این مدل مقدار ضریب تبیین و خطای مطلق متوسط به ترتیب مساوی با 0.963، 0.027 محاسبه گردید. با توجه به نتایج تحلیل حساسیت، عدد فرود جریان در پائین دست سرریز جانبی به عنوان موثرترین پارامتر ورودی شناسایی شد.

واژه های کلیدی: سرریز جانبی، کانال همگرا، ضریب دبی، ماشین آموزش نیرومند، تحلیل حساسیت

مقدمه

محاسنی نیز می باشند که کاربرد آنها را توجیه پذیر می کند. یکی از این نوع سازه های هیدرولیکی سرریز جانبی است، سرریز جانبی عبارت است از یک سازه آبی با جریان آزاد که در کناره کانال و به موازات یا متعام با آن تعبیه میشود و اجازه میدهد تا در مواقعی که ارتفاع آب بالاتر از تاج سرریز است مقداری آب از روی آن خارج شود (حسینی و ابریشمی؛ 1384). سرریزهای جانبی، از نقطه نظر هیدرولیکی با مشکلاتی مواجه بوده و در مقابل از لحاظ اجرایی نیز دارای محدودیت میباشند. هیدرولیک پیچیده جریان عبوری از روی سرریز جانبی، تلفات زیاد انرژی، آشفتگی بالا و اعمال ضربات شدید جریان بر کف و دیوارهای کانال جانبی و ... راندمان این نوع از سازه های هیدرولیکی را کاهش میدهد. اما این نوع سرریزها دارای محاسنی

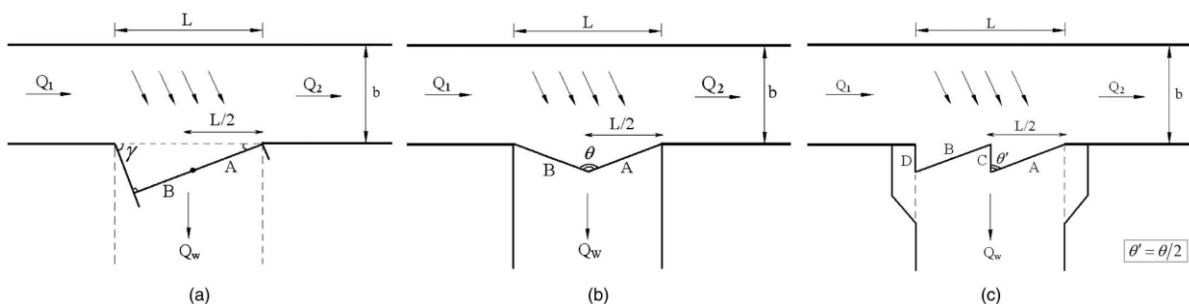
یکی از مهمترین منابع فراهم کننده آب و انرژی برای طبیعت و انسان رودخانه می باشند. انحراف آب از مسیر اصلی آن برای مقاصد مختلف از جمله کنترل سطح آب در سیستم کانالهای آبیاری و زهکشی و در پروژه های حفاظت سیلاب برای خارج نمودن آب اضافی به درون کانال تخلیه و همچنین در سیستم های زهکشی شهری توسط سرریزهای جانبی صورت میگیرد. علاوه بر این سرریزهای جانبی برای برداشت مقدار معینی آب از رودخانه ها و مخازن سدها و کانالهای آبیاری به طور پیوسته و به صورت ثقلی از اهمیت ویژه ای برخوردارند. سرریزهای جانبی، نه تنها از نظر هیدرولیکی کارایی خوبی ندارند، بلکه از نظر اقتصادی نیز ارزان تمام نمی شود. البته دارای

بهره برداری آمادگی داشته باشد. نوع کانال) مستقیم یا قوسی (شکل هندسی کانال، طول سرریز و ارتفاع تاج سرریز به عنوان پارامترهای هندسی و عدد فرود بالا دست، نسبت دبی کانال آبیگری به دبی کانال اصلی) نسبت آبیگری (به عنوان پارامترهای هیدرولیکی از جمله عوامل اثر گذار هستند که منجر به تفاوت رفتار سرریزها با یکدیگر میشوند. بر این اساس در این بخش ابتدا مطالعات پیشین در مورد الگوی جریان آبیگری جانبی بدون حضور سرریز از مسیر مستقیم مرور خواهد شد و در ادامه، مطالعات انجام شده توسط محققین در مورد الگوی جریان کانالهای مستقیم دارای سرریز جانبی و در نهایت سرریز جانبی در کانال قوسی مورد بررسی قرار خواهد گرفت.

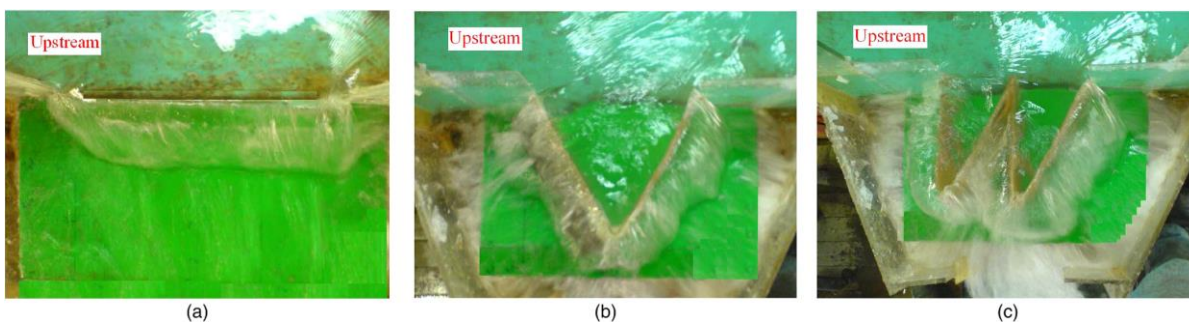
در این مطالعه، ظرفیت آبیگری سرریزهای جانبی واقع بر کانالهای همگرا با استفاده از مدل ماشین آموزش نیرومند مدلسازی میشود. به طور کلی این مطالعه دارای دو جنبه نوآوارانه میباشد. اول اینکه بررسی عددی ضریب دبی سرریزهای مستطیلی واقع بر مجاری همگرا تاکنون مورد بررسی قرار نگرفته است. دوم اینکه ماشین آموزش نیرومند جز مدلهای عددی جدید است که تاکنون در این زمینه بکار گرفته نشده است

پروانه و همکاران (2012) جریان عبوری از روی سرریزهای جانبی مستطیلی، زیگزاگی متقارن و زیگزاگی غیر متقارن را به صورت آزمایشگاهی مورد بررسی قرار دادند. در شکل 1- طرح کلی مدل آزمایشگاهی پروانه و همکاران (2012) به تصویر کشیده شده است. همچنین در شکل 15-2 رفتار جریان عبوری از روی تاج سرریز جانبی در شرایط مختلف تاج نشان داده شده است.

هستند که کاربرد آنها را در شرایط خاصی توجیه میکند. این سرریزها، عمدتاً در مواردی مورد استفاده قرار میگیرند که کاربرد سرریز اوجی امکان پذیر نباشد (در سدهای خاکی و یا سنگریزهای که عبور جریان از روی بدنه سد مجاز نمیشود (و از طرفی شرایط محل ساختگاه، استفاده از سرریز جانبی را توجیه نماید (محمودی نیا؛ 1391) سرریزهای جانبی بعنوان یکی از سازه های هیدرولیکی مهم در شبکه های آبیاری و زهکشی، سیستم های دفع فاضلاب شهری و کنترل سیلاب مورد استفاده گسترده قرار میگیرند. تئوری حاکم بر سرریزهای جانبی برگرفته از تئوری جریانهای متغیر مکانی با کاهش دبی است در مواردی که محدود کردن ارتفاع طراحی سرریز با طولانی تر شدن تاج سرریز همراه باشد و تکیه گاه ها دارای شیب تند و بصورت پرتگاه باشند، انتخاب سرریزهای جانبی می تواند بهترین گزینه باشد. همچنین در مواردی که لازم است تأسیسات کنترل به کانال یا تونل تخلیه باریکی وصل شود، سرریز جانبی می تواند مورد توجه قرار گیرد. سدهایی (خاکی و بتنی) بسیاری در ایران از سرریز جانبی بهره گرفتند که می توان به: سد مخزنی رئیس علی دلواری در استان بوشهر، سد نمرود در فیروز کوه استان تهران، سد ونیار در استان آذربایجان شرقی، سد شهریارو سد شهرچای در استان آذربایجان غربی شهرستان میانه، سد نهرین طبس در خراسان شمالی، سد کارون 4 شهرکرد در استان چهارمحال بختیاری و... اشاره کرد. سرریز جانبی که از قدیمیترین سازه های هیدرولیکی ساخته بشر است، از جمله وسایلی است که برای تنظیم جریان آب به کار میرود. با توجه به حساس بودن و کاربرد فراوان این سازه ای آب در بخشهای مختلف، سرریز جانبی باید سازه ای قوی، مطمئن و با راندمان بالا بوده تا هر لحظه برای



شکل ۱- طرح کلی مدل آزمایشگاهی پروانه و همکاران (2012)



شکل ۲- رفتار جریان عبوری از روی تاج سرریز جانبی در شرایط مختلف تاج مدل آزمایشگاهی پروانه و همکاران (2012)

۱- جمع آوری مجموعه کافی از ورودی ها و خروجی های مدل مورد نظر.

۲- انتخاب تعدادی از این مجموعه به عنوان مجموعه آموزشی و بقیه به عنوان آزمایشی.

۳- وارد کردن ورودیهای مجموعه آزمایشی به شبکه عصبی طراحی شده و ثبت خروجیهای محاسبه شده.

۴- مقایسه خروجیهای محاسبه شده با خروجیهای واقعی و محاسبه خطای مدل.

۵- محاسبه خطاهای گام 4 به ازای نسبتهای مختلف مقادیر آموزشی و آزمایشی.

۶- انتخاب تعداد مناسب مجموعه آموزشی.

۷- تکرار مراحل فوق با تغییر ساختار شبکه تا رسیدن به شبکههای با کمترین خطا.

با توجه به اینکه یادگیری یک نگاشت مفروض، از روی ارائه مجموعه داده های یادگیری ورودی خروجی صورت می گیرد، لذا در انتخاب و نحوه ارائه داده ها به شبکه عصبی بایستی دقت نمود. چون در حقیقت

مواد و روش ها

یکی از شیوه های جدید محاسباتی در علوم رایانه، بکارگیری ماشینی و هوش مصنوعی، محاسبات نرم است. در تمامی این زمینه ها به مطالعه، مدل سازی و آنالیز پدیده های بسیار پیچیده ای نیاز است که شیوه های علمی دقیق در گذشته به حل آسان، تحلیلی و کامل آنها موفق نبوده اند. تلاشهای زیادی در جهت توسعه تکنیکی که به الگوریتم و قوانین تکاملی نیاز نداشته باشد و از پیچیدگی های نرم افزارهای موجود کاهش دهد، انجام شده است. نتیجه این تلاشها تکنیک محاسبات عصبی میباشد و شبکه های که با کمک اجزای تحلیلیگر موازی این محاسبات را انجام می دهد، شبکه عصبی مصنوعی، نام دارد.

الگوریتم ارائه شده برای انجام مدلسازی با شبکه های عصبی در نگاشت تابع به طور عام و به طور خاص در نگاشت ارتباط غیرخطی پیش بینی های هیدرولوژیکی، دارای هفت مرحله است:

باشد، امکان افتادن نرون به حالت اشباع خیلی کم می‌گردد.

- تعداد نرون های لایه میانی

چنانچه برای لایه میانی شبکه های پرسپترون چندلایه به اندازه کافی نرون در نظر گرفته شود، این شبکه ها قادر به تقریب مناسب هر تابعی می باشند. هرچه پیچیدگی تابع بیشتر بوده و تابع دارای نقاط عطف بیشتری باشد، مقدار نرون های لایه میانی را نیز می بایست بیشتر در نظر گرفت اما باید توجه نمود که تعداد پارامترهای قابل تنظیم شبکه از تعداد داده های یادگیری کمتر باشد تا شبکه دچار آموزش بیش از حد نشود و بتواند به خوبی عمل تعمیم را انجام دهد. یادگیری بیش از حد بدین معناست که شبکه به جای یادگیری رابطه بین داده های ورودی و خروجی تنها این داده ها را حفظ نماید و در برابر مثالی که قبلاً ندیده است نمی تواند خروجی مناسب ارائه نماید. در حالت کلی نمی توان در مورد تعداد مناسب نرون های لایه میانی اظهار نظر قطعی نمود بطوریکه ک عموماً به صورت سعی و خطا انجام می شود.

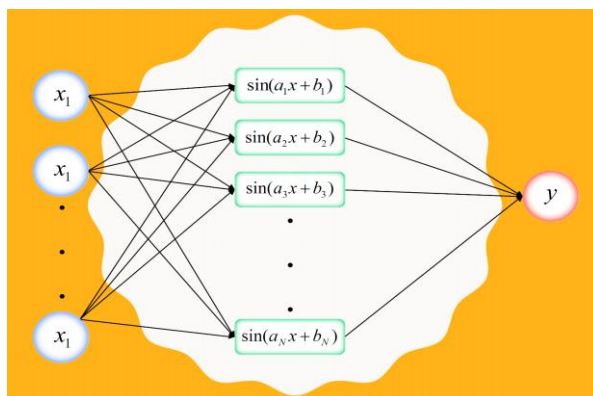
- ماشین آموزش قدرتمند

روش ماشین آموزش قدرتمند یک الگوریتم جدید بر مبنای شبکه های عصبی پیشخور تک لایه است که برای اولین بار توسط هوآنگ و همکاران (2006) ارائه شده است. مطالعات ارائه شده در این زمینه مزیت های این روش نسبت به شبکه عصبی های دیگر مانند شبکه عصبی پرسپترون چند لایه و ماشین بردار پشتیبان را نشان داده اند. استفاده از روش ماشین آموزش قدرتمند بسیار ساده است بطوریکه نیاز به تنظیم هیچ گونه پارامتری جز تعریف معماری شبکه نمیباشد. بنابراین بسیاری از پیچیدگیهای موجود در الگوریتمهای گرادینانی مانند بهینه محلی، تکرارهای آموزش و نرخ آموزش در این الگوریتم وجود ندارد. علاوه بر این، ثابت شده است که روش ماشین آموزش

در پروسه یادگیری از اطلاعات موجود در نمونههای یادگیری جهت فهم و استنتاج نگاشت مفروض و پیاده سازی تقریبی آن استفاده می شود. از این جهت ترتیب ارائه داده های یادگیری به شبکه باید به گونهای باشد که شبکه از امکان برابر برای یادگیری همه داده ها برخوردار باشد. از آنجا که دامنه تابع زیگموئید شامل کلیه اعداد حقیقی می باشد، در مورد اعداد ورودی به شبکه هیچ محدودیتی وجود ندارد. در عین حال برای جلوگیری از اشباع زود هنگام نرون ها بایستی ورودی خالص آنها در محدوده خطی تابع زیگموئیدی قرار بگیرد. و این امر به معنای محدود کردن دامنه تابع زیگموئیدی در بازه $[1 -1]$ است. از آنجا که وزن اتصالات ورودی نرون معمولاً در بازه $[0.5 -0.5]$ انتخاب می شود، با تنظیم داده های ورودی در یک محدوده خاص می توان ورودی خالص نرون ها را در محدوده مطلوب قرار داد و از اشباع زود هنگام نرون ها جلوگیری کرد. در اغلب موارد داده های ورودی در محدوده $[1 -1]$ تنظیم میشوند. در مواردی که اطلاعات اولیه در مورد فضای برداری ورودی های شبکه موجود است، مناسب تر است جهت انتخاب بهتر مقادیر اولیه شبکه مورد استفاده قرار گیرد و اما در حالتی که هیچ اطلاعاتی در مورد فضای برداری ورودی موجود نیست، معمول این است که مقادیر کوچکی را بطور تصادفی انتخاب نمود. انتخاب اولیه نادرست پارامترهای شبکه منجر به گیر افتادن در آغاز راه در نقاط کمینه محلی در فضای برداری پارامترهای شبکه میگردد که این خود باعث می شود شبکه خیلی زودتر از معمول به موضعی بیفتد که منحنی یادگیری شبکه برای تعداد زیادی از دفعات تکرار، تغییر نکند. پدیده دیگری که اتفاق می افتد یادگیری بسیار کند شبکه می باشد، به گونهای که پس از رسیدن به نقطه ای از زمان، دیگر تغییر قابل ملاحظه ای در میزان میانگین مربعات خطا رخ نمی دهد. پس اگر انتخاب مقادیر پارامترها در یک محدوده کوچکی از مقادیر

مخفی به صورت تصادفی تولید میشوند و یک راه حل بهینه منحصر به فرد با تعیین تعداد نرون های لایه مخفی در طول فرایند آموزش، حاصل میشود. اگر m تعداد نودها در لایه ورودی، M تعداد نودها در لایه مخفی و n تعداد نودها در لایه خروجی، b_i بایاس و $g(x)$ تابع فعالسازی نرونهای لایه مخفی باشد، برای N نمونه مجزا دلخواه، مدل آموزش شبکه توسط ماشین آموزش قدرتمند به صورت شکل زیر ارائه میشود.

قدرتمند نسبت به نسبت به الگوریتمهای گرادیانی مانند پسانتشار خطا ماشین بردار پشتیبان، از سرعت بسیار بالاتری برخوردار است. بطوریکه در روش ماشین آموزش قدرتمند، اغلب آموزشها در مدت زمان چند ثانیه و یا در موارد بسیار پیچیده با تعداد دادههای زیاد که مدلسازی آنها با شبکههای عصبی کلاسیک به آسانی انجام نمیشود، در حدود چند دقیقه انجام میشود (سانچز-موندرو و همکاران، 2014) در روش ماشین آموزش قدرتمند، بردار وزن با لایه ورودی و لایه مخفی در ارتباط است. همچنین نرونهای اولیه در لایه



شکل ۳- مدل ماشین قدرتمند

- خروجی تابع بایاس شعاعی با توجه به فاصله از برخی نقاط بنام مبدا پایه گذاری شده است.
 - تابع بایاس مثلثی را میتوان بعنوان تابع انتقالی نرونها بکار برد. این تابع خروجی لایه را از ورودی داده شده آنها را محاسبه می کند.
- رابطه فوق را میتوان به شکل ماتریسی زیر بازنویسی کرد:

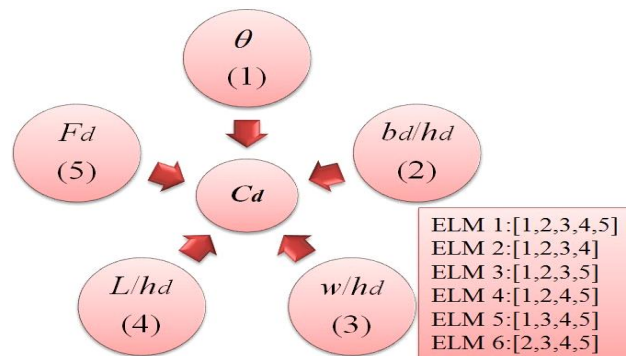
- تابع سینوسی مقدار واقعی را اعمال میکند مقدار واقعی آن بین -1 و $+1$ بازده دارد.
- سیگموئید تابع پیوسته است که بتدریج بین مقادیر صفر و 1 و یا -1 و $+1$ تغییر میکند.
- هنگامی که نرون ها از تابع انتقال) هارد لیمیت (استفاده میکنند اگر به ورودی خالص آستانه دست پیدا کنند خروجی آنها 1 است در غیر اینصورت خروجی آنها صفر است.

$$T = \begin{bmatrix} t_1^T \\ \mathbf{M} \\ t_L^T \end{bmatrix}_{N \times m} \text{ and } \beta = \begin{bmatrix} \beta_1^T \\ \mathbf{M} \\ \beta_L^T \end{bmatrix}_{L \times m} \quad H\beta = T$$

نباید در طول فرآیند آموزش مدل تنظیم شوند بلکه مقادیر تصافی مختلفی به آنها اختصاص داده میشود.. بنابراین، روش ماشین آموزش قدرتمند را میتوان به صورت مراحل زیر، خلاصه کرد:

- ۱- تولید بایاسهای لایه مخفی (b) و بردار وزن (w) که به صورت تصادفی تولید میشود، جهت برقراری ارتباط میان لایه ورودی و لایه مخفی
- ۲- محاسبه ماتریس خروجی لایه مخفی (H)
- ۳- محاسبه وزن خروجی

الگوریتم ماشین آموزش قدرتمند یک شبکه عصبی پیشخور تک لایه با L نرون است بطوریکه توانایی آموزش شبکه برای تقریب N نمونه مختلف با خطای نزدیک به صفر را داراست (هوآنگ و همکاران 2006a) اگر تعداد نرونهای مخفی (L) کمتر از تعداد نمونههای مجزا (N) باشد نیز ELM توانایی اختصاص دادن پارامترهای تصادفی به نودهای مخفی و محاسبه وزن خروجی با استفاده از شبه معکوس H با خطای بسیار کم ($\epsilon > 0$) را داراست. پارامترهای نودهای مخفی در ماشین آموزش قدرتمند (a_i & b_i)،



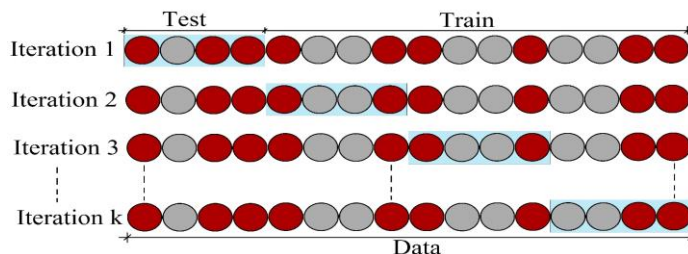
شکل ۴- نحوه ترکیب پارامترهای ورودی برای مدل‌های ماشین آموزش نیرومند

که در آن تعداد زیادی متغیر با درجه آزادی‌های دو به دو مرتبط وجود دارد مفید است. در مطالعه حاضر، الگوریتم‌های انفیس، ژنتیک و بهینه‌سازی ازدحام ذرات دارای یک سری ضرایب دارند که در هر بار تکرار یک جواب ارائه می‌نمایند. به طور کلی هدف از روش مونت کارلو تنظیم نمودن ضرایب مذکور در یک محدوده ثابت است که در مرحله آخر میانگین تمامی اجراها (مثلاً 1000 اجرا) (به عنوان مقادیر بهینه‌سازی شده ارائه می‌شود. در صورت عدم استفاده از روش مونت کارلو هر مرحله، مقادیر ضریب مذکور تغییر کرده و از الگوی خاصی پیروی نخواهند کرد. به طور کلی مونت کارلو یک الگوریتم است که جهت بهینه‌سازی ضرایب مورد استفاده در سایر الگوریتم‌های در محیط زبان برنامه‌نویسی اجرا میشود و توزیع آماری

همچنین در این مقاله برای بررسی توانایی مدل‌های عددی از شبیه‌سازی‌های مونت کارلو استفاده میشود. روش مونت کارلو یک طبقه از الگوریتم‌های محاسبه گر می‌باشد که برای محاسبه نتایج خود بر نمونه‌گیری‌های تکرار شونده تصادفی اتکاء می‌کنند. روش‌های مونت کارلو اغلب زمان انجام شبیه‌سازی یک سامانه ریاضیاتی یا فیزیکی استفاده می‌شوند. به دلیل اتکای آن‌ها بر محاسبات تکراری و اعداد تصادفی یا تصادفی کاذب، روش‌های مونت کارلو اغلب به گونه‌ای تنظیم می‌شوند که توسط رایانه اجرا شوند. گرایش به استفاده از روش‌های مونت کارلو زمانی بیشتر می‌شود که محاسبه پاسخ دقیق با کمک الگوریتم‌های قطعی غیر ممکن باشد. روش‌های شبیه‌سازی مونت کارلو مخصوصاً در مطالعه سیستم‌هایی

های اعتبارسنجی مورد استفاده قرار میگیرند. نتایج بدست آمده از k لایه‌ی مذکور متوسط گیری شده و به‌عنوان یک تخمین ارائه میشود. مزیت این روش، تکرار تصادفی نمونه های فرعی در روند آزمون و آموزش برای کلیه مشاهدات است و هر مشاهده دقیقاً یکبار برای اعتبارسنجی مورد استفاده قرار میگیرد. در این مطالعه مقدار k برابر با 4 فرض شده است. طرح کلی روش اعتبارسنجی چند لایه نیز در شکل 5 قابل مشاهده است.

استفاده نمی شود. علاوه بر این از روش اعتبارسنجی چند لایه ای برای بررسی عملکرد مدل‌های مذکور بهره گرفته میشود. در روش اعتبارسنجی چند لایه ای، نمونه اصلی است به طور تصادفی به k نمونه های فرعی به اندازه مساوی تقسیم شود. در بین نمونه های فرعی k ، یک نمونه فرعی به‌عنوان داده‌های اعتبارسنجی و باقیمانده آنها به عنوان داده‌های آزمون این مدل استفاده می شوند. سپس روند اعتبارسنجی چند لایه k بار تکرار میشود (برابر تعداد لایه ها)، هر کدام از نمونه های فرعی k دقیقاً یکبار به عنوان داده



شکل 5- نحوه برخورد روش اعتبارسنجی ضربدری با مقادیر آزمایشگاه

برای مدل ELM 3 تاثیر پارامتر ورودی L/h_d نادیده گرفته شده است. به عنوان مثال مقدار ضریب تبیین برای این مدل برابر با 0.956 محاسبه شد. همچنین برای مدل مذکور مقادیر MAE و $RMSE$ به ترتیب مساوی 0.026 و 0.038 بدست آمد. در میان مدل‌های با چهار پارامتر ورودی این مدل دارای بیشترین همبستگی با مقادیر آزمایشگاهی است. در ادامه به بررسی مدل ELM 4 پرداخته میشود. برای این مدل تاثیر پارامتر w/h_d حذف شد. این مدل شاخصهای آماری شامل ضریب تبیین و ACI را به ترتیب برابر 0.940 و -286.529 تخمین زده است. علاوه بر این مقادیر $RMSE$ ، $MAPE$ و MAE به ترتیب مساوی 0.044، 5.546 و 0.032 میباشد. این در حالی است که مقادیر شاخصهای آماری $RMSE$ ، $MAPE$ و MAE برای مدل ELM 5 به ترتیب مساوی 0.038، 5.328 و 0.029 محاسبه شد. مقدار ضریب تبیین برای این مدل برابر 0.955 است و ACI

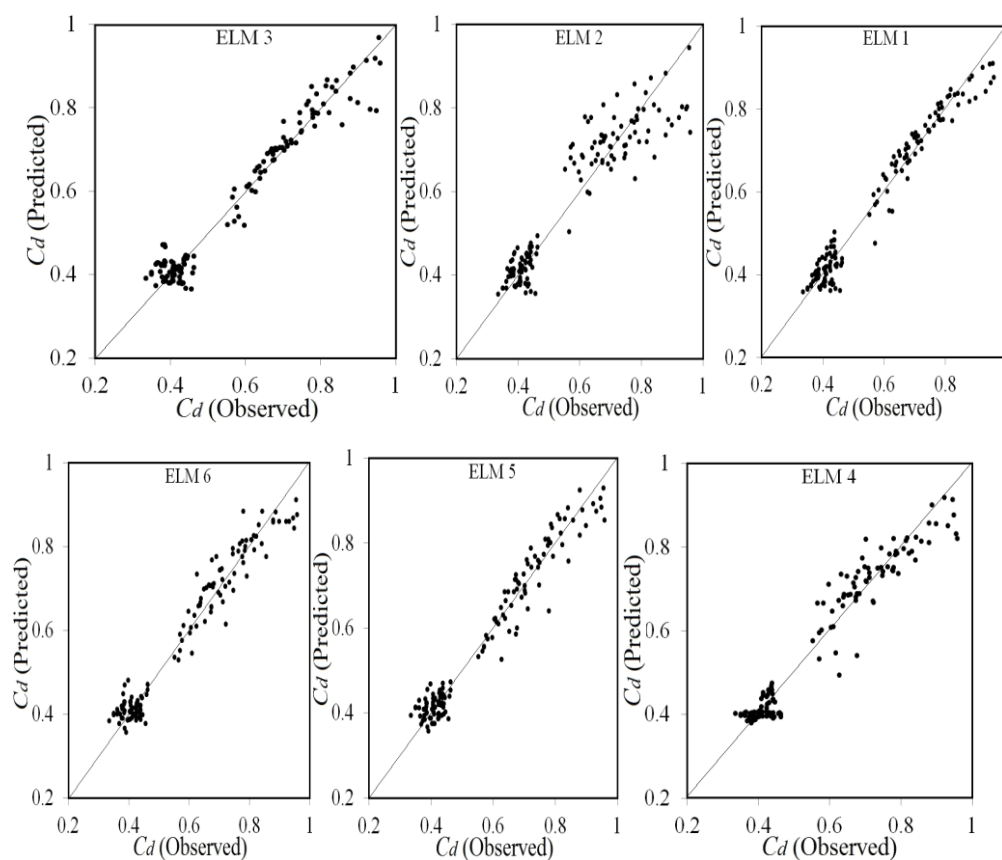
به منظور اجرای تحلیل حساسیت، شش مدل ماشین آموزش نیرومند با ترکیبی از پارامترهای ورودی معرفی شد. نتایج شاخصهای آماری در جدول 1 مرتب گردیده است. به عنوان مثال مدل ELM 1 تابعی از کلیه پارامترهای ورودی است. برای این مدل مقادیر شاخصهای آماری R^2 ، MAE و $MAPE$ به ترتیب مساوی 0.963، 0.027 و 5.135 تخمین زده شده‌اند. مقدار ACI برای مدل ELM 1 مساوی -377.259 بدست آمده است. تاثیر عدد فرود در پائین دست سرریز جانبی (F_d) برای این مدل نادیده گرفته شده است. برای این مدل مقادیر MAE و $RMSE$ به ترتیب مساوی 0.046 و 0.063 محاسبه شده است. علاوه بر این مقدار شاخصهای آماری R^2 ، $MAPE$ و ACI برای مدل مذکور به ترتیب مساوی 0.875، 7.681 و -311.678 است. در بین کلیه مدل‌های ماشین آموزش نیرومند، مدل ELM 2 دارای کمترین دقت است. بنابراین با حذف عدد فرود جریان

مدل مقادیر ضریب دبی را بر حسب کلیه پارامترهای ورودی تخمین میزند. لازم به ذکر است که پارامترهای عدد فرود در پائین دست سرریز جانبی w/h_d و (F_d) به ترتیب موثرترین پارامترهای ورودی شناسایی شدند.

نیز برای ELM 5 مساوی 340.854- میباشد. بر اساس نتایج مدلسازی، مقادیر R^2 ، $MAPE$ و $RMSE$ برای ELM 6 به ترتیب برابر با 0.952، 5.560 و 0.039 تخمین زده شده است. علاوه بر این، برای مدل مذکور مقدار ACI مساوی با 348.213- محاسبه گردیده است. با توجه به نتایج مدلسازیهای عددی، مدل ELM 1 به عنوان مدل برتر معرفی شد. این

جدول ۱- نتایج شاخصهای آماری مدل‌های مختلف ماشین آموزش نیرومند

Model	R^2	MAE	$RMSE$	$MAPE$	AIC
ELM ۱	۰.۹۶۳	۰.۰۲۷	۰.۰۳۴	۵.۱۳۵	-۳۷۷.۲۵۹
ELM ۲	۰.۸۷۵	۰.۰۴۶	۰.۰۶۳	۷.۶۸۱	-۳۱۱.۶۷۸
ELM ۳	۰.۹۵۶	۰.۰۲۶	۰.۰۳۸	۵.۰۱۸	-۲۶۹.۰۲
ELM ۴	۰.۹۴۰	۰.۰۳۳	۰.۰۴۴	۵.۵۴۶	-۲۸۶.۵۲۹
ELM ۵	۰.۹۵۵	۰.۰۲۹	۰.۰۳۸	۵.۳۲۸	-۳۴۰.۸۵۴
ELM ۶	۰.۹۵۲	۰.۰۳۱	۰.۰۳۹	۵.۶۵۰	-۳۴۸.۲۱۳



شکل ۶- نمودارهای پراکندگی برای مدل‌های مختلف ماشین آموزش نیرومند

نتیجه گیری

سرریز جانبی به شکل یک شکاف بر روی دیواره جانبی کانالهای باز تعبیه می شود. هنگامی که جریان به محل سرریز جانبی نزدیک می شود، آب های اضافی به داخل کانال جانبی هدایت شده و مابقی جریان در پائین دست کانال اصلی ادامه می یابد. جریان خروجی از سرریز جانبی، یک جریان کاملاً سه بعدی است که جز جریان های متغیر مکانی با کاهش دبی محسوب می شود. به دلیل پیچیدگی رفتار هیدرولیکی این نوع جریان، مطالعات آزمایشگاهی، تحلیلی و عددی فراوانی به منظور تعیین ضریب دبی و ظرفیت آبگذری این نوع از سازه های انحراف جریان انجام گرفته است. مطالعات بسیار زیادی در ارتباط با ضریب دبی و ظرفیت آبگذری سرریزهای جانبی صورت پذیرفته است. در این مقاله برای بررسی توانایی مدل های عددی از شبیه سازی های مونت کارلو استفاده شد. علاوه بر این از روش اعتبار سنجی چند لایه ای برای بررسی عملکرد مدل های مذکور بهره گرفته شد. برای روش اعتبار سنجی چند لایه در این مطالعه مقدار k برابر با 4 فرض شد. سپس تعداد نرونهای لایه مخفی مورد ارزیابی قرار گرفت. از اینکه تعداد نرونهای لایه مخفی مساوی 6 فرض شد مقدار

خطای مدل عددی در حد قابل قبولی محاسبه شد. به عنوان مثال مقادیر $RMSE$ و $MAPE$ مدل عددی در حالتی که تعداد نرونهای لایه مخفی مساوی 6 بود به ترتیب برابر با 0/034 و 135/5 محاسبه گردید. در قسمت بعدی نتایج توابع فعالسازی برای مدل ماشین آموزش نیرومند مورد ارزیابی قرار گرفت. بر اساس نتایج مدلسازی، تابع فعالسازی sigmoid مقادیر ضریب دبی را با دقت بیشتری در مقایسه با سایر توابع فعالسازی پیشبینی نمود. به عنوان مثال مقادیر R^2 ، $RMSE$ و $MAPE$ برای تابع فعال سازی sigmoid به ترتیب برابر 0.963، 0.034 و 5.135 محاسبه شد. به منظور اجرای تحلیل حساسیت، شش مدل ماشین آموزش نیرومند با ترکیبی از پارامترهای ورودی معرفی شد. در ادامه به منظور شناسایی موثرترین پارامتر ورودی، تاثیر هر یک از پارامترهای ورودی حذف شد. با توجه به نتایج مدلسازیهای عددی، مدل ELM 1 به عنوان مدل برتر معرفی شد. این مدل مقادیر ضریب دبی را بر حسب کلیه پارامترهای ورودی تخمین زد. با توجه به نتایج تحلیل حساسیت، پارامترهای عدد فرود در پائین دست سرریز جانبی و به ترتیب موثرترین پارامترهای ورودی شناسایی شدند.

منابع

۱. برقی، س. م. و جلیلی قاضی زاده، م. ر. ۱۳۷۶. جریان متغیر مکانی فوق بحرانی در کانالها و سرریزهای جانبی. چهارمین کنفرانس بین المللی مهندسی عمران. عمران دانشگاه صنعتی شریف تهران. تهران 14-17. اردیبهشت.
۲. جلیلی قاضی زاده، م. ر. و برقی، س. م. (1373) بررسی آزمایشگاهی سرریزهای جانبی - تعیین ضریب دی مارچی در جریانهای تحت بحرانی، پایان نامه) کارشناسی ارشد. (دانشگاه صنعتی شریف، تهران).
۳. کاریزی، آ. و هنرت، (1378) بررسی الگوی جریان و تنش برشی سرریز جانبی لبه پهن مستطیلی. مجله عوم و فنون کشاورزی و منابع طبیعی، علوم آب و خاک، شماره چهاردهم (پنجاه و یکم). (صفحه 15-25)
4. De Marchi G. 1934. Essay on the performance of lateral weirs (in Italian). L'Energia elettrica Milan, 11(11): 849-860.
5. Engels, H. 1920. Mitteilungen aus der dresdener flussbaulaboratorium weiten (in German). 362-39.
6. Coleman, G.A.S. and Smith, D. 1923. The discharging capacity of side weirs. Institute of Civil Engineers Selected Engineering. 6.

7. Forchheimer P. 1930. *Hydraulics* Teubner Verlagsgevelschaft, p. 406- 409. Berlin.
8. Chow, V.T. 1959. *Open Channel Hydraulics*, McGraw-Hill, New York.
9. Henderson, F. M. (1966).” *Open Channel Flow*”, Macmillan Publishing Co., Inc., New York, 522 p.
10. Hager W.H. (1984). The effect of curvature in supercritical side weir flow, *Journal of Hydraulic Research*, 22:4, 291-298.
11. Hager, W.H., (1987), Lateral outflow over side weirs, *Journal of Hydraulic Engineering*, 113(4), pp 491–504.
12. Fares, Y.R. and Herbertson, J.G. 1993. Behaviors of flow in a channel bend with a side overflow (flood relief) channel. *Journal of Hydraulic Research*, 31(3): 383 -402.
13. Agaccioglu, H. and Yüksel, Y. 1998. Side-weir flow in curved channels. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 124(3): 163-175.
14. Ka-Leung ,L and Holley, E. R.(2002) , “Physical modeling for side- channel weir “Center for Research in Water Resources.The University of Texas at Austin.
15. Ramamurthy, A. S., Qu, J., & Vo, D. (2006). Nonlinear PLS method for side weir flows. *Journal of irrigation and drainage engineering*, 132(5), 486-489.
16. Venutelli, M. (2008). Method of solution of nonuniform flow with the presence of rectangular side weir. *Journal of irrigation and drainage engineering*, 134(6), 840-846.
17. Emiroglu, M. E., Agaccioglu, H., & Kaya, N. (2011). Discharging capacity of rectangular side weirs in straight open channels. *Flow measurement and Instrumentation*, 22(4), 319-330.
18. Parvaneh, A., Borghei, S. M., & Jalili Ghazizadeh, M. R. (2012). Hydraulic performance of asymmetric labyrinth side weirs located on a straight channel. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 138(8), 766-772.
19. Hager, W.H. 1982. *Die Hydraulik von Verteilkanaelen. Teil 1-2, Mitteilung Nr.55 56, Versuchsanstalt fur Wasserbau, Hydrologie und Glaziologie, ETh, Zurich (in German).*
20. Khorchani M, Blanpain O. 2005. Development of a discharge equation for side weirs using artificial neural networks. *Journal of Hydro Informatics*, 7(1):31-39.
21. Kisi O, Emiroglu ME, Bilhan O, Guven A. 2012. Prediction of lateral outflow over triangular labyrinth side weirs under subcritical conditions using soft computing approaches. *Expert Systems with Applications*, 39: 3454–3460.
22. Huang, G.-B., Zhu, Q.-Y., Siew, C.-K., 2006a. Extreme learning machine: theory and applications. *Neurocomputing*. 70(1), 489-501.
23. Huang GB, Chen L, Siew CK (2006b) Universal approximation using incremental constructive feedforward networks with random hidden nodes. *IEEE Trans Neural Netw* 17:879–892
24. Sánchez-Monedero, J., Salcedo-Sanz, S., Gutiérrez, P., Casanova-Mateo, C., Hervás-Martínez, C., 2014. Simultaneous modelling of rainfall occurrence and amount using a hierarchical nominal–ordinal support vector classifier. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 34, 199-207.