



دانشگاه گواران و منابع طبیعی

نشریه پژوهش‌های حفاظت آب و خاک
جلد بیست و سوم، شماره چهارم، ۱۳۹۵
<http://jwsc.gau.ac.ir>

پیش‌بینی مشخصات کانال‌های پایدار با استفاده از محاسبات نرم

*سیدمرتضی سیدیان^۱، معصومه فراستی^۱، ابوالحسن فتح‌آبادی^۱ و علی حشمت‌پور^۱

^۱استادیار گروه آبخیزداری، دانشگاه گنبد کاووس

تاریخ دریافت: ۹۴/۵/۹؛ تاریخ پذیرش: ۹۵/۳/۹

چکیده

سابقه و هدف: از موضوعات مهم در مهندسی رودخانه تعیین مشخصات آبراهه پایدار شامل عرض، عمق و شیب است که بیش از یک قرن مورد توجه بوده است. طراحی پایدار یک آبراهه در کارهای مختلفی مانند مهندسی رودخانه، کنترل سیل و انتقال آب مورد استفاده قرار می‌گیرد. آبراهه‌های پایدار معمولاً توسط روابط تجربی که گاهی دقت بسیار کمی دارند طراحی می‌شود. هدف اصلی این پژوهش ارزیابی دو روش ANFIS و SVM در تخمین مشخصات آبراهه پایدار است.

مواد و روش‌ها: تعداد ۳۲۵ داده اندازه‌گیری شده از مشخصات آبراهه‌های طبیعی و تحقیقات آزمایشگاهی برای آموزش، صحت‌سنجی و آزمون دو روش ANFIS و SVM مورد استفاده قرار گرفت. شبکه استنتاج فازی-عصبی مصنوعی که ترکیب شبکه عصبی با منطق فازی می‌باشد اولین بار توسط ژانگ ۱۹۹۳ معرفی شد. ماشین بردار پشتیبان در الگوریتم‌های رگرسیون و طبقه‌بندی استفاده می‌گردد. ۶۰ درصد داده‌ها برای آموزش، ۲۰ درصد برای صحت‌سنجی و ۲۰ درصد باقی‌مانده برای آزمون استفاده شد. برای برآورد مشخصات آبراهه از دو ورودی شامل: ۱- دبی و ۲- دبی و قطر متوسط رسوب استفاده شد. از روابط تجربی افصلی مهر و همکاران، بری و سیمونز و آلبرتسون برای مقایسه با دو روش ANFIS و SVM استفاده گردید.

یافته‌ها: روش‌های ANFIS و SVM با ورودی (۲) نسبت به (۱) عرض را به ترتیب حدود ۵۰ و ۸۰ درصد و عمق را به ترتیب ۶۱ و ۴۰ درصد با خطای کم‌تری تخمین زدند. دقت پیش‌بینی ANFIS و SVM در دامنه‌های مختلف عرض و عمق متفاوت است. هر دو روش نتوانستند شیب را پیش‌بینی کنند. رابطه تجربی بری که عمق و عرض را با دقت قابل‌قبولی پیش‌بینی می‌کند در تخمین شیب دارای دقت کمی است.

نتیجه‌گیری: نتایج نشان داد هر دو روش با ورودی (۲) تغییرات هندسی آبراهه را با دقت قابل‌قبولی شبیه‌سازی نموده و عرض و عمق را به خوبی تخمین می‌زنند. به‌طورکلی قابلیت تخمین عرض بیش‌تر از عمق است و هر دو روش با ورودی (۱) و (۲) قادر به تخمین شیب کانال پایدار نمی‌باشند. در اعماق کم‌تر از ۲ متر تأثیر قطر متوسط رسوب نسبت به دبی بر پیش‌بینی عمق کم است. تغییرات شیب فقط به دبی و قطر متوسط رسوب بستگی ندارد و پارامترهای دیگری در تغییرات آن تأثیر دارند. تأثیر پارامترهای ناشناخته بر شیب‌های بیش‌تر از ۰/۵ درصد بیش‌تر است زیرا هر

* مسئول مکاتبه: s.m.seyedian@gmail.com

دو روش هیچ تخمین قابل‌قبولی ارائه نکرده‌اند. رابطه بری نسبت به دو رابطه سیمونز و آبرتسون و افضل‌مهر دارای دقت بیشتری در پیش‌بینی مشخصات آبراهه است. مقایسه ANFIS با روابط تجربی نشان داد مشخصات آبراهه پایدار توسط ANFIS با دقت بیشتری نسبت به روابط تجربی پیش‌بینی می‌شود.

واژه‌های کلیدی: آبراهه پایدار، مشخصات هندسی، ANFIS، SVM

مقدمه

بیش از یک قرن هندسه آبراهه‌های آبرفتی در حالت رژیم مورد توجه مهندسان رودخانه بوده است. رودخانه‌ای در شرایط رژیم است که به تعادل رسیده باشد (۲۶). رودخانه در حالت رژیم به‌عنوان یک آبراهه پایدار در نظر گرفته می‌شود. حالت پایدار به این معنی نمی‌باشد که بستر و دیواره‌های آبراهه غیرقابل فرسایش و در طول زمان ثابت است بلکه متوسط ابعاد هندسی آبراهه در طول چند سال دچار تغییر اندکی می‌گردد (۱۰). به‌عبارت دیگر شرایط رژیم بیانگر وجود یک تعادل دینامیکی در متوسط ابعاد آبراهه با زمان است (۱۴).

وول و ویلکوکس (۲۰۰۵) با بررسی هندسه هیدرولیکی دو رودخانه در نیوزیلند نشان دادند رابطه خوبی بین دبی با عمق، سرعت و عرض آبراهه وجود دارد (۲۹). لی و ژولین (۲۰۰۶) با متغیرهای دبی، قطر متوسط ذرات، شیب یا پارامتر شیلدز مشخصات آبراهه‌های پایدار را پیش‌بینی کردند و نشان دادند دقت رابطه رگرسیونی ارائه شده توسط آن‌ها نسبت به روابط قبلی اندکی بهتر بود (۱۲). هی (۲۰۰۶) یک روش جدید به‌منظور طراحی آبراهه‌ها پایدار در رودخانه‌های مارپیچی با بستر شن و قلوه سنگ ارائه کرد (۷).

ژو (۲۰۰۴) با استفاده از داده‌هایی از آبراهه‌های سراسر جهان روابطی برای تعیین ابعاد آبراهه‌های شنی و ماسه‌ای انجام داد (۳۰). سینگ (۲۰۰۳) با فرض این‌که تغییرات قدرت جریان در آبراهه برای یک

مقدار دبی مشخص تحت تأثیر تغییرات هندسی (عمق و عرض جریان) آبراهه و هیدرولیک (شیب انرژی، سرعت جریان و اصطکاک) می‌باشد ۴ رابطه ارائه کرد و نشان داد بین داده‌های مشاهداتی و برآورد شده همخوانی وجود دارد (۲۵). بهرامی‌فر و همکاران (۲۰۱۳) یک رابطه نیمه‌نظری به‌منظور پیش‌بینی عمق، عرض و سرعت در مقاطع پایدار رودخانه‌ها ارائه کردند (۴). وول (۲۰۱۴) با بررسی اطلاعات مربوط به ده رودخانه کوهستانی در چند کشور نشان داد دقت روابط مربوط به ابعاد رودخانه به نسبت قدرت جریان به قطر ذرات درشت بستگی دارد (۲۸). شعار ایمان و طاهرشمسی (۲۰۱۰) یک رابطه براساس توان واحد جریان برای تعیین عرض و عمق رودخانه‌های پایدار ارائه کردند و مقایسه مقادیر تخمینی با مقادیر واقعی، دقت روابط را تأیید نمود (۲۳).

یوسفی و همکاران (۲۰۱۳) با استفاده از روش‌های آماری دو رابطه مختلف برای تخمین عرض پایدار رودخانه‌ها کم‌عرض و عریض پیشنهاد کردند و نشان دادند دقت رابطه آن‌ها بیش‌تر از روابط موجود است (۳۱). مجل‌زاده و همکاران (۲۰۱۱) تئوری‌های مختلف در خصوص تخمین عرض پایدار رودخانه را بررسی کردند و نشان دادند روابطی که از سه متغیر دبی، قطر متوسط ذرات بستر و شیب استفاده می‌کنند عرض پایدار را بهتر تخمین می‌زنند (۱۳).

افضل‌مهر و همکاران (۲۰۰۶) نشان داد دبی جریان و قطر متوسط ذرات به تنهایی نمی‌توانند عرض، عمق و به‌ویژه شیب آبراهه پایدار را تخمین

بزند (۲). فیلیپس (۲۰۱۲) تغییرات ابعاد آبراهه آبرفتی را با توجه به مقدار دبی جریان بررسی کرد (۲۰). روش او ترکیب چند روش موجود بود که در چند رودخانه مورد آزمون قرار گرفت و نتایج قابل قبولی ارائه داد.

استفاده از روابط ارائه شده در مکان‌های مختلف همیشه با تردید مواجه بوده است زیرا بار رسوبی و عوامل مؤثر دیگر از یک مکان تا مکان دیگر به شدت متغیر خواهد بود (۲۹). بیش از یک دهه مطالعات زیادی در خصوص توسعه روش‌های هوش مصنوعی به منظور مدل‌سازی فرایندهایی که دانش کمی در مورد آن‌ها وجود دارد صورت گرفته است (۳). بسیاری از پژوهش‌گران در دهه اخیر پژوهش‌های جدیدی را با هوش مصنوعی در زمینه مهندسی رودخانه انجام داده‌اند و تعدادی نیز در سال‌های اخیر انجام شده است. روش عصبی- فازی ترکیب شبکه عصبی و منطق فازی است که توسط ژانگ (۱۹۹۳) ارائه شده است (۹). ایده اصلی عصبی- فازی ترکیب منطق مشابه انسانی سیستم فازی با ساختار یادگیری شبکه عصبی است. عصبی- فازی یک ابزار قدرتمند و منعطف می‌باشد که با قواعد اگر- آن‌گاه پدیده‌ها را تفسیر می‌کند.

محمد (۲۰۱۳) نشان داد شبکه عصبی می‌تواند مشخصات کانال‌های آبیاری در مصر را تخمین بزند (۱۶). ریاحی‌مدوار و همکاران (۲۰۱۱) نشان داد شبکه عصبی می‌تواند مشخصات هندسی آبراهه‌های آبرفتی را با دقت بیشتری نسبت به روش‌های تجربی و منطقی تخمین بزند (۲۱). نایاک و همکاران (۲۰۱۳) از عصبی- فازی به منظور پیش‌بینی جریان رودخانه استفاده کرد (۱۷).

در سال‌های اخیر یک روش جدید هوش مصنوعی به نام ماشین بردار پشتیبان (SVM) مورد توجه قرار گرفته است و در زمینه‌های مختلفی به کار

گرفته شده است. مدل SVM یک تکنیک یادگیری به‌منظور برقراری یک نگاشت بین ورودی‌ها و خروجی می‌باشد. از SVM به‌منظور شبیه‌سازی رواناب و رسوب روزانه، هفتگی و ماهانه در هند استفاده گردید (۱۵). نوری (۲۰۱۱) با استفاده از SVM جریان ورودی به رودخانه را پیش‌بینی کردند و نشان دادند دقت پیش‌بینی بالا است (۱۹). هنگ (۲۰۱۲) با استفاده از SVM تغییرات عمق آبستگي پل را با زمان پیش‌بینی کرد (۸). صادقی‌پور و همکاران (۲۰۱۴) با استفاده از SVM به مدل‌سازی رسوب معلق اقدام کردند (۲۲).

در این پژوهش با استفاده از مشخصات جمع‌آوری شده از آبراهه‌های پایدار، عمق، عرض و شیب آبراهه پایدار توسط SVM و ANFIS تخمین زده می‌شود. همچنین نتایج این دو روش با روابط تجربی مقایسه می‌گردد و دقت هر رابطه در پیش‌بینی مشخصات آبراهه‌های پایدار بررسی می‌شود.

مواد و روش‌ها

داده‌های مورد استفاده: یکی از اهداف این پژوهش ارزیابی روش‌های هوش مصنوعی در پیش‌بینی مشخصات آبراهه‌های پایدار است. برای این منظور از داده‌های فرنسز (۲۰۰۰) استفاده گردید (۶). از این داده‌ها به‌منظور مقایسه مقادیر واقعی عرض، عمق و شیب آبراهه پایدار با مقادیر تخمینی مدل‌های هوش مصنوعی استفاده گردید. این داده‌ها از منابع مختلف (۱۵ منبع) جمع‌آوری شده است. داده‌ها شامل انواع مختلفی از آبراهه‌ها شامل: مستقیم و پیچانی، طبیعی و آزمایشگاهی است. در هر اندازه‌گیری اطلاعات دبی (Q)، قطر متوسط ذرات (D_{50})، عرض آبراهه (B)، عمق جریان (h) و شیب (S) برداشت شده است. جدول ۱ مشخصات آماری داده‌های مورد استفاده را نشان می‌دهد.

ارزیابی و ۲۰ درصد بقیه به‌منظور آزمایش و صحت‌سنجی ANFIS و SVM استفاده شد.

در مجموع تعداد ۳۲۵ داده مربوط به مشخصات آبراهه‌های پایدار جمع‌آوری گردید. به‌صورت تصادفی از ۶۰ درصد داده‌ها برای آموزش، ۲۰ درصد برای

جدول ۱- ویژگی‌های آماری مشخصات آبراهه‌های پایدار مورد استفاده در این پژوهش.

Table 1. Statistical characteristics of stable channels used in this study.

چولگی Skewness	ضریب تغییرات Coefficient of Variation	انحراف معیار Standard deviation	حداکثر max	میانگین average	حداقل min	پارامتر Parameters
9.2	5.0	3229.3	42468.9	645.5	0.004	دبی (Q) (m ³ /s) (Discharge)
5.5	2.4	135.7	1381.4	56.4	0.350	عرض (W) (m) (Width)
4.9	1.5	2.1	20.1	1.4	0.020	عمق (h) (m) (Depth)
3.1	1.28	0.25	1.9	0.19	0.004	شیب (S) (%) (Slope)
1.7	1.5	27.8	175.8	19.2	0.070	قطر متوسط رسوب (D ₅₀) (mm) (median grain size)

ساختار ANFIS شامل پنج لایه است و عملکرد لایه‌های مختلف به‌صورت زیر بیان می‌شود.
 لایه ۱: هر گره در این لایه معادل یک مجموعه فازی می‌باشد. خروجی هر گره در این لایه برابر درجه عضویت متغیر ورودی در این مجموعه می‌باشد.
 لایه ۲: در هر گره در این لایه، سیگنال‌های ورودی در یکدیگر ضرب شده و تولید خروجی می‌کند.
 لایه ۳: خروجی این لایه نرمالیزه شده لایه قبلی است.
 لایه ۴: گره‌های این لایه گره‌های تطبیق‌پذیر با عملکرد گرهی می‌باشند.
 لایه ۵: هر گره در این لایه مقدار خروجی نهایی را محاسبه می‌کند (تعداد گره‌ها برابر تعداد خروجی‌ها می‌باشد).

روابط تخمین مشخصات کانال پایدار: هدف اصلی این پژوهش بررسی روش‌های ANFIS و SVM برای مدل‌سازی و پیش‌بینی عرض، عمق و شیب کانال پایدار است. به‌منظور ارزیابی دقت این روش‌ها نتایج این پژوهش با چند رابطه تجربی (جدول ۲) مقایسه می‌گردد.

سیستم استنتاج فازی- عصبی تطبیقی (ANFIS): سیستم نوروفازی که ترکیب شبکه عصبی با منطق فازی می‌باشد اولین بار توسط ژانگ (۱۹۹۳) معرفی شد (۹). این مدل یک سیستم فازی سوگنو را در یک ساختار عصبی اجرا می‌کند و برای فرآیند آموزش از ترکیبی از روش‌های آموزش پس‌انتشار خطا و حداقل مربعات خطا استفاده می‌کند.

جدول ۲- روابط تجربی تخمین مشخصات کانال‌های پایدار.

Table 2. Empirical relationships to estimate the geometry of stable channels.

شیب (s) (Slope)	عمق (h) (Depth)	عرض (W) (Width)	
$1.565d_{50}^{0.821} \tau_*^{-0.851}$	$0.226Q^{0.345}$	$5.876Q^{0.743}$	افضلی‌مهر و همکاران (۲۰۱۰) (۱) Afzalimehr et al. (2010)
$0.0062Q^{-0.24}$	$2.85Q^{0.36}$	$2.85Q^{0.5}$	سیمونز و آلبرتسون (۱۹۶۳) (۲۴) Simons and Albertson (1963)
$0.0965Q^{-0.334} d_{50}^{0.586}$	$0.21Q^{0.4} d_{50}^{0.01}$	$2.08Q^{0.528} d_{50}^{-0.07}$	بری (۱۹۸۲) (۵) Bray (1982)

$$\text{Minimize } \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) \quad (2)$$

تابع خطای مذکور لازم است که با توجه به محدودیت‌های رابطه ۳ کمینه گردد.

$$|y_i - \langle W^T \phi(X_i) \rangle - b| \leq \varepsilon + \xi_i \quad (3)$$

$$\xi_i \geq 0, \quad \xi_i^0 \geq 0, \quad i = 1, \dots, N$$

که در آن‌ها، C ثابت گنجایش^۱، W بردار ضرایب، W^T ترانزاده بردار ضرایب، ξ_i^0 و ξ_i ضرایب کمبود^۲، b ضریبی ثابت، N الگوی آموزش مدل و ϕ تابع کرنل است (۲۷، ۱۱).

کرنل تابع پایه شعاعی^۳ به‌عنوان بهترین انتخاب از بین دیگر توابع کرنل گزارش شده است (۱۸). بنابراین در این پژوهش تابع مذکور که توسط γ در رابطه ۴ تعریف شده است، به‌کار گرفته شد.

$$K(x_i, x) = \exp(-\gamma |x_i - x|^2) \quad (4)$$

با توجه به روابط قبل لازم است برای تخمین مشخصات کانال پایدار توسط مدل SVM مقادیر سه پارامتر γ ، ε و C بهینه شوند. بدین‌منظور در این

در این پژوهش ANFIS با ۸ تابع عضویت، برای هر ورودی با ۲ و ۳ قانون و با خروجی ثابت و خطی اجرا گردید. با استفاده از فرآیند آزمون و خطا قوانین حذف و اضافه شدند تا بهترین قوانین و تابع انتخاب شود. سپس نتایج بهترین ساختار برای مقایسه مورد استفاده قرار گرفت.

ماشین بردار پشتیبان (SVM): تکنیک‌های هوش مصنوعی با کاربردهای گسترده در طی دهه‌های گذشته معرفی شده است. یکی از آن‌ها که مبتنی بر آموزش آماری است ماشین بردار پشتیبان می‌باشد که در که در مدل‌سازی متغیر وابسته گسسته و پیوسته مورد استفاده قرار گرفته است. هدف یافتن یک تابع $f(x)$ که دارای کم‌ترین انحراف از اهداف واقعی برای همه داده‌های آموزشی است (رابطه ۱). به‌عبارت دیگر خطاها باید کم‌تر از ε باشند اما هر انحراف بزرگ‌تر از ε رد نخواهد شد بلکه یک مقدار جریمه برای آن در نظر گرفته می‌شود.

$$f(x) = \langle w, x \rangle + b, \quad w \in X, \quad b \in R \quad (1)$$

حداقل کردن W می‌تواند به‌عنوان یک مسأله بهینه‌سازی با قیود ذکر شده از طریق رابطه ۲ حل شود.

- 1- Capacity Constant
- 2- Slack Variables
- 3- Radial Base Function (RBF)

که در آن، A_i متغیر محاسبه شده، B_i متغیر اندازه‌گیری شده و n تعداد مشاهدات می‌باشد. مقادیر مثبت MBE نشان می‌دهد مدل، پارامتر را بیش‌تر از مقدار واقعی و مقادیر منفی نشان می‌دهد مدل پارامتر را کم‌تر از مقدار واقعی پیش‌بینی می‌کند. همچنین MEF مقادیر خطا را بر اساس حداقل و حداکثر مقدار واقعی به‌صورت درصد بیان می‌کند.

نتایج و بحث

در این پژوهش با استفاده از اطلاعات جمع‌آوری شده مشخصات کانال پایدار با دو روش SVM و ANFIS مدل‌سازی گردید. مرور منابع نشان داد اغلب پژوهش‌گران برای تخمین مشخصات کانال پایدار از پارامترهایی که به سادگی قابل اندازه‌گیری باشند (دبی و قطر متوسط ذرات) استفاده کرده‌اند. در این بخش توانایی این دو روش و مقدار تأثیر پارامترهای دبی و قطر رسوب بر پیش‌بینی تعیین می‌گردد.

پیش‌بینی عرض کانال: جدول ۳ مقادیر ضریب تعیین و خطای پیش‌بینی عرض کانال پایدار با SVM و ANFIS را نشان می‌دهد. مقادیر پیش‌بینی شده با دو نوع ورودی: ۱- دبی و ۲- دبی و قطر متوسط رسوب مورد بررسی قرار گرفت.

در پیش‌بینی عرض کانال با ورودی (۱) (دبی) در مرحله آزمون مقدار ضریب تعیین ANFIS از SVM کم‌تر است اما با توجه به دو معیار RMSE و MBE، ANFIS عرض کانال را با خطای کم‌تری نسبت به SVM پیش‌بینی می‌نماید. به‌طور متوسط ANFIS عرض کانال را ۱/۶ متر کم‌تر از مقدار واقعی و SVM ۱۸/۰ متر بیش از مقدار واقعی تخمین زده است. پیش‌بینی عرض کانال توسط ANFIS با ورودی دبی دارای دقت بیش‌تری نسبت به SVM است.

پژوهش از روش جستجوی شبکه‌ای استفاده گردید. به‌دلیل این‌که در این روش از هیچ روش جستجوی جهت‌دار برای تعیین پارامترهای بهینه موجود استفاده نمی‌شود تعداد اجراها جهت تعیین پارامترها زیاد می‌باشد. بدین‌منظور جهت کاهش تعداد اجراها این روش در دو مرحله صورت می‌گیرد. در اولین گام مقادیر پارامترها در یک شبکه و فضای بزرگ‌تر و با دقت کم‌تر مورد بررسی قرار می‌گیرند پس از تعیین بهترین مجموعه پارامترها که بهترین عملکرد را در گام اول داشتند در گام دوم اطراف مجموعه پارامترهای بهینه به‌صورت جزئی‌تر مورد بررسی قرار گرفته و در نهایت مجموعه بهینه پارامترها که منجر به بهترین عملکرد مدل می‌شود تعیین می‌گردد. سپس ضریب همبستگی و معیارهای خطا برای مقادیر تخمین زده شده توسط SVM و مقادیر واقعی محاسبه گردید.

معیارهای ارزیابی: معیارهای ارزیابی مختلفی وجود دارد که می‌تواند برای ارزیابی دقت مدل‌های هیدرولوژیکی و هیدرولیکی استفاده شود. معیارهای ارزیابی انتخاب شده، بستگی به هدف مطالعه دارد. در این پژوهش معیارهای ارزیابی آماری RMSE^۱ (رابطه ۵) و MBE^۲ (رابطه ۶) و MEF^۳ (رابطه ۷) جهت مقایسه و انتخاب بهترین مدل استفاده گردید.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{i=n} (A_i - B_i)^2}{n}} \quad (5)$$

$$MBE = \frac{\sum_{i=1}^{i=n} (A_i - B_i)}{n} \quad (6)$$

$$MEF = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{i=n} \left(\frac{|B_i - A_i|}{\max(B_i) - \min(B_i)} \right) \times 100 \quad (7)$$

- 1- Root Mean Square Error
- 2- Mean Bias Error
- 3- Mean Error Function

انجام داده‌اند. مقادیر MBE نشان می‌دهد به‌طور متوسط ANFIS عرض کانال را ۰/۹ متر بیش‌تر از مقدار واقعی و SVM ۱/۱ متر کم‌تر از مقدار واقعی تخمین می‌زند.

در پیش‌بینی عرض کانال با ورودی (۲) (دبی و قطر متوسط رسوب) در مرحله آزمون، مقدار ضریب تعیین و خطای RMSE دو روش ANFIS و SVM تفاوت کمی دارند و هر دو روش پیش‌بینی مشابهی

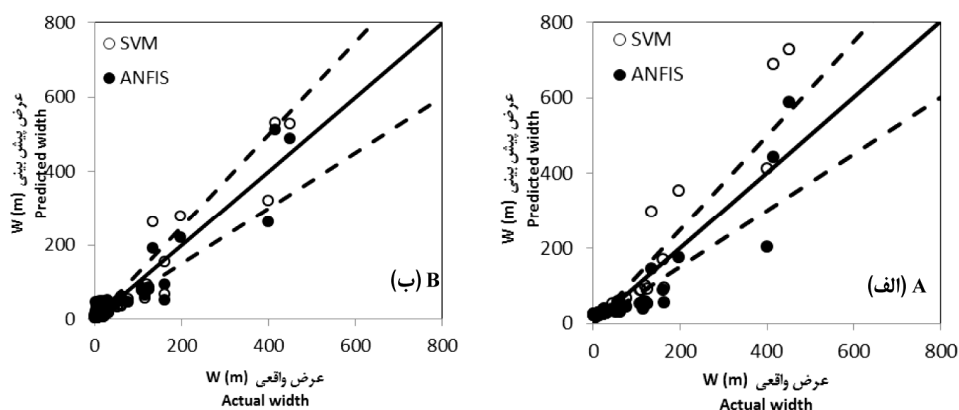
جدول ۳- نتایج مدل‌های SVM و ANFIS در پیش‌بینی عرض کانال پایدار.

Table 3. The result of ANFIS and SVM models in stable channel width prediction.

ورودی (۲): دبی و قطر متوسط رسوب Input (2): Discharge and median grain size				ورودی (۱): دبی Input (1): Discharge				
MEF	MBE	RMSE	R ²	MEF	MBE	RMSE	R ²	
1.3	0.0	32.0	0.95	2.0	0.0	48.8	0.88	آموزش (Train)
1.6	0.3	32.5	0.95	3.6	-1.1	47.3	0.86	ارزیابی (Validation)
4.6	0.9	33.1	0.88	5.8	-1.6	41.8	0.80	آزمون (Test)
0.9	-3.6	26.9	0.97	0.7	-3.4	22.7	0.98	آموزش (Train)
2.5	-1.5	26.8	0.98	3.2	-1.3	31.3	0.94	ارزیابی (Validation)
3.8	-1.1	21.7	0.91	6.1	18.0	58.6	0.89	آزمون (Test)

شکل ۱ عرض کانال اندازه‌گیری و پیش‌بینی شده توسط ANFIS و SVM را در مرحله آزمون نشان می‌دهد. خط وسط برازش مطلوب و خطوط بالا و پایین این خط، حدود اطمینان $\pm 25\%$ درصد را نشان می‌دهد. شکل ۱ نشان می‌دهد SVM با ورودی (۱) عرض اندازه‌گیری شده کم‌تر از ۱۵۰ متر را با دقت بیش‌تری نسبت به ANFIS تخمین می‌زند اما برای مقادیر بیش‌تر، دقت ANFIS بیش‌تر است. روش SVM عرض بیش‌تر از ۱۵۰ متر را بسیار بیش‌تر از مقدار واقعی تخمین می‌زند. مقدار MBE روش SVM ۱۸/۰ متر است که نتایج شکل ۱ (الف) را تأیید می‌کند. در ورودی (۲) برای عرض کم‌تر از ۳۰ متر SVM دارای دقت بیش‌تری نسبت به ANFIS است اما به‌طور کلی نتایج هر دو روش بهبود یافته و تقریباً تمامی نقاط در محدوده و یا نزدیک خطوط $\pm 25\%$ درصد می‌باشند.

مقایسه نتایج ورودی (۱) و (۲) نشان می‌دهد استفاده از دبی و قطر متوسط رسوب در پیش‌بینی عرض کانال باعث افزایش دقت نسبت به ورودی دبی می‌شود. در ANFIS مقدار خطا در مرحله آزمون از ۴۱/۸ به ۳۳/۱ و در SVM از ۵۸/۶ به ۳۲/۷ کاهش یافته است. اگرچه SVM با استفاده از دبی نتوانسته شبیه‌سازی مناسبی انجام دهد اما با دبی و قطر متوسط رسوب نتوانسته عرض کانال را با دقت قابل‌قبولی تخمین بزند. اضافه کردن قطر رسوب به دبی نتوانسته خطای دو مدل ANFIS و SVM را به‌ترتیب حدود ۵۰ و ۸۰ درصد کاهش دهد. تأثیر قطر رسوب بر دقت شبیه‌سازی SVM بیش‌تر از ANFIS بوده است. به‌طور کلی ANFIS با ورودی (۱) عرض را کم‌تر و با ورودی (۲) بیش‌تر و SVM با ورودی (۱) بیش‌تر و با ورودی (۲) کم‌تر از مقدار واقعی تخمین می‌زند.



شکل ۱- مقایسه عرض آبراهه اندازه‌گیری شده با مقادیر ANFIS و SVM در مرحله آزمون: ورودی (۱) (الف) و ورودی (۲) (ب).

Figure 1. Comparison of measured channel width with SVM and ANFIS in the test stage: input (1) (A) and input (2) (B).

مقدار واقعی پیش‌بینی می‌کنند. نتایج نشان می‌دهد دقت ANFIS در شبیه‌سازی عمق اندکی بیش‌تر از SVM است و عمق کانال پایدار را با دقت بیش‌تری تخمین زده است.

پیش‌بینی عمق کانال: با توجه به جدول ۴ ملاحظه می‌شود در برآورد عمق، ضریب تعیین و خطای شبیه‌سازی در مرحله آزمون توسط SVM تقریباً مشابه ANFIS است. به‌طور متوسط ANFIS و SVM عمق را به‌ترتیب $0/13$ و $0/32$ متر کم‌تر از

جدول ۴- نتایج مدل‌های SVM و ANFIS در پیش‌بینی عمق کانال‌های پایدار.

Table 4. The result of ANFIS and SVM models in stable channel depth prediction.

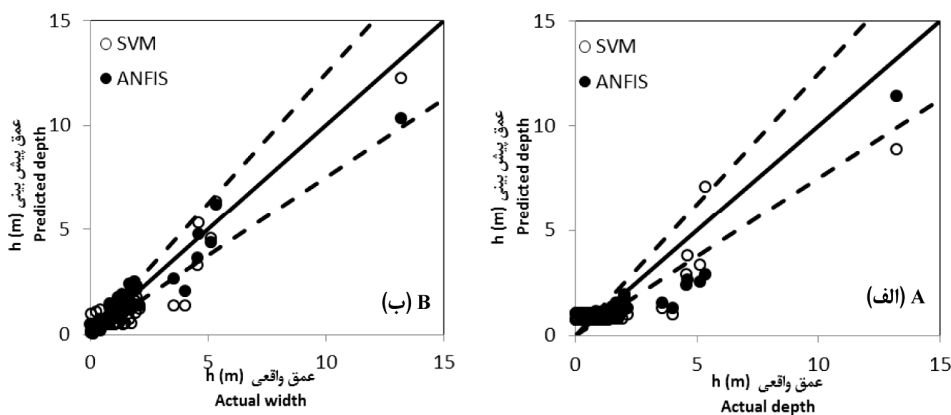
ورودی (۲): دبی و قطر متوسط رسوب Input (2): Discharge and median grain size				ورودی (۱): دبی Input (1): Discharge				
MEF	MBE	RMSE	R ²	MEF	MBE	RMSE	R ²	
1.4	0.0	0.43	0.96	3.6	0.0	1.0	0.78	آموزش (Train)
2.6	-0.14	0.61	0.92	3.6	-0.9	0.99	0.77	ارزیابی (Validation)
2.6	-0.1	0.57	0.93	5.0	-0.13	0.92	0.81	آزمون (Test)
2.4	-0.13	0.71	0.90	2.9	-0.11	0.81	0.87	آموزش (Train)
2.9	-0.15	0.70	0.90	4.1	-0.27	0.93	0.81	ارزیابی (Validation)
3.8	-0.23	0.69	0.88	5.1	-0.32	0.97	0.80	آزمون (Test)

ورودی‌های (۱) و (۲) نشان می‌دهد. خطای RMSE ورودی (۱) برای ANFIS و SVM به ترتیب ۰/۹۲ و ۰/۹۷ متر (جدول ۴) به دست آمده است. پراکندگی زیاد نقاط حول خط ۱:۱ دقت کم هر دو روش را تأیید می‌کند. تعداد زیادی از نقاط خارج از محدوده اطمینان $\pm 25\%$ درصد قرار دارد. هر دو ورودی عمق کانال پایدار را برای اعماق کم (کمتر از ۰/۵ متر) بیشتر از مقدار واقعی تخمین می‌زنند اما برای محدوده وسیعی از اعماق (بزرگتر از ۰/۵ متر) برآورد کم‌تر از مقدار واقعی انجام می‌دهند. در اعماق کم‌تر از ۲ متر نقاط پیش‌بینی شده توسط هر دو روش به صورت افقی در شکل مشخص می‌باشند که نشان می‌دهد در این اعماق تأثیر دبی بر تخمین عمق کم است. هنگامی که ANFIS و SVM از دبی و قطر متوسط رسوب (شکل ۲ (ب)) برای پیش‌بینی عمق استفاده می‌کنند پراکندگی نقاط حول خط ۱:۱ کم‌تر شده و دقت پیش‌بینی افزایش یافته است اما نقاط خارج از محدوده اطمینان $\pm 25\%$ درصد برای اعماق کم‌تر از ۵ متر به ویژه برای SVM زیاد است. مقایسه دو ورودی در اعماق کم‌تر از ۲ متر نشان می‌دهد در این اعماق تأثیر قطر متوسط رسوب بر تخمین عمق نسبت به دبی بیشتر است.

ضرایب تعیین نشان می‌دهد روش‌های ANFIS و SVM با ورودی (۲) عمق را با دقت قابل‌قبولی شبیه‌سازی کرده‌اند. خطای RMSE پیش‌بینی عمق توسط SVM ۲۰ درصد بیشتر از ANFIS است. به‌طور متوسط ANFIS عمق را ۰/۰۸ متر و SVM ۰/۲۳ متر کم‌تر از مقدار واقعی پیش‌بینی می‌کند. دقت ANFIS در شبیه‌سازی و پیش‌بینی عمق با ورودی (۲) اندکی بیشتر از SVM است.

مقایسه ورودی (۱) و (۲) در پیش‌بینی عمق کانال پایدار نشان می‌دهد ANFIS و SVM با استفاده از دبی و قطر متوسط رسوب می‌توانند تخمین دقیق‌تری ارائه دهند. در هر دو روش ضریب تعیین ورودی (۲) نسبت به (۱) افزایش و مقادیر خطا کاهش یافته است. ورودی (۲) با دبی و قطر متوسط رسوب توانسته مقدار خطای RMSE دو روش ANFIS و SVM را به ترتیب ۶۱ و ۴۰ درصد نسبت به ورودی (۱) کاهش دهد. مدل ANFIS توانسته با قطر متوسط رسوب، عمق را با دقت بیشتری نسبت به SVM پیش‌بینی کند و برآورد دقیق‌تری از فرآیند تغییرات عمق با دبی و قطر متوسط رسوب انجام دهد.

شکل ۲ دیگرام پراکنش مقادیر عمق برآورد شده و مشاهداتی توسط ANFIS و SVM را با



شکل ۲- مقایسه عمق آبراهه اندازه‌گیری شده با ANFIS و SVM در مرحله آزمون: ورودی (۱) (الف) و ورودی (۲) (ب).

Figure 2. Comparison of measured channel depth with SVM and ANFIS in the test stage: input (1) (A) and input (2) (B).

دیگری ندارد. اگرچه هر دو روش با ورودی (۲) شیب را با دقت بیشتری نسبت به ورودی (۱) پیش‌بینی می‌کنند اما در مجموع نتایج شبیه‌سازی هر دو روش مناسب نیست.

دو روش ANFIS و SVM توانسته‌اند با هوش مصنوعی شبیه‌سازی قابل‌قبولی از تغییرات عرض و عمق کانال پایدار انجام دهند. دقت این دو روش با دو پارامتر دبی و قطر متوسط ذرات نسبت به پارامتر دبی بیشتر می‌باشد که بیانگر تأثیر قطر متوسط ذرات بر افزایش دقت شبیه‌سازی و تخمین است. هر دو روش نتوانسته‌اند شیب را با استفاده از دبی و قطر متوسط تخمین بزنند که این موضوع نشان می‌دهد متغیر شیب به پارامترهای دیگری وابسته می‌باشد.

پیش‌بینی شیب کانال: با توجه به جدول ۵ می‌توان مشاهده کرد هر دو مدل ANFIS و SVM با ورودی (۱) نتوانسته‌اند به خوبی شیب رودخانه را برآورد کنند. مقادیر ضریب تعیین و خطا نشان می‌دهد شیب کانال پایدار توسط دبی قابل پیش‌بینی نیست. به عبارت دیگر می‌توان گفت هوش مصنوعی نمی‌تواند فرآیند تغییرات شیب را با پارامتر دبی شبیه‌سازی نماید.

در مرحله آزمون ضرایب تعیین هر دو روش ANFIS و SVM در برآورد شیب با ورودی (۲) به مقدار قابل‌توجهی کم‌تر از مرحله آموزش است. این موضوع نشان می‌دهد هر دو روش نمی‌توانند با استفاده از دبی و قطر متوسط رسوب به خوبی آموزش ببینند و شبیه‌سازی مناسبی از فرآیند تغییرات شیب بر اساس دبی و قطر رسوب انجام دهند. در پیش‌بینی شیب، هیچ‌یک از روش‌ها برتری نسبت به

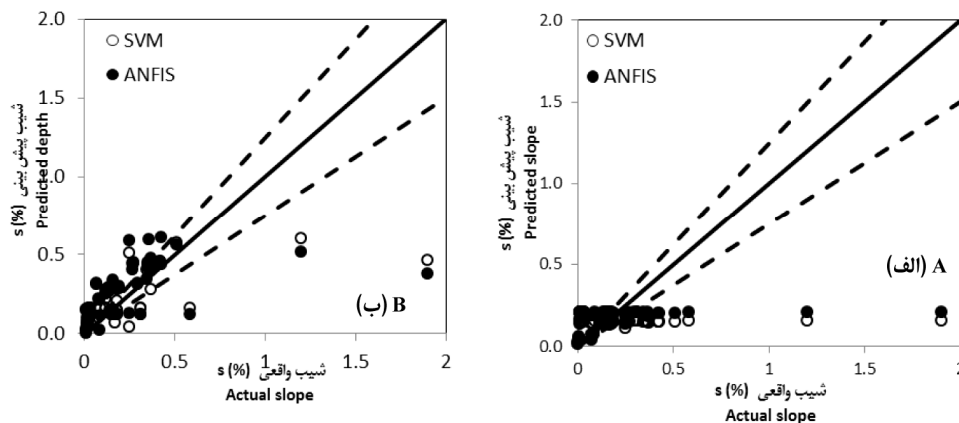
جدول ۵- نتایج مدل‌های SVM و ANFIS در پیش‌بینی شیب کانال پایدار.

Table 5. The result of ANFIS and SVM models in stable channel slope prediction.

ورودی (۲): دبی و قطر متوسط رسوب Input (2): Discharge and median grain size				ورودی (۱): دبی Input (1): Discharge				
MEF	MBE	RMSE	R ²	MEF	MBE	RMSE	R ²	
6.5	0.00	0.15	0.60	10.2	0.00	0.23	0.03	آموزش (Train)
6.7	0.05	0.21	0.43	8.5	0.00	0.25	0.03	ارزیابی (Validation)
6.6	0.10	0.24	0.30	8.6	0.00	0.28	0.03	آزمون (Test)
6.9	0.16	0.14	0.64	9.3	-0.05	0.24	0.03	آموزش (Train)
6.6	0.14	0.19	0.45	8.1	-0.05	0.31	0.03	ارزیابی (Validation)
6.9	0.15	0.23	0.39	7.9	-0.05	0.29	0.03	آزمون (Test)

دو روش با دبی و قطر متوسط رسوب (شکل ۳ (ب)) فرآیند تغییرات شیب را بهتر شبیه‌سازی می‌کنند اما تعداد زیادی از نقاط خارج از محدوده $\pm 25\%$ درصد وجود دارد و پراکندگی نقاط بسیار زیاد است که نشان می‌دهد دقت پیش‌بینی بسیار کم است.

شکل ۳ (الف) نشان می‌دهد هر دو روش ANFIS و SVM با استفاده از دبی نمی‌توانند شیب کانال پایدار را پیش‌بینی نمایند. نقاط پیش‌بینی شده در یک محدوده افقی قرار گرفته‌اند که نشان می‌دهد شبیه‌سازی بسیار نامناسبی توسط هر دو روش صورت گرفته است و دبی تأثیر کمی بر تخمین شیب دارد.



شکل ۳- مقایسه شیب آبراهه اندازه‌گیری شده با ANFIS و SVM در مرحله آزمون ورودی (۱) (الف) و ورودی (۲) (ب).

Figure 3. Comparison of measured channel slope with SVM and ANFIS in the test stage: input (1) (A) and input (2) (B).

می‌نماید اما با ورودی‌های دبی و قطر متوسط رسوب، هر دو روش عرض را بهتر از عمق پیش‌بینی کرده‌اند. هر دو روش نشان دادند پارامتر شیب با استفاده از دو ورودی دبی و قطر متوسط رسوب قابل تخمین زدن نمی‌باشد.

مقایسه با روابط تجربی: دقت روش‌های ANFIS و SVM در پیش‌بینی عرض، عمق و شیب کانال پایدار با روابط تجربی جدول ۲ مقایسه گردید. عرض، عمق و شیب توسط روابط تجربی جدول ۲ با داده‌های ورودی مرحله آزمون محاسبه گردید و با مقادیر واقعی مقایسه شد. مقادیر ضریب تعیین و خطا در جدول ۶ آورده شده است.

برای شیب‌های کم‌تر از 0.5% درصد هر دو روش شبیه‌سازی بهتری نسبت به شیب‌های بیش‌تر از 0.5% درصد انجام داده‌اند. پراکندگی نقاط نشان می‌دهد تغییرات شیب فقط به دبی و قطر متوسط رسوب بستگی ندارد و پارامترهای دیگری در تغییرات آن تأثیر دارند. تأثیر پارامترهای ناشناخته بر شیب‌های بیش‌تر از 0.5% درصد بیش‌تر است زیرا هر دو روش هیچ تخمین قابل‌قبولی ارائه نکرده‌اند و فاصله این نقاط از خط ۱:۱ بسیار زیاد است.

مقایسه قابلیت شبیه‌سازی عرض، عمق و شیب: مقایسه پیش‌بینی پذیری عرض، عمق و شیب پایدار کانال‌ها نشان می‌دهد هنگامی که فقط از دبی به‌عنوان ورودی استفاده می‌شود ANFIS عرض را بهتر از عمق و SVM عمق را بهتر از عرض پیش‌بینی

جدول ۶- نتایج روابط تجربی در پیش‌بینی مشخصات هندسی کانال‌های پایدار.

Table 6. The result of empirical equations in stable channel geometry prediction.

MEF	MBE	RMSE	R ²		
0.67	299.4	887.7	0.86	افضلی‌مهر و همکاران (۲۰۱۰) Afzalimehr et al. (2010)	
0.05	-21.8	50.4	0.93	سیمونز و آلبرتسون (۱۹۶۳) Simons and Albertson (1963)	عرض (Slope)
0.04	-13.6	35.8	0.89	بری (۱۹۸۲) Bray (1982)	
0.04	-0.55	1.2	0.81	افضلی‌مهر و همکاران (۲۰۱۰) Afzalimehr et al. (2010)	
0.88	12.97	17.98	0.82	سیمونز و آلبرتسون (۱۹۶۳) Simons and Albertson (1963)	عمق (Slope)
0.03	-0.37	0.97	0.85	بری (۱۹۸۲) Bray (1982)	
0.17	0.211	0.476	0.22	افضلی‌مهر و همکاران (۲۰۱۰) Afzalimehr et al. (2010)	
0.10	-0.189	0.343	0.02	سیمونز و آلبرتسون (۱۹۶۳) Simons and Albertson (1963)	شیب (Slope)
0.05	-0.047	0.203	0.53	بری (۱۹۸۲) Bray (1982)	

رابطه سیمونز و آلبرتسون (۱۹۶۳) از دو رابطه دیگر بسیار بیش‌تر است. رابطه بری (۱۹۸۲) با خطای RMSE ۰/۹۷ و MBE برابر ۰/۳۷ بهترین رابطه در تخمین عرض می‌باشد. خطای RMSE رابطه بری (۱۹۸۲) به ترتیب ۷۰ و ۴۰ درصد بیش‌تر از ANFIS و SVM است.

مقایسه روابط تجربی پیش‌بینی شیب کانال پایدار نشان می‌دهد ضریب تعیین رابطه بری (۱۹۸۲) از دو رابطه دیگر بیش‌تر و مقدار خطای RMSE و MBE آن کم‌تر است. اگرچه ضریب تعیین بری (۱۹۸۲) از دو روش هوشمند بیش‌تر است اما خطای RMSE آن ۲۰ درصد بیش‌تر است. در مجموع هیچ‌کدام از روابط تجربی نتوانسته‌اند شیب را با دقت قابل‌قبولی تخمین بزنند.

دو رابطه افضلی‌مهر و همکاران (۲۰۱۰) و سیمونز و آلبرتسون (۱۹۶۳) فقط از دبی برای تخمین عرض و عمق کانال پایدار استفاده می‌کنند و فقط رابطه بری (۱۹۸۲) از دبی و قطر متوسط رسوب استفاده می‌کند (۱، ۲۴، ۵). مقدار ضریب تعیین هر سه رابطه در پیش‌بینی عرض قابل‌قبول است اما مقدار خطای RMSE آن‌ها بسیار متفاوت است. کم‌ترین خطای تخمین عرض با مقدار ۳۵/۸ متر مربوط به رابطه بری است. خطای RMSE برای ANFIS و SVM حدود ۳۰ متر است که حدود ۲۰ درصد کم‌تر از رابطه بری است اما مقدار خطای MBE رابطه بری بیش از ده برابر دو روش هوشمند ANFIS و SVM است. ضرایب تعیین سه رابطه تجربی برای تخمین عمق کانال پایدار تقریباً مشابه یکدیگر است اما خطای

رابطه بری (۱۹۸۲) توانسته نسبت به سه رابطه دیگر، عرض و عمق را با دقت بیشتری تخمین بزند. روابط افضل‌ی مهر و همکاران (۲۰۱۰) و سیمونز و آلبرتسون (۱۹۶۳) برای تخمین عرض، عمق و شیب از دبی و رابطه بری (۱۹۸۲) از دبی و قطر متوسط ذرات استفاده می‌کند. مقایسه این روابط نشان می‌دهد قطر متوسط ذرات پارامتری است که باعث افزایش دقت تخمین مشخصات کانال پایدار می‌گردد. دو روش ANFIS و SVM نیز که از هوش مصنوعی به‌منظور شبیه‌سازی و تخمین استفاده می‌کنند مانند روابط تجربی با دبی و قطر متوسط تخمین دقیق‌تری ارائه می‌دهند. به‌طورکلی دو روش ANFIS و SVM با استفاده از هوش مصنوعی توانسته‌اند عمق را با دقت بسیار بیشتری نسبت به رابطه بری (۱۹۸۲) و عرض و شیب را با کاهش خطای ۲۰ درصد نسبت به این رابطه تخمین بزنند.

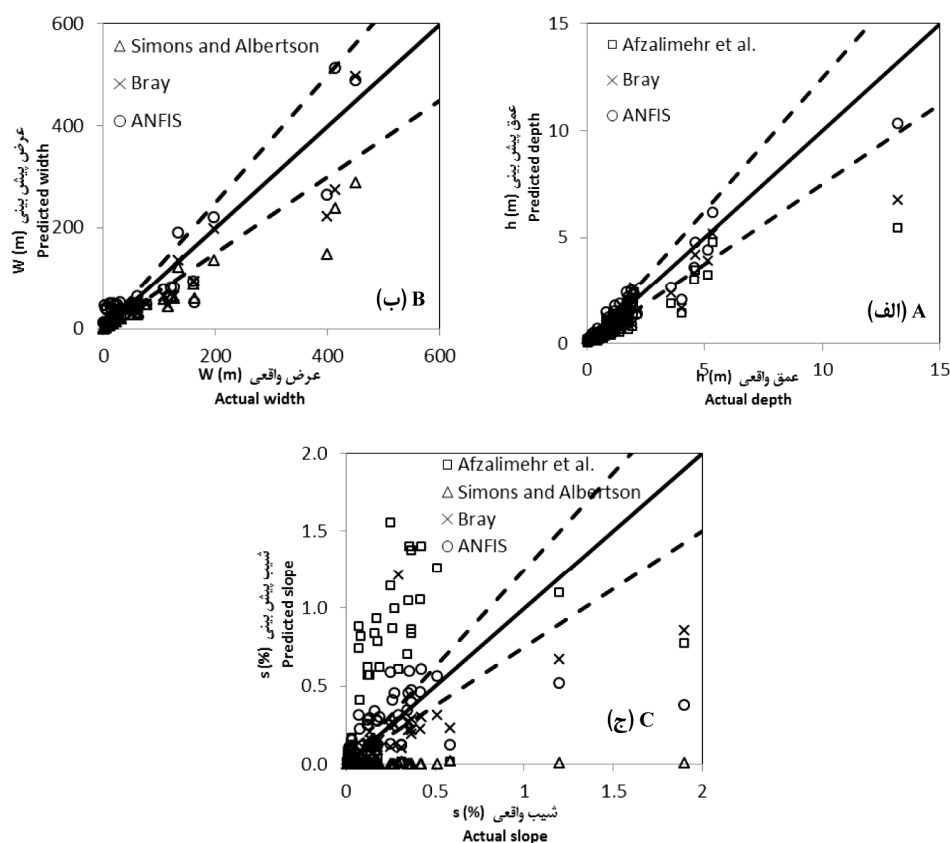
با توجه به پیش‌بینی دقیق‌تر عرض، عمق و شیب توسط ANFIS نسبت به SVM، در شکل ۴ پارامترهای تخمین زده شده توسط روابط تجربی و ANFIS با مقادیر واقعی مقایسه شده است. به‌دلیل خطای زیاد رابطه افضل‌ی مهر و همکاران (۲۰۱۰) در تخمین عرض و سیمونز و آلبرتسون (۱۹۶۳) در تخمین عمق، این روابط در شکل ۴ آورده نشده است.

در شکل ۴ (الف) پراکندگی نقاط در دو رابطه تجربی بری و سیمونز و آلبرتسون از ANFIS بیشتر است. دو رابطه تجربی به مقدار زیادی عرض را کم‌تر از مقدار واقعی تخمین می‌زنند. برای عرض‌های بیش‌تر از ۲۰۰ متر ANFIS با هوش مصنوعی و قابلیت شبیه‌سازی بالا توانسته تخمین بهتری نسبت

به دو رابطه تجربی ارائه دهد. مقدار خطای رابطه سیمونز و آلبرتسون برای عرض بیش‌تر از ۱۰۰ متر زیاد است و تقریباً تمام مقادیر پایین‌تر از خط ۲۵- درصد قرار گرفته است.

در شکل ۴ (ب) رابطه بری و ANFIS عمق را با دقت بیشتری نسبت به رابطه افضل‌ی مهر تخمین می‌زنند. رابطه بری عمق را نسبت به ANFIS کم‌تر از مقدار واقعی تخمین می‌زند.

شکل ۴ (ج) نشان می‌دهد رابطه سیمونز و آلبرتسون شیب را با دقت بسیار کمی تخمین می‌زند. تعداد زیادی از نقاط رابطه افضل‌ی مهر و همکاران بالاتر از خط ۲۵+ درصد واقع شده است که نشان می‌دهد این رابطه مقادیر شیب را بیش‌تر از مقدار واقعی تخمین می‌زند. در رابطه افضل‌ی مهر و همکاران پارامتر شیلدز یک مقدار ثابت در نظر گرفته شد و این رابطه شیب را فقط با قطر متوسط ذرات تخمین می‌زند. از طرفی رابطه سیمونز و آلبرتسون برای تخمین شیب فقط از دبی استفاده می‌کند. شکل ۴ نشان می‌دهد رابطه افضل‌ی مهر و همکاران شیب را بهتر از سیمونز و آلبرتسون تخمین زده است در نتیجه مقایسه این دو رابطه نشان می‌دهد قطر متوسط رسوب پارامتر مهم‌تری نسبت به دبی در تخمین شیب است (مقایسه شکل ۳ (الف) با (ب) نیز این موضوع را تأیید می‌کند). در مجموع بیش‌تر نقاط رابطه بری پایین‌تر و ANFIS بالاتر از خط ۱:۱ واقع شده است اما ANFIS شیب‌های بالاتر از ۱٪ را کم‌تر از مقدار واقعی پیش‌بینی می‌کنند.



شکل ۴- مقایسه روابط تجربی با ANFIS در مرحله آزمون: عرض (الف)، عمق (ب) و شیب (ج).

Figure 4. Comparison of empirical relations with ANFIS in the test stage: width (A), depth (B) and slope (C).

ANFIS با ورودی (۱) و (۲) عمق را مشابه یکدیگر تخمین می‌زند اما دقت ورودی (۲) بیشتر از (۱) است. اگرچه با ورودی (۲) دقت تخمین شیب توسط هر دو روش بیشتر از ورودی (۱) است اما هیچ‌کدام از روش‌ها قادر به تخمین مناسب شیب نمی‌باشند. در اعماق کم‌تر از ۲ متر و در تمام دامنه شیب‌های مورد بررسی، تأثیر قطر متوسط رسوب بر پیش‌بینی بیشتر از دبی است. در مجموع قطر متوسط رسوب باعث افزایش دقت شبیه‌سازی مشخصات آبراهه می‌شود. مقایسه سه رابطه سیمونز و آلبرتسون، افضل‌مهر و همکاران و بری نشان داد رابطه بری با دقت بیشتری می‌تواند عرض، عمق و شیب آبراهه پایدار را تخمین بزند. بررسی روابط تجربی با ANFIS نشان داد قابلیت بالای شبیه‌سازی ANFIS توسط هوش مصنوعی

نتیجه‌گیری کلی

در این پژوهش عرض، عمق و شیب آبراهه پایدار با دو نوع ورودی شامل: (۱) دبی و (۲) دبی و قطر متوسط رسوب توسط SVM و ANFIS تخمین زده شد. به‌منظور ارائه یک شبیه‌سازی قابل قبول، دامنه وسیعی از داده‌های صحرائی و آزمایشگاهی از مشخصات آبراهه‌های پایدار مورد استفاده قرار گرفت. از سه پارامتر آماری برای ارزیابی دقت تخمین مشخصات آبراهه‌های پایدار توسط دو روش هوش مصنوعی استفاده شد. عرض کانال توسط ANFIS با ورودی (۱) با دقت بیشتری نسبت به SVM تخمین زده می‌شود اما با ورودی (۲) هر دو روش در تمام دامنه مورد بررسی عرض را با دقت بیشتری نسبت به ورودی (۱) تخمین می‌زنند. روش‌های SVM و

توانسته عرض و به‌ویژه عمق را بهتر از رابطه بری
 تخمین بزند. نتایج نشان داد روش‌های هوش
 مصنوعی با قدرت بالای شبیه‌سازی می‌توانند دقت
 پیش‌بینی را افزایش دهند اما استفاده از این روش‌ها
 به امکانات و متخصص نیاز دارد در صورتی‌که روابط
 تجربی به سادگی قابل استفاده می‌باشند.

منابع

1. Afzalimehr, H., Abdolhosseini, M., and Singh, V.P. 2010. Hydraulic Geometry Relations for Stable Channel Design. *J. Hydrol. Engin.* 15: 1. 859-864.
2. Afzalimehr, H., Heydarpour, M., and Farshi, S.H. 2006. Regime theory and its application for a uniform and non-uniform flow. *Science and Technology of Agriculture and Natural Resources.* 10: 1. 12-23. (In Persian)
3. Akan, A.O. 2001. Tractive force channel design aid. *Can. J. Civil Engin.* 28: 865-867.
4. Bahramifar, A., Shirkhani, R., and Mohamadi, M. 2013. Semi-theoretical model predicts a stable level of river sand bed. *Iran watershed science and engineering.* 7: 23. 19-30. (In Persian)
5. Bray, R.D. 1982. Regime equations for gravel-bed rivers. P 517-544, In: R.D. Hey, J.C. Bathurst and C. Thorne (Eds.), *Gravel-bed rivers.* New York: John Wiley.
6. Frances, S. 2000. A study of different methods for determination of regime channel geometry with application to streams in southwestern Ontario. *Electronic Theses and Dissertations.* University of Windsor, 773p.
7. Hey, R.D. 2006. Fluvial geomorphological methodology for natural stable channel design. *J. Amer. Water Resour. Assoc.* 42: 2. 357-386.
8. Hong, J.H., Goyal, M.K., Chiew, Y.M., and Chua, L.H.C. 2012. Predicting time-dependent pier scour depth with support vector regression. *J. Hydrol.* 468-469: 241-248.
9. Jang, J.S.R. 1993. ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference systems. *IEEE Trans Systems Man Cybernet.* 23: 3. 665-685.
10. Julien, P.Y. 2002. *River mechanics.* Cambridge, UK: Cambridge University Press.
11. Kakaei Lafdani, E., Moghaddam Nia, A., and Ahmadi, A. 2012. Daily Suspended Sediment Load Prediction Using Artificial Neural Networks and Support Vector Machines Machine. *J. Hydrol.* 478: 50-62.
12. Lee, J.S., and Julien, P.Y. 2006. Downstream hydraulic geometry of alluvial channels. *Journal of hydraulic engineering.* 132: 12. 1347-1352.
13. Majdzadeh Tabatabayi, M.R., Tahershamsi, A., and Shirkhani, R. 2011. Assessment regime theory to estimate the width of the permanent rivers with sand bed. *Science and engineering watershed Iran.* 5: 15. 33-42. (In Persian)
14. Millar, R.G., and Quick, M.C. 1998. Stable width and depth of gravel-bed rivers with cohesive banks. *J. Hydr. Engin. ASCE.* 124: 10. 1005-1013.
15. Misra, D., Oommen, T., Agarwal, A., Mishra, S.K., and Thompson, A.M. 2009. Application and analysis of support vector machine based simulation for runoff and sediment yield. *Biosystems engineering.* 103: 4. 527-535.
16. Mohamed, H.I. 2013. Design of alluvial Egyptian irrigation canals using artificial neural networks method. *Ain Shams Engin. J.* 4: 2. 163-171.
17. Nayak, P.C., Venkatesh, B., Krishna, B., and Sharad, K. 2013. Rainfall-runoff modeling using conceptual, data driven, and wavelet based computing approach. *J. Hydrol.* 493: 17. 57-67.
18. Noori, R., Karbassi, A., Farokhnia, A., and Dehghani, M. 2009. Predicting the longitudinal dispersion coefficient using support vector machine and adaptive neuro-fuzzy inference system techniques. *Environmental Engineering Science.* 26: 10. 1503-1510.

19. Noori, R., Karbassi, A.R., Moghaddamnia, A., Han, D., Zokaei-Ashtiani, M.H., and Farokhnia, A. 2011. Assessment of input variables determination on the SVM model performance using PCA, Gamma test, and forward selection techniques for monthly stream flow prediction. *J. Hydrol.* 401: 3-4. 177-189.
20. Phillips, J.D. 2012. Geomorphic responses to changes in stream flows: the flow-channel fitness model. *River research and applications.* 29: 9. 1175-1194.
21. Riahi-Madvar, H., Ayyoubzadeh, S.A., and Atanti, M.G. 2011. Developing an expert system for predicting alluvial channel geometry using ANN. *Expert Systems with Applications.* 38: 1. 215-222.
22. Sadeghpour Haji, M., Mirbagheri, S.A., Javid, A.H., Khezri, M., and Najafpour, G.D. 2014. Suspended sediment modelling by SVM and wavelet. *Gradevinar.* 66: 3. 211-223.
23. Shoar Iman, F., and Tahershamsi, F. 2010. River flow regimes on the basis of equivalent power equation. *J. School Civil Engin. Survey.* 44: 1. 73-78. (In Persian)
24. Simons, D.B., and Albertson, M.L. 1963. Uniform Water Conveyance Channels in Alluvial Material. *Transactions of the American Society of Civil engineers.* 128: 65-107.
25. Singh, V.P. 2003. On the theories of hydraulic geometry. *Inter. J. Sed. Res.* 18: 3. 196-218.
26. Singh, V.P., and Zhang, L. 2008. At-a-station hydraulic geometry relations, 2: Calibration and testing. *Hydrological processes.* 22: 216-228.
27. Wang, L. 2005. *Support Vector Machines: theory and applications.* Springer, Berlin, 177p.
28. Wohl, E. 2014. Limits of downstream hydraulic geometry. *Geology.* 32: 10. 897-900.
29. Wohl, E.E., and Wilcox, A. 2005. Channel geometry of mountain streams in New Zealand. *J. Hydrol.* 300: 1-4. 252-266.
30. Xu, J. 2004. Comparison of hydraulic geometry between sand- and gravel-bed rivers in relation to channel pattern discrimination. *Earth surface processes and landforms.* 29: 5. 645-657.
31. Yousefi, N., Khodashenas, S.R., Pajand, H.R., and Beheshti, A.A. 2013. Using the provided within the stable channel estimation based on multivariate statistical models. *J. Water Soil.* 27: 6. 1270-1280. (In Persian)



Gorgan University of Agricultural
Sciences and Natural Resources

J. of Water and Soil Conservation, Vol. 23(4), 2016
<http://jwsc.gau.ac.ir>

Prediction of stable channels geometry using soft computing

***S.M. Seyedian¹, M. Farasati¹, A.H. Fath Abadi¹ and A. Heshmatpour¹**

¹Assistant Prof., Dept. of Watershed Management, University of Gonbad Kavous

Received: 07/31/2015; Accepted: 05/29/2016

Abstract

Background and Objectives: Determination of stable channel characteristics includes width, depth and slope is very important that considered for more than a century. Design of Stable channel was used in various works such as river engineering, flood control and water conveyance. The main objective of this study is evaluation of two methods of ANFIS and SVM to estimate stable channel characteristics.

Materials and Methods: 325 measured data from the natural channel and laboratory investigations were used for training, testing and evaluating ANFIS and SVM methods. ANFIS system that combines neural network with fuzzy logic was introduced in 1993 by Zhang. Support Vector Machine can be applied not only to classification problems but also to the case of regression. 60% of data was used for training, 20% evaluation and the remaining 20% were used for test. To simulate the channel characteristics two input include: 1- discharge and 2- discharge and median sediment grains were used. The empirical formula Afzalimehr et al., Bray and Simmons and Albertson was used to compare with ANFIS and SVM.

Results: ANFIS and SVM methods with input (2) to (1) estimate width 50% and 80% respectively and depth 61% and 40% respectively with a lower error. ANFIS and SVM prediction accuracy in various ranges of width and depth is different. Both methods could not predict the slope. Bray empirical relationship that predicted depth and width of the reasonably accurately estimates the slope with less accuracy.

Conclusion: The results showed that both methods with input (2) simulate changes in channel geometry with reasonable accuracy and estimate the width and depth as well. Overall, estimation capability of width more than depth and both methods with input (1) and (2) can't estimate slope stable channel. In depth of less than 2 meters the impact of median grain size is little on the predicted depth. Changes in slope do not depend only on the discharge and median grain size and other parameters that affect the change. The effects of the unknown parameters on slopes greater than 0.5% are high because both methods did not provide any reasonable estimates. Compared with empirical relations showed ANFIS more accurately estimate characteristic of stable channel than Simons and Albertson, Afzalimehr et al. and Bray relationship.

Keywords: Stable channel, Geometry, ANFIS, SVM

* Corresponding Author; Email: s.m.seyedian@gmail.com

