

پیش‌بینی هندسه‌ی هیدرولیکی پایین‌دست کانال‌های آبرفتی با استفاده از الگوریتم هوشمند  
مختلط (GMDH-HS)سمیرا رضاپوریان قهفرخی<sup>۱\*</sup>، محمد مهدی احمدی<sup>۲</sup> و کوروش قادری<sup>۳</sup>

## چکیده

هندسه‌ی هیدرولیکی پایین‌دست کانال‌های آبرفتی در شرایط دبی لبریز توسط پارامترهای عرض کانال، عمق متوسط جریان، شیب کانال و سرعت متوسط جریان تعریف می‌شود. این متغیرها، توسط پارامترهای مستقل دبی جریان، قطر متوسط ذرات بستر و پارامتر شیلدز قابل تعریف هستند. در این تحقیق، عملکرد مدل هوشمند داده‌محور GMDH و مدل هوشمند مختلط GMDH-HS برای بیان بهترین رابطه بین متغیرهای هندسه‌ی هیدرولیکی پایین‌دست کانال‌های آبرفتی بر حسب پارامترهای مستقل مورد بررسی قرار گرفته است. ۸۸۰ سری داده اندازه‌گیری شده از رودخانه‌ها و کانال‌های آزمایشگاهی تحت شرایط جریان و بسترهای متفاوت جمع‌آوری شد، که ۴۹۸ سری داده برای آموزش و بقیه برای ارزیابی مدل‌ها استفاده شد. صحت‌سنجی مدل‌های توسعه داده شده با استفاده از سری‌زمانی مکی-گلاس انجام گرفت. ارزیابی عملکرد مدل‌های توسعه داده شده با استفاده از شاخص‌های آماری CE، MSRE، MAPE، RMSE، RB و  $R^2$  حاکی از عملکرد رضایت‌بخش هر دو مدل در پیش‌بینی هندسه‌ی هیدرولیکی پایین‌دست کانال‌های آبرفتی است. بررسی دقیق‌تر و مقایسه‌ی نتایج دو مدل برای هر چهار متغیر نشان داد که مدل GMDH-HS در پیش‌بینی هندسه‌ی هیدرولیکی پایین‌دست کانال‌های آبرفتی عملکرد بسیار بالاتری داشته است.

**واژه‌های کلیدی:** جستجوی هارمونی، دسته‌بندی گروهی داده‌ها، مدل هوشمند مختلط، مورفولوژی رودخانه‌های آبرفتی، هیدرولیک.

**ارجاع:** رضاپوریان قهفرخی س. احمدی م. م. و قادری ک. ۱۳۹۸ پیش‌بینی هندسه‌ی هیدرولیکی پایین‌دست کانال‌های آبرفتی با استفاده از الگوریتم هوشمند مختلط (GMDH-HS). مجله پژوهش آب ایران. ۳۵: ۱۳۷-۱۴۷.

۱- دانشجوی دکتری سازه‌های آبی، گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شهید باهنر کرمان.

۲- دانشیار گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شهید باهنر کرمان.

۳- دانشیار گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شهید باهنر کرمان.

\* نویسنده مسئول: [Palmy458@gmail.com](mailto:Palmy458@gmail.com)

تاریخ پذیرش: 1397/11/17

تاریخ دریافت: 1397/04/06

## مقدمه

رودخانه‌های آبرفتی، همواره هندسه‌ی هیدرولیکی (Hydraulic geometry) خود را برای رسیدن به تعادل بین دبی آب، رسوب ورودی و خروجی تغییر می‌دهند. هندسه‌ی هیدرولیکی به‌طور خاص بر تکامل شکل رودخانه و چگونگی تأثیر بستر و کانال بر این تکامل تمرکز دارد (کلیسون، ۲۰۱۵). مورفولوژی رودخانه‌های آبرفتی منجر به ایجاد دو مفهوم شده است: (۱) هندسه‌ی هیدرولیکی در یک ایستگاه (At-a-station hydraulic geometry) و (۲) هندسه‌ی هیدرولیکی پایین‌دست (Downstream hydraulic geometry) (ژولین، ۲۰۱۵). هندسه‌ی هیدرولیکی پایین‌دست، توسط عرض بالایی کانال، عمق متوسط جریان، سرعت متوسط جریان و شیب انرژی جریان تحت شرایط دبی لبریز تعریف می‌شود. هندسه‌ی هیدرولیکی پایین‌دست به‌عنوان تابعی از پارامترهای هیدرولیکی و شرایط بستر از جمله دبی جریان، قطر متوسط ذرات بستر و پارامتر شیلدز توسط محققان با روش‌های مختلف بررسی و بیان شده است؛ از جمله روش‌های مورد مطالعه می‌توان به روش‌های تجربی مبتنی بر آمار و اطلاعات جمع‌آوری شده از رودخانه‌ها و کانال‌ها (کندی، ۱۹۹۵؛ لئوپولد و مادوک، ۱۹۵۳؛ هی و تورن، ۱۹۸۶؛ پتیکال و کرس، ۲۰۰۲؛ افضل‌مهر و همکاران، ۲۰۱۰؛ آگوردیس و همکاران، ۲۰۱۱؛ امرسون، ۲۰۱۶) و روابط تئوری مبتنی بر معادلات حاکم بر جریان، مانند سرعت جریان، مقاومت در مقابل جریان، جریان ثانویه و انتقال رسوب در رودخانه‌های آبرفتی (ژولین و وارگادالام، ۱۹۹۵؛ میلار، ۲۰۰۰؛ لی و ژولین، ۲۰۰۶) اشاره کرد که نتایج حاصل از روابط تئوری تطابق منطقی با اندازه‌گیری‌های میدانی نشان داده است.

در سال‌های اخیر، انواعی از روش‌های هوشمند داده‌محور برای پیش‌بینی و تخمین متغیرهای مدل‌های پیچیده هیدرولیکی مورد استفاده قرار گرفته‌اند. یکی از روش‌های پرکاربرد داده‌محور، روش دسته‌بندی گروهی داده‌ها (Group Method of Data Handling (GMDH)) با رویکرد خودسازمان‌دهی است که توانایی حل مسائل پیچیده‌ی غیرخطی با دقت بالاتر و ساختار ساده‌تر را دارد (غلامی و همکاران، ۲۰۱۷). این روش اولین بار توسط ایوانخنکو (۱۹۶۸) برای مدل‌سازی سیستم‌هایی با چند متغیر ورودی و یک خروجی ارائه شد. مدل GMDH

به‌طور گسترده‌ای در مهندسی، علوم و اقتصاد، شامل شناسایی قوانین فیزیکی، پیش‌بینی کوتاه‌مدت فرایندها، شناسایی الگوها در متغیرهای پیوسته و گسسته مورد استفاده قرار گرفته است و نتایج موفقیت‌آمیزی از کاربرد آن در مسائل مهندسی مدیریت منابع آب گزارش شده است؛ از جمله‌ی آن‌ها، می‌توان به بررسی تغییرات رقوم سطح دریای خزر (فلزی و همکاران، ۲۰۰۴)، بهره‌برداری هوشمند از مخازن چندگانه‌ی دشت تهران (قادری و همکاران، ۱۳۸۹)، پیش‌بینی جریان واریزه‌ای (ژانگ و همکاران، ۲۰۱۳)، مدل‌سازی فرایند بارش- رواناب (پورنعمت و همکاران، ۱۳۹۳)، برآورد بار معلق در سیستم رودخانه‌ای (ایوانی و همکاران، ۱۳۹۵)، تخمین ضریب پراکندگی طولی آلاینده‌ها در رودخانه‌های طبیعی (قادری و حسین‌زاده، ۱۳۹۵) و پیش‌بینی متغیرهای هندسه‌ی هیدرولیکی کانال‌های پایدار (غلامی و همکاران، ۲۰۱۷) اشاره کرد که در همه‌ی موارد، دقت و عملکرد خوبی گزارش شده است.

محققان علاوه بر روش GMDH، از ترکیب آن با سایر روش‌های هوش مصنوعی و بهینه‌سازی بهره‌برده‌اند و مدل‌های هوشمند مختلط را برای حل مسائل پیچیده مهندسی ایجاد کرده‌اند. ترکیب GMDH و LSSVM (Least Squares Support Vector Machines Wavelet Packet) برای پیش‌بینی جریان رودخانه (سامسودین و همکاران، ۲۰۱۱)، پیش‌بینی ظرفیت بالابردندگی کیسون‌ها با استفاده از مدل هوشمند مختلط GMDH-HS (معصومی و همکاران، ۲۰۱۶) و توسعه‌ی مدل هوشمند مختلط WPGMDH (Wavelet Packet-Group Method of Data Handling) (of Data Handling) برای پیش‌بینی رواناب (موسوی و همکاران، ۲۰۱۷). نتایج، عملکرد بالای مدل‌های مختلط هوشمند را در مدل‌سازی سیستم‌ها نشان می‌دهد.

الگوریتم جستجوی هارمونی (HS)، یکی از روش‌های بهینه‌سازی مورد استفاده در حل مسائل غیرخطی است که در سال ۲۰۰۱ با تکیه بر تکنیک فراشناختی معرفی شده است (گیم و همکاران، ۲۰۱۱). از مزایای این الگوریتم، محاسبات کمتر برای یافتن راه‌حل، همگرایی سریع و توانایی قابل توجه در رسیدن به راه‌حل بهینه به‌دلیل ساختار مناسب آن است. الگوریتم HS، به‌دلیل کاربردی بودن در مسائل گسسته و پیوسته، به یکی از پرکاربردترین الگوریتم‌های بهینه‌سازی تبدیل شده است.

نرون‌ها در هر لایه نامعلوم است، در لایه‌ی اول با توجه به تعداد ترکیبات دوتایی متغیرهای ورودی، تعداد نرون‌ها محاسبه می‌شود (به ازای  $m$  متغیر ورودی تعداد نرون‌ها  $\binom{m}{2}$  خواهد بود). با توجه به تابع انتقال نرون‌ها، ضرایب وزنی برای هر نرون با روش تخمین حداقل مربعات محاسبه می‌شود. در این روش باید برای هر خروجی یک مقدار آستانه به مدل معرفی شود. این مقدار با استفاده از معادله‌ی (۲) تعریف می‌شود:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (\hat{y}(i) - y(i))^2}{\sum_{i=1}^N (y(i) - \bar{y})^2} \quad (2)$$

که  $y$ ، خروجی اندازه‌گیری شده؛  $\hat{y}(i)$ ، خروجی محاسباتی مدل؛  $\bar{y}$ ، میانگین خروجی اندازه‌گیری شده؛  $\hat{y}(i)$ ، میانگین خروجی محاسباتی مدل؛ و  $R^2$ ، ضریب همبستگی عملکرد نرون‌ها است. شبکه‌ی GMDH در هر لایه باید همگرا شود؛ از این رو، آن دسته از خروجی‌های لایه‌ی اول که ضریب همبستگی آن‌ها بیشتر از مقدار آستانه هستند، به صورت متغیر به لایه‌ی بعدی فرستاده می‌شوند. این روند تا زمانی ادامه می‌یابد که تنها دو متغیر ورودی برای انتقال به لایه‌ی آخر باقی‌مانده باشند.

#### الگوریتم جستجوی هارمونی (HS)

الگوریتم جستجوی هارمونی، یکی از ساده‌ترین و جدیدترین روش‌های فراابتکاری است که در فرایند جستجوی جواب بهینه، از روند کنار هم گذاری نت‌های موسیقی برای ساخت یک آهنگ دارای استانداردهای زیبایی‌شناسی الهام گرفته است. الگوریتم HS در مقایسه با سایر روش‌های فراابتکاری الزامات ریاضیاتی کمتری دارد و می‌توان آن را در مسائل مختلف مهندسی با تغییر در عملگرها و پارامترها مطابقت داد. از دیگر ویژگی‌های شاخص الگوریتم جستجوی هارمونی، این است که در مدت زمان مناسبی فضاهای حل با محدوده‌ی عملکرد بهتری را شناسایی می‌کند. این ویژگی در صورتی که مسئله‌ی مورد مطالعه از بهینه‌ی محلی<sup>۴</sup> برخوردار باشد، دچار خطا می‌شود و در بهینه‌ی محلی متوقف شده و نمی‌تواند به بهینه‌ی سراسری<sup>۵</sup> برسد. دلیل این مشکل، ناکارآمدی الگوریتم در اجرای جستجوی محلی در مسائل

بشیری و همکاران (۲۰۱۵) الگوریتم جستجوی هارمونی را برای بهره‌برداری بهینه از مخازن توسعه دادند.

در این تحقیق، به منظور پیش‌بینی و بهبود دقت روابط هندسه‌ی هیدرولیکی پایین‌دست کانال‌های آبرفتی، مدل‌هایی مبتنی بر روش هوشمند داده‌محور GMDH و روش هوشمند مختلط از ترکیب مدل GMDH و الگوریتم بهینه‌سازی HS به نام GMDH-HS با برنامه‌نویسی در نرم‌افزار MATLAB توسعه داده شده است. روش مختلط GMDH-HS مشابه با GMDH است، با این تفاوت که وزن‌های نرون‌ها با استفاده از الگوریتم جستجوی هارمونی (HS) محاسبه می‌شوند. برای ارزیابی مدل‌های توسعه داده شده از مجموع ۸۸۰ سری داده‌های جمع‌آوری شده از تحقیقات پیشین و مقایسه‌ی نتایج با مقادیر اندازه‌گیری شده، استفاده شده است. همچنین نتایج حاصل، با نتایج معادلات تئوری ارائه شده توسط محققان مقایسه شد.

#### مواد و روش‌ها

##### روش دسته‌بندی گروهی داده‌ها (GMDH)

یکی از الگوریتم‌های کاربردی و قدرتمند در شناسایی، مدل‌سازی و پیش‌بینی سامانه‌های پیچیده، روش دسته‌بندی گروهی داده‌هاست. این روش به واسطه‌ی رویکرد خودسازمانده درونی در طول ارزیابی عملکرد خود به تدریج مدل‌های پیچیده‌تری در میان مجموعه داده‌های ورودی و خروجی تولید می‌کند؛ از این رو، نسبت به سایر الگوریتم‌ها هوشمندتر عمل می‌کند. ایده‌ی اصلی GMDH به صورت ساختن یک تابع تحلیلی مبتنی بر یک شبکه‌ی پیش‌رونده بر اساس توابع انتقال درجه‌ی دوم حاصل از چندجمله‌ای گسسته شده کولموگروف است (تسای و یو، ۲۰۱۷). با توجه به ساختار پیش‌رونده GMDH، شبکه‌ی آن از نرون‌های پشتیبان با حداقل دو ورودی تشکیل شده است که تابع انتقال این نرون‌ها به صورت یک چندجمله‌ای (معادله‌ی (۱)) تعریف شده است:

$$y = w_0 + w_1 x_1 + w_2 x_2 + w_3 x_1^2 + w_4 x_2^2 + w_5 x_1 x_2 \quad (1)$$

که  $y$ ، خروجی؛  $x_1, x_2$ ، متغیرهای ورودی؛ و  $w_0$  تا  $w_5$  ضرایب و یا وزن‌های چند جمله‌ای هستند. آموزش پارامترهای درون‌شبکه‌ای این مدل بر اساس رویکرد تخمین حداقل مربعات صورت می‌گیرد. با توجه به این نکته که در ساختار شبکه‌ی GMDH تعداد لایه‌ها و

4- Optimum Local  
5- Optimum Global

شکل ۱، فلوجارت روش هوشمند مختلط GMDH-HS را نشان می‌دهد.

### تجزیه و تحلیل مجموعه‌ی سری داده‌ها

به‌منظور پیش‌بینی هندسه‌ی هیدرولیکی کانال‌های آبرفتی با استفاده از مدل هوشمند مختلط GMDH-HS از ۸۸۰ سری داده رودخانه‌های طبیعی و کانال‌های آزمایشگاهی استفاده شد. این مجموعه‌ی گسترده از داده‌ها، بیانگر محدوده‌ای وسیع از خصوصیات هیدرولیکی و هندسی رودخانه‌ها و کانال‌های آبرفتی مختلف هستند و همچنین، توسط دیگر محققان مورد استفاده قرار گرفته‌اند. بنابراین، امکان مقایسه‌ی نتایج حاصل از این تحقیق با دیگر نتایج ارائه شده وجود خواهد داشت. این داده‌ها توسط ژولین و وارگادالام (۱۹۹۵) جمع‌آوری شدند و توسط ژولین و وارگادالام (۱۹۹۵) و لی و ژولین (۲۰۰۶) برای محاسبه‌ی هندسه‌ی هیدرولیکی کانال‌های آبرفتی مورد استفاده قرار گرفته‌اند. این مجموعه داده‌ها، شامل محدوده‌ی وسیعی از خصوصیات رودخانه‌ای، از جمله مواد بستر، شکل هندسی رودخانه، شرایط جریان و در دوحالت رودخانه‌های طبیعی و کانال‌های آزمایشگاهی هستند. از این مجموعه تعداد ۴۹۸ سری داده برای آموزش و ۳۸۲ سری برای ارزیابی مدل‌های مورد نظر استفاده شد. این دو مجموعه، چنان انتخاب شده‌اند که خصوصیات آماری آن‌ها تقریباً یکسان باشد. در جدول ۱، مشخصات آماری مجموعه داده‌های مورد استفاده، شامل حداقل، میانگین، حداکثر، انحراف معیار و چولگی برای هر پارامتر ارائه شده است.

بهینه‌سازی گسسته است (مهدوی و همکاران، ۲۰۰۷). این الگوریتم از مراحل زیر تشکیل شده است:

- ۱- پارامترهای قابل تنظیم الگوریتم مقداردهی اولیه می‌شوند؛
- ۲- مقداردهی حافظه‌ی هارمونی؛
- ۳- ایجاد یک هارمونی جدید بهبود یافته؛
- ۴- به‌روزرکردن حافظه‌ی هارمونی؛
- ۵- بررسی معیار توقف: تکرار گام‌های ۳ و ۴ تا زمانی که معیار توقف برقرار شود یا تکرارها پایان پذیرد (ویلند، ۲۰۱۵).

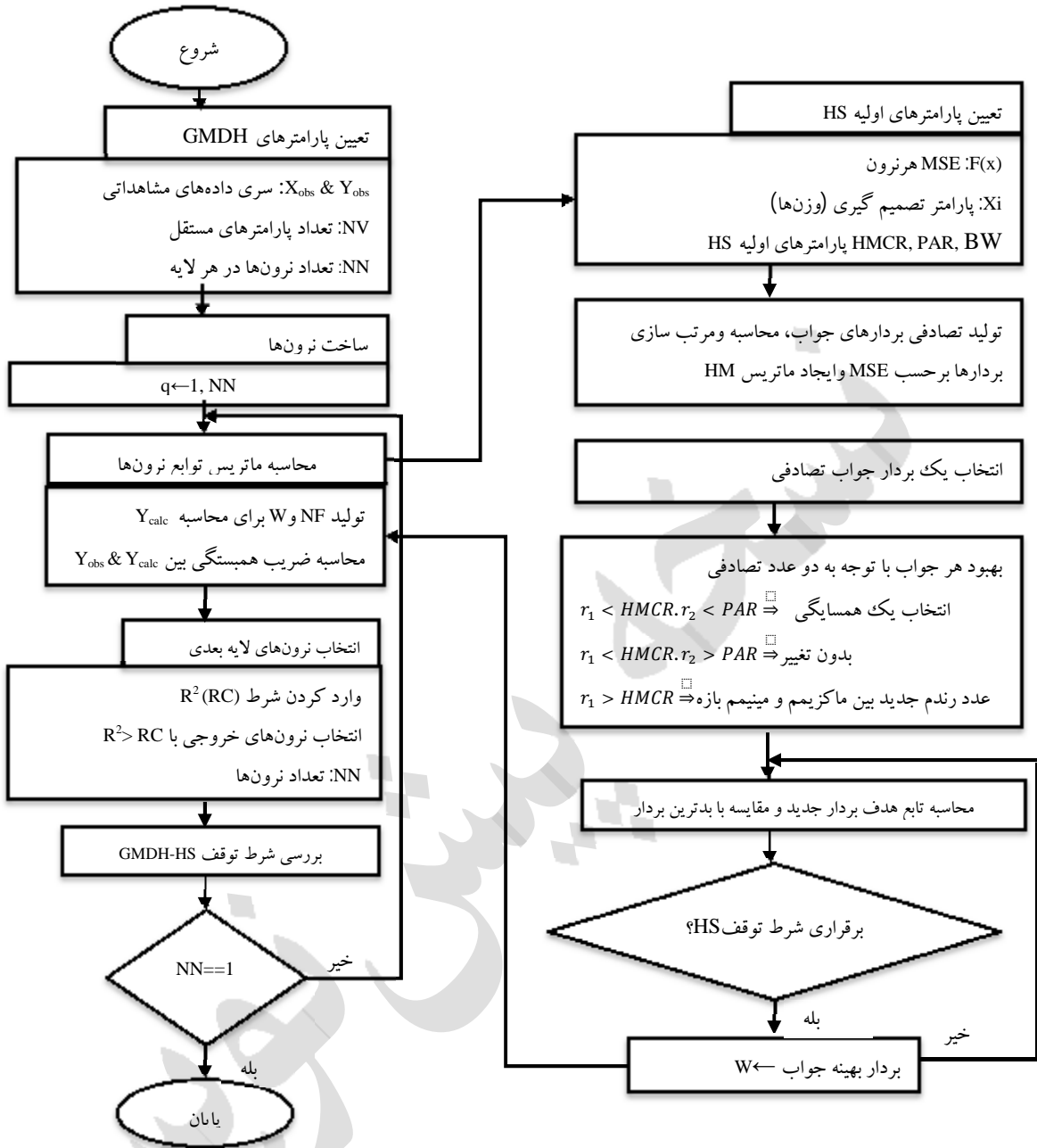
### الگوریتم هوشمند مختلط GMDH-HS

در مقاله‌ی حاضر با هدف کاهش خطای تجمعی با استفاده از ترکیب GMDH و الگوریتم جستجوی هارمونی (HS)، الگوریتم هوشمند مختلط GMDH-HS توسعه داده شده است. در این روش، الگوریتم جستجوی هارمونی برای کالیبراسیون ضرایب نامعلوم و یا وزن‌های هر نرون جایگزین روش تخمین حداقل مربعات در الگوریتم GMDH می‌شود.

از آنجا که الگوریتم GMDH دارای رویکرد خود سازمان‌دهی است و ساختار آن در ابتدا نامشخص است، بنابراین الگوریتم جستجوی هارمونی برای آموزش و بهینه‌سازی وزن‌ها در ساختار هر نرون در شبکه GMDH مورد استفاده قرار می‌گیرد. در واقع، هدف زیرمدل HS، تعیین وزن‌های مطلوب در زمان کوتاه برای دستیابی به ساختار مطلوب GMDH و حداقل کردن خطای تجمعی بین مجموعه داده‌های اندازه‌گیری شده و محاسباتی است.

جدول ۱- مشخصات آماری مجموعه داده‌ها

پارامتر	Q(m <sup>3</sup> /s)	d <sub>50</sub> (mm)	t*	W(m)	H(m)	S	V(m/s)
حداقل	۰/۰۰۰۲	۰/۰۰۰۱	۰/۰۰۱	۰/۱۶	۰/۰۰۳	۰/۰۰۰۰۴	۰/۰۰۹
میانگین	۵۲۸/۳	۰/۰۴۵	۰/۲۸۱	۷۳/۲۲	۱/۶۱	۰/۰۰۵	۱/۵۰۸
حداکثر	۲۶۵۶۰/۴	۰/۴	۸/۴۹۲	۱۰۹۷/۳	۱۵/۶۷	۰/۰۸۱	۴/۷
انحراف معیار	۲/۸۱	۰/۳۷۸	۰/۱۱۱	۲/۶۵	۰/۶۳	۰/۰۷۸	۰/۵۲
چولگی	۲/۰۸	۲/۲۱۸	۵/۵۴۰	۳/۸۰	۳/۲۱	۴/۶۴۴	۰/۵۶۶



شکل ۱- فلوچارت الگوریتم هوشمند مختلط GMDH-HS

که مقادیر  $a$  و  $b$  به ترتیب  $0.2$  و  $0.1$  هستند. این مدل‌سازی به منظور استفاده از مقادیر گذشته سری زمانی تا گام  $t$  برای پیش‌بینی گام زمانی  $t+\Delta$  استفاده می‌شود. بدین منظور، یک نگاهت  $D$  نقطه‌ای که در آن  $D$  برابر با تعداد متغیرهاست، با فاصله‌ی زمانی  $\Delta$  ایجاد می‌شود ( $D=5$  و  $\Delta=6$ ). مقدار اولیه  $t$ ، به ترتیب  $1/2$  و  $17$  و گام زمانی  $0.1$  در نظر گرفته شد (سلوماتین و آستفد، ۲۰۰۸). از حل سری زمانی مکی-گلاس برای  $t$  بین  $0$  تا  $2000$ ، ماتریس داده‌های ورودی-خروجی با  $1000$  سطر و  $6$  ستون حاصل می‌شود. در واقع با توجه به مقادیر سری

### صحت‌سنجی مدل‌های توسعه داده شده

قبل از اجرای مدل‌های توسعه داده شده برای پیش‌بینی و بهبود دقت روابط هندسه‌ی هیدرولیکی کانال‌های آبرفتی، لازم است که صحت نتایج حاصل از آن‌ها مورد بررسی قرار گیرد. به‌طور معمول، محققان از سری‌زمانی استاندارد مگی-کلاس (Mackey and Glass) با معادله‌ی دیفرانسیلی (۳) برای بررسی صحت مدل‌های توسعه داده شده، استفاده می‌کنند.

$$\frac{dx(t)}{dt} = \frac{ax(t-t)}{1+x^{10}(t-t)} - bx(t) \quad (3)$$

## نتایج و بحث

در این بخش در دو گروه متمایز نتایج حاصل از مدل‌های توسعه داده شده بررسی می‌شود. در ابتدا عملکرد دو مدل توسعه داده شده GMDH و GMDH-HS در پیش‌بینی و بهبود دقت روابط هندسه‌ی هیدرولیکی رودخانه‌های آبرفتی مورد بررسی قرار می‌گیرد و نتایج در دوره‌های آموزش و ارزیابی برای چهار متغیر عرض کانال (W)، عمق متوسط جریان (h)، شیب کانال (S) و سرعت متوسط جریان (V) به کمک شاخص‌های آماری و نمودارها ارائه می‌گردد. در ادامه، عملکرد مدل‌های توسعه داده شده با نتایج حاصل از روابط تئوری ارائه شده توسط لی و ژولین (۲۰۰۶) مقایسه می‌شود.

## نتایج روش‌های GMDH و GMDH-HS

چهار متغیر تعیین‌کننده هندسه‌ی هیدرولیکی کانال‌های آبرفتی، بر اساس قطر متوسط ذرات بستر  $d_{50}$  (m)، دبی جریان  $Q$  ( $m^3/s$ ) و پارامتر شیلدر  $\tau_* = \gamma h s / (\gamma_s - \gamma) d_{50}$  تحت شرایط جریان متلاطم زبر پیش‌بینی می‌شوند. با توجه به پارامترهای مؤثر در هندسه‌ی هیدرولیکی کانال‌های آبرفتی می‌توان نوشت:

$$(W, h, S, V) = f(d_{50}, Q, \tau_*) \quad (۴)$$

از این‌رو، با توجه به سه پارامتر مستقل ورودی، شبکه با شش نرون در لایه‌ی اول برای روش‌های GMDH و GMDH-HS ایجاد و پیش‌بینی‌ها انجام گرفت.

شکل ۲، نمودارهای توزیع پراکندگی نتایج پیش‌بینی مدل‌های GMDH و GMDH-HS را در مقابل مشاهدات برای چهار متغیر W، h، S و V نشان می‌دهد. مشاهده‌ی نمودارهای توزیع پراکندگی نشان می‌دهد که هر دو مدل، نتایج مطلوبی در پیش‌بینی متغیرهای هندسه‌ی هیدرولیکی ارائه داده‌اند؛ اما نتایج حاصل از مدل GMDH-HS رضایت‌بخش‌تر بوده و مقدار ضریب تبیین ( $R^2$ ) در هر چهار نمودار توزیع پراکندگی مدل GMDH-HS بالاتر است. علاوه بر این، توزیع نقاط در محدوده‌ی میانی خطوط خطای نسبی ۱۰ درصد همراه با تراکم بیشتر در اطراف خط ۴۵ درجه است. در شکل ۳، مقادیر شبیه‌سازی شده و مقادیر مشاهداتی در دوره‌ی ارزیابی برای هندسه‌ی هیدرولیکی کانال‌های آبرفتی ارائه شده است. مقایسه‌ی نتایج شبیه‌سازی توسط دو مدل GMDH و GMDH-HS نشان می‌دهد هر دو مدل دارای توانایی بالا در پیش‌بینی هستند و مدل GMDH-HS از عملکرد

در زمان‌های  $t-18$ ،  $t-12$ ،  $t-6$  و  $t$  مقادیر خروجی سری زمانی در  $t+6$  پیش‌بینی می‌شود. به‌منظور صحت‌سنجی ۵۰۰ سطر اول از سری مذکور برای آموزش و بقیه برای ارزیابی به‌کار رفته‌اند. بررسی نتایج حاصل از مدلسازی سری‌زمانی مکی-گلاس اغلب توسط شاخص‌های آماری صورت می‌گیرد. این نتایج برای روش‌های GMDH و GMDH-HS در جدول ۲ ارائه شده‌اند.

جدول ۲- نتایج پیش‌بینی سری‌زمانی مکی-گلاس برای

## روش‌های GMDH و GMDH-HS

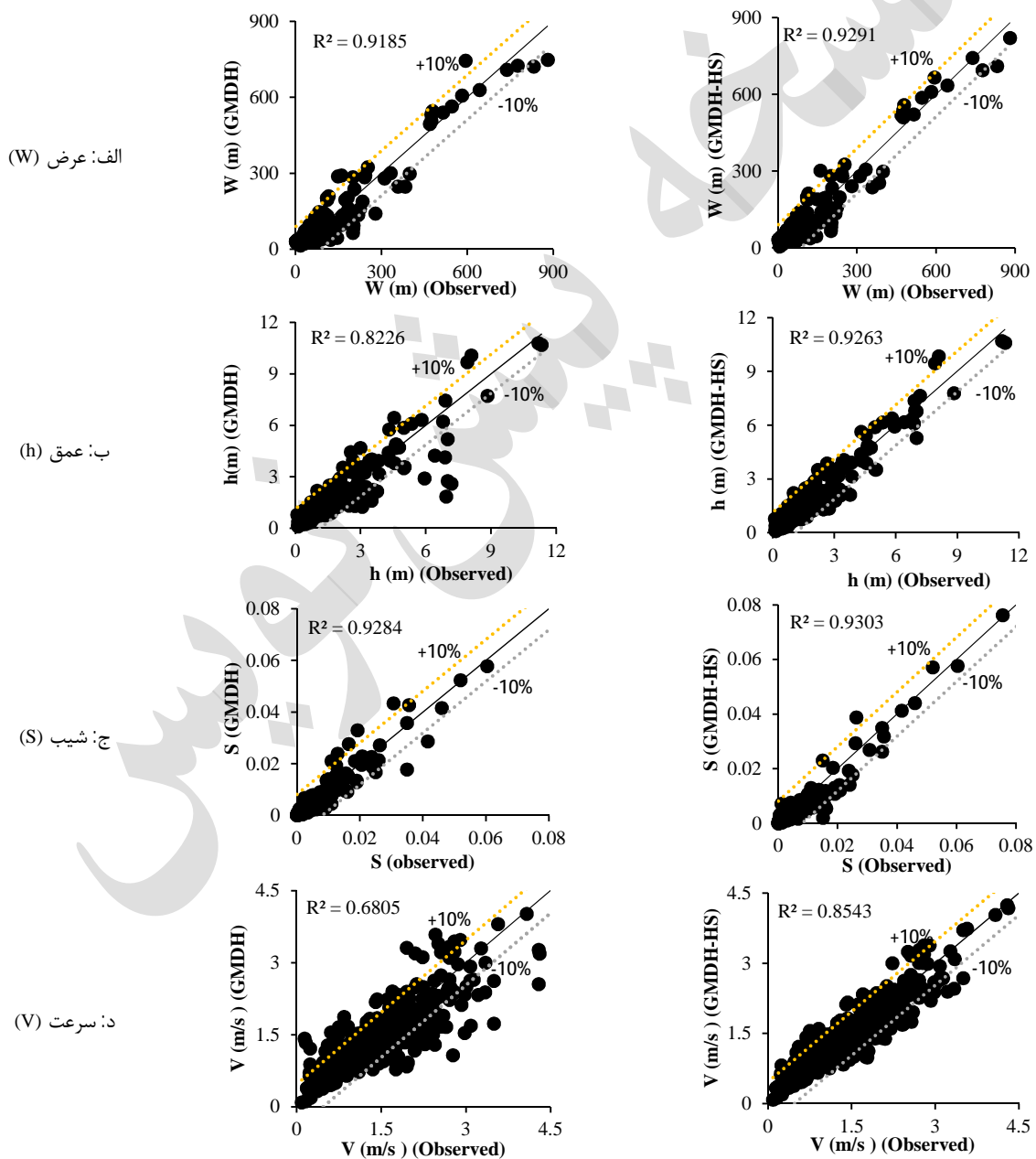
روش	CE	RMSE	MAPE	MRSE	RB
GMDH	0/933	0/0592	5/237	0/0041	0/001
GMDH-HS	0/996	0/0123	0/826	0/002	0/001

CE، نشان دهنده‌ی ضریب کارایی (Coefficient of Efficiency) مدل است و مدل‌های با CE بین ۰/۸ تا ۰/۹ دارای دقت قابل قبول هستند؛ اما برای دقت بسیار بالا باید این ضریب بین ۰/۹ تا ۱ باشد. RMSE، نشان‌دهنده‌ی ریشه میانگین اختلاف مجذور خروجی مشاهداتی و محاسباتی (Root Mean Square Error) است و هرچه مقدار آن به صفر نزدیک‌تر باشد، مدل دقیق‌تر است. MSRE، نیز میانگین مربعات خطای نسبی (Mean Square Relative Error) است و مقدار کمتر از ۰/۵ نشان‌دهنده‌ی دقت مدل است. ضریب MAPE، نشان‌دهنده‌ی میانگین درصد مطلق خطاست (Mean Absolute Percentage Error) که برای مدل‌های با کارایی بالا باید کمتر از ۵۰ درصد باشد. RB، انحراف نسبی است (Relative Bias) که نشان‌دهنده‌ی مقدار انحراف معیار داده‌های مشاهداتی نسبت به داده‌های محاسباتی است. مقدار این پارامتر، هرچه به صفر نزدیک‌تر باشد، مدل دقیق‌تر است (وانگ و همکاران، ۲۰۰۹). مقایسه‌ی نتایج حاصل از مدلسازی سری مکی-گلاس در دو روش GMDH و GMDH-HS و بازه‌های با دقت بسیار بالای شاخص‌های آماری نشان می‌دهد که این مدل‌های توسعه داده شده عملکرد بسیار بالایی در پیش‌بینی و تخمین سری‌های زمانی دارند و با مقایسه‌ی دقیق‌تر بین نتایج دو روش در جدول ۲ مشاهده می‌شود که روش GMDH-HS عملکرد بسیار بهتری نسبت به روش GMDH در پیش‌بینی سری‌های زمانی داشته است.

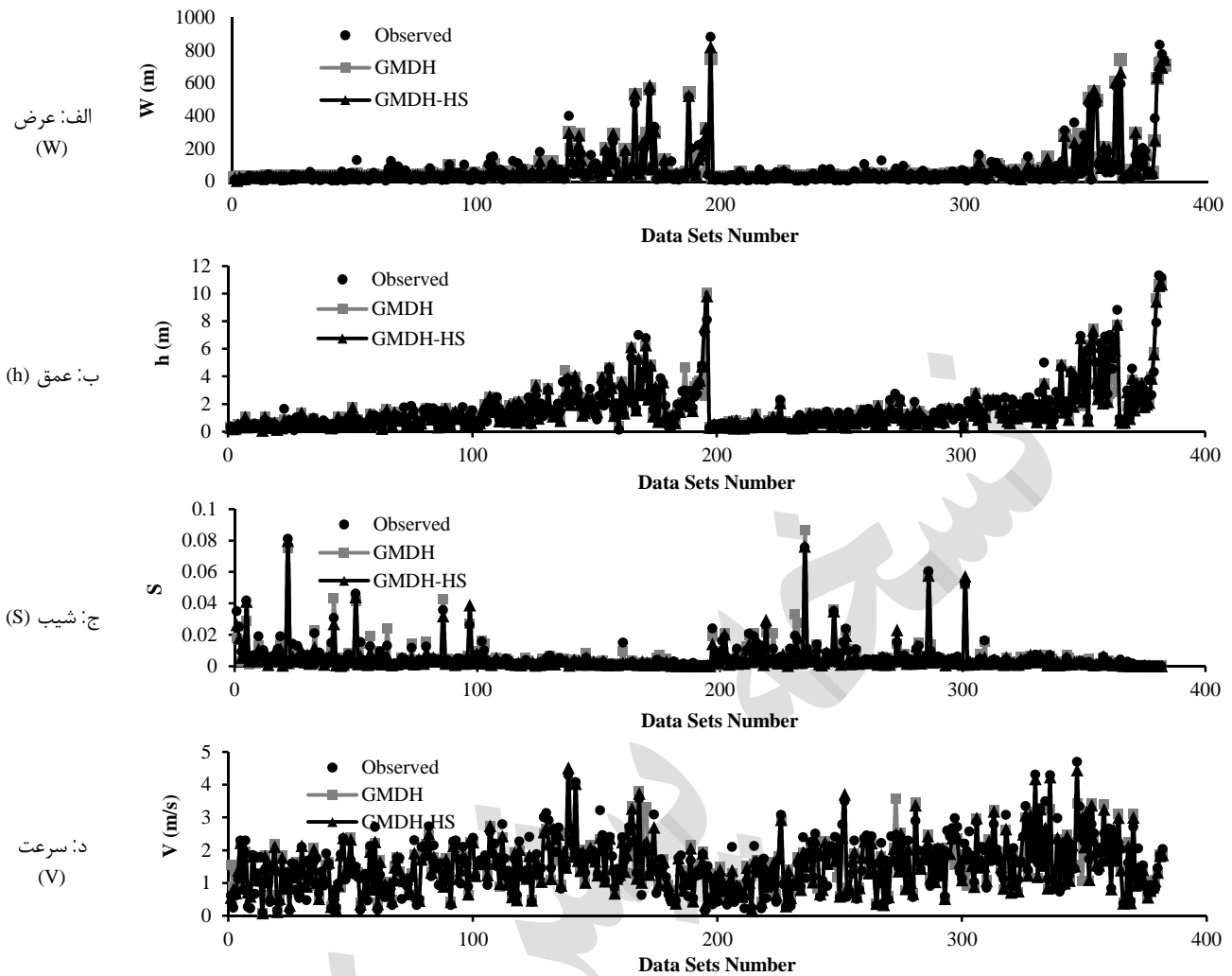


ضریب کارایی بالاتر از ۰/۸ داشته که نشان‌دهنده‌ی عملکرد خوب این روش در مقایسه با روش GMDH با ضریب کارایی ۰/۷۹۴ در مرحله ارزیابی است. بررسی دقیق‌تر نشان می‌دهد که CE در مرحله‌ی ارزیابی در روش GMDH-HS مقدار ۰/۹۲۴ را دارا بوده که نشان از عملکرد بسیار بالای این روش در پیش‌بینی عمق کانال دارد. همچنین، این روش کمترین میزان خطا را در مقایسه با روش GMDH در پیش‌بینی عمق کانال دارد.

بهتری در پیش‌بینی مقادیر مختلف از جمله مقادیر حداکثری متغیرهای مختلف دارد. جدول ۳، نشان می‌دهد که هر دو مدل توسعه داده شده در پیش‌بینی عرض کانال عملکرد خوبی داشته و روش GMDH-HS عملکرد بسیار رضایت‌بخشی داشته است و مقدار ضریب کارایی (CE) آن در پیش‌بینی عرض کانال در مرحله‌ی ارزیابی ۰/۹۳۱ است. این نتیجه با توجه به مقادیر RMSE، MAPE، MSRE و RB در دو مرحله آموزش و ارزیابی نیز تأیید می‌شود. روش GMDH-HS در پیش‌بینی عمق کانال در هر دو مرحله‌ی آموزش و ارزیابی



شکل ۲- نمودار توزیع پراکندگی در محدوده خطای نسبی ۱۰٪ برای دو مدل GMDH و GMDH-HS: الف) عرض کانال (W)، ب) عمق متوسط جریان (h)، ج) شیب کانال (S) و د) سرعت متوسط جریان (V)



شکل ۳- مقایسه نتایج شبیه‌سازی مدل‌های GMDH و GMDH-HS در دوره ارزیابی: الف) عرض، ب) عمق، ج) شیب و د) سرعت

پارمتر دیگر در پیش‌بینی سرعت متوسط جریان مشاهده می‌شود که هر دو روش عملکرد پایین‌تری داشته و روش GMDH بسیار ضعیف بوده و CE بسیار پایینی داشته است. در این مورد، نیز روش مختلط GMDH-HS عملکرد بهتری داشته و این عملکرد با پایین‌بودن مقادیر RMSE, MAPE, MSRE و RB تأیید شده است.

با توجه به نتایج جدول ۳ مشاهده می‌شود عملکرد روش مختلط GMDH-HS بسیار رضایت‌بخش‌تر از عملکرد مدل پایه GMDH است و این مسئله به دلیل ساختار توسعه داده شده‌ی روش GMDH-HS و ترکیب روش پایه‌ی GMDH با الگوریتم بهینه‌سازی HS و تعیین ضرایب و وزن‌ها به کمک آن است.

در پیش‌بینی شیب کانال برخلاف متغیرهای عمق و عرض روش GMDH-HS فقط دارای ضریب کارایی بالاتری بوده و البته قابل توجهی است که مقادیر این ضریب در هر دو روش در مرحله ارزیابی بزرگ‌تر از  $0/9$  هستند. اما روش GMDH با ضریب کارایی نزدیک به روش GMDH-HS و همچنین کمترین میزان خطا و انحراف نسبی بین مشاهدات و مقادیر پیش‌بینی شده به ترتیب با مقادیر  $0/002$ ،  $37/39$ ،  $0/271$  و  $0/119$  دارای عملکرد بهتری در پیش‌بینی شیب است. این مسئله با توجه به نمودار شیب در شکل ۲ نیز قابل مشاهده است که در پیش‌بینی شیب هر دو روش GMDH و GMDH-HS به ترتیب دارای ضریب تبیین ( $R^2$ )  $0/928$  و  $0/930$  بوده و بسیار نزدیک به یکدیگر در پیش‌بینی شیب عمل کردند. برخلاف سه

جدول ۳- مقایسه عملکرد شاخص‌های آماری مدل‌های GMDH و GMDH-HS در دو مرحله آموزش و ارزیابی

متغیر	روش	CE	RMSE	MAPE	MSRE	RB
-------	-----	----	------	------	------	----



آموزش	ارزیابی	آموزش	ارزیابی	آموزش	ارزیابی	آموزش	ارزیابی	آموزش	ارزیابی		
عرض	GMDH	۰/۸۶۱	۰/۹۲۶	۰/۳۹۷	۰/۳۴۹	۴۷/۰۹	۴۳/۳۶	۰/۵۱	۰/۵۰	۰/۴۹۵	۰/۴۷۶
	GMDH-HS	۰/۸۹۹	۰/۹۳۱	۰/۳۳۹	۰/۳۲۶	۴۱/۴۵	۴۳/۴۹	۰/۴۶	۰/۴۸	۰/۴۷۱	۰/۴۶۷
عمق	GMDH	۰/۸۴۸	۰/۷۹۴	۰/۵۶۲	۰/۶۹۱	۲۷/۲۳	۲۶/۸۷	۰/۱۸۲	۰/۲۳۸	۰/۰۶۱	۰/۰۵۷
	GMDH-HS	۰/۸۹۲	۰/۹۲۴	۰/۴۹۳	۰/۴۴۵	۲۶/۶۳	۲۵/۱۲	۰/۱۷۷	۰/۲۲۵	۰/۰۶۰	۰/۰۶۱
شیب	GMDH	۰/۸۸۳	۰/۹۲۸	۰/۰۰۲	۰/۰۰۲	۳۶/۲۰	۳۷/۳۹	۰/۲۵۵	۰/۲۷۱	۰/۱۳۲	۰/۱۱۹
	GMDH-HS	۰/۸۹۲	۰/۹۳۸	۰/۰۰۲	۰/۰۰۲	۴۱/۳۴	۴۰/۹۰	۰/۳۵۰	۰/۴۲۴	۰/۱۶۴	۰/۱۳۶
سرعت	GMDH	۰/۵۳۲	۰/۵۲۸	۰/۵۳۰	۰/۵۲۸	۲۶/۷۲	۲۶/۶۰	۰/۱۴	۰/۱۳۵	۰/۰۵۶	۰/۰۸۶
	GMDH-HS	۰/۷۳۱	۰/۸۲۷	۰/۳۹۶	۰/۳۱۸	۲۲/۸۷	۲۲/۷۱	۰/۰۹۹	۰/۱۲۹	۰/۰۵۳	۰/۰۴۲

مشاهده شده است. اگر چه مقدار ضریب کارایی این مدل 0/827 است و کوچکتر از ضرایب کارایی متغیرها است؛ اما همچنان در محدوده‌ی عملکرد مناسب مدل بوده و نسبت به روش GMDH و L-J بهترین عملکرد را نشان داد.

#### نتیجه‌گیری

هندسه‌ی هیدرولیکی کانال‌های آبرفتی از اهمیت اساسی در برنامه‌ریزی، طراحی و مدیریت مهندسی رودخانه و فعالیت‌های مرتبط با رودخانه برخوردار است. هندسه‌ی هیدرولیکی کانال در شرایط دبی لبریز توسط متغیرهایی مانند عرض کانال، عمق متوسط جریان، شیب کانال و سرعت متوسط جریان تحت تأثیر دبی جریان، قطر متوسط ذرات بستر و پارامتر شیلدز تعریف می‌شود. در واقع، برای تعیین هندسه‌ی هیدرولیکی باید معادلات اصلی حاکم بر جریان، شامل معادله‌ی پیوستگی، مقاومت جریان و انتقال رسوب را حل کرد. از این‌رو، استفاده از روش‌های داده‌محور که توانایی پیش‌بینی آن را داشته باشند، به نظر سودمند است.

در این تحقیق، دو مدل GMDH و GMDH-HS برای پیش‌بینی هندسه‌ی هیدرولیکی پایین‌دست کانال‌های آبرفتی توسعه داده شده است. صحت‌سنجی مدل‌های توسعه داده شده با استفاده از سری‌زمانی مکی-گلاس مورد بررسی قرار گرفت. نتایج حاصل از آموزش و ارزیابی مدل‌های GMDH و GMDH-HS نشان داد که این مدل‌ها می‌توانند به‌عنوان یک روش مناسب و قوی برای مدل‌سازی هندسه‌ی هیدرولیکی پایین‌دست رودخانه‌های آبرفتی با دقت مناسب و با اجرا در زمان کوتاه به‌کار گرفته شوند. همچنین، مقایسه‌ی نتایج پنج شاخص آماری بین دو مدل نشان داد که روش مختلط GMDH-HS دقت

#### مقایسه نتایج روش‌های GMDH و GMDH-HS و معادلات تئوری

در سال 1995 ژولین و وارگادالام بر پایه‌ی ترکیب چهار معادله‌ی اصلی سرعت جریان، مقاومت در مقابل جریان، حرکت مواد بستر و نیروی ثانویه جریان در خم‌ها معادلاتی برای تعیین عرض کانال، عمق متوسط جریان، شیب کانال و سرعت متوسط جریان به دست آوردند. در ادامه، لی و ژولین در سال 2007 معادلات جدیدی را بر پایه‌ی معادلات قبلی ارائه دادند. این معادلات به شرح زیر هستند:

$$W = 2.349Q^{0.479} d_{50}^{-0.148} t^{*-0.148} \quad (۵)$$

$$h = 0.183Q^{0.357} d_s^{-0.082} t^{*-0.059} \quad (۶)$$

$$S = 4.981Q^{-0.346} d_s^{0.955} t^{*0.966} \quad (۷)$$

$$V = 4.419Q^{0.114} d_s^{0.238} t^{*-0.234} \quad (۸)$$

به‌منظور مقایسه‌ی روش‌های توسعه داده شده و روش‌های تئوری، شاخص‌های آماری هر سه روش در مرحله‌ی ارزیابی برای متغیرهای مشخصه‌ی هندسه‌ی هیدرولیکی پایین‌دست کانال‌های آبرفتی در جدول 4 ارائه شده است. مقایسه‌ی نتایج حاصل از روش‌های توسعه داده شده در این تحقیق و نتایج حاصل از معادلات تئوری لی و ژولین (2006) نشان می‌دهد که هر دو روش GMDH و GMDH-HS نتایج بهتری در پیش‌بینی هندسه‌ی هیدرولیکی پایین‌دست کانال‌های آبرفتی نسبت به روش لی و ژولین (2006) دارند. مقادیر  $R^2$  و CE در سه متغیر عرض، عمق و شیب در نتایج حاصل از مدل مختلط توسعه داده شده GMDH-HS بالاتر از 0/9 است، که بیان‌کننده‌ی عملکرد بسیار بالا و رضایت‌بخش این روش در پیش‌بینی متغیرهاست. در پیش‌بینی سرعت جریان، مقادیر کمترین خطا و بالاترین مقادیر  $R^2$  و CE در نتایج حاصل از پیش‌بینی انجام‌شده توسط مدل GMDH-HS

برای مدل‌های توسعه داده شده و معادلات لی و ژولین (2006)، حاکی از توانایی بالای مدل مختلط GMDH-HS در پیش‌بینی هندسه‌ی هیدرولیکی پایین‌دست رودخانه‌های آبرفتی است.

بالاتری در پیش‌بینی متغیرهای هندسه‌ی هیدرولیکی رودخانه‌های آبرفتی دارد. در ادامه، عملکرد هر دو مدل توسعه داده شده در این تحقیق با معادلات ارائه‌شده توسط لی و ژولین (2006) مقایسه شده است. مقایسه‌ی مقادیر شاخص‌های آماری

جدول ۴- مقایسه عملکرد شاخص‌های آماری مدل‌های توسعه داده شده و معادلات تئوری در مرحله ارزیابی

متغیر	روش	R <sup>2</sup>	CE	RMSE	MAPE	MSRE	RB
عرض	GMDH	۰/۹۱۹	۰/۹۲۶	۰/۳۴۹	۴۴/۳۶	۰/۵۰	۰/۴۷۶
	GMDH-HS	۰/۹۲۹	۰/۹۳۱	۰/۳۲۶	۴۳/۴۹	۰/۴۸	۰/۴۶۷
	L-J*	۰/۹۰۲	۰/۸۴۵	۰/۴۰۳	۴۸/۲۱	۰/۳۹۹	۰/۲۸۸
عمق	GMDH	۰/۸۲۳	۰/۷۹۴	۰/۶۹۱	۲۶/۸۷	۰/۲۳۸	۰/۰۵۷
	GMDH-HS	۰/۹۲۶	۰/۹۲۴	۰/۴۴۵	۲۵/۱۲	۰/۲۲۵	۰/۰۶۱
	L-J	۰/۸۰۹	۰/۷۹۳	۰/۷۲۰	۲۹/۴۸	۰/۲۸۲	۰/۱۰۲
شیب	GMDH	۰/۹۲۸	۰/۹۲۸	۰/۰۰۲	۳۷/۳۹	۰/۲۷۱	۰/۱۱۹
	GMDH-HS	۰/۹۳	۰/۹۳۸	۰/۰۰۲	۴۰/۹۰	۰/۴۲۴	۰/۱۳۶
	L-J	۰/۹۲۷	۰/۹۲۱	۰/۰۰۲	۳۶/۶۰	۰/۳۶۰	۰/۲۴۳
سرعت	GMDH	۰/۶۸۱	۰/۵۲۸	۰/۵۲۸	۲۶/۶۰	۰/۱۳۵	۰/۰۸۶
	GMDH-HS	۰/۸۵۴	۰/۸۲۷	۰/۳۱۸	۲۲/۷۱	۰/۱۲۹	۰/۰۴۲
	L-J	۰/۶۵۷	۰/۱۸۱	۰/۵۰۴	۴۵/۰۶	۱/۱۰۶	۰/۳۱

\*Lee and Julien (2006)

## منابع

- ایوانی ز. احمدی م. م. و قادری ک. 1395. برآورد بار معلق در سیستم رودخانه‌ای با استفاده از روش گروهی کنترل داده‌ها (GMDH). پژوهشنامه مدیریت حوزه آبخیز. 7(13): 218-229.
- پورنعمت رودسری ع. قادری ک. و کریمی گوغری ش. 1393. مدل‌سازی فرایند بارش- رواناب با استفاده از روش کنترل گروهی داده‌ها در حوزه آبخیز پلرود (ANN) و شبکه‌های عصبی مصنوعی (GMDH). پژوهشنامه مدیریت حوزه آبخیز. 5(10): 68-84.
- قادری ک. عرب د. ر. تشنه‌لب م. و قزاق آ. 1389. مدلسازی بهره‌برداری هوشمند از مخازن با استفاده از برخورد گروهی با داده‌ها (GMDH). تحقیقات منابع آب ایران. 6(3): 55-67.
- قادری ک. و حسین‌زاده م. 1395. تخمین ضریب پراکندگی طولی آلاینده‌ها در رودخانه‌های طبیعی با استفاده از رویکرد هوشمند GMDH داده‌محور. نشریه آبیاری و زهکشی ایران. 5(10): 581-593.
- Afzalimehr H. Abdolhosseini M. and Singh V.P. 2010. Hydraulic geometry relations for stable channel design. Journal of Hydrologic Engineering. 15(10): 859-864.
- Agouridis C. Brockman R. Workman S. Ormsbee L. and Fogle A. 2011. Bankfull Presented to The Faculty of the Department of Geology San José State University. 55 p.
- Felezi M. E. Nariman-Zadeh N. Darvizeh A. Jamali A. and Teymoorzadeh A. 2004. A polynomial model for the level variations of the Caspian Sea using evolutionary design of generalized GMDH-type neural networks. WSEAS Transactions on Circuits and Systems. 3(2): 318-323.
- Geem Z. W. Kim J. H. and Jeong S. H. 2011. Cost efficient and practical design of hydraulic geometry relationships for the inner and outer bluegrass regions of Kentucky. Water. 3(3):923-948.
- Bashiri-Atrabi H. Qaderi K. Rheinheimer D. E. and Sharifi E. 2015. Application of harmony search algorithm to reservoir operation optimization. Water Resources Management. 29(15): 5729-5748.
- Emerson S. D. 2016. The role of bed shear stress in sediment sorting patterns in a reconstructed, gravel bed river. A Thesis

- Forecasting. *Water Resources Management*. 1-7.
24. Pitlick J. and Cress R. 2002. Downstream changes in the channel geometry of a large gravel bed river. *Water resources research*. 38(10).
25. Samsudin R. Saad P. and Shabri A. 2011. River flow time series using least squares support vector machines. *Hydrology and Earth System Sciences*. 15(6):1835-52.
26. Solomatine D. P. and Ostfeld A. 2008. Data-driven modeling: some past experience and new approaches. *Journal of Hydroinformatics*. 10: 3-22.
27. Tsai T. M. and Yen P. H. 2017. GMDH algorithms applied to turbidity forecasting. *Applied Water Science*. 7(3): 1151-1160.
28. Wang W. C. Chau K. W. Cheng C. T. and Qui L. 2009. A comparison of performance of several Artificial intelligence methods for forecasting monthly discharge time series. *Journal of Hydrology*. 374: 294-306.
29. Weyland D. 2015. A critical analysis of the harmony search algorithm—How not to solve sudoku. *Operations Research Perspectives*. 2: 97-105.
30. Zhang H. Liu X. Cai E. Huang G. and Ding C. 2013. Integration of dynamic rainfall data with environmental factors to forecast debris flow using an improved GMDH model. *Computers and Geosciences*. 131. 56: 23-31.
- water supply network using harmony search. *African Journal of Agricultural Research*. 6(13): 3110-3116.
11. Gholami A. Bonakdari H. Ebtehaj I. Shaghghi S. and Khoshbin F. 2017. Developing an expert group method of data handling system for predicting the geometry of a stable channel with a gravel bed. *Earth Surface Processes and Landforms*. 42: 1460-1471.
12. Gleason C. J. 2015. Hydraulic geometry of natural rivers: A review and future directions. *Progress in Physical Geography*. 39(3): 337-360
13. Hey R. D. and Thorne C. R. 1986. Stable channels with mobile gravel beds. *Journal of Hydraulic engineering*. 112(8): 671-689.
14. Ivankhenko A. G. 1968. The group method of data handling—a rival of the method of stochastic approximation. *Soviet Automatic Control c/c of Avtomatika*. 1(3):43-55.
15. Julien P. Y. 2015. Downstream hydraulic geometry of alluvial rivers. *Proceedings of the International Association of Hydrological Sciences*. 367: 3.
16. Julien P. Y. and Wargadalam J. 1995. Alluvial channel geometry: theory and applications. *Journal of Hydraulic Engineering*. 121(4): 312-325.
17. Kennedy R. G. 1895. The prevention of silting in irrigation canals (Including appendix). In *Minutes of the Proceedings of the Institution of Civil Engineers*. Thomas Telford-ICE Virtual Library. 119: 281-290.
18. Lee J. S. and Julien P. Y. 2006. Downstream hydraulic geometry of alluvial channels. *Journal of hydraulic engineering*. 132(12): 1347-1352.
19. Leopold L.B. and Maddock T. 1953. The hydraulic geometry of stream channels and some physiographic implications. 252. US Government Printing Office.
20. Mahdavi M. Fesanghary M. and Damangir E. 2007. An improved harmony search algorithm for solving optimization problems. *Appl Math Comput*. 188(2):1567-79.
21. Masoumi S. H. M. Khanjani M. J. and Qaderi K. 2016. Uplift capacity prediction of suction caisson in clay using a hybrid intelligence method (GMDH-HS), *Applied Ocean Research*. 30(59): 408-16.
22. Millar R. G. 2000. Influence of bank vegetation on alluvial channel patterns. *Water Resources Research*. 36(4): 1109-1118.
23. Moosavi V. Talebi A. and Hadian MR. 2017. Development of a Hybrid Wavelet Packet-Group Method of Data Handling (WPGMDH) Model for Runoff

نسخه پیش نویس