گزارش کوتاه علمی

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

مدل‌سازی رابطه دبی– اشل در رودخانه با استفاده از روش کنترل گروهی داده‌ها (GMDH) (مطالعه موردی: رودخانه اسکویلکیل)

مریم حسین‌زاده[۱]*، کورش قادری[۲] و محمدمهدی احمدی[۲]

[۱]دانشجوی کارشناسی‌ارشد گروه مدیریت منابع آب، دانشگاه شهید باهنر کرمان، [۲]استادیار گروه مهندسی آب، دانشگاه شهید باهنر کرمان

تاریخ دریافت: ۹۲/۷/۳ ؛ تاریخ پذیرش: ۹۴/۲/۲۰

چکیده

سابقه و هدف: پیش‌بینی جریان در رودخانه‌ها، یکی از مهم‌ترین مؤلفه‌های فرآیندهای هیدرولیکی و هیدرولوژیکی در مدیریت منابع آب می‌باشد. از این‌رو هیدرولوژیست‌ها از داده‌های تاریخی جهت ایجاد یک رابطه میان دبی جریان و تراز سطح آب استفاده می‌کنند که از این رابطه تحت عنوان رابطه دبی– اشل یا منحنی سنجه (RC) یاد می‌شود. با پیشرفت‌های اخیر در زمینه هوش مصنوعی و محاسبات نرم در مطالعات منابع آب، استفاده از این روش‌ها می‌تواند گزینه مناسبی جهت مدل‌سازی فرآیندهای هیدرولیکی و هیدرولوژیکی باشد. هدف از این پژوهش بررسی کارایی و دقت روش هوشمند داده‌محور GMDH در تعیین رابطه دبی– اشل در رودخانه اسکویکیل می‌باشد.

مواد و روش‌ها: در این پژوهش، مدلی بر اساس روش کنترل گروهی داده‌ها (GMDH) جهت مدل‌سازی رابطه دبی– اشل در ایستگاه هیدرومتری فیلادلفیا بر روی رودخانه اسکویلکیل (Schuylkill) واقع در ایالت متحده آمریکا در قسمت برنامه‌نویسی نرم‌افزار MATLAB توسعه داده شده است. بدین منظور از داده‌های اندازه‌گیری شده دبی و اشل این ایستگاه با طول دوره آماری ۲۵۵۰ روزه استفاده شده است. با ارزیابی همبستگی میان دبی در گام‌های زمانی مختلف و نیز دبی و اشل در گام‌های زمانی مختلف، دوازده حالت متفاوت به‌عنوان ورودی‌های مدل انتخاب و مدل توسعه داده شده به‌طور جداگانه برای هر حالت اجرا گردید.

یافته‌ها: مقادیر معیارهای آماری به‌دست آمده از این مدل‌سازی در دوره آزمون نشان می‌دهد که مدلی با مقادیر MSE، MPRE و ضریب NASH به‌ترتیب برابر با ۱۵/۸، ۰/۳۰۳ و ۰/۹۹۹ به‌عنوان بهترین مدل دبی– اشل در این رودخانه انتخاب می‌گردد.

نتیجه‌گیری: نتایج این پژوهش نشان می‌دهد که پاسخ‌های تولید شده از روش GMDH دارای دقت مطلوبی هستند. شاخص‌های آماری محاسبه شده برای داده‌های آموزش و آزمون در دامنه قابل‌قبول و حتی بسیار رضایت‌بخش و نیز مدت‌زمان انجام محاسبات در این روش نیز بسیار کوتاه می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: روش‌های داده‌محور، رابطه دبی– اشل، مدل‌سازی، ANN، GMDH

* مسئول مکاتبه: m.hoseinzadeh369@yahoo.com

مقدمه

با توجه به محدودیت منابع آب و خشکسالی‌های متمادی در عصر حاضر، مدیریت این منابع از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. چنان‌چه سیستم آبی موردنظر یک رودخانه باشد، دبی آن به‌عنوان پارامتر ورودی، جهت برنامه‌ریزی‌های قابل اعتماد و نیز طراحی و مدیریت بسیاری از پروژه‌های منابع آب از اهمیت زیادی برخوردار است (۴). بنابراین با توجه به اهمیت و ضرورت تخمین میزان آب و پیش‌بینی آن، مدل‌سازی دبی با روش‌های مناسب، امری ضروری برای رودخانه می‌باشد.

اندازه‌گیری دائمی دبی در رودخانه‌ها حتی در شرایط طبیعی امری مشکل و هزینه‌بر است. مشکلات مزبور به‌خصوص در هنگام وقوع سیلاب‌های بزرگ، به‌طور قابل‌توجهی افزایش می‌یابد از آنجا که می‌توان تراز سطح آب را در رودخانه به‌طور مستقیم اندازه‌گیری نمود، متخصصین هیدرولیک و هیدرولوژی جهت اندازه‌گیری دبی رودخانه، از رابطه‌ای میان تراز سطح آب و دبی رودخانه استفاده می‌نمایند که از این رابطه تحت عنوان رابطه دبی- اشل[1] یا منحنی سنجه (RC)[2] یاد می‌شود. روش‌های متعددی توسط پژوهشگران برای مدل‌سازی دبی- اشل توسعه داده شده است که از جمله این روش‌ها می‌توان به مدل‌های ریاضی، روش‌های آماری و رگرسیونی و همچنین مدل‌های فیزیکی و مفهومی اشاره نمود. تجربه نشان داده است که این مدل‌ها در کنار نقاط قوت خود دارای نقاط ضعف مهمی نیز هستند، زیرا عوامل موثر در فرآیندهای هیدرولوژیکی بسیار متنوع بوده و اعمال همه آن‌ها در مدل‌های طراحی شده بسیار مشکل می‌باشد. با پیشرفت‌های اخیر در زمینه هوش مصنوعی و محاسبات نرم در مطالعات منابع آب، استفاده از این تکنیک‌ها می‌تواند گزینه بهتری جهت مدل‌سازی فرآیندهای هیدرولیکی و هیدرولوژیکی باشد؛ زیرا زمانی که هیچ قانون فیزیکی شناخته‌شده‌ای بین پدیده‌ها وجود ندارد یا به درستی شناخته شده نیست، مدل‌سازی پدیده‌ها بسیار مشکل خواهد بود (۳). از انواع این روش‌ها می‌توان به روش‌های مبتنی بر دانش مانند منطق فازی و روش‌های مبتنی بر داده مانند شبکه عصبی مصنوعی و نیز روش کنترل گروهی داده‌ها (GMDH)[3] اشاره نمود.

باتاچاریا و سولوماتین (۲۰۰۰) با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی ارتباط بین تراز سطح آب و دبی جریان را بررسی نمودند. مقایسه نتایج این پژوهش با روش‌های آماری مرسوم مدل‌سازی رابطه دبی- اشل، حاکی از برتری روش شبکه‌های عصبی بوده است (۱). جین و کالیسگونکار (۲۰۰۰) نیز با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی به بررسی رابطه دبی- اشل پرداختند. نتایج حاصل از این مطالعه نشان داد که رابطه دبی- اشل توانی تهیه شده دارای ضریب همبستگی بالایی می‌باشد (۸).

یکی از انواع روش‌های داده‌محور، روش کنترل گروهی داده‌ها (GMDH) می‌باشد. هوانگ (۲۰۰۶) از ترکیب GMDH با منطق فازی برای پیش‌بینی قیمت فروش ارتباطات مخابراتی استفاده کرده است (۶).

سامسودین و همکاران (۲۰۱۰) با ترکیب ماشین بردار پشتیبان و روش GMDH به پیش‌بینی دبی در رودخانه پرداختند. نتایج حاصل از این پژوهش با نتایج حاصل از شبکه عصبی مصنوعی و مدل آماری (ARIMA) مقایسه گردید. نتایج نشان داد که روش

1- Stage-Discharge relationship
2- Rating Curve
3- Group Method of Data Handling

ترکیبی ماشین بردار پشتیبان و GMDH می‌تواند به‌عنوان یک ابزار قدرتمند در مدل‌سازی دبی رودخانه به‌کار رود (۹).

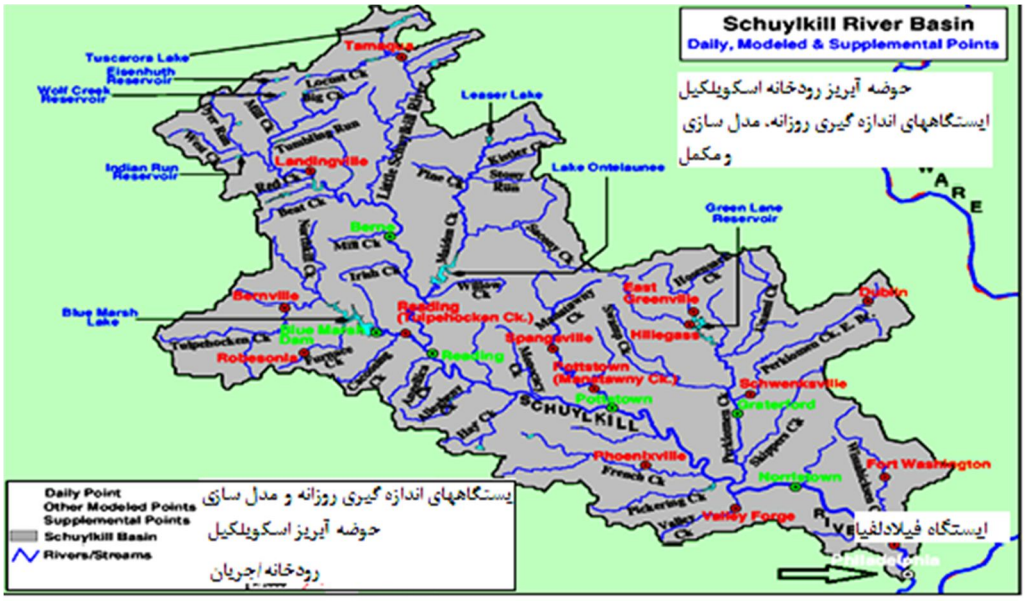
هدف از انجام این پژوهش، توسعه و استفاده از رویکرد داده محور GMDH به‌منظور مدل‌سازی رابطه دبی- اشل و بررسی توانایی و عملکرد این روش در مقایسه با شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌باشد. به همین منظور مدلی بر اساس این روش در محیط برنامه‌نویسی نرم‌افزار MATLAB توسعه داده است. مجموعه داده‌های مورد استفاده در این پژوهش مربوط به ایستگاه فیلادلفیا بر روی رودخانه اسکویلکیل (Schuylkill) واقع در ایالت متحده آمریکا می‌باشد.

مواد و روش‌ها

معرفی منطقه مورد مطالعه: حوضه آبریز رودخانه اسکویلکیل (Schuylkill) با مساحت بالغ بر $5180 km^2$ در ایالت پنسیلوانیا واقع در شمال‌شرقی آمریکا قرار گرفته است. طول رودخانه اصلی این حوضه ۲۱۷ km می‌باشد (شکل ۱). به‌منظور ارزیابی رابطه دبی- اشل در این رودخانه، آمار مربوط به ایستگاه هیدرومتری فیلادلفیای این رودخانه از سایت سازمان زمین‌شناسی آمریکا (www.usgs.gov) اخذ گردید. در این پژوهش از دوره آماری اول فوریه ۲۰۰۶ تا بیست و چهارم ژانویه ۲۰۱۳، (۲۵۵۰ روز) استفاده شده است که آمار شامل داده‌های متوسط دبی و اشل روزانه می‌باشد.

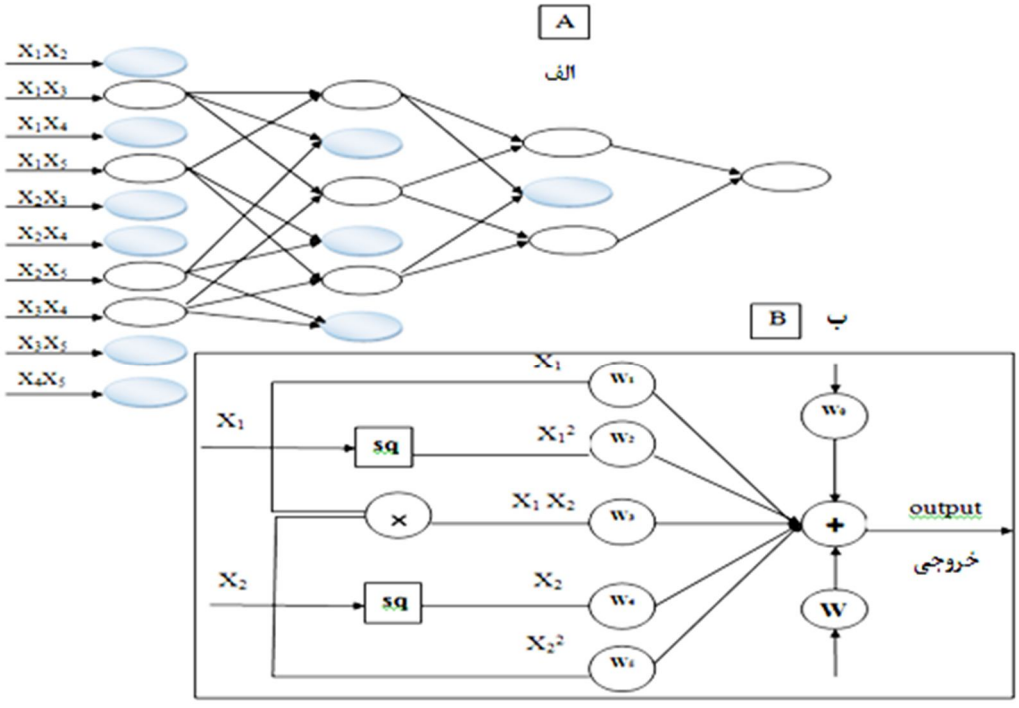
استقرایی مبتنی بر داده می‌باشد که برای شناسایی، مدل‌سازی و پیش‌بینی سیستم‌های پیچیده توسعه داده شده است. این روش برای اولین بار توسط ایواختنکو در سال ۱۹۶۸ به‌عنوان روشی جهت شناسایی روابط غیرخطی بین متغیرهای ورودی و خروجی ارائه گردید. این روش شامل مجموعه‌ای از نرون‌هاست که نرون‌های لایه اول از ترکیب دوتایی متغیرهای ورودی به وجود می‌آیند. تعداد این نرون‌ها با استفاده از رابطه $l1 = \binom{2}{m}$ محاسبه می‌گردد که در این رابطه m تعداد متغیرهای ورودی می‌باشد. پس از اعمال تابع محرک بر روی نرون‌ها، یک معیار خارجی جهت تعیین ساختار شبکه تعریف می‌گردد. با مقایسه معیار محاسبه شده برای هر نرون و مقدار آستانه، نرون‌هایی با مقدار معیار خارجی کم‌تر از معیار آستانه حذف و خروجی نرون‌های باقی‌مانده به‌عنوان ورودی لایه بعدی انتخاب می‌شوند. بنابر نظر پژوهشگران بهتر است معیار خطا طوری انتخاب گردد که تعداد نرون‌های انتخاب شده برای لایه بعدی حدود ۰/۴ نرون‌های لایه قبل باشد. معمولاً هر چه تعداد لایه‌ها بیش‌تر شود همگرایی مدل بیش‌تر شده و فاصله از خطا کم‌تر می‌گردد. به همین دلیل و برای این‌که سریع‌تر پاسخ نهایی به‌دست آید میزان معیار در هر لایه نسبت به لایه قبل بیش‌تر انتخاب می‌شود (۷). در شکل ۱ ساختار یک شبکه GMDH و ساختار داخلی یک نرون با تابع محرک چندجمله‌ای درجه دو نشان داده شده است. در این شکل sq و × به‌ترتیب بیانگر مجذور و حاصل‌ضرب ورودی‌های X_1، X_2 و y خروجی مدل می‌باشد. نرون‌های تیره نمایانگر نرون‌های حذف شده در هر لایه و نرون‌های سفید، می‌باشد.

نرون‌های منتخب به‌عنوان ورودی به لایه بعدی



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی ایستگاه فیلادلفیا.

Figure 1. Philadelphia station Geographical location.



شکل ۲- A ساختار GMDH چهار لایه با پنج متغیر ورودی، B ساختار هر نرون.

Figure 2. GMDH structure A), 4layers GMDH with 5 input variables (B) Each neuron structure.

لازم به ذکر است که ٪۶۰ داده‌ها (۱۵۳۰ داده) جهت آموزش مدل و ٪۴۰ آن‌ها (۱۰۲۰ داده) جهت آزمون مدل توسعه داده شده به‌کار گرفته شده است. به‌منظور دریافت نتایج مطلوب‌تر به هنگام استفاده از تابع محرک، بهتر است داده‌های ورودی پیش از آموزش شبکه به حالت استاندارد تبدیل گردند به‌گونه‌ای که همه داده‌ها در دامنه بین صفر تا یک قرار گیرند. بدین منظور از رابطه ۱ جهت استانداردسازی داده‌ها استفاده شد.

$$X_n = 0.6 * \frac{(X - X_{min})}{(X_{max} - X_{min})} + 0.2 \qquad (۱)$$

مدل‌سازی و نتایج: برای مدل‌سازی رابطه دبی- اشل، ابتدا ترکیب‌های متفاوتی از متغیرهای ورودی شامل از Q_{t-1} تا Q_{t-4} و H_t تا H_{t-3} انتخاب شده است. دبی جریان در زمان t (Q_t)، نیز به‌عنوان متغیر خروجی مدل در نظر گرفته شد. در این پژوهش، مدل‌سازی رابطه دبی- اشل با استفاده دو تابع محرک غیرخطی درجه دوم (Func1) و درجه اول (Func2) انجام گردیده که به‌ترتیب در رابطه‌های ۲ و ۳ نشان داده شده‌اند.

$$y = w_0 + w_1x_1 + w_2x_2 + w_3x_1x_2 + w_4x_1^2 + w_5x_2^2 \ \ (Func1) \qquad (۲)$$

$$y = w_0 + w_1x_1 + w_2x_2 + w_3x_1x_2 \ \ (Func2) \qquad (۳)$$

عملکرد مدل‌های مورد استفاده در این پژوهش با استفاده از شاخص‌های آماری ریشه مربعات میانگین خطا (RMSE)، درصد مجموع مطلق میانگین خطای نسبی (MPRE) و ضریب NASH مورد ارزیابی قرار گرفته است که به‌ترتیب در رابطه‌های ۴، ۵ و ۶ نشان داده شده‌اند.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(Q_t - \hat{Q}\right)^2} \qquad (۴)$$

$$\mathrm{NASH} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(Q_t - \hat{Q})^2}{\sum_{i=1}^{n}(Q_t - \overline{Q})^2} \qquad (۵)$$

$$\mathrm{MPRE} = \frac{100}{n}\sum_{i=1}^{n}\mathrm{abs}\left(\frac{Q_t - \hat{Q}}{Q_t}\right) \qquad (۶)$$

که در آن‌ها، $\overline{Q}$ میانگین داده‌های مشاهداتی، $\hat{Q}$ داده‌های مدل و Q_t داده‌های مشاهداتی و n تعداد کل داده‌ها می‌باشند. MPRE شاخصی برای ارزیابی دقت نسبی مدل‌سازی و ضریب NASH بیان‌کننده تولید مناسب پاسخ‌ها توسط مدل می‌باشد. دامنه تغییرات MPRE بین صفر تا ∞+ می‌باشد.

دامنه تغییرات ضریب NASH بین∞- تا ۱+ بوده که مقادیر بالای ۰/۹ بسیار رضایت‌بخش و مقادیر بالای ۰/۸ قابل‌قبول می‌باشد. در مورد شاخص RMSE، مقادیر نزدیک به صفر بیانگر رضایت‌بخش‌بودن و خطای کم مدل‌سازی می‌باشد. نتایج حاصل از مدل‌سازی با استفاده از مدل GMDH برای ترکیب‌های مختلف از متغیرهای ورودی با دو تابع محرک و مقادیر شاخص‌های آماری در مرحله آزمون مدل‌ها در جدول ۱ ارائه شده است.

جدول ۱- ترکیب‌های مورد استفاده در مدل GMDH و نتایج ارزیابی عملکرد آن‌ها در مرحله آزمون.

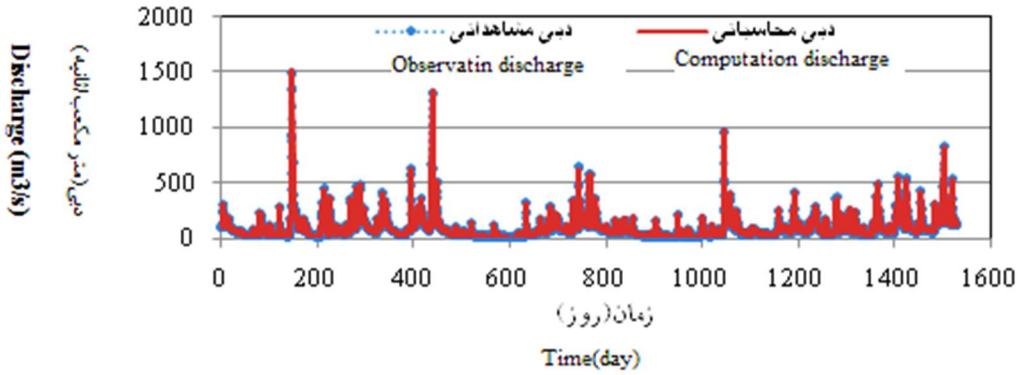
Table 1. Combinations used in the GMDH model and the results of evaluation of their performance in test.

مدل model	ساختار مدل model structure	Func1 تابع ۱			Func2 تابع ۲		
		RMSE	NASH	MPRE	RMSE	NASH	MPRE
مدل 1	$Q_t = f(H_{t-2}, H_{t-1}, H_t, Q_{t-1})$	4.3	0.999	0.343	18.9	0.983	1.115
مدل 2	$Q_t = f(H_{t-3}, H_{t-2}, H_{t-1}, H_t)$	4.91	0.998	0.404	15.07	0.989	1.041
مدل 3	$Q_t = f(H_{t-1}, H_t, Q_{t-2}, Q_{t-1})$	3.97	0.999	0.303	19.32	0.982	1.093
مدل 4	$Q_t = f(H_t, Q_{t-3}, Q_{t-2}, Q_{t-1})$	5.31	0.998	0.449	16.3	0.987	0.89
مدل 5	$Q_t = f(H_{t-3}, H_{t-2}, H_{t-1}, H_t, Q_{t-1})$	4.09	0.997	0.315	15.13	0.989	1.041
مدل 6	$Q_t = f(H_{t-2}, H_{t-1}, H_t, Q_{t-2}, Q_{t-1})$	4.13	0.999	0.324	18.85	0.983	1.143
مدل 7	$Q_t = f(H_{t-1}, H_t, Q_{t-3}, Q_{t-2}, Q_{t-1})$	4.25	0.999	0.345	14.69	0.989	0.88
مدل 8	$Q_t = f(H_t, Q_{t-4}, Q_{t-3}, Q_{t-2}, Q_{t-1})$	5.30	0.998	0.453	12.53	0.992	0.773
مدل 9	$Q_t = f(H_{t-3}, H_{t-2}, H_{t-1}, H_t, Q_{t-2}, Q_{t-1})$	4.23	0.999	0.336	9.86	0.989	1.06
مدل 10	$Q_t = f(H_{t-2}, H_{t-1}, H_t, Q_{t-3}, Q_{t-2}, Q_{t-1})$	4.14	0.999	0.332	9.4	0.988	0.861
مدل 11	$Q_t = f(H_{t-1}, H_t, Q_{t-4}, Q_{t-3}, Q_{t-2}, Q_{t-1})$	4.14	0.999	0.319	8.39	0.992	0.806
مدل 12	$Q_t = f(H_{t-3}, H_{t-2}, H_{t-1}, H_t, Q_{t-3}, Q_{t-2}, Q_{t-1})$	4.15	0.999	0.309	16.84	0.986	1

با توجه به نتایج ارائه شده در جدول ۱، مدل‌سازی با استفاده از تابع محرک دوجمله‌ای درجه دوم (Func1) در تمامی ترکیبات مختلف ورودی دارای عملکرد مناسب‌تری نسبت به تابع محرک دوجمله‌ای درجه اول (Func2) جهت مدل‌سازی رابطه دبی- اشل بوده است. ضریب همبستگی در اکثر مدل‌ها در این تابع محرک به ۱ نزدیک می‌باشد. همچنین از نتایج جدول فوق می‌توان دریافت که مدل GMDH با ترکیب ورودی ۳ (مدل ۳) که دبی را تا دو روز قبل و اشل را تا یک روز قبل مدنظر قرار می‌دهد دارای کم‌ترین مقدار RMSE و MPRE می‌باشد. این بدان معنی است که اگر چه از مدل ۵ به بعد پارامترهای دخیل در مدل‌سازی رابطه دبی اشل افزایش یافته است ولی این افزایش صرفاً بر پیچیدگی مدل افزوده و نتایج پیش‌بینی را ضعیف‌تر می‌نماید.

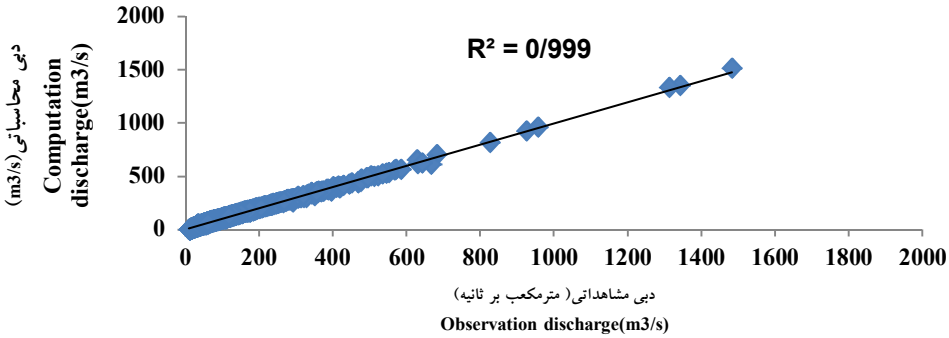
بنابراین مدل ۳ به‌عنوان بهترین مدل پیشنهادی برای مدل‌سازی رابطه دبی- اشل در ایستگاه فیلادلفیای رودخانه اسکویلکیل معرفی می‌گردد. مدل‌های شماره ۴ و ۸ که تنها جریان روزانه را در نظر می‌گیرند و تنها یک گام از اشل را به‌عنوان متغیر ورودی مد نظر قرار داده‌اند با دارا بودن بیش‌ترین مقادیر RMSE (به‌ترتیب ۵/۳۱ و ۵/۳) از عملکرد پایینی برخوردار بوده‌اند. این موضوع نشانگر تأثیر بالای گام‌های زمانی مختلف اشل در پیش‌بینی جریان روزانه در این رودخانه می‌باشد. یکی دیگر از معیارهای ارزیابی مورد استفاده در این پژوهش، نمودارهای محاسباتی- مشاهداتی می‌باشد که در شکل‌های ۳ تا ۶ نمودارهای مربوط به مدل شماره ۳ در مرحله آموزش و آزمون ارائه گردیده است. مشاهده این نمودارها نشان می‌دهد که مدل GMDH به خوبی و با دقت بسیار مطلوبی

توانسته الگوی حاکم بر رابطه دبی- اشل را در محدوده مورد مطالعه شناسایی نموده و مقدار دبی را در هر دو مرحله آموزش و آزمون به‌طور صحیح برآورد نماید. بررسی بیش‌تر نشان می‌دهد که مقادیر نقاط اوج ضریب پراکندگی مشاهداتی در هر دو مرحله آموزش و آزمون نیز توسط مدل GMDH به خوبی تخمین زده شده‌اند.



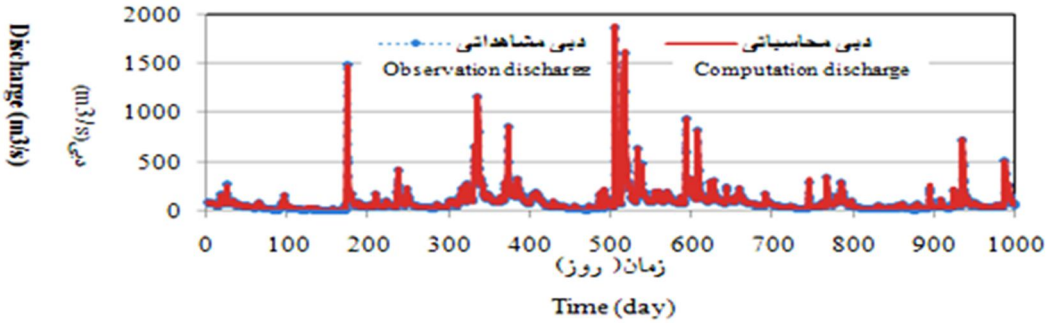
شکل ۳- نمودار مقادیر محاسباتی و مشاهداتی دبی حاصل از مدل ۳ با **Func1** در دوره آموزش.

Figure 3. Graph of computational and observational discharge of model 3 with func1 in training.



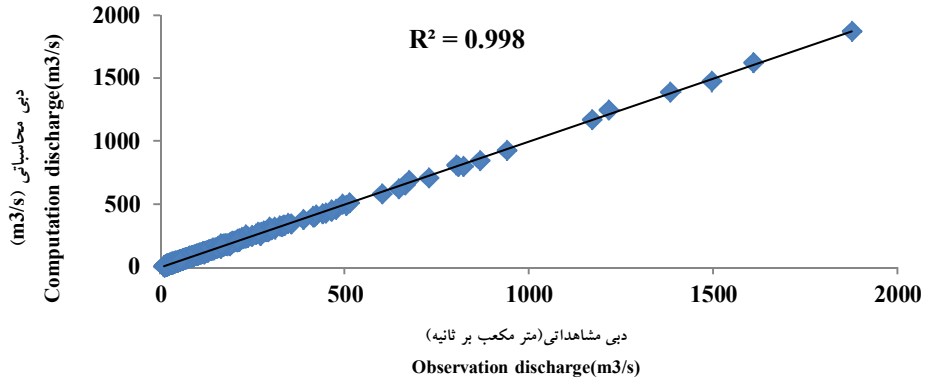
شکل ٤- نمودار همبستگی مقادیر محاسباتی و مشاهداتی حاصل از مدل ۳ با **Func1** در دوره آموزش.

Figure 4. Correlation graph of computational and observational discharge of model 3 with func1 in training.



شکل ٥- نمودار مقادیر محاسباتی و مشاهداتی منتج از مدل ۳ با **Func1** در مرحله آزمون.

Figure 5. Graph of computational and observational discharge of model 3 with func1 in test.



شکل ٦- نمودار همبستگی مقادیر محاسباتی و مشاهداتی منتج از مدل ۳ با Func1 در مرحله آزمون.

Figure 6. Correlation graph of computational and observational discharge of model 3 with func1 in test.

همان‌طور که ذکر شد داده‌های مورد استفاده در این پژوهش، مشابه با داده‌های مورد استفاده در پژوهش گوون و آیتک (۲۰۰۹) و بولا و ردی (۲۰۱۰) می‌باشد. بنابراین امکان مقایسه نتایج روش مورد استفاده در این پژوهش (روش GMDH) با روش‌های مورد استفاده توسط پژوهشگران فوق امکان‌پذیر است. گوون و آیتک (۲۰۰۹) از روش برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) و بولا و ردی از روش‌های منحنی سنجه (RC)، الگوریتم ژنتیک (GA)، مدل درختی (MT) و رگرسیون چندگانه (MLR) به مدل‌سازی رابطه دبی- اشل در ایستگاه فیلادلفیای رودخانه اسکویلکیل پرداختند. در جدول ۲ به مقایسه نتایج حاصل از مدل ۳ در روش GMDH با نتایج دیگر روش‌های ذکر شده ارائه شده است. RC-1 بیانگر یک معادله توانی ساده برای منحنی دبی- اشل، بدون در نظر گرفتن تراز معادل دبی صفر و RC-2 بیانگر یک معادله توانی پیچیده‌تر است که تراز معادل دبی صفر را نیز در بر می‌گیرد. عملکرد روش مورد استفاده در این پژوهش و روش‌های دیگر با استفاده از معیارهای ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) و ضریب تبیین (R^2) مورد ارزیابی قرار گرفته است.

جدول ۲- مقایسه نتایج روش GMDH در ایستگاه فیلادلفیا با نتایج سایر الگوریتم‌ها.

Table 2. Comparison of GMDH results and other algorithms results in Philadelphia station.

R^2	RMSE	مدل (model)
0.668	1674.8	RC-1*
0.985	43.6	RC-2*
0.941	42.2	MLR*
0.998	5.8	GA*
0.998	7.3	MT*
0.998	23.1	GEP**
0.998	3.97	GMDH (model 3)

* بولا و ردی (۲۰۱۰) و ** گوون و آیتک (۲۰۰۹)

* Bhola & Reddy (2010), ** Guven & Aytek (2009)

روابط دبی- اشل به‌دست آمده با استفاده از مدل‌های RC-1، RC-2، MLR، GA و GEP به‌ترتیب در رابطه‌های ۷ تا ۱۱ ارائه گردیده است. روابط دبی- اشل به‌دست آمده از مدل درختی در پژوهش بولا و ردی بر اساس طبقه‌بندی ارتفاع سطح آب تعیین گردیده که براساس طبقه‌بندی‌های زیر، روابط متناظر با هر طبقه در رابطه‌های ۱۲ تا ۱۸ ارائه گردیده است.

$$Q=0.0551H^{10.512} \quad (۷)$$

$$Q = 670.039(H - 1.645)^{1.841} \quad (۸)$$

$$Q=602.645H-1084.43 \quad (۹)$$

$$Q=630(H - 1.695)^{1.526} \quad (۱۰)$$

$$Q=2h-4.925h^2 + 54.421(2h - \frac{4.715}{h})^2 \quad (۱۱)$$
-8.349

IF H<=1.898[408/2.114%] :Rule1
else if H<=1.901[369/4.163%] : Rule2
else if H<=1.984[417/2.216%] : Rule3
else if H<=2.057[257/1.539%] : Rule4
else if H<=2.228[245/3.151%] : Rule5
else if H<=2.228[245/3.151%] : Rule5
else if H<=2.467[93/6.874%] : Rule6
else if [37/1.366%] : Rule7

LM1 : QT=339.3015Ht-590.8252 (۱۲)

LM2 : QT=23.5523Ht-25.4191 (۱۳)

LM3 : QT=465.2298Ht-828.8627 (۱۴)

LM4 : QT=520.3345Ht-938.6954 (۱۵)

LM5 : QT=628.692Ht-1163.6821 (۱۶)

LM6 : QT=808.0967Ht-1563.0307 (۱۷)

LM7 : QT=985.0411Ht-2009.3265 (۱۸)

همان‌طوری که در جدول ۲ مشاهده می‌شود عملکرد روش GMDH با مقادیر R^2=۰/۹۹۹ و RMSE=۳/۹۷ در مدل‌سازی رابطه دبی- اشل در ایستگاه فیلادفیا بسیار بهتر از روش‌های مرسوم مدل‌سازی بوده است. همچنین عملکرد روش GMDH در مقایسه با دیگر روش‌های محاسبات نرم ارائه شده در جدول ۲ بسیار مناسب می‌باشد. مقدار حداکثر دبی در ایستگاه فیلادلفیا در مرحله آزمون برای اشل ۳/۹۶۳ متر با استفاده از الگوریتم ژنتیک و روش GMDH به‌ترتیب برابر با ۱۹۱۲ و ۱۸۷۲/۵ مترمکعب در ثانیه محاسبه شده در حالی‌که مقدار دبی مشاهداتی برابر با ۱۸۷۴/۷ بوده است.

منابع

1.Bhattacharya, B., and Solomatine, D.P. 2000. Application of Artificial Neural Network in Stage-Discharge Relationship. 4th International Conference on Hydroinformatics, Iowa City, USA.

2.Bhola, N.S., and Reddy, M. 2010. Development of Stage Discharge Relationship in river using Genetic Algorithm and Model Tree. International Workshop Advances in statistical hydrology, Taormina, Italy.

3.Bisht, D.C.S., Raju, M.M., and Joshi, M.C. 2010. ANN Based River Stage-Discharge Modeling for GODAVARI river, INDIA. Computer Modeling and New Technologies, 14: 3. 48-62.

4.Goel, A., and Pal, M. 2012. Stage-Discharge Modeling Using Support Vector Machine. Department of Civil Engineering, 25: 1.

5.Guven, A., and Aytek, A. 2009. New approach for stage-discharge relationship: Gene-expression programming. J. Hydrol. Engin. 14: 8. 812-820.
6.Hwang, H.S. 2006. Fuzzy GMDH-type Neural Network model and itsApplication to Forecasting of Mobile Communication. Computers and Industrial Engineering. 50: 450-457.
7.Ivakhnenko, A.G. 1988. Sorting Methods for Modeling and Cauterization Survey of the GMDH Papers for the Years 1983-1988. The present of Stage of GMDH Development: Soviet J. Auto. Inf. Sci. c/c Avtomatika. 21: 4. 1-13.
8.Jain, S., and Chalisgonkar, D. 2000. Setting up Stage-Discharge Relations Using ANN. J. Hydrol. Engin. 5: 4. 428-433.
9.Sumsudin, R., Ismail, S., and Shabri, A. 2010. River Flow Forecasting: A Hybrid Model of Self Organizing Maps and Least Square Suport Vector Machine. Hydrol. Earth Syst. Sci. Dis. 7: 8179-8212.

Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources

J. of Water and Soil Conservation, Vol. 23(2), 2016
http://jwsc.gau.ac.ir

Short Technical Report

Stage-discharge relationship modeling in river using artificial neural network (ANN) and group method of data handling (GMDH) methods (Case study: Schuylkill river)

***M. Hoseinzadeh[1], K. Qaderi[2] and M.M. Ahmadi[2]**

[1]M.Sc. Student, Dept. of Water Recourse Management, Shahid Bahonar University of Kerman,
[2]Assistant Prof., Dept. of Water Engineering, Shahid Bahonar University of Kerman
Received: 09/25/2013; Accepted: 05/10/2015

Abstract

Background and Objectives: Flow forecasting in rivers, is one of the most important components of hydraulic and hydrological processes in water resource management. For this reason, hydrologists use historical data to establish a function relationship between water level and discharge which is known stage-discharge relation or rating curve (RC). With the recent advancements in artificial intelligence and soft computing in water resource studies, there is a choice of better techniques to modeling hydraulic and hydrological processes. The object of this study is to assess efficiency and accuracy of data driven method GMDH in the stage discharge relationship in Schuylkill river.

Materials and Methods: In this paper a model based on the group method of data handling (GMDH) for stage-discharge relationship modeling at Philadelphia station in Schuylkill river, USA, has been developed in MATLAB programming. For this purpose the measured data stage and discharge of this station is used during the period of 2550 days. By evaluating the correlation between discharge and also correlation between stage and discharge in different time steps, twelve different cases were selected as model inputs and developed model was run for each case separately.

Results: The values of statistical parameters RMSE, MPRE and NASH for the best model of stage-discharge relationship in this river in validation period are 15.8, 0.303 and 0.999 respectively.

Conclusions: The results of this study show that GMDH method produced accurate answers are desirable. Statistical indicators calculated for training and testing data is in an acceptable range and even very satisfactory. This method is also very short duration calculations.

Keywords: Data driven methods, Stage-discharge relationship, Modeling, ANN, GMDH

* Corresponding Author; Email: m.hoseinzadeh369@yahoo.com