


Prediction of Depth-Averaged Velocity in Compound Channels with Vegetated Floodplains Using Gene Expression Programming

Marzieh Mohseni

Assistant Professor, Department of Civil Engineering, Sirjan University of Technology, Sirjan, Iran.

* mohseni_m@sjt.ac.ir

Received: 9 August 2021, Accepted: 28 October 2021  J. Hydraul. Homepage: www.jhyd.iha.ir

Abstract

Introduction: Natural rivers are commonly characterized by a main channel for primary flow conveyance and a floodplain to carry extra flow during floods. Floodplains are usually partially or completely covered with vegetation such as shrubs or trees. Vegetation affects the depth of flow, velocity distribution as well as sediment transport (Yang et al., 2007). Predicting the lateral velocity distribution in compound channels is important for determining the stage-discharge curve and supporting the management of fluvial processes in vegetation condition in river (Tong and Knight, 2009). Previous research in the area of vegetated floodplains has primarily focused on the adaptation of theory driven resistance equations. Since the 1990's, several Lateral Distribution Models (LDM) have been developed for obtaining lateral velocity distribution in compound channels. Among the velocity lateral distribution models, the Shiono and Knight Model (SKM) is more popular with widespread applications (Unal et al., 2010). Three calibrating coefficients need to be estimated for applying the SKM, namely eddy viscosity coefficient (λ), friction factor (f) and secondary flow coefficient (k). Determining these coefficients in natural channels is not always feasible and requires some experiences (Knight et al., 2010). Utilizing soft computing (SC) methods to solve different problems is another progressing concept. One of the newest and most powerful SC methods is gene expression programming (GEP), which is an extension of GP and GA, and was first introduced by Ferreira (2001). The GEP method mitigates the majority of problems of principal SC methods related to the absence of equations for practical engineering by presenting explicit equations. The aim of this study was to use GEP modeling to predict the depth averaged velocity distribution in compound channels with vegetated floodplains. The results of the best GEP model are presented as an equation and compared with the result of SKM model.

Methodology: In this study, by aid of nearly 508 depth-averaged velocity data reported in a study by Tavakoli (2019) and using gene expression programming (GEP), the depth-averaged velocity in compound channels with vegetated floodplains was modeled. Nine dimensionless input variables including, Relative flow depth (D_r), Relative distance (χ_r), vegetation density (λ), shading factors, D_{sa} and D_{sr} , either aligned or randomly arranged, respectively, D_{fp} (the vegetation diameter over the width of the floodplain), y_{n1} , y_{n2} (the distance from the channel centerline to the measurement location in main channel and floodplain) and one output variable (depth averaged velocity) have been used in GEP. 70% of the experimental results are used for the training process and the remaining 30% for testing. After selecting the training set, the GEP learning environment should be defined. The five

main steps in GEP training are as follows: First step: selecting fitness function. Second step: determining the function set (F) and terminal set (T) for chromosome generation. Third step: specifying the number of genes and the head length. Fourth step: defining the linking function for linking different sub-ETs. Fifth step: setting the values of different genetic operators, such as inversion, transposition and recombination (Fuladipanah, 2020). The values of these operators and other parameters used in GeneXpro program are presented in Table 2.

Various statistical error analyses were performed to verify the reliability of the developed GEP model. An equation was derived from the best GEP model and its results were compared with the analytical method of Shiono and Knight. To obtain analytical solutions by SKM with an accepted accuracy, the drag coefficient, the shading factor, local friction factor, eddy viscosity and secondary flow term need to be determined, these parameters were discussed in the paper. Importance of the predictor variables for GEP models were also presented by using sensitivity analysis.

Results and Discussion: For an initial attempt, the gene expression programming was run with all data in the non-dimensional form. The best produced formula was as given in Eq. 27. The amount of CC , $RMSE$, and MAE for GEP at the first scenario during training and testing phases were calculated as (0.919,0.13,0.093) and (0.874,0.156,0.096) respectively. This expression shows high positive correlation; however, this value may be misleading as correlation should only be used as a measure for normally distributed variables. Analysis of the experimental data showed two distinct normalised distributions, for the lower velocities on the floodplain and the higher velocities on the main channel, respectively (Harris et al.,2003). So, the data sets separated in to two data sets and the GeneXpro program was then applied to the two data sets separately, thus giving separate expressions for the two zones. Evaluation of model performance showed that the model presented for main channel, with CC of 0.902 and $RMSE$ of 0.083 outperformed than the model presented for floodplain with CC of 0.843 and $RMSE$ of 0.092. The velocity prediction on the main channel shows good correlation with $R^2=0.8536$, but the floodplain results showed a degree of scattering with $R^2=0.78$, this is due, in part, to data collection experimental error and the complexity of the flow around the vegetation. The sensitivity analysis results demonstrated that dimensionless shading factor of vegetation (Dsr), is the most influential parameter with regard to the depth averaged velocity distribution. Dsr are the most important variable for GEP model, this conclusion is supported by the work of Naot et al. (1996). The results showed that the Shiono and Knight method (SKM) has shown satisfactory results for the prediction of depth-averaged velocity distribution in the lateral direction. The GEP model, with $RMSE$ of 0.15, exhibits superior performance over the SKM model with $RMSE$ of 0.24 for all data.

Conclusion: In this paper, two algorithms namely SKM and GEP have been applied to predict depth averaged velocity distribution in compound channels with vegetated floodplains. The results of these two mentioned algorithms were compared with experimental modeling. The paper highlights the advantages of using intelligent algorithm rather than the traditional approach to predict and extract the complicated and hidden relationship among dependent and independents variables.

Keywords: Compound channel, floodplain vegetation, depth averaged velocity, Gene expression programming (GEP), Shiono and Knight Model

© 2022 Iranian Hydraulic Association, Tehran, Iran.



This is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0 license)

(<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)

پیش‌بینی سرعت متوسط عمقی در کانال مرکب با پوشش گیاهی در سیلابدشت با استفاده از مدل برنامه‌ریزی بیان ژن

مرضیه محسنی

استادیار گروه مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی سیرجان، سیرجان.

* mohseni_m@sirjantech.ac.ir

دریافت: ۱۴۰۰/۰۵/۱۸، پذیرش: ۱۴۰۰/۰۸/۰۶، وب‌گاه نشریه هیدرولیک: www.jhyd.iha.ir

چکیده: هدف از این مطالعه، ارائه یک روش قابل اعتماد و کم هزینه برای پیش‌بینی سرعت متوسط عمقی در کانال مرکب با وجود پوشش گیاهی در سیلابدشت می‌باشد، به این منظور روش هوشمند برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) مورد توجه قرار گرفته است. با استفاده از خصوصیات جریان و پوشش گیاهی، نه فراسنجه بدون بعد استخراج و برای محاسبه متغیر خروجی بدون بعد سرعت (نسبت سرعت متوسط عمقی به متوسط سرعت در مقطع) مورد استفاده قرار گرفت. از مجموع ۵۰۸ داده آزمایشگاهی ارائه شده در مطالعه (Tavakoli (2019) برای آموزش و آزمون مدل استفاده شده است. علاوه بر ارائه یک رابطه عمومی برای توزیع سرعت در تمامی عرض کانال مرکب، به دلیل تفاوت قابل توجه مقادیر سرعت در عرض کانال، توابع اختصاصی برای توزیع سرعت در کانال اصلی و سیلابدشت نیز ارائه شده است. به منظور تعیین اهمیت هر یک از متغیرهای ورودی بر پیش‌بینی سرعت در کانال مرکب با پوشش گیاهی در سیلابدشت آنالیز حساسیت انجام و مشخص گردید که پارامتر سایه‌اندازی گیاهان بیشترین تاثیر را در برآورد مدل پیش‌بینی سرعت دارد. نتایج مدل حاضر با روش تحلیلی دوبعدی SKM مقایسه و عملکرد بهتر روابط مبتنی بر GEP نشان داده شده است. ارزیابی عملکرد مدل‌ها بر مبنای شاخص‌های عملکرد نشان داد که مدل ارائه شده توسط GEP با ضریب همبستگی ۰/۹۰۲ و ۰/۸۴۳ و ریشه میانگین مربعات خطا ۰/۰۸۳ و ۰/۰۹۲ به ترتیب، در کانال اصلی و سیلابدشت، در پیش‌بینی سرعت به خوبی عمل نموده و در موارد عملی قابل اجرا است.

کلیدواژگان: کانال مرکب، پوشش گیاهی سیلابدشت، سرعت متوسط عمقی، برنامه‌ریزی بیان ژن، مدل تحلیلی Shiono and Knight

۱- مقدمه

(2009).

اغلب تحقیقات اولیه در ارتباط با وجود پوشش گیاهی در سیلابدشت بر کاربرد معادله‌های مقاومت مانند مانینگ و شزی و واسنجی ضریب‌های مقاومت متمرکز بوده‌اند و سعی داشته‌اند که مقاومت ناشی از کمانه شکلی را به طور مستقیم به ضریب‌های مقاومت مرتبط سازند از جمله بررسی‌های Thompson, Petryk and Bosmajin (1975)، Kadlec (1990) and Roberson (1976). با این حال، کمانه ناشی از پوشش گیاهی مستقل از تنش برشی بستر است و بایستی به صورت جداگانه بررسی شود. در سال‌های اخیر، مدل‌های هیدرودینامیکی یک‌بعدی و دو بعدی برای آبراهه‌های مرکب با در نظر گرفتن اثرات

در اغلب رودخانه‌های طبیعی، پوشش گیاهی در امتداد ساحل‌ها و سیلابدشت‌ها رشد می‌کند، وجود پوشش گیاهی در سیلابدشت موجب افزایش مقاومت، افزایش آشفستگی و در نهایت کاهش سرعت می‌گردد. تفاوت شرایط هیدرولیکی در آبراهه اصلی و سیلابدشت باعث اختلاف شایان توجه سرعت در آبراهه اصلی و سیلابدشت و انتقال مومنت میان آبراهه اصلی و سیلابدشت می‌شود (Yang et al., 2007). پیش‌بینی توزیع عرضی سرعت جریان در آبراهه مرکب با وجود پوشش گیاهی در سیلابدشت‌ها برای تعیین منحنی دبی اشل و مدیریت فرایندهای رودخانه ضروری است (Tang and Knight,)

گیاهی مصنوعی غیرمستغرق دارد. Singh and Khatua (2021) برای محاسبه توزیع سرعت، تنش برشی مرزی و منحنی دبی اشل در آبراهه مرکب دوزنقه‌ای از مدل تحلیلی SKM استفاده و نتایج را با مدل K-ε مقایسه کردند. نتایج این بررسی نشان داد که تعیین فراسنجه جریان ثانویه نقش حیاتی در تعیین ویژگی‌های جریان ایفا می‌نماید.

استفاده از روش‌های محاسبه‌های نرم (SC) برای حل مسئله‌های مختلف یکی دیگر از مفاهیم در حال گسترش است. روش‌های SC، از جمله شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)، بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO)، سامانه‌های استنتاج عصبی فازی تطبیقی (ANFIS)، روش گروهی مدیریت داده‌ها (GMDH)، الگوریتم‌های ژنتیک (GA) و برنامه‌ریزی ژنتیک (GP)، در زمینه‌های مختلف مهندسی استفاده می‌شوند.

با استفاده از برنامه‌ریزی ژنتیک (GP)، Harris et al. (2003) دو عبارت بدون بعد برای توزیع جانبی سرعت میانگین عمقی در آبراهه‌های اصلی و دشت‌های سیلابی با وجود پوشش گیاهی ارائه داده‌اند.

در بررسی Zahiri and Dehghani (2009) از شبکه عصبی مصنوعی برای برآورد منحنی دبی اشل در یک آبراهه مرکب استفاده شده است. مقایسه مدل ANN و روش‌های رایج تقسیم آبراهه (DCM) نشان داد مدل ANN کارکرد بهتری دارد. نتایج تجزیه و تحلیل حساسیت نشان داد که عمق نسبی با سهم ۴۷/۶ درصد، موثرترین فراسنجه ورودی برای پیش‌بینی منحنی دبی اشل است.

یکی از جدیدترین و قدرتمندترین روش‌های SC، روش برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) است که توسعه‌یافته روش‌های GP و GA می‌باشد و نخستین بار توسط Ferreira (2001) معرفی شده است. روش GEP با ارائه معادله‌های صریح، ایراد اصلی روش‌های SC مربوط به عدم ارائه معادله‌های کاربردی را برطرف می‌سازد. در GEP، هیچ تابع از پیش تعیین شده‌ای برای مدل‌سازی مسائل غیرخطی در نظر گرفته نشده است که این مزیت اصلی این روش نسبت به سایر روش‌های SC است. توابع تشکیل شده به طور تصادفی در مدل GEP تولید می‌شوند و یکی

متقابل میان جریان در آبراهه اصلی و جریان در سیلابدشت‌ها توسعه‌یافته و ارائه شده‌اند از جمله بررسی‌های Ervin et al., Shiono and Knight (1991). اغلب این روش‌ها (Tang and Knight (2009a), (2000)، نتایج قابل قبولی داشته‌اند، اما بیشتر آنها نیاز به محاسبه‌های پیچیده و واسنجی فراسنجه‌های تجربی دارند که کاربرد آنها را در مدل‌سازی رودخانه‌ها محدود می‌کند. از دهه ۱۹۹۰، چندین مدل ریاضی شبه دویبعدی برای به‌دست آوردن توزیع سرعت جانبی در آبراهه‌های مرکب ارائه شده است. این مدل‌ها به عنوان مدل‌های LDM شناخته می‌شوند از جمله این بررسی‌ها می‌توان به بررسی Shiono and Knight (1991)، Ackers (1992)، Bousmar and Zech (1999)، Ervine et al. (2000) و Tang and Knight (2009a) اشاره کرد. با وجود ارائه نتایج قابل قبول کاربرد مدل‌های LDM، به دلیل پیچیدگی و برخی محدودیت‌ها در پیش‌فرض‌های آنها، به طور کلی ساده نیست و کاربران را با مشکل مواجه می‌کند. در میان مدل‌های توزیع جانبی سرعت، مدل SKM ارائه شده توسط Shiono and Knight از محبوبیت بیشتری در کاربردهای گسترده برخوردار است (Unal et al., 2010). مدل SKM بر پایه میانگین رینولدزی معادله‌های ناویر-استوکس ارائه شده است که از سه ضریب واسنجی مختلف یعنی ضریب اصطکاک، f ، لزجت گردابی λ و فراسنجه‌های جریان ثانویه F برای پیش‌بینی توزیع جانبی میانگین سرعت عمقی استفاده می‌کند. تعیین این ضرایب در آبراهه‌های طبیعی همیشه عملی نیست و نیاز به تجربه و مهارت دارد (Knight et al., 2010). بررسی‌های مختلفی در زمینه واسنجی این ضرایب انجام شده است به عنوان مثال در بررسی Sharifi (2009) واسنجی این ضرایب با استفاده از الگوریتم ژنتیک انجام شده است.

در بررسی Zhang et al. (2018) از دو روش تحلیلی مبتنی بر اصلاح معادله ناویراستوکس برای برآورد توزیع عرضی سرعت در آبراهه باز با پوشش گیاهی مصنوعی غیرمستغرق استفاده شده است. نتایج بررسی، نشان از کارایی مناسب معادله‌های تحلیلی در پیش‌بینی توزیع عرضی میانگین سرعت عمقی در یک آبراهه باز با پوشش

شده است. از بررسی تحقیقات صورت گرفته چنین برمی آید که تمرکز بیشتر بررسی‌ها بر تحقیقات آزمایشگاهی یا استفاده از مدل‌های تحلیلی مانند SKM و واسنجی ضریب‌های این مدل‌ها می‌باشد، لازم به یادآوری است که همه این بررسی‌ها با فرض یکنواختی جریان انجام شده‌اند و از غیریکنواختی ناشی از وجود پوشش-گیاهی صرف‌نظر شده است. در زمینه به‌کارگیری الگوریتم‌های هوشمند نیز، اغلب بررسی‌های برارائه منحنی دبی اشل پرداخته‌اند اما در زمینه پیش‌بینی توزیع عرضی سرعت در آبراهه مرکب با وجود پوشش گیاهی و در نظر گرفتن اثرات پوشش گیاهی بررسی‌ای انجام نشده است. از آنجا که یکی از برتری‌های اصلی مدل برنامه ریزی بیان ژن نسبت به دیگر الگوریتم‌های هوشمند ارائه معادله‌های صریح و کاربردی است لذا این بررسی بر استفاده از روش GEP در پیش‌بینی توزیع سرعت میانگین عمقی در آبراهه‌های مرکب با پوشش گیاهی در سیلابدشت متمرکز شده است و تاثیر نایکنواختی ناشی از وجود پوشش گیاهی نیز در نظر گرفته شده است. در پایان نتایج بهترین مدل GEP به عنوان یک معادله ارائه شده و با نتایج مدل تحلیلی (Tang and Knight (2009) که بر مبنای مدل SKM برای شرایط پوشش گیاهی اصلاح شده، مقایسه شده است.

۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- داده‌های آزمایشگاهی

به منظور برآورد سرعت میانگین عمقی در آبراهه مرکب با وجود پوشش گیاهی در سیلابدشت، از دو روش کاملاً متفاوت برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) و مدل اصلاح شده SKM استفاده شده است. در این بررسی از داده‌های (Tavakoli (2019) برای انجام مدل‌سازی با GEP و مدل تحلیلی SKM استفاده شده است. بررسی آزمایشگاهی (Tavakoli (2019) در یک فلوم آزمایشگاهی به طول ۱۰ متر و عرض ۰/۸ متر در آزمایشگاه هیدرولیک دانشگاه صنعتی سیرجان، انجام شده است. عرض آبراهه اصلی ۰/۲۴ متر و عرض سیلابدشت ۰/۲۸ متر با عمق لبریزی $h=0/06$ می‌باشد، ویژگی‌های مقطع آبراهه در

از مواردی که متناسب با نتایج است، گزینش می‌گردد (Khozani et al., 2018).

(Khozani et al. (2016b) با استفاده از دو روش GEP و ANN میزان نیروی برشی وارد شده بر دیواره‌ها در آبراهه‌های مستطیلی با مرزهای ناهموار را تخمین زدند و به این نتیجه رسیدند که مدل GEP کارکرد بهتری نسبت به شبکه عصبی مصنوعی دارد. (Kisi et al. (2012) با استفاده از روش‌های شبکه عصبی رگرسیون تعمیم‌یافته (GRNN) و GEP ظرفیت تخلیه سرریزهای کنگره‌ای مثلثی را پیش‌بینی کردند. با توجه به کارکرد ضعیف معادله‌های موجود در برآورد ضریب تخلیه سرریزهای جانبی، (Ebtehaj et al. (2015) برای پیش‌بینی این فراسنجه استفاده کردند و یک معادله کاربردی برای پیش‌بینی ضریب تخلیه سرریزهای جانبی ارائه دادند و نشان دادند که GEP کارکرد بهتری نسبت به معادله‌های موجود دارد. (Najafzadeh (2016) با استفاده از روش‌های GEP، رگرسیون چند جمله‌ای تکاملی (EPR) و روش مدل درختی (MT)، عمق آبشستگی پیرامون پایه‌های پل را محاسبه کرد.

(Fuladipanah et al. (2020) از الگوریتم GEP برای مدل‌سازی رابطه دبی اشل در سرریزهای کنگره‌ای و خطی استفاده کردند (Fuladipanah et al., 2020).

در بررسی (Mohanta and Patra (2021) با استفاده از برنامه ریزی بیان ژن (GEP) یک مدل تجربی برای رابطه دبی اشل در آبراهه‌های مرکب پیچان با در نظر گرفتن چهار فراسنجه بدون بعد عمق نسبی، سینوسی، فراسنجه کوهیرنس و نسبت دبی (Qvdm/Qbf) ارائه شده است، نتایج به دست آمده از روش GEP با نتایج روش‌های مختلف برآورد دبی اشل مانند روش تک آبراهه (SCM)، روش آبراهه تقسیم شده (DCM)، روش اصلاح شده تقسیم آبراهه (MDCM) مقایسه شده است. نتایج این بررسی برتری مدل GEP نسبت به روش‌های رایج را نشان می‌دهد.

با وجود کارایی بالا و کارکرد اقتصادی روش‌های محاسبه نرم، بررسی‌های بسیار کمی در ارتباط با برآورد توزیع سرعت میانگین عمقی، با استفاده از این روش‌ها انجام

مرکز آبراهه ($y=0,4,8,12,12.2,16,20,24,28,32,36\text{cm}$) اندازه‌گیری شده‌اند. خلاصه‌ای از ویژگی‌های آزمایش‌های در جدول Sh نشان‌دهنده چیدمان شطرنجی و Li نشان‌دهنده چیدمان خطی می‌باشد. D_v قطر پوشش گیاهی و D_r عمق نسبی است که برابر است با نسبت عمق آب در سیلابدشت به عمق آب در آبراهه اصلی. ls و ln به ترتیب، فاصله پوشش گیاهی در جهت جریان و در جهت عرض آبراهه می‌باشد.

شکل ۱ نشان داده شده است. شیب طولی آبراهه در ۰/۰۰۱۲ ثابت نگه داشته شده است. در این بررسی برای شبیه‌سازی پوشش گیاهی از نی‌های چوبی به قطر ۰/۰۰۷ متر استفاده شده است که در دو چیدمان خطی و شطرنجی و سه تراکم مختلف بر روی عرض سیلابدشت قرار گرفته‌اند. برای اندازه‌گیری سرعت از سرعت سنج پره‌ای استفاده شده است، سرعت‌ها در فاصله‌های ۳/۶، ۵/۲۵ و ۷/۵ متری از ابتدای آبراهه و در فواصل مختلف از

جدول ۱ خلاصه ویژگی‌های آزمایش‌های مورد استفاده در این بررسی

Table 1 Summary of experimental conditions used in the proposed model.

Sources	Cases	H(m)	h(m)	Dr	b(m)	B(m)	S0	sm	Dv(m)	Ln(m)	ls(m)
Tavakoli(2019)	Li10-0.29	0.09	0.06	0.29	0.12	0.4	0.0012	0	0.007	0.1	0.1
	Li10-0.4	0.1	0.06	0.4	0.12	0.4	0.0012	0	0.007	0.1	0.1
	Li10-0.5	0.12	0.06	0.5	0.12	0.4	0.0012	0	0.007	0.1	0.1
	Li5-0.29	0.089	0.06	0.29	0.12	0.4	0.0012	0	0.007	0.05	0.05
	Li5-0.4	0.11	0.06	0.4	0.12	0.4	0.0012	0	0.007	0.05	0.05
	Li5-0.5	0.12	0.06	0.5	0.12	0.4	0.0012	0	0.007	0.05	0.05
	Li2.5-0.29	0.085	0.06	0.29	0.12	0.4	0.0012	0	0.007	0.025	0.025
	Li 2.5-0.4	0.10	0.06	0.4	0.12	0.4	0.0012	0	0.007	0.025	0.025
	Li 2.5-0.5	0.165	0.06	0.5	0.12	0.4	0.0012	0	0.007	0.025	0.025
	Sh10-0.29	0.09	0.06	0.29	0.12	0.4	0.0012	0	0.007	0.1	0.1
	Sh10-0.4	0.1	0.06	0.4	0.12	0.4	0.0012	0	0.007	0.1	0.1
	Sh10-0.5	0.12	0.06	0.5	0.12	0.4	0.0012	0	0.007	0.1	0.1
	Sh5-0.29	0.089	0.06	0.29	0.12	0.4	0.0012	0	0.007	0.05	0.05
	Sh5-0.4	0.11	0.06	0.4	0.12	0.4	0.0012	0	0.007	0.05	0.05
	Sh5-0.5	0.12	0.06	0.5	0.12	0.4	0.0012	0	0.007	0.05	0.05
	Sh2.5-0.29	0.085	0.06	0.29	0.12	0.4	0.0012	0	0.007	0.025	0.025
	Sh2.5-0.4	0.10	0.06	0.4	0.12	0.4	0.0012	0	0.007	0.025	0.025
	Sh 2.5-0.5	0.165	0.06	0.5	0.12	0.4	0.0012	0	0.007	0.025	0.025

با طول‌های ثابت همانند GA رمزگذاری می‌شوند با این حال، ژن‌های موجود در GEP به عنوان فنوتیپ به شکل ساختار درختی (ET) ارائه می‌شوند. در برخی موارد، GEP، ۱۰۰-۶۰۰۰۰ بار بهتر از روش GP عمل می‌کند (Ferreira, 2001, 2002).

همانند دیگر الگوریتم‌های تکاملی، روند مدل‌سازی در GEP با یک جمعیت اولیه تصادفی آغاز می‌شود. این جمعیت شامل کروموزوم‌های منفرد با طول ثابت اما شمار ژن‌های متفاوت است. سپس کروموزوم‌ها به صورت بیان درختی بیان شده و بر مبنای تابع برازش، برازندگی هر فرد ارزیابی می‌شود و با تغییر ساختار برای نسل بعدی آماده می‌شود. این فرایند تکامل در نسل‌های بعدی یا برای دستیابی به شمار تعیین شده نسل‌ها یا برای دستیابی به

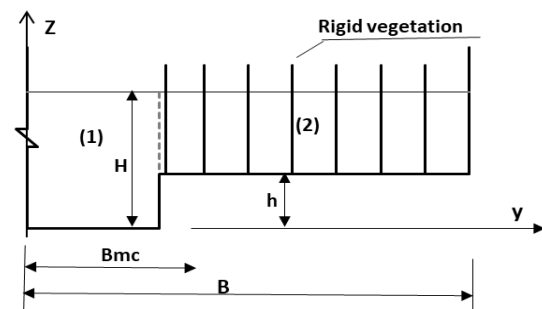


Fig. 1 Cross section of experimental flume
شکل ۱ سطح مقطع آبراهه مرکب آزمایشگاهی

۲-۲- الگوریتم برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP)

برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP)، تعمیم‌یافته روش برنامه‌ریزی ژنتیک (GP) است که نخستین بار توسط Koza (1992) ارائه شد. GEP از برتری‌های GA و GP بهره می‌برد، اما محدودیت‌ها و کاستی آنها را ندارد. در روش GEP، ژنوم‌ها

$$y_{n2} = \frac{y}{(1/2 B_{mc} + B_{fp})} \quad (4)$$

در اینجا عمق نسبی (D_r) برابر است با نسبت عمق جریان در سیلابدشت H_{fp} به عمق جریان در آبراهه اصلی H_{mc} ، فاصله نسبی (X_r) برابر است با نسبت فاصله از نقطه مشخص lx به طول کل آبراهه L ، y_{n1} فاصله از مرکز سطح مقطع آبراهه مرکب در آبراهه اصلی، y_{n2} فاصله از مرکز سطح مقطع آبراهه مرکب در سیلابدشت، B_{mc} عرض آبراهه اصلی و B_{fp} عرض سیلابدشت می‌باشد. در این بررسی به منظور توصیف تاثیر انسداد جریان آب توسط پوشش گیاهی از فراسنجه تراکم (λ) ارائه شده توسط Wu et al. (2001) و برای بیان اثر سایه‌اندازی در چیدمان‌های متفاوت پوشش گیاهی از عبارتهای D_{sr} و D_{sa} که توسط Naot et al. (1996) ارائه شده، استفاده شده است.

$$\lambda = 1 - \frac{\pi}{4} D_v^2 N_a \quad (5)$$

$$D_{sa} = (1 - \sqrt{\frac{D_v^2}{S}})^2 \quad (6)$$

$$D_{sr} = 1 - \frac{D_v}{S} \left(1 - 0.5 \sqrt{\frac{D_v}{S}} \right) \quad (7)$$

$$D_{fp} = \frac{D_v}{B_{fp}} \quad (8)$$

$$aD = \frac{\pi D_v^2}{4A_{fp}} \quad (9)$$

در اینجا D_v قطر پوشش گیاهی، N_a شمار گیاه در واحد سطح و $S = 1/\sqrt{Na}$ میانگین فاصله گیاهان است. متغیر خروجی بدون بعد سرعت میانگین عمقی از تقسیم سرعت میانگین عمقی بر میانگین سرعت در سطح مقطع به دست می‌آید:

$$U_{dn} = \frac{U_{exp}}{U_{ave}} \quad (10)$$

رابطه نهایی برای سرعت میانگین عمقی بی بعد به صورت زیر نوشته می‌شود:

$$U_{dn} = f(D_r, X_r, \lambda, D_{sa}, D_{sr}, D_{fp}, y_{n1}, y_{n2}) \quad (11)$$

یک مدل دقیق تکرار می‌شود، اگر پاسخ قابل قبول پیدا شود و یا نسل‌ها به شمار معینی برسند تکامل متوقف می‌شود، در صورت به دست نیامدن شرایط توقف، بهترین پاسخ از نسل حاضر نگه داشته می‌شود و نخبه‌گزینی انجام می‌شود. بر مبنای گزینش، بهترین افراد شانس بیشتری برای تولید فرزندان دارند. این روند برای چندین نسل تکرار می‌شود و با پیش رفتن نسل به جلو، انتظار می‌رود که کیفیت جمعیت نیز به طور میانگین بهبود یابد. مرحله‌های انجام الگوریتم GEP مشتمل بر پنج مرحله به صورت زیر است: ۱- تعیین تابع برازش؛ ۲- گزینش مجموعه پایانه‌ها و مجموعه تابع‌ها برای ایجاد کروموزوم‌ها؛ ۳- گزینش ساختار کروموزوم‌ها؛ ۴- گزینش تابع پیوند؛ ۵- گزینش عملگرهای ژنتیکی و نرخ آنان (Fuladipannah, 2020).

۳-۲- داده‌های بدون بعد

به منظور پیشگیری از خطاهای احتمالی ناشی از ابعاد نادرست در رابطه‌های ارائه شده، داده‌ها به مقادیر بدون بعد تبدیل شده‌اند، بنابراین معادله‌های به دست آمده بدون بعد هستند. گفته شده که نسبت‌های بدون بعد، فضای جستجو اصلی را محدودتر می‌کنند و نتایج بهتری را ارائه می‌دهند (Harris et al., 2010). به منظور تعیین فراسنجه‌های موثر در برآورد میزان سرعت میانگین عمقی در آبراهه مرکب با پوشش گیاهی از نتایج بررسی‌های گذشته استفاده شده است. بنابر نتایج به دست آمده توسط Knight and Yang (1984), Demetriou (1983), Niak and Das and Khatua (2016), et al. (2005), Khatua (2016) سرعت میانگین عمقی در یک آبراهه مرکب به نسبت عرض، عمق نسبی جریان و نسبت ابعاد، فاصله نسبی و زاویه همگرایی وابسته است. در این بررسی، عرض و نسبت ابعاد ثابت هستند بنابراین، از متغیرهای ورودی حذف شدند. متغیرهای بدون بعد مورد استفاده در این بررسی در رابطه‌های (۱) تا (۹) ارائه شده‌اند:

$$D_r = \frac{H_{fp}}{H_{mc}} \quad (1)$$

$$X_r = \frac{lx}{L} \quad (2)$$

$$y_{n1} = \frac{y}{(1/2 B_{mc})} \quad (3)$$

رویاری پوشش گیاهی در جهت جریان در واحد حجم است. تاثیر انسداد پوشش گیاهی در فراسنجه تخلخل δ ، در نظر گرفته شده که δ با رابطه: $\delta = 1 - \varphi$ به تراکم حجمی پوشش گیاهی، φ ، مرتبط می‌شود، φ به صورت نسبت حجم پوشش گیاهی به حجم جریان تعریف شده است. در مورد هریک از فراسنجه‌های معادله بالا، به تفصیل در بررسی‌های (Knight and Shiono (1996), Abril and Tominaga and Knight (2006), Knight (2004), Shiono and Knight (1991) برای آبراهه‌های بدون پوشش گیاهی و در بررسی Rameshwaran and Shiono (2007) برای آبراهه‌های با پوشش گیاهی بحث شده است. در رابطه‌های (۱۲) و (۱۶)، ضریب‌های A_1 تا A_4 مجهول‌اند، به منظور حل تحلیلی و تعیین ضریب‌های مجهول A_1 تا A_4 ، تعیین شرایط مرزی مناسب در دیواره آبراهه و حدفاصل مناطق مختلف (که بر مبنای شیب کف و وجود یا عدم وجود پوشش گیاهی تقسیم شده‌اند) ضروری است. در حدفاصل منطقه‌های مختلف بایستی دو شرط پیوستگی سرعت و پیوستگی نیروی یک، رعایت شود. شرایط مرزی مورد استفاده در این تحقیق به صورت زیر می‌باشد:

پیوستگی سرعت U_d در حدفاصل دو منطقه مختلف، یعنی $U_d^{(i)} = U_d^{(i+1)}$

پیوستگی نیروی یک $(H\bar{\tau}_{yx})$ در حدفاصل دو منطقه مختلف، یعنی: $[H\bar{\tau}_{yx}]^{(i)} = [H\bar{\tau}_{yx}]^{(i+1)}$

سرعت در مرزهای ثابت برابر سرعت دیواره، یعنی $U_d = 0$ در نظر گرفته شده است.

در خط مرکزی آبراهه مرکب از شرط تقارن $\frac{\partial U_d}{\partial y} = 0$ استفاده شده است، بالانویس (i) نشان‌دهنده شماره منطقه است.

Rameshwaran and Shiono (2007) داده‌های FCF را بررسی و شکل اصلاح شده معادله کلبروک-وایت را برای تعیین مقادیر f به صورت رابطه (۲۰) و (۲۱) ارائه کردند:

$$f_v = [-2 \log \left[\frac{3.029}{\sqrt{128gH^3S_0 + \frac{k_s}{1.2H}}} \right]]^{-2} \quad (20)$$

$$f_b = [-2 \log \left[\frac{3.029}{\sqrt{128gH^3S_0 + \frac{k_s}{12.3H}}} \right]]^{-2} \quad (21)$$

۲-۴- برآورد سرعت میانگین عمقی با روش SKM

به منظور برآورد توزیع سرعت میانگین عمقی در آبراهه مرکب با استفاده از روش SKM، ابتدا مقطع آبراهه بر اساس شیب عرضی و پوشش گیاهی به چند منطقه تقسیم می‌شود. نحوه تقسیم مقطع آبراهه مرکب در شکل ۱ نشان داده شده است: (۱) آبراهه اصلی (۲) سیلاب‌دشت با پوشش گیاهی. اگر ضریب کشانه C_D ، تراکم حجمی پوشش گیاهی φ ، ضریب اصطکاک f ، ضریب لزجت گردابه‌ای β و فراسنجه جریان ثانویه Γ معلوم باشند، محاسبه سرعت میانگین عمقی برای هر منطقه از معادله‌های (۱۲) و (۱۶) امکان‌پذیر است.

- توزیع سرعت در منطقه بدون وجود پوشش گیاهی و عمق ثابت (شیب عرضی بستر صفر باشد، $s = \infty$).

$$U_d = [A_1 e^{\gamma y} + A_2 e^{-\gamma y} + k]^{1/2} \quad (12)$$

در اینجا

$$k = \frac{8gS_0H}{f/8} (1 - \beta) \quad (13)$$

$$\beta = \sqrt{\frac{2}{\beta}} \left(\frac{g}{f}\right)^{1/4} \frac{1}{H} \sqrt{\frac{f}{8}} \quad (14)$$

$$\beta = \frac{\Gamma}{\rho g S_0 H} \quad (15)$$

- توزیع سرعت در منطقه با وجود پوشش گیاهی و عمق ثابت (شیب عرضی بستر صفر باشد، $s = \infty$).

$$U_d = [A_3 e^{\gamma y} + A_4 e^{-\gamma y} + k]^{1/2} \quad (16)$$

در اینجا

$$k = \frac{8gS_0H}{f/8 + C_D S_F A_V H / (2\delta)} (1 - \beta) \quad (17)$$

$$\beta = \sqrt{\frac{2}{\beta}} \left(\frac{g}{f}\right)^{1/4} \frac{1}{H} \sqrt{\frac{f}{8} + \left(\frac{H}{2\delta}\right) C_D S_F A_V} \quad (18)$$

$$\beta = \frac{\Gamma}{\rho g S_0 H} \quad (19)$$

در اینجا U_d سرعت میانگین عمقی در جهت جریان، x محور مختصات در جهت جریان، y محور عرضی و z محور عمود بر بستر، ρ چگالی سیال، g شتاب ثقل، S_0 شیب بستر آبراهه، C_D ضریب کشانه حجمی و A_p سطح

است.

ضریب همبستگی CC

$$CC = \frac{(\sum_{i=1}^n (o_i - \bar{o})(p_i - \bar{p}))^2}{\sum_{i=1}^n (o_i - \bar{o})^2 \sum_{i=1}^n (p_i - \bar{p})^2} \quad (22)$$

میانگین خطای مطلق

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{P_i - O_i}{O_i} \quad (23)$$

ریشه میانگین مربعات خطا

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2} \quad (24)$$

بنا بر این معیارها، دقیق‌ترین مدل، مدلی است که میزان CC نزدیک به یک باشد و میزان معیارهای RMSE و MAE نزدیک به صفر باشد.

۲-۶- تحلیل حساسیت

فرآیند تحلیل حساسیت اطلاعات ارزشمندی درباره میزان حساسیت مدل به متغیرهای ورودی آن، در اختیار طراح و معمار مدل قرار می‌دهد. با شناسایی میزان تأثیر متغیرهای ورودی بر دقت پیش‌بینی مدل، می‌توان متغیرهای کم‌اثر را از شبکه حذف و مدل ساده‌تری را بسط و توسعه داد. در این پژوهش برای انجام تحلیل حساسیت مدل از روش Backward Stepwise استفاده شده است. بدین صورت که مقادیر ضریب حساسیت متغیرهای ورودی در این روش از تقسیم کردن خطای کل شبکه در نبود یک متغیر بر خطای کل شبکه در حضور همه متغیرهای ورودی، به دست می‌آید. بر اساس این روش اگر میزان ضریب حساسیت یک متغیر بیشتر از یک باشد، آن متغیر سهم زیادی در توضیح متغیر وابسته دارد و هرچه میزان آن بیشتر باشد تأثیر آن متغیر بر خروجی نیز بیشتر بوده است (Sung, 1998).

نتایج و بحث

۵۰۸ داده آزمایشگاهی سرعت میانگین عمقی، برای آموزش و آزمون مدل GEP استفاده شده است. ۷۰٪ داده‌ها برای فرآیند آموزش و ۳۰٪ باقی‌مانده برای آزمون

معادله‌های (۲۰) و (۲۱) به ترتیب، برای شرایط با و بدون پوشش گیاهی ارائه شده‌اند. در این رابطه k_s ارتفاع زبری یا اصطکاک سطحی بستر آبراهه می‌باشد. اصطکاک سطحی k_s از رابطه استریکلر $n = k_s^{1/6} / (8.25\sqrt{g})$ محاسبه شده است (Ackers, 1991).

به منظور برآورد ضریب کسانه حجمی ناشی از پوشش گیاهی از مدل تداخل Neph (1999) استفاده شده است، در این مدل تأثیر تراکم، چیدمان و نسبت فاصله طولی به فاصله عرضی پوشش گیاهی در تعیین ضریب کسانه در نظر گرفته شده است (Neph, 1999).

در اغلب تحقیقات ضریب لزجت گردابه‌ای β برای آبراهه اصلی برابر 0.068 (تقریباً $(\frac{K}{g})$) در نظر گرفته شده است (Shiono and Knight, 1991). بررسی نتایج بررسی‌های نشان می‌دهد که استفاده از میزان‌های مختلف برای ضریب لزجت گردابه‌ای اثر معنی‌داری بر سرعت میانگین عمقی ندارد و بنابراین مدل نسبت به این ضریب حساس نیست و می‌توان از میزان ثابت 0.068 برای همه عرض آبراهه استفاده کرد (Liu et al., 2013).

در بررسی‌های پیشین، میزان‌های مختلفی برای فراسنجه جریان ثانویه ارائه شده است به عنوان مثال در بررسی Abril and Knight رابطه $\Gamma/[\rho g HSO] = 0.15$ and -0.25 به ترتیب، برای آبراهه اصلی و سیلابدشت بدون پوشش گیاهی ارائه شده است. در حالی که رابطه Rameshwaran and Shiono رابطه‌های $\Gamma/[\rho g HSO] = 0.6Dr$ و $1.2Dr$ را برای آبراهه اصلی و سیلابدشت با پوشش گیاهی ارائه کرد. در این بررسی از رابطه‌های Rameshwaran and Shiono (2007) برای محاسبه فراسنجه جریان ثانویه استفاده شده است.

۲-۵- ارزیابی کارکرد مدل

ارزیابی دقت مدل‌های مبتنی بر GEP و SKM، با استفاده از معیارهای ضریب‌های همبستگی (CC)، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) و میانگین خطای مطلق (MAE) انجام شده است، این معیارها در رابطه‌های ۲۲ تا ۲۴ تعریف شده‌اند، در این روابط p_i مقدار پیش‌بینی شده، O_i میزان مشاهده شده و \bar{O} میانگین میزان‌های مشاهده شده

برازش و C_t شمار موارد برازش است. در این بررسی، مقادیر M و C_t به ترتیب، ۱۰۰ و ۱۰ گزینش شده‌اند، بنابراین میزان تابع برازش برابر با $f_{max} = 1000$ خواهد بود. مزیت این نوع تابع برازش این است که سیستم می‌تواند با استفاده از آن، راه حل بهینه را پیدا کند. مرحله دوم، شامل گزینش ترمینال‌ها و تابع‌ها برای ایجاد کروموزوم‌ها است. ترمینال‌ها همان متغیرهای مستقل است که شامل ۹ فراسنجه مستقل بی‌بعد تاثیرگذار در برآورد توزیع سرعت میانگین عمقی می‌باشد. در این بررسی از سعی و خطا برای گزینش عملگرهای مناسب استفاده شده است، در اینجا چهار عملگر $(+, -, \times, \div)$ به عنوان عملگرهای اصلی گزینش شده و عملگرهای دیگری همچون عملگرهای توان، جذر، لگاریتم و غیره به عنوان عملگرهای فرعی گزینش شدند. چهار ترکیب مورد ارزیابی در جدول (۲) ارائه شده است.

استفاده شده است. برای محاسبه توزیع عرضی سرعت در آبراهه مرکب و تعیین بهترین مدل، از نرم افزار GeneXpro استفاده شده است. به منظور تعیین فراسنجه‌های ورودی مدل، به پنج مرحله توجه شده است:

مرحله اول، تعیین تابع برازش است. در این بررسی تابع برازش (f_i) برای برنامه اختصاصی (i) به صورت زیر تعریف شده است:

$$f_i = \sum_{j=1}^{C_j} (M - |C_{i,j} - T_j|) \quad (25)$$

در اینجا، T_j میزان هدف برای برازش j ، $C_{i,j}$ میزان برآورد شده با برنامه i برای برازش مورد j ، C_i شمار موارد برازش برای مورد اختصاصی i و M طول محدوده گزینش شده می‌باشد. اگر اختلاف میان داده‌های برآورد شده توسط GEP و میزان‌های واقعی کمتر از ۰/۰۱ در نظر گرفته شود در آن صورت $|C_{i,j} - T_j| \leq 0.01$ و آنگاه $f_i = C_t M$ می‌شود در اینجا $f_{max} = C_t M$ می‌شود در اینجا f_{max} میزان بیشینه

جدول ۲ ترکیب عملگرها برای محاسبه توزیع عرضی سرعت در الگوریتم GEP

Table 2 Functions of depth averaged velocity for GEP algorithm

Function	Definition
F1	$+, -, \times, \div$
F2	$+, -, \times, \div, pow, sqrt, x^3, x^4, 3Rt, 5Rt$
F3	$+, -, \times, \div, pow, sqrt, ln, log, e^x,$
F4	$+, -, \times, \div, pow, sqrt, ln, log, e^x, x^3, x^4, 3Rt, 5Rt$

می‌تواند منجر به کارکرد قوی مدل شود. در این بررسی، شمار اولیه کروموزوم‌های مورد استفاده ۳۰ عدد بود که در طول مدل سازی GEP به ۶۰ افزایش یافت. بنابر نتایج آموزش و آزمون، بهترین شمار کروموزوم ۳۰ عدد است. بررسی‌های اخیر در زمینه‌های مختلف مهندسی نشان داده است که استفاده از تابع پیوند جمع، نتایج بهتری را نسبت به دیگر تابع‌های پیوند دارد (Fuladipannah et al., 2020؛ Khozani et al., 2018 و Ebtehaj et al., 2015). بنابراین، در این بررسی از تابع پیوند جمع استفاده شده است. مرحله پنجم، گزینش عملگرهای ژنتیکی و نرخ آنهاست.

مرحله سوم گزینش ساختار کروموزوم شامل گزینش طول سر و شمار ژن هاست. در مدل سازی GEP برای شمار ژن‌ها مقدار ۱ تا ۵ و برای طول سر مقدار ۱ تا ۷ را می‌توان در نظر گرفت. بر اساس ارزیابی انجام شده در مرحله‌های آموزش و آزمون، افزایش بیشتر از ۳ و ۷، شمار ژن‌ها و طول سر، به ترتیب، عملکرد GEP را به میزان شایان توجهی افزایش نمی‌دهد، بنابراین طول سر و شمار ژن‌های مورد استفاده در این بررسی به ترتیب ۷ و ۳ در نظر گرفته شده است. افزون بر این دو فراسنجه، شمار کروموزوم‌ها نیز باید مشخص شود. بنابر توصیه Ferreira (2001, 2002) شمار کروموزوم بین ۳۰ تا ۱۰۰

جهت برآورد سرعت میانگین عمقی با استفاده از روش GEP در جدول ۳ به طور خلاصه ارائه شده است.

در این مورد ترکیبی از همه عملگرهای بهسازی مانند جهش، وارون سازی، سه نوع ترانهش و سه نوع ترکیب استفاده شده است. فراسنجه‌های مورد استفاده و نرخ آنها در مرحله‌های مختلف استفاده از نرم‌افزار GeneXproTools

جدول ۳ تنظیم فراسنجه‌های مدل‌سازی GEP

Table 3 parameter settings for GEP modeling

Parameter type	Parameter	Value
General settings	Number of generations	350000
	Function set	+, -, ×, ÷, pow, sqrt, ln, log, e ^x , x ³ , x ⁴ , 3Rt, 5Rt
Chromosomal architecture	Chromosome length	30
	Number of genes	3
	Head length	7
	Linking function	Addition(+)
Genetic operators	Mutation rate	0.044
	Inversion	0.1
	IS transposition	0.1
	RIS transposition	0.1
	One-point recombination	0.3
	Two-point recombination	0.3
	Gene recombination rate	0.1
	Gene transposition rate	0.1

آمده است. همان‌گونه که مشخص است رابطه (۲۶) دارای ضریب همبستگی مثبت بالایی می‌باشد، اما به دلیل تفاوت قابل توجه سرعت در آبراهه اصلی و سیلابدشت، این مقدار ضریب همبستگی می‌تواند گمراه‌کننده باشد زیرا همبستگی تنها باید به عنوان معیاری برای متغیرهای با یک توزیع نرمال استفاده شود. بنابراین با وجود همبستگی قابل قبول، مدل ارائه شده برای همه داده‌ها دقت شایان توجهی ندارد این مورد در بررسی Harris et al. (2003) نیز بیان شده است. در گام بعد برای کاهش میزان خطا، داده‌های سرعت در آبراهه اصلی و سیلابدشت جدا و به صورت جداگانه مدل‌سازی شده‌اند، بدین ترتیب رابطه‌های اختصاصی برای دو ناحیه ارائه شده است. در آبراهه اصلی بهترین کارکرد را تابع (۲۷) داشته است.

$$U_{dn} = (((Xr + 5.4) * D_{sa}) * D_{fp}) * \exp(D_{sa}) + (((\lambda^{12}) * (ad * (6.38 - D_{sa}))) + (((D_{sr} - (y_{n2} * D_{sa}))^{(y_{n1}^2)}) - Dr) \quad (27)$$

بهترین تابع به‌دست آمده برای سیلابدشت در رابطه (۲۸)

در نخستین گام، برنامه‌ریزی بیان ژن برای همه داده‌ها شامل داده‌های آبراهه اصلی و سیلابدشت اجرا و رابطه (۲۶) برای محاسبه سرعت میانگین عمقی در همه عرض آبراهه مرکب ارائه شده است:

$$U_{dn} = (\log(D_{sr})) / (((Dr^4) * y_{n1}) - \sqrt[4]{Dr})) + (((\exp(1.486) * Xr) * y_{n1} * \log(\theta))) + (1 / (((D_{sr})^{(-9.758 + Xr) * Dr}) + y_{n1} \quad (26)$$

وجود فراسنجه Xr در رابطه‌های ارائه شده نشان دهنده اهمیت فاصله نسبی در تعیین میزان سرعت میانگین عمقی دارد و بنابراین فرض یکنواختی جریان در شرایط وجود پوشش گیاهی که در اغلب بررسی‌ها در نظر گرفته شده است، مناسب نیست. در جدول (۴) عملکرد رابطه (۲۶) بر اساس معیارهای CC، RMSE و MAE ارائه شده است. ضریب همبستگی عبارت (۲۶) برای مرحله آموزش و آزمون، به ترتیب، ۰/۹۱ و ۰/۸۷۴ و میزان RMSE و MAE، به ترتیب، ۰/۱۳ و ۰/۰۹۳ برای مرحله آموزش و ۰/۱۵۶ و ۰/۰۹۶ برای مرحله آزمون به دست

ارائه شده است:

$$Ud_n = \exp \left(\left(\left(\log(3.337 + Xr) \right) * \right. \right. \quad (28)$$

$$\left. \left. (-0.294) - D_{sa} \right) \right) + \left(\left((-6.553 - \right. \right.$$

$$\left. \left. (0.4373^{Xr}) * \lambda \right) * aD \right) + \left((2.3765 - \right.$$

$$\left. \left. (y_{n2}^2) * (y_{n1} + \lambda) \right) \right) * D_{fp}$$

کارکرد معادله‌های (۲۷) و (۲۸) در برآورد میزان سرعت میانگین عمقی در آبراهه اصلی و سیلابدشت در مرحله آموزش و آزمون در جدول (۴) ارائه شده است، با توجه به استفاده از میزان بدون بعد سرعت میانگین عمقی، میزان خطای RMSE و MAE نیز بدون بعد می‌باشند. همان‌گونه که در جدول (۴) مشخص است هر سه مدل دارای ضریب همبستگی نسبتاً بالایی هستند. ضریب همبستگی مدل ارائه شده برای آبراهه اصلی ۰/۹۲۵ و ۰/۹۰۲ در مرحله آموزش و آزمون است که بیشتر از ضریب همبستگی مدل ارائه شده برای سیلابدشت و کل داده‌ها می‌باشد. در بررسی Harris et al. (2003) مدل ارائه شده برای آبراهه اصلی و سیلابدشت به ترتیب، ۰/۸۸۹ و ۰/۸۸۲ می‌باشد. در بررسی حاضر میانگین ضریب همبستگی برای آبراهه اصلی بیشتر از مقدار مشابه و برای سیلابدشت به مقدار جزئی کمتر از مقدار مشابه در بررسی Harris et al. (2003) است. مقدار RMSE و MAE، برآورد شده برای آبراهه اصلی، به ترتیب، ۰/۰۷۳، ۰/۰۶۳ در مرحله آموزش و ۰/۰۸۳ و ۰/۰۷۱ در مرحله آزمون می‌باشد. مقدار RMSE برآورد شده برای سیلابدشت در مرحله آموزش و آزمون، به ترتیب، ۰/۰۶۷ و ۰/۰۹۲ است، همان‌گونه که ملاحظه می‌شود کمترین خطای برآورد شده در آبراهه اصلی و بیشترین خطا مربوط به مدل ارائه شده

برای همه داده‌ها می‌باشد. در بررسی Harris et al. (2003) نیز نتایج مشابه مشاهده شده است.

در شکل (۲) میزان سرعت‌های میانگین عمقی برآورد شده به وسیله مدل GEP در مقابل سرعت‌های میانگین عمقی بدون بعد آزمایشگاهی رسم شده است، همان‌گونه که ملاحظه می‌شود تابع‌های ارائه شده به وسیله GEP در پیش‌بینی سرعت در آبراهه اصلی (معادله ۲۷) با ضریب تعیین $R^2=0/8536$ همبستگی خوبی میان میزان مشاهده شده و برآورد شده را نشان می‌دهد. در شکل (۳) نتایج به دست آمده از معادله (۲۸) برای محاسبه سرعت میانگین عمقی در سیلابدشت در مقابل سرعت‌های میانگین عمقی بدون بعد آزمایشگاهی رسم شده است نتایج درجه‌ای از پراکندگی را نشان می‌دهد، این امر تا حدی به دلیل پیچیدگی جریان به دلیل انحنا و انشعاب خطوط جریان در پیرامون پوشش گیاهی است، این پیچیدگی در بررسی‌های مختلف مانند Zhang et al. (2018) و Tang and Hu (2021) تأیید شده است.

تحلیل حساسیت به منظور تعیین میزان تاثیر متغیرهای ورودی بر متغیر خروجی مدل GEP انجام شده است. در شکل (۴) ضریب نسبی حساسیت متغیرهای ورودی در پیش‌بینی متغیر خروجی ارائه شده است. نتایج نشان می‌دهد که توزیع سرعت میانگین عمقی در یک آبراهه مرکب با پوشش گیاهی تا حد زیادی به فراسنجه سایه‌اندازی ناشی از چیدمان پوشش گیاهی وابسته است، این نتیجه توسط Naot et al. (1996) نیز تأیید شده است، تاثیر تغییر سرعت با توجه به فاصله از مرکز در آبراهه اصلی y_{n1} نیز مشهود است، در بررسی Yang et al. (2007) نیز بر تاثیر فاصله از مرکز آبراهه بر میزان سرعت تاکید شده است.

جدول ۴ معیارهای کارکرد رابطه‌های برآورد سرعت میانگین عمقی

Table 4 Statistical summary for expressions of depth averaged velocity

	Train			Test		
	CC	RMSE	MAE	CC	RMSE	MAE
Dimensionless total values Eq.(26)	0.919	0.130	0.093	0.874	0.156	0.096
Dimensionless values main channel Eq.(27)	0.925	0.073	0.063	0.902	0.083	0.071
Dimensionless values floodplain Eq.(28)	0.863	0.083	0.067	0.843	0.092	0.082

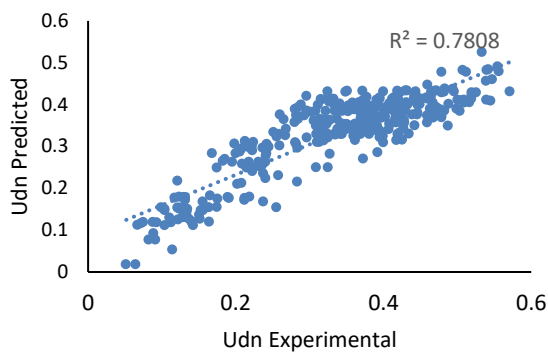


Fig. 3. Comparison of predicted (GEP model) and observed depth averaged velocity for floodplain data set.
 شکل ۳ مقایسه میزان پیش‌بینی شده سرعت میانگین عمقی بدون بعد (مدل GEP) با میزان آزمایشگاهی در سیلابدشت

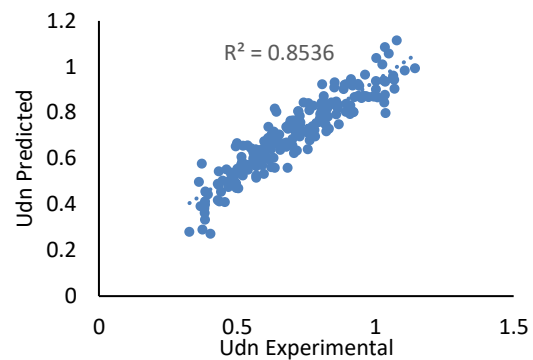


Fig. 2. Comparison of predicted (GEP model) and observed depth averaged velocity for main channel data set.
 شکل ۲ مقایسه میزان پیش‌بینی شده سرعت میانگین عمقی بدون بعد (مدل GEP) با میزان آزمایشگاهی در آبراهه اصلی

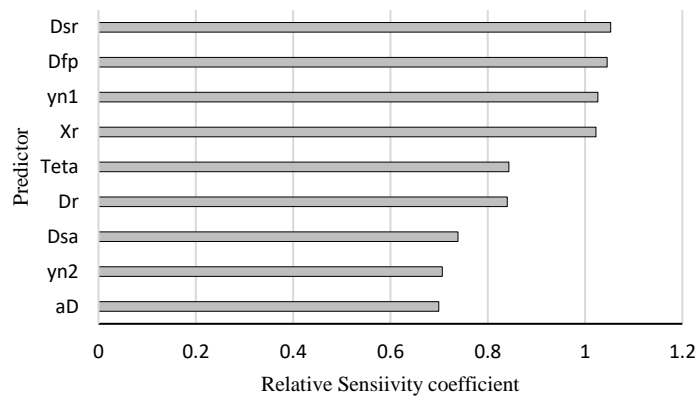


Fig.4 The predictor importance for GEP
 شکل ۴ اهمیت متغیرهای ورودی در مدل GEP

مدل GEP، خطای برآورد سرعت در سیلابدشت نسبت به آبراهه اصلی شایان توجه است که افزون بر پیچیدگی جریان در سیلابدشت با پوشش گیاهی، می‌تواند ناشی از عدم برآورد صحیح فراسنجه‌های ورودی مدل SKM باشد که لازم است متناسب با ویژگی‌های هیدرولیکی و فیزیکی جریان واسنجی شوند. مقایسه نتایج دو مدل نشان می‌دهد که مدل GEP عملکرد بهتری نسبت به مدل SKM در برآورد میزان سرعت میانگین عمقی دارد.

سرعت میانگین عمقی به‌دست آمده از مدل SKM با داده‌های آزمایشگاهی مقایسه شده است، نتایج این مقایسه در جدول ۵ ارائه شده است، لازم به یادآوری است که به منظور مقایسه نتایج مدل SKM با مدل GEP سرعت‌های میانگین عمقی بدون بعد شده‌اند لذا میزان خطاهای MAE و RMSE نیز بدون بعد می‌باشند. بررسی نتایج نشان می‌دهد که مدل SKM دارای ضریب همبستگی مثبت قابل قبولی در هر سه حالت (همه داده‌ها، داده‌های آبراهه اصلی و داده‌های سیلابدشت) می‌باشد. مشابه نتایج

جدول ۵ معیارهای کارکرد برای مدل SKM در پیش‌بینی سرعت میانگین عمقی بدون بعد

Table 5 Performance of SKM model for dimensionless depth averaged velocity

	CC	RMSE	MAE
SKM model (total values)	0.87	0.24	0.140
SKM model (main channel values)	0.88	0.132	0.09
SKM model (floodplain values)	0.82	0.267	0.11

Dsa	فاکتور سایه اندازی پوشش گیاهی منظم
Dsr	فاکتور سایه اندازی پوشش گیاهی نامنظم
Dv	قطر پوشش گیاهی (m)
fp	سیلابدشت
g	شتاب ثقل (m^2/s)
h	عمق لبریزی (m)
H_{fp}	عمق جریان در سیلابدشت (m)
H_{mc}	عمق جریان در آبراهه اصلی (m)
L	طول آبراهه (m)
ln	فاصله پوشش گیاهی در جهت جریان (m)
ls	فاصله پوشش گیاهی در جهت عرض آبراهه (m)
lx	فاصله از نقطه مشخص در جهت جریان (m)
mc	آبراهه اصلی
N_a	شمار گیاه در واحد سطح ($1/m^2$)
Q	دبی جریان (m^3/s)
$S = 1/\sqrt{Na}$	میانگین فاصله گیاهان (1/m)
So	شیب بستر آبراهه
U_{ave}	سرعت میانگین در سطح مقطع (m/s)
U_{exp}	سرعت های اندازه گیری شده (m/s)
U_{dn}	سرعت میانگین عمقی بی بعد
x	محور مختصات در جهت جریان
X_r	فاصله نسبی
y	محور عرضی
y_{n1}	فاصله از مرکز سطح مقطع آبراهه مرکب در آبراهه اصلی
y_{n2}	فاصله از مرکز سطح مقطع آبراهه مرکب در سیلابدشت
z	محور عمود بر بستر
β	ضریب لزجت گردابه‌ای
λ	تراکم پوشش گیاهی
δ	تخلخل پوشش گیاهی
ϕ	تراکم حجمی پوشش گیاهی
ρ	چگالی سیال (kg/m^3)
Γ	فراسنجه جریان ثانویه

نتیجه‌گیری

برآورد توزیع عرضی سرعت در آبراهه‌های مرکب با پوشش گیاهی در سیلابدشت، از اهمیت قابل توجهی در مدیریت رودخانه‌ها و کنترل سیلاب برخوردار است. در این بررسی از مدل برنامه‌ریزی بیان ژن GEP برای پیش‌بینی توزیع عرضی سرعت در آبراهه مرکب با پوشش گیاهی در سیلابدشت استفاده شده است. ۵۰۸ داده آزمایشگاهی برای مدلسازی استفاده شده است. نه فراسنجه بدون بعد به عنوان متغیر ورودی برای پیش‌بینی متغیر خروجی بدون بعد سرعت میانگین عمقی تعریف شده است. در آغاز یک مدل عمومی برای تعیین سرعت در عرض آبراهه مرکب ارائه شده است، اما با وجود ضریب همبستگی بالا دارای خطای قابل توجهی می‌باشد. با توجه به تفاوت شایان توجه سرعت در آبراهه اصلی و سیلابدشت رابطه‌های جداگانه‌ای برای آبراهه اصلی و سیلابدشت ارائه شده است. ارزیابی عملکرد مدل‌ها بر مبنای شاخص‌های عملکرد نشان داد که مدل‌های ارائه شده در آبراهه اصلی و سیلابدشت، با ضریب همبستگی ۰/۹۰۲ و ۰/۸۴۳ و ریشه میانگین مربعات خطا ۰/۰۸۳ و ۰/۰۹۲ به ترتیب، در پیش‌بینی سرعت به خوبی عمل می‌کنند. نتایج تحلیل حساسیت در مورد مدل GEP نشان داد که فراسنجه سایه‌اندازی گیاهان بیشترین تاثیر را در برآورد مدل سرعت داشته است. مقایسه نتایج دو مدل GEP و SKM نشان داد که مدل GEP کارکرد بهتری نسبت به مدل SKM در برآورد میزان سرعت میانگین عمقی دارد.

فهرست نشانه‌ها

A	سطح مقطع جریان (m^2)
A_{fp}	سطح پلان سیلابدشت (m^2)
A_p	سطح رویایی پوشش گیاهی در جهت جریان (m^2)
B	عرض آبراهه (m)
B_{fp}	عرض سیلابدشت (m)
B_{mc}	عرض آبراهه اصلی (m)
\bar{C}_D	ضریب کشانه حجمی
D_r	عمق نسبی

walls in rectangular channel with non-homogenous roughness. *Water Sci. Technol.*, 73(1), 124-129.

Kisi, O., Emin Emiroglu, M., Bilhan, O. and Guven, A. (2012). Prediction of lateral outflow over triangular labyrinth side weirs under subcritical conditions using soft computing approaches. *Expert Syst. Appl.*, 39(3), 3454-3460.

Knight, D.W. and Demetriou, J.D. (1983). Flood plain and main channel flow interaction. *J. Hydraul. Eng.*, 109(8), 1073-1092.

Knight, D.W. and Hamed, M.E. (1984). Boundary shear in symmetrical compound channels. *J. Hydraul. Eng.*, 110(10), 1412-1430.

Knight, D.W. and Shiono, K. (1996). River channel and floodplain hydraulics. In: Anderson, M.G., Walling, D.E., Bates, P.D., eds., *Floodplain Processes*. Chichester: Wiley, 139-181.

Koza, J.R. (1992). *Genetic Programming: on the Programming of Computers by Means of Natural Selection*, MIT Press, Massachusetts, USA.

Liu, C., Luo, X., Liu, X. and Yang, K. (2013). Modeling depth-averaged velocity and bed shear stress in compound channels with emergent and submerged vegetation. *Advances in Water Resources*, 60, 148-159.

Mohanta, A. and Patra, K.C. (2021). Gene-expression programming for calculating discharge in meandering compound channels. *Sustainable Water Resources Management*, 7(3), 1-19.

Naik, B. and Khatua, K.K. (2016). Water surface profile computation for compound channels with narrow flood plains. *Arab. J. Sci. Eng.*, 42(3), 1-15.

Najafzadeh, M., Balf, M.R. and Rashedi, E. (2016). Prediction of maximum scour depth around piers with debris accumulation using EPR, MT, and GEP models. *J. Hydroinf.*, 18(5), 844-867.

Naot, D., Nezu, I. and Nakagawa, H. (1996). Hydrodynamic Behaviour of Partly Vegetated Open Channels, *J. Hydr. Engrg. ASCE*, 122(11), 625-633.

Nepf, H. (1999). Drag, Turbulence and Diffusion in Flow Through Emergent Vegetation. *Water Resources Research*, 35, 479-489.

Petryk, S., and Bosmajian, G. (1975). Analysis of flow through vegetation. *J. Hydraul. Div.*, 101(HY7), 871-884.

منبع‌ها

Abril, J. and Knight, D. (2004). Stage-discharge prediction for rivers in flood applying a depth-averaged model. *J. Hydraul. Res.*, 42(6), 616-629.

Ackers, P. (1991). *Hydraulic design of straight compound channels*. Hydraulics Research Ltd., Wallingford.

Ebtehaj, I., Bonakdari, H., Zaji, A.H., Azimi, H. and Sharifi, A. (2015). Gene expression programming to predict the discharge coefficient in rectangular side weirs. *Appl. Soft Comput.*, 35, 618-628.

Ervine, D.A., Babaeyan-Koopaei, K. and Sellin, R.H.J. (2000). Two-Dimensional Solution for Straight and Meandering Overbank Flow. *J. Hydraul. Engrg.*, 126, 653-669.

Ferreira, C. (2001). Gene expression programming: a new adaptive algorithm for solving problems, *Complex Syst.*, 13, 87-129.

Ferreira, C. (2002). Gene expression programming in problem solving, in: Roy, R., Koppen, M., Ovaska, S., Furuhashi, T., Hoffmann, F., eds., *Soft Computing and Industry: Recent Applications*, Springer-Verlag, UK, 635-653.

Fuladipanah, M., Majedi Asl, M. and Haghgooyi, A. (2020). Application of intelligent algorithm to model head-discharge relationship for submerged labyrinth and linear weirs. *Journal of Hydraulics*, 15(2), 149-164. (In Persian)

Harris, E.L., Babovic, V. and Falconer, R.A. (2003). Velocity predictions in compound channels with vegetated floodplains using genetic programming, *International Journal of River Basin Management*, 1(2), 117-123.

Kadlec, R.H. (1990). Overland flow in wetlands: Vegetation resistance. *J. Hydraul. Eng.*, 116(5), 691-706.

Knight, D.W., Mc Gahey, C., Lamb, R. and Samuels, P.G. (2010). *Practical Channel Hydraulics*. Taylor & Francis, London, UK.

Khazani, Z.S., Bonakdari, H. and Ebtehaj, I. (2018). An expert system for predicting shear stress distribution in circular open channels using gene expression programming. *Water Science and Engineering*, 11(2), 167-176.

Khazani, Z.S., Bonakdari, H. and Zaji, A.H. (2016b). Application of soft computing technique in prediction percentage of shear force carried by

Civil Engineering, Sirjan University of Technology, Sirjan, Iran. (In Persian)

Tominaga, A. and Knight, D.W. (2006). Numerical evaluation of secondary flow effects on lateral momentum transfer in overbank flows. In: Proceedings of the International Conference on Fluvial Hydraulics. London: Taylor & Francis, 353-361.

Singh, P.K. and Khatua, K.K. (2021). Lateral dissemination of depth-averaged velocity, boundary shear stress and stage-discharge curves for compound channels. *ISH Journal of Hydraulic Engineering*, 27(3), 253-266.

Unal, B., Mamak, M., Seckin, G. and Cobaner, M. (2010). Comparison of an ANN approach with 1-D and 2-D methods for estimating discharge capacity of straight compound channels. *Advances in Engineering Software*, 41, 120-129.

Wu, Y., Falconer, R.A. and Struve, J. (2001). Mathematical Modelling of Tidal Currents in Mangrove Forests, *Environmental Modelling and Software*, 16, 19-29.

Yang, K., Cao, S. and Knight, D.W. (2007). Flow patterns in compound channels with vegetated floodplains., *Journal of Hydraulic Engineering*, 133, 148.

Zahiri, A. and Deghani, A.A. (2009). Flow discharge determination in straight compound channels using ANN. *World Academy of Science, Engineering and Technology*, 58, 12-15.

Zhang, J., Zhong, Y. and Huai, W. (2018). Transverse distribution of streamwise velocity in open-channel flow with artificial emergent vegetation. *Ecological Engineering*, 110, 78-86.

Rameshwaran, P. and Shiono, K. (2007). Quasi two-dimensional model for straight overbank flows through emergent., *J Hydraul. Res.*, 45(3), 302-315.

Sharifi, S. (2009). Application of evolutionary computation to open channel flow modeling. PhD Thesis in Civil Engineering, University of Birmingham.

Shiono, K. and Knight, D.W. (1991). Turbulent open-channel flows with variable depth across the channel. *Journal of Fluid Mechanics*, 222, 617-646.

Sung, A.H. (1998). Ranking importance of input parameters of neural networks. *Expert Systems with Applications*, 15, 405-411.

Tang, X. and Knight D.W. (2008). A general model of lateral depth-averaged velocity distributions for open channel flows. *Advances in Water Resources*, 31(5), 846-857.

Tang, X. and Knight, D.W. (2009a). Analytical models for velocity distributions in open channel flows. *J. Hydraul. Res.*, 47(4), 418-428.

Tang, X. and Knight, D.W. (2009b). Lateral distributions of stream-wise velocity in compound channels with partially vegetated floodplains. *J. Science in China, Series E: Technological Sciences*, 52(11), 3357-3362.

Tang, X.N. and Hu, Y.X. (2021). Impact of Partially Covered Vegetation on the Lateral Velocity Distribution of Open Channel Flow. *Journal of Geoscience and Environment Protection*, 9, 1-10.

Thompson, G.T. and Roberson, J.A. (1976). A theory of flow resistance for vegetated channels. *Trans. ASAE*, 19-2, 288-293.

Tavakoli, F. (2019). Experimental study on the effects of vegetation on water surface profile in compound channels, M.Sc. Thesis, Department of