



کاربرد روش های نرم و رگرسیونی در تخمین میزان رسوب ورودی به آبگیر جانبی

امیر مرادی نژاد^{*۱}

^۱ استادیار، مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی استان مرکزی، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، اراک، ایران

(Amir_24619@yahoo.com)

(تاریخ دریافت مقاله: ۱۴۰۳/۰۷/۰۱، تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۳/۰۹/۱۵)

چکیده

فرایند آبیگری از رودخانه‌ها به وسیله سازه آبگیر همواره با انحراف رسوبات همراه است. انحراف رسوبات به صورت بار بستر به کانال آبگیر، تأسیسات انتقال آب پایین دست آبگیر و طرح آبرسانی را با مشکلاتی روبرو می نماید. استفاده از سازه های کنترل رسوب دیوار جداکننده در جلوی آبگیر و همزمان آبشکن در مقابل آبگیر باعث کاهش رسوب ورودی و افزایش راندمان آبیگری می شود. در تحقیق حاضر تأثیر دیوار جداکننده و سازه آبشکن در تخمین نسبت رسوب ورودی به آبگیر به صورت آزمایشگاهی و روش های داده کاوی و رگرسیون چندگانه مورد ارزیابی قرار گرفته است. ابتدا با انجام آنالیز ابعادی، نسبت های بدون بعد استخراج و رابطه بین متغیرها و مقدار آنها در آزمایش ها مشخص گردید. با استفاده از نرم افزارهای آماری XLSTAT و SPSS از روش گام به گام و اینتر معادلاتی برای ارتباط بین متغیرهای مستقل و وابسته استخراج شد. بعد از به دست آوردن معادلات خطای نسبی هر معادله محاسبه شد. سپس بهترین معادله که R^2 آن بالا و خطای نسبی آن پایین بود انتخاب و پیشنهاد شد. در مرحله بعد با روش های شبکه های عصبی مصنوعی (ANN)، و GEP و GMDH مدل سازی انجام و بهترین روش در تخمین نسبت رسوب ورودی به آبگیر انتخاب شد. نتایج نشان داد که در تخمین نسبت رسوب ورودی به آبگیر بهترین عملکرد مربوط به مدل ANN با شاخص های آماری $RMSE=0.003$ ، $R^2=0.99$ ، و $MAPE=3.28$ و در مرحله بعد مدل GEP است. همچنین روش های داده کاوی نسبت به روش رگرسیونی دقت بالاتری دارند.

کلمات کلیدی

آبگیر، آبشکن، دیوار جداکننده، رسوب، داده کاوی.



The Use of Soft and Regression Methods in Estimating the Amount of Sediment Entering the Lateral Intake

Amir Moradinejad ^{1*}

^{*1} Assistant Professor, Assist. Prof., Soil Conservation and Watershed Management Research Department, Markazi Agricultural and Natural Resources Research and Education Center, Arak, Agricultural Research Education & Extension Organization (AREEO). Arak, Iran

(Amir_24619@yahoo.com)

(Date of received: 22/09/2024, Date of accepted: 05/12/2024)

ABSTRACT

The process of extracting water from rivers by means of catchment structure is always associated with the deviation of sediments. The diversion of sediments in the form of bed load to the catchment channel, the water transfer facilities downstream of the catchment and the water supply plan face problems. The use of sediment control structures separating the wall in front of the catchment and at the same time the breakwater in front of the catchment reduces the incoming sediment and increases the catchment efficiency. In the current research, the effect of the separating wall and the breakwater structure in estimating the ratio of incoming sediment to the catchment has been evaluated by laboratory and data-mining and multiple regression methods. First, by performing dimensional analysis, the dimensionless ratios were extracted and the relationship between the variables and their value in the experiments was determined. Using XLSTAT and SPSS statistical software, equations for the relationship between independent and dependent variables were extracted from the step-by-step and inter method. After obtaining the equations, the relative error of each equation was calculated. Then the best equation with high R² and low relative error was selected and proposed. In the next step, modeling was done with the methods of artificial neural networks (ANN), GEP and GMDH, and the best method was chosen to estimate the ratio of input sediment to the catchment. The results showed that the best performance of the ANN model with statistical indices, R²=0.99, MAD=0.004, RMSE=0.003 and MAPE=3.28, and GEP model in the next step, is the best performance in estimating the ratio of input sediment to the catchment. Also, data mining methods are more accurate than regression methods.

Keywords:

Aquifer, Breakwater, Separating wall, Sediment, Data-mining.



۱- مقدمه

کنترل رسوب در آبیگرها همواره از مسائل پیچیده مهندسی رودخانه است. در دهانه آبیگر، به علت تغییراتی که در توزیع سرعت در محدوده آبیگری رخ می‌دهد، معمولاً عمل رسوب‌گذاری صورت می‌گیرد. رسوب‌گذاری باعث کاهش راندمان آبیگری، افزایش هزینه‌های اجرایی برای عملیات رسوب‌زدایی و در نهایت تغییرمسیر و خط‌القدر رودخانه به سمت ساحل مقابل آبیگر می‌شود. برای کاهش رسوب ورودی به دهانه آبیگر می‌توان از مجموعه روش‌های کنترل کننده ورود رسوب به آبیگر و نیز تخلیه‌کننده رسوب از دهانه آبیگر استفاده نمود. سازه‌های مختلفی مانند صفحات مستغرق، آستانه، آبشکن، ترکیب آنها و دیوار جداکننده برای کنترل رسوب در آبیگرها به کار رفته است. تاکنون تحقیقات زیادی روی صفحات مستغرق، آستانه، آبشکن و ترکیب آنها با یکدیگر انجام شده است. به طور کلی پیچیدگی و سه‌بعدی بودن جریان در محدوده دهانه آبیگر، پیچیدگی پدیده حمل رسوب، تأثیر کاهش رسوبات ورودی به آبیگر و کاهش ظرفیت حمل رسوب در کانال اصلی بر مورفولوژی بستر، منجر به تحقیقات زیادی در این زمینه شده است. در این تحقیق تأثیر زاویه و ابعاد دیوار جداکننده و آبشکن بر روی کنترل رسوب و راندمان آبیگری به صورت آزمایشگاهی و استفاده از روش‌های نرم داده‌کاوی و رگرسیون مورد بررسی قرار گرفته است. امروزه سیستم هادی هوشمند فازی و عصبی با توجه به توانایی در حل پدیده‌های غیرخطی و پیچیده، کاربردهای فراوانی در مسائل مختلف مهندسی آب از جمله رسوب پیدا کرده‌اند. با توجه به عدم قطعیت موجود در داده‌ها و فضای چند متغیری حاکم بر الگوی ورودی مدلهای، استفاده از روش‌های محاسبات نرم در محاسبات رسوب ورودی به آبیگر را اجتناب‌ناپذیر نموده است (Tayfur, 2012). لذا این مشکل ذهن محققین را به سمت روش‌هایی نوین فارغ از نیاز به معادلات مذکور سوق می‌دهد. در این میان می‌توان از روش هوش مصنوعی که مبتنی بر روابط حاکم بر طبیعت است و از قدرت انعطاف‌پذیری بالایی برخوردار است استفاده نمود. Nakato و همکاران (۱۹۹۰) جهت کنترل رسوب در آبیگر ایستگاه پمپاژ واحد ۳ نیروگاه کانسپیل بلافس در رودخانه میسوری از صفحات مستغرق استفاده نمودند. آنها به این نتیجه رسیدند که پس از ۳/۵ سال از زمان نصب صفحات مستغرق، مشکل رسوب‌گذاری آن بر طرف شده است. Odgaard و Wang (۱۹۹۱) نشان دادند آبشکن‌هایی که به سمت بالادست متمایل باشند، معمولاً موجب انحنای بیشتری در جریان اصلی می‌شوند. Neary و همکاران (۱۹۹۹) مدل عددی سه بعدی جریان روی انشعابی ۹۰ درجه در کانالی با مقطع مستطیلی را توسعه دادند و با نتایج آزمایشگاهی صحت‌یابی کرده‌اند. بر اساس یافته‌های این محققان، با افزایش نسبت انحراف جریان، عرض ناحیه گردابی کم و بر طول آن افزوده می‌شود. علاوه بر آن، برای نسبت دبی ۰/۶۴ علاوه بر گردابه داخل آبیگر، ناحیه چرخشی دیگری در داخل کانال اصلی و در مقابل دهانه آبیگر تشکیل می‌شود. Barkdoll و همکاران (۱۹۹۹) در تحقیقات خود نشان دادند که شدت رسوبات ورودی بستر به داخل آبیگر پس از نصب صفحات مستغرق زمانی می‌تواند ناچیز باشد که نسبت دبی واحد عرض آبیگر به دبی واحد عرض کانال اصلی (qr) کمتر از حدود ۰/۲ باشد. آنها پس از بررسی آزمایشگاهی، برای افزایش qr و حفظ کارایی صفحات مستغرق، دو راه حل دیواره جانبی در کنار صفحات مستغرق و عریض کردن ورودی آبیگر را پیشنهاد دادند. Sajedi Sabegh و Habibi (۲۰۰۳) تأثیر کاربرد توام صفحات مستغرق و مجموعه آبشکن‌ها را در افزایش راندمان آبیگری بررسی کردند و نشان دادند با کاربرد توام صفحات مستغرق و مجموعه آبشکن‌ها ورود رسوبات به آبیگر کاهش می‌یابد. Ramamurthy و همکاران (۲۰۰۷) نشان دادند که با افزایش نسبت انحراف جریان، طول و عرض ناحیه جدایی جریان در کانال آبیگر کاهش می‌یابد. همچنین وسعت ناحیه جدایی در کانال آبیگر در کف کمتر از سطح است. Ghohari و همکاران (۲۰۰۹) به کنترل رسوب در آبیگر با کاربرد صفحات مستغرق و آبشکن پرداختند، نتایج نشان داد که کارایی صفحات با احداث آبشکن در ضلع مقابل آبیگر افزایش پیدا کرده و مقدار ورود رسوبات به آبیگر کاهش یافته است. با جابجایی آبشکن به اندازه دو برابر عرض دهانه آبیگر به بالادست کانال اصلی، مقدار ورود رسوبات به آبیگر به طور متوسط ۴۰ درصد کاهش می‌یابد. همچنین ورود رسوبات به آبیگر با استفاده از آبشکن با زاویه ۹۰ درجه نسبت به دو آبشکن با زاویای ۴۵ و ۱۳۵ درجه به حداقل می‌رسد. Salemnia و Shafaei Bajestan (۲۰۱۱) اثر تغییر نسبت آبیگری بر میزان رسوب بستر ورودی به آبیگر در کانال دوزنقه‌ای ($Z=1/5$) با زاویه آبیگری ۶۰ درجه نسبت به جهت جریان را با و بدون نصب صفحات مستغرق مورد بررسی قرار داد. نتایج آنان نشان داد که با افزایش نسبت آبیگری از ۷/۵ درصد به ۱۶ درصد، میزان رسوب ورودی به آبیگر در هر دو حالت با و بدون صفحات مستغرق به طور متوسط به میزان ۲۳ درصد افزایش می‌یابد. Atarzadeh و همکاران (۲۰۱۴) به بررسی آزمایشگاهی تأثیر آستانه، آبشکن و صفحات مستغرق بر کنترل رسوب و توپوگرافی بستر در نسبت دبی آبیگری ۰/۱۲، ۰/۱۵ و ۰/۱۸ در آبیگرهای جانبی پرداختند. نتایج نشان داد در



کنترل رسوب، تاثیر آبشکن بیش از سایر گزینه‌ها است. Zamani و همکاران (۱۴۰۰) در پژوهشی به بررسی آزمایشگاهی و عددی تأثیر مکان آبشکن بر شرایط هیدرولیکی و رسوبی آبیگر جانبی پرداختند. نتایج آنها نشان داد که استفاده از آبشکن در پایین دست و روبروی آبیگر در ابعاد مناسب نه تنها می‌تواند باعث افزایش نسبت دبی انشعابی ورودی به آبیگر شود بلکه آبستگي بستر کانال را هم کم می‌کند.

Moradineja و همکاران (۲۰۱۸) در مطالعه‌ای با استفاده از روش‌های مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی، نروفازی، منحنی سنج رسوب و هم‌چنین مدل رگرسیونی چند متغیره به بررسی کارایی روش‌های برآورد بار رسوب معلق رودخانه قره‌چای پرداختند. نتایج آنها نشان داد که روش نروفازی براساس ورودی‌های دبی و رسوب و مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی براساس ورودی‌های دبی، نسبت به رگرسیون چند متغیره و منحنی سنج رسوب، دارای دقت مطلوب‌تری می‌باشند. Beiranvand و همکاران (۲۰۲۲) در پژوهشی با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین به بررسی کارایی مدل‌های GP-PUK، GP-RBF، GP-RepTree و M5P در مدل‌سازی بار معلق رودخانه در دوره‌های کم‌آبی و پرآبی در حوزه آبخیز کشکان پرداختند. نتایج آنها نشان داد با توجه به معیارهای ارزیابی مدل GP با دو کرنل PUK و RBF در دوره کم‌آبی و پرآبی عملکرد بهتری را نسبت به سایر مدل‌ها (RF, RepTree, M5P) داشته است. همچنین با توجه به نتایج بخش آزمایش مدل GP-PUK بهترین نتیجه را داشته است. Keshtegar و همکاران (۲۰۲۳) در تحقیقی از روش‌های نرم برای تخمین رسوب معلق رودخانه در پاکستان پرداختند. آنها نتایج مدل‌های RM5Tree با مدل‌های رگرسیون بردار پشتیبان (SVR)، شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، اسپلاین رگرسیون تطبیقی چند متغیره (MARS)، منحنی سنج رسوب (SRC) و روش سطح پاسخ (RSM) مقایسه کردند. از پارامترهای دبی جریان، پوشش برف، دمای هوا، تبخیر و ترق و بارندگی مؤثر استفاده کردند. دقت حاصل از مدل‌ها با استفاده از ضریب همبستگی پیرسون (R2)، ریشه میانگین مربع خطا (RMSE) و میانگین درصد مطلق خطا (MAPE) ارزیابی شد. نتایج نشان داد که مدل RM5Tree پیک‌های رسوب معلق را با دقت نسبی ۸۴/۱۰ درصد در مقایسه با مدل‌های MARS، ANN، SVR، M5Tree، RSM و SRC به ترتیب با دقت ۸۰/۶۲، ۷۷/۸۶، ۸۱/۹۰، ۸۰/۵۸، ۸۰/۵۸ و ۷۶ درصد بهتر پیش‌بینی کرده است. Moradinejad و همکاران (۲۰۲۲) در مطالعه‌ای به عملکرد سه نوع مدل ماشین بردار پشتیبان (SVM)، سیستم عصبی فازی-تطبیقی (ANFIS) و برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) در شبیه‌سازی بار رسوبی رودخانه‌ها پرداختند. بررسی و نتایج به‌دست آمده از این سه روش را با یکدیگر و با نتایج منحنی سنج مقایسه کردند. نتایج بیانگر عملکرد قابل قبول مدل‌ها نسبت به منحنی سنج بود. در بین سه مدل، مدل (GEP) با بیشترین ضریب تعیین R^2 با مقدار ۰/۹۹ و کمترین ریشه میانگین مربعات خطا RMSE بر حسب تن در روز با مقدار ۰/۱۰ نسبت به دو مدل دیگر برتری داشت. Mohseni (۲۰۲۲) در مطالعه‌ای به پیش‌بینی سرعت متوسط عمقی در کانال مرکب با پوشش گیاهی در سیلاب‌دشت با استفاده از مدل برنامه‌ریزی بیان ژن پرداخت. نتایج ارزیابی عملکرد مدل‌ها بر مبنای شاخص‌های عملکرد نشان داد که مدل ارائه شده توسط GEP با ضریب همبستگی ۰/۹۰ و ۰/۸۴ و ریشه میانگین مربعات خطا ۰/۰۸۳ و ۰/۰۸۳ به ترتیب، در کانال اصلی و سیلاب‌دشت، در پیش‌بینی سرعت به‌خوبی عمل نموده و در موارد عملی قابل اجرا است. با توجه به تحقیقات انجام شده ملاحظه می‌شود که در مورد نسبت رسوب ورودی به آبیگر در حالت وجود سازه‌های کنترل رسوب ترکیب دیوار جداکننده و آبشکن و روش‌های داده‌کاوی تحقیقاتی انجام نشده است. لذا هدف از این پژوهش ارزیابی و مقایسه روش‌های داده‌کاوی، رگرسیون چندمتغیره در برآورد نسبت بار رسوب ورودی به آبیگر و مقایسه با نتایج آزمایشگاهی می‌باشد. بدین منظور به‌عملکرد سه نوع مدل در شبیه‌سازی بار رسوبی به آبیگر پرداخته، سپس نتایج سه روش با یکدیگر و با نتایج رگرسیونی و آزمایشگاهی مورد مقایسه قرار گرفت.

۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- تحلیل ابعادی

پارامترهای زیادی در جریان ورودی به آبیگر مؤثر می‌باشند، این پارامترها عبارتند از دبی جریان در کانال اصلی (Q_m)، دبی جریان در کانال آبیگر (Q_i)، دبی رسوب در کانال اصلی (Q_{sm})، دبی رسوب در کانال آبیگر (Q_{si})، عمق جریان در کانال اصلی (d)، سرعت جریان در کانال اصلی (V_m)، عرض کانال اصلی (B_m)، عرض کانال آبیگر (b)، شیب کانال اصلی (S_m)، شیب کانال فرعی (S_i)، شتاب ثقل (g)، دانسیته جریان (ρ)، لزجت سینماتیکی سیال (U)، زاویه کانال آبیگر با کانال اصلی (δ)، زاویه آبشکن با ساحل کانال اصلی (α)، طول آبشکن (L_D)، فاصله آبشکن از خط مرکزی کانال آبیگر (L)، زاویه سازه دیوار جداکننده با ساحل (β_1)، زاویه بین دو ضلع سازه دیوار جداکننده (β_2)، ارتفاع صفحات دیواره جداکننده



(H)، طول شاخه ابتدایی دیوار جداکننده (L₁)، طول شاخه دوم دیوار جداکننده (L₂)، زمان آزمایش (t)، قطر متوسط رسوبات (d₅₀)، دانسیته رسوبات (ρ_s)، ارتفاع زبری رسوبات بستر (K_s). تعداد ۲۶ پارامتر دخیل در مسئله به صورت تابع (۱) در آمد.

$$F(Q_L, Q_m, Q_{sL}, Q_{sm}, b, L, H, d, B_m, V_m, L_1, L_2, L_D, S_L, S_m, K_s, d_{50}, \rho_s, \rho, \beta_1, \beta_2, \alpha, \delta, t, u, g) = 0 \quad (1)$$

با استفاده از تحلیل ابعادی و روش باکینگهام نسبت‌های بدون بعد تعیین شد و معادله (۱) به صورت (۲) درآمد.

$$F\left(\frac{V_m}{\sqrt{gd}}, \frac{Q_L}{\sqrt{gd^5}}, \frac{Q_m}{\sqrt{gd^5}}, \frac{Q_{sL}}{\sqrt{gd^5}}, \frac{Q_{sm}}{\sqrt{gd^5}}, \frac{k_s}{d}, \frac{B_m}{d}, \frac{d_{50}}{d}, \frac{\rho_s}{\rho}, \frac{u}{d\sqrt{gd}}, \sqrt{\frac{g}{d}}, \frac{b}{d}, \frac{L}{d}, \frac{L_1}{d}, \frac{L_2}{d}, \frac{L_D}{d}, \frac{H}{d}, \beta_1, \beta_2, \alpha, \delta, S_L, S_m\right) = 0 \quad (2)$$

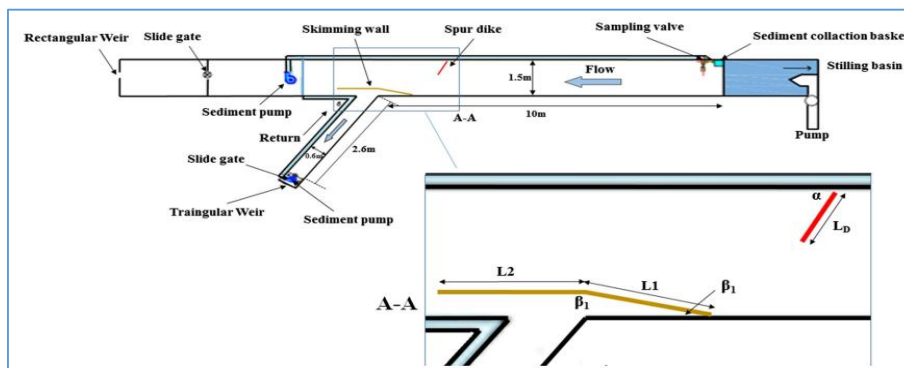
با انجام عملیات جبری روی نسبت‌های بدون بعد معادله (۲)، نسبت‌های بدون بعد تغییر کرد. سپس با توجه به ثابت بودن δ، B_m، g، d₅₀، ρ_s، u، ρ، S_L، S_m، t، L_D، L₁، L₂، α، β₂ و حذف نسبت‌های ثابت، رابطه بدون بعد نهایی به صورت معادله (۳) قابل ارائه می‌باشد.

$$G_r = f(Fr, Q_r, \frac{H}{d}, \beta_1) \quad (3)$$

نسبت دبی رسوب ورودی به کانال آبگیر به دبی رسوب بالادست کانال اصلی، $Q_r = \frac{Q_L}{Q_m}$ نسبت دبی کانال آبگیر به دبی کانال اصلی $G_r = \frac{Q_{sL}}{Q_{sm}}$ (نسبت آبگیری)، Fr عدد فرود جریان بالادست آبگیر، β زاویه بین دو ضلع سازه دیوار جداکننده، $\frac{H}{d}$ نسبت ارتفاع خارج از بستر دیوار جداکننده به عمق جریان در کانال اصلی می‌باشد.

۲-۲- تجهیزات آزمایشگاهی و روش انجام آزمایش ها

آزمایش‌ها بر روی فلومی به طول ۱۲ متر و عرض ۱/۵ و ارتفاع ۰/۹ متر و دارای سیستم گردش آب و رسوب در پژوهشکده تحقیقات حفاظت خاک و آب‌خیزداری انجام گرفت. آبگیری توسط کانال جانبی به عرض ۰/۶ متر و طول ۲/۵ و با زاویه ۶۰ درجه نسبت به جهت جریان در کانال اصلی انجام شده است. کانال اصلی دارای شیب ۰/۰۰۲، آبگیر افقی و تراز آن هم سطح با بستر رسوبی کانال اصلی بوده است. طول آبشکن بکار رفته ۰/۲۵B_m، فواصل آبشکن از مقابل مرکز آبگیر (b, ۲b, ۲/۵b, ۳b) و زوایای آن با جهت جریان (۳۰، ۴۵، ۶۰ و ۹۰) درجه بوده است. برای اندازه‌گیری جریان در کانال‌های اصلی و آبگیر از سرریزهای لبه تیز مستطیلی و مثلثی، برای اندازه‌گیری نیمرخ سطح آب از ارتفاع سنج و بستر نگار با دقت ۰/۱ ± میلی‌متر استفاده گردید. شکل (۲) نمایی از فلوم به کار برده شده در آزمایش‌ها، موقعیت دیوار جداکننده و آبشکن را نشان می‌دهد. جدول (۱) مقادیر خلاصه آمار داده‌ها را نشان می‌دهد.



شکل ۱: نمای کلی فلوم، آبشکن، دیوار جداکننده و سیستم چرخش آب و رسوب.



شکل ۲: نمای فلوم، آبشکن، دیوار جداکننده جلوی دهانه آبگیر.

در این پژوهش، بخشی از داده‌های (بیش از ۷۰ درصد) مورد نیاز برای آموزش و بخشی هم (معمولاً بین ۲۰ تا ۳۰ درصد) برای اعتبار سنجی استفاده می‌شوند. محدوده تغییرات و مشخصات آماری پارامترهای در جدول (۱) ارائه شده است.

جدول ۱: آمار خلاصه داده‌های کمی (داده‌های کمی) استفاده شده.

Variable	Observations	Minimum	Maximum	Mean	Std. deviation
Q_r	112	0.096	0.289	0.150	0.035
β	112	7.000	18.000	13.464	4.283
H/d	112	0.016	0.090	0.049	0.023
F_r	112	0.002	0.246	0.031	0.041
G_r	112	0.036	0.524	0.141	0.102

شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN): یکی از زیرشاخه‌های هوش مصنوعی بوده که به منظور پیش‌بینی یک پدیده و یا به عبارت دیگر برآورد رفتار حاکم بر آن ابداع شده است. همان‌طور که در شکل (۳) نمایش داده شده است یک شبکه عصبی از چندین لایه با نام‌های لایه ورودی، لایه (ها)ی پنهان و لایه خروجی تشکیل شده است و در هر لایه تعدادی نرون که عملی مشابه نرون‌های بیولوژیکی انجام می‌دهند قرار دارند. این نرون‌ها به شکل‌های مختلف می‌توانند با هم ارتباط داشته باشند و هر خطی که بین دو نرون دارای مقداری وزن است. در واقع شبکه‌های عصبی برگرفته شده از مقاله مکالوج و پیتس بوده که از طریق ارتباطات داخلی بین نرون‌ها سعی در برآورد یک تابع می‌کند. ساختار شبکه عصبی به تعداد داده‌ها ورودی، تعداد پارامترهای ورودی و از همه مهمتر میزان پیچیدگی رابطه بین پارامترهای ورودی و خروجی بستگی دارد. در این روش ابتدا باید با استفاده از تعدادی داده موسوم به داده‌های آموزش، شبکه را آموزش داد. به این صورت که به‌طور مثال یک جفت الگوی (I_x, T_x) که پارامتر ورودی I_x پارامتر خروجی T_x است. در شبکه عصبی الگوی T_x در نرون‌های هر لایه یک خروجی تولید می‌کند و در لایه

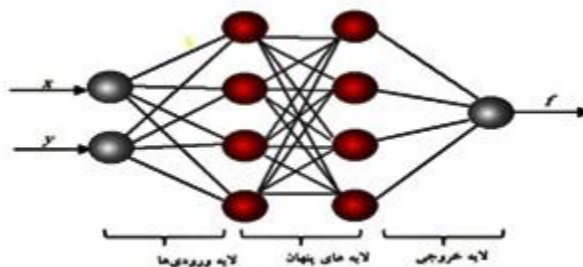


خروجی تفاوت بین خروجی مطلوب و خروجی واقعی یک سیگنال خطا را به وجود می‌آورد. این سیگنال باعث تغییر وزن خطوط واصل بین نرون‌ها می‌شود. این تغییر وزن‌ها (آموزش شبکه) تا حد رسیدن به حد مطلوب کاربر ادامه خواهد داشت. شبکه عصبی و نحوه آموزش آن‌ها انواع مختلفی دارد. شبکه‌ای که در این مقاله استفاده شده است از نوع تغذیه رو به جلو و با الگوریتم آموزش پس انتشار است که از متداول‌ترین الگوریتم‌های آموزشی می‌باشد. تعداد نرون‌های لایه ورودی برابر با تعداد پارامترهای ورودی است و تعداد نرون‌های لایه خروجی نیز به تعداد پارامترهای خروجی مورد نظر می‌باشد. تعداد لایه‌های پنهان به‌طور متداول یکی در نظر گرفته می‌شود ولی تعداد نرون‌های لایه پنهان با سعی و خطا به دست می‌آید. افرادی مانند هک -نیلسن راجر و دوولا به ترتیب رابطه‌های (۴) و (۵) را برای تعیین تعداد نرون‌های لایه پنهان پیشنهاد کرده‌اند.

$$N_H \leq 2N_I + 1 \tag{4}$$

$$N_H \leq \frac{2N_{TR}}{N_I + 1} \tag{5}$$

که در آن N_H تعداد نرون‌های لایه پنهان، N_I تعداد نرون‌های لایه ورودی و N_{TR} تعداد داده‌های مورد استفاده برای آموزش شبکه است. البته تعیین بهتر این پارامترها می‌تواند با استفاده از فرآیند سعی و خطا و تاثیر آن‌ها بر نتایج آموزش انجام شود.



شکل ۳: ساختار شبکه عصبی مصنوعی

۲-۳- روش گروهی مدل سازی داده ها (GMDH)

ایواخنکو اولین بار الگوریتم GMDH را به‌عنوان روشی برای شناسایی روابط غیرخطی بین متغیرهای ورودی و خروجی پیشنهاد داد. این الگوریتم یک رویکرد خودسازمانی بوده که توانایی به‌کارگیری در مدل‌سازی سیستم‌های پیچیده را دارد. شبکه عصبی GMDH دارای ساختار شبکه‌ای چندلایه و پیش‌خور و مجموعه‌ای از نرون‌ها است. اتصال بین متغیرهای ورودی و خروجی را می‌توان با استفاده از سری چند جمله‌ای پیچیده به نام سری Volterra به‌صورت معادله (۶) بیان کرد.

$$\bar{y} = a_0 + \sum_{i=1}^n a_i X_i + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij} X_i X_j + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^n a_{ijk} X_i X_j X_k \dots \tag{6}$$

که X نشان‌دهنده متغیر ورودی، y متغیر خروجی، n تعداد ورودی‌ها و a ضریب است. سری Volterra که یک شکل کلی معادله ریاضی است و می‌تواند با استفاده از چندجمله‌ای درجه دوم مانند معادله (۷) تقریب زده شود. در الگوریتم GMDH برای تولید نرون‌های لایه اول تمام متغیرهای ورودی با هم ترکیب شده و تمام ترکیبات دوتایی متغیرهای ورودی در نظر گرفته می‌شوند. به‌عنوان مثال اگر تعداد متغیرهای ورودی برابر n باشد، تعداد نرون‌های لایه اول برابر با $L1 = \binom{2}{n}$ محاسبه می‌شود که در این رابطه n تعداد متغیرهای ورودی است.

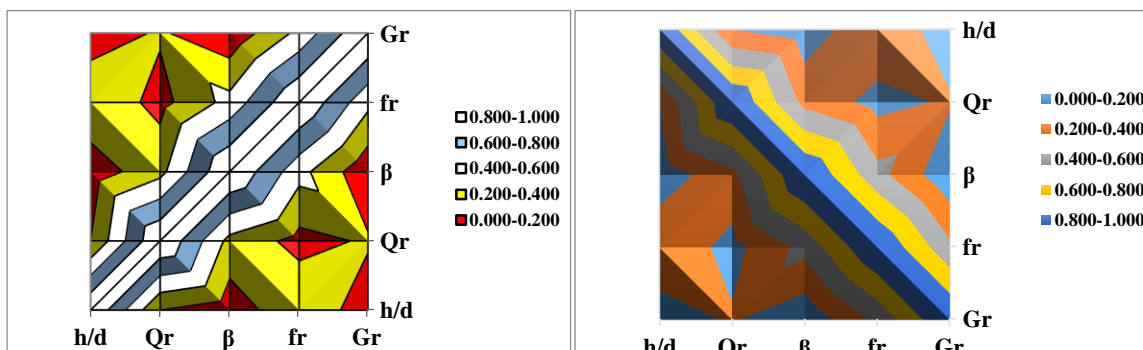


$$\bar{y} = G(X_i, X_j) = a_1X_1^2 + a_2X_2^2 + a_3X_1 + a_4X_2 + a_5X_1X_2 + a_6 \quad (7)$$

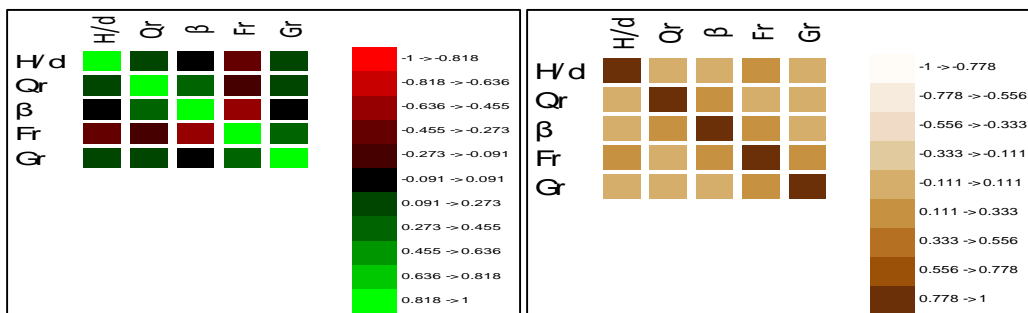
پارامترهای مجهول در معادله (۷) ضرایب چندجمله‌ای است که با استفاده از روش‌های رگرسیون به‌گونه‌ای محاسبه می‌شود که اختلاف بین خروجی واقعی y و مقادیر محاسبه شده برای هر جفت متغیرهای ورودی به حداقل برسد.

۳- نتایج و بحث

به‌منظور مدل‌سازی تخمین نسبت رسوب ورودی به آبگیر در ابتدا بایستی همبستگی بین داده‌های ورودی مدل مورد بررسی قرار گیرد. آزمون نرمالیته برای داده‌ها با انجام آزمون‌هایی توسط نرم‌افزار آماری XLSTAT مورد بررسی قرار گرفته و نتایج مربوطه در جدول (۲) ارائه گردیده است. برای بررسی اینکه داده‌ها دارای توزیع نرمال هستند یا نه از آزمون‌های شاپیرو ویلک، اندرسون دارلینگ، لیلیه فورس و جارکویرا استفاده شده است. در این آزمون‌ها فرض صفر برابر با نرمال بودن داده‌ها و فرض مقابل برابر با غیرنرمال بودن داده‌ها در نظر گرفته شده است. همان‌طور که مشاهده می‌گردد داده‌ها در تمامی آزمون‌های مورد بررسی نرمال بوده. به کمک این آزمون‌ها می‌توان راجع به میزان انحراف داده‌ها از نرمال و اثر آن بر عملکرد رگرسیون‌گیری اظهار نظر کرد. با توجه به اهمیت استفاده از داده‌های صحیح آماری، کلیه داده‌های موجود از نظر همگن بودن توسط آزمون همگنی نرمال استاندارد که یکی از روش‌های متداول برای ارزیابی همگنی داده‌ها می‌باشد، مورد بررسی قرار گرفت. شکل (۴) ماتریس همبستگی داده‌ها را نشان می‌دهد. شکل‌های (۵) ماتریس ضرایب تعیین و ماتریس همبستگی داده‌های آزمایشگاهی را نشان می‌دهد. در جدول (۲) همبستگی بین داده‌های ورودی نسبت به پارامترهای آورده شده است. سری زمانی و فراوانی و منحنی (P-P) نرمال داده‌ها، پارامترهای مستقل و وابسته بی‌بعد در شکل‌های (۶) تا (۱۰) ارائه شده است. با توجه به شکل‌ها، مقادیر پارامترهای بی‌بعد مستقل و پارامتر بی‌بعد نسبت رسوب ورودی به آبگیر از توزیع نرمال تبعیت می‌کنند. لازم است گفته شود در روش‌های داده‌کاوی لزومی به تبعیت پارامترهای به‌کار رفته در مدل‌سازی از توزیع نرمال نیست و از این‌روی مشکلی در فرآیند مدل‌سازی ایجاد نمی‌کند. به‌عنوان یک قانون کلی، در تکنیک‌های آماری فرض اولیه بر این اساس است که توزیع داده‌ها مشخص است که بیشتر موارد فرض بر این است که توزیع نرمال است و در نهایت درستی یا نادرستی نتایج نهایی به درست بودن فرض اولیه وابسته است. در مقابل، روش‌های داده‌کاوی از هیچ فرض در مورد داده‌ها استفاده نمی‌کنند (Mehrizi, Haeri, 2012; Sattari et al, 2016).



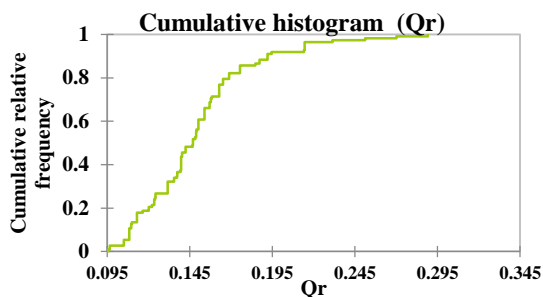
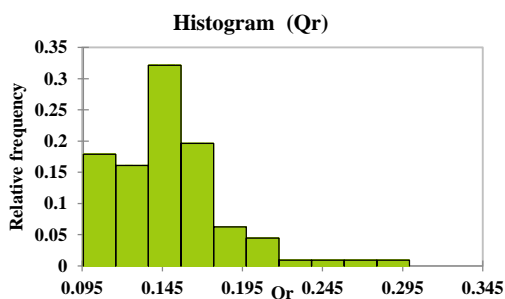
شکل ۴: ماتریس همبستگی داده‌های آزمایشگاهی.



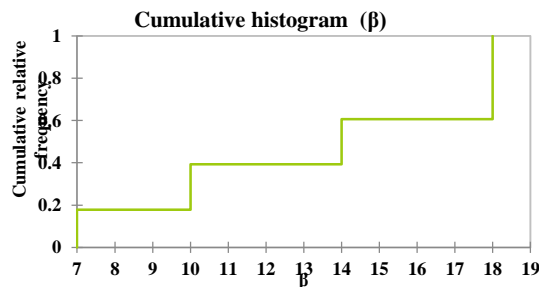
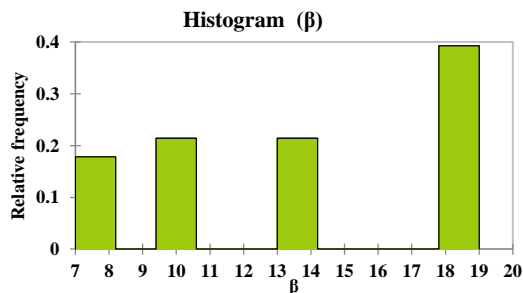
شکل ۵: ماتریس ضرایب تعیین و ماتریس همبستگی داده های آزمایشگاهی.

جدول ۲: نتایج آزمون های تعیین نرمال بودن.

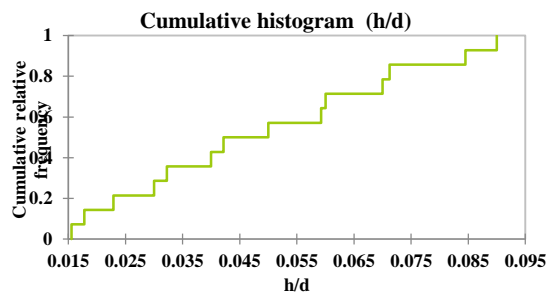
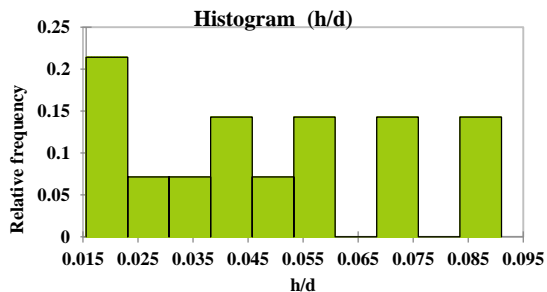
Test	Shapiro-Wilk		Anderson-		Lilliefors		Jarque-	
	p-value (Two-	alpha	p-value (Two-	alpha	p-value (Two-	alpha	p-value (Two-	alpha
Q _r	<0.0001	0.05	<0.0001	0.05	<0.0001	0.05	<0.0001	0.05
β	<0.0001	0.05	<0.0001	0.05	<0.0001	0.05	<0.0001	0.05
H/d	<0.0001	0.05	<0.0001	0.05	0.000	0.05	0.031	0.05
F _r	<0.0001	0.05	<0.0001	0.05	<0.0001	0.05	<0.0001	0.05
G _r	<0.0001	0.05	<0.0001	0.05	<0.0001	0.05	<0.0001	0.05



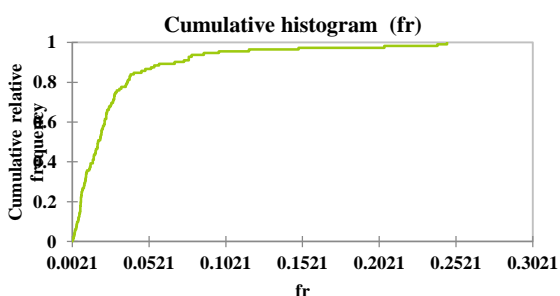
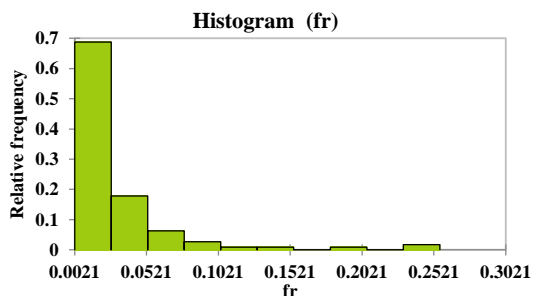
شکل ۶: هیستوگرام و فراوانی داده های بدون بعد (Q_r).



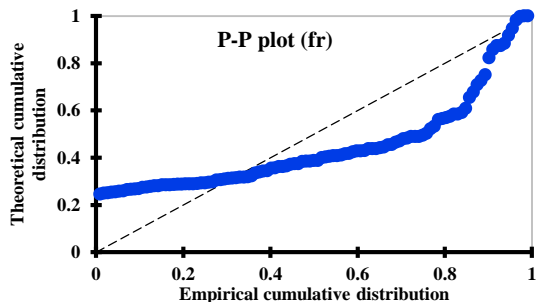
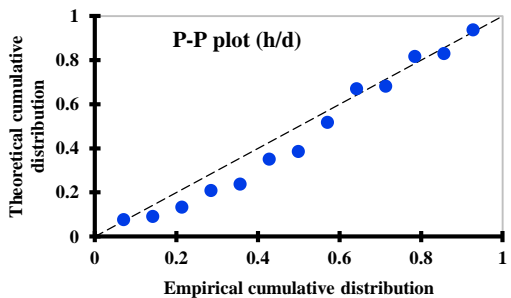
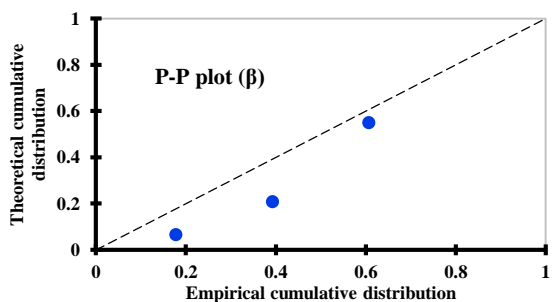
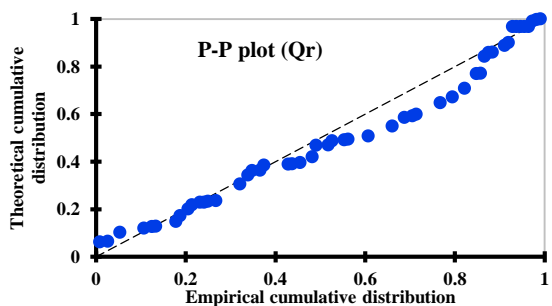
شکل ۷: هیستوگرام و فراوانی داده های بدون بعد (β).

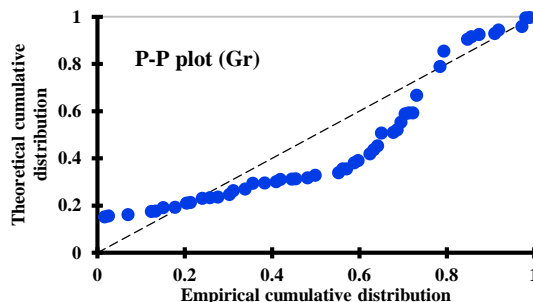


شکل ۸: هیستوگرام و فراوانی داده‌های بدون بعد (h/d).



شکل ۹: هیستوگرام و فراوانی داده‌های بدون بعد (Fr).



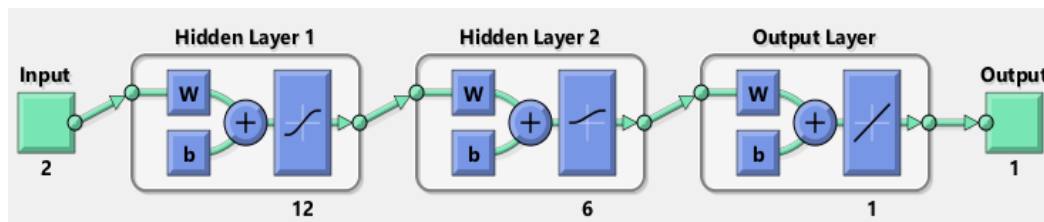


شکل ۱۰: منحنی (P-P) نرمال داده‌ها.

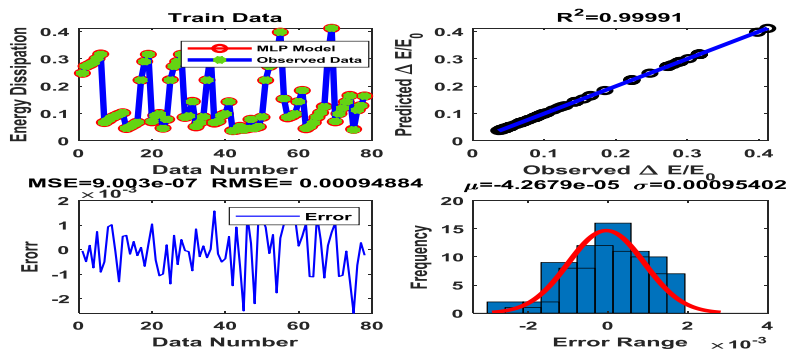
در این تحقیق عملکرد سه الگوریتم هوشمند شامل مدل‌های ANN, GEP, GMDH و رگرسیون چندگانه جهت پیش‌بینی مقادیر رسوب ورودی به آبگیر جانبی با استفاده از داده‌های آزمایشگاهی مورد مقایسه قرار گرفت. جهت تخمین رسوب ورودی به آبگیر ابتدا داده‌های پارامترهای بی بعد، نسبت جریان ورودی به آبگیر، عدد فرود، زاویه دیوار جداکننده و نسبت ارتفاع خارج از بستر دیوار جداکننده به عمق جریان به عنوان پارامتر مستقل و نسبت رسوب ورودی به آبگیر به عنوان پارامتر وابسته انتخاب و استفاده شد. سپس تأثیر هر یک از این متغیرها در مدل‌سازی نسبت رسوب ورودی به آبگیر مشخص شد. جهت به‌کارگیری این مدل، از برنامه تدوین شده در محیط نرم‌افزار MATLAB استفاده شد. پس از مرتب کردن داده‌ها و تعیین پارامترهای مستقل و وابسته، داده‌ها وارد مدل شدند، و مدل اجرا گردید.

۳-۱- نتایج حاصل از روش ANN

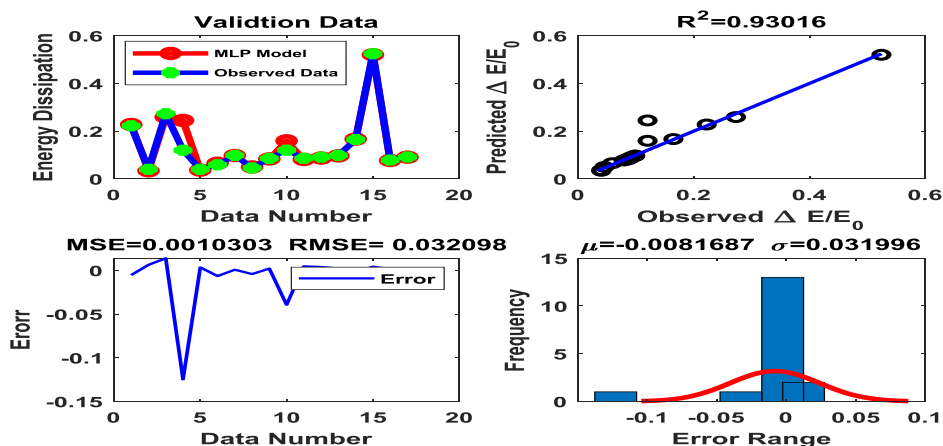
در این مرحله، ۱۵ بار مدل اجرا و خروجی گرفته شد. میانگین R^2 و RMSE این ۱۵ بار اجرای مدل انتخاب شد. در شکل‌های (۱۱) تا (۱۵) خروجی مدل آورده شده است. نمودار تغییرات و پراکندگی مقادیر رسوب ورودی به آبگیر مشاهداتی و شبیه‌سازی شده با مدل ANN نشان داده شده است. با توجه به این شکل می‌توان دید که عملکرد مدل ANN در پیش‌بینی مقادیر رسوب ورودی به آبگیر رضایت‌بخش است. شکل‌های (۱۲) الی (۱۴) عملکرد مدل ANN به‌ازای ورودی مختلف در قالب شاخص‌های آماری خطا و همچنین مقادیر بهینه پارامترهای را نشان داده است. با توجه به شکل شاخص‌های آماری خطا، می‌توان دید مقادیر شاخص‌های آماری R^2 ، RMSE، در مرحله آزمون به ترتیب برابر ۰/۹۹ و ۰/۰۰۲۹ و در مرحله آموزش ۰/۹۹ و ۰/۰۰۰۹۴ حاصل شده است.



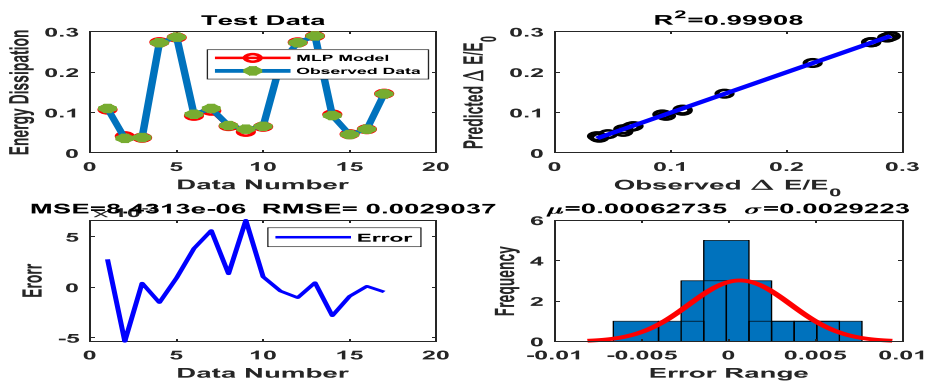
شکل ۱۱: ساختار شبکه ANN.



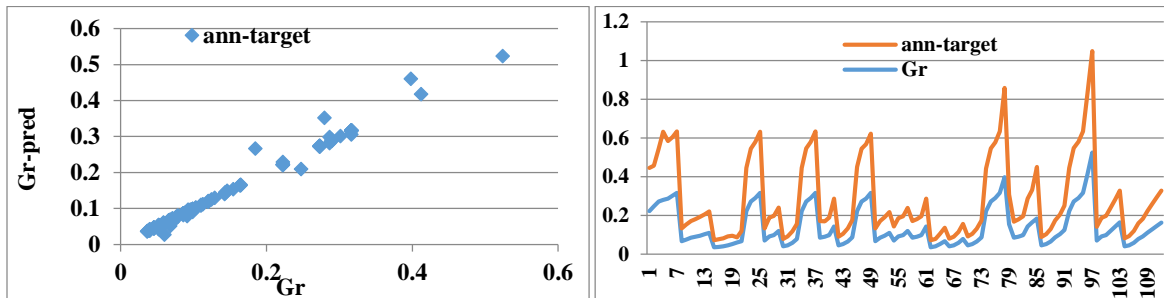
شکل ۱۲: نتایج خروجی مدل ANN در مرحله آموزش.



شکل ۱۳: نتایج خروجی مدل ANN در مرحله اعتبارسنجی.



شکل ۱۴: نتایج خروجی مدل ANN در مرحله آزمون.



شکل ۱۵: مقایسه خروجی مدل ANN و داده‌های آزمایشگاهی.

۳-۲- نتایج حاصل از روش مدل برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP)

همان‌گونه که قبلاً ذکر شد، اولین گام جهت به‌کارگیری مدل GEP، انتخاب تابع برازش مناسب می‌باشد. در این پژوهش، نتایج انتخاب تابع برازش در مدل GEP حاکی از آن بود که استفاده از تابع برازش ریشه نسبی مربعات خطا (RRSE) در مقایسه با سایر توابع جهت مدل‌سازی رسوب معلق، نتایج بهتری به‌همراه دارد. بنابراین تابع RRSE به‌عنوان تابع برازش در مدل انتخاب شد. مقادیر پارامترها و عملگرهای مورد استفاده در مدل GEP در جدول (۳) ارائه شده است. در مرحله بعد بهترین آنها که ضریب تبیین (R^2) بالاتری و RMSE کمتری داشت انتخاب شد. گام بعد انتخاب عملگرهای اصلی برای ساخت درخت تجزیه است. توابع ریاضی به‌کار گرفته شده در این تحقیق و عملکرد مدل به‌ازای مجموعه‌ای معین از توابع در جدول (۴) نمایش داده شده است. در این جدول نتایج به‌کارگیری توابع ریاضی مختلف بر روی مقدار شاخص R^2 و RMSE و MAE را نشان می‌دهد. پس از انتخاب بهترین ترکیب تابع ریاضی، گام بعد شامل پیدا کردن تابع پیوند مناسب است. از بین توابع پیوند شامل جمع، تفریق، ضرب و تقسیم، تابع پیوند تقسیم عملکرد بهتری در مقایسه با سایر توابع داشت که نتایج ارائه شده در جدول (۴) این موضوع را تأیید می‌کند. در شکل (۱۶) نمودار سری زمانی و پراکندگی داده‌های مشاهداتی و شبیه‌سازی شده با مدل GEP در دوره آزمون ارائه شده است. با توجه به این شکل می‌توان دید که مدل GEP جهت پیش‌بینی مقادیر رسوب ورودی به آنگیر قابل قبول و معنی‌دار می‌باشد و مدل توانسته در پیش‌بینی مقادیر پیک رسوب معلق به‌خوبی عمل نماید. شکل (۱۷) فلوچارت خروجی مدل را نشان می‌دهد. با توجه به فلوچارت، معادله خروجی مدل بسیار پیچیده می‌باشد. نتایج خروجی مدل (GMDH) در مرحله آموزش و آزمون در اشکال (۱۸) و (۱۹) آمده است. با توجه به شکل در مرحله آموزش مقادیر شاخص‌های $R^2=0.86$, $RMSE=0.037$, $MSE=0.0014$, $MAD=0.03$ و در مرحله آزمون مقدار شاخص‌ها $R^2=0.83$, $RMSE=0.046$, $MSE=0.0022$, $MAD=0.032$ به‌دست آمد. با توجه به شکل‌ها نتایج مدل‌سازی با این روش رضایت بخش می‌باشد.

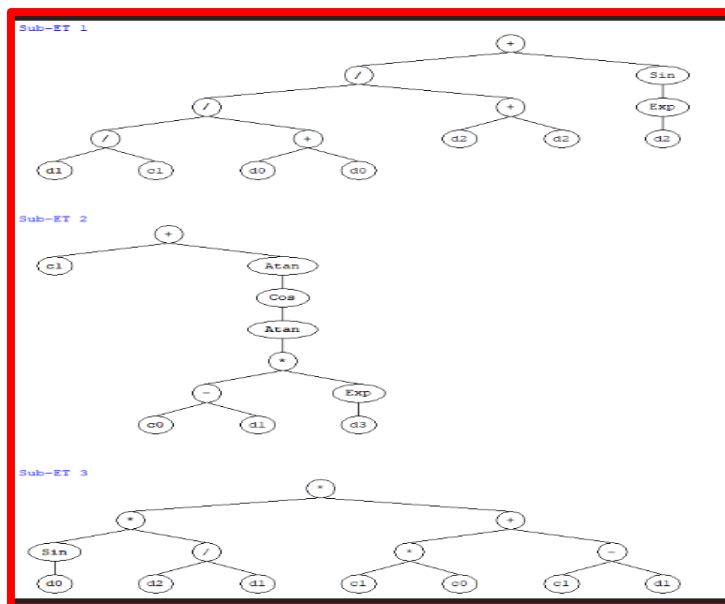
جدول ۳: مقادیر پارامترها و عملگرهای مورد استفاده در مدل GEP.

عملگرهای ژنتیکی		تنظیمات کلی	
۰/۰۴۴	نرخ جهش	۳۰	تعداد کروموزومها
۰/۱	نرخ وارون سازی	۸	اندازه رأس
۰/۱	نرخ ترانهش درج متوالی	۳	تعداد ژن در هر کروموزوم
۰/۳	نرخ ترانهش ریشه درج متوالی	۱۰۰۰۰۰	تعداد جمعیت تولیدی
۰/۳	نرخ ترکیب تک نقطه‌ای	مجموع (+)	تابع پیوند

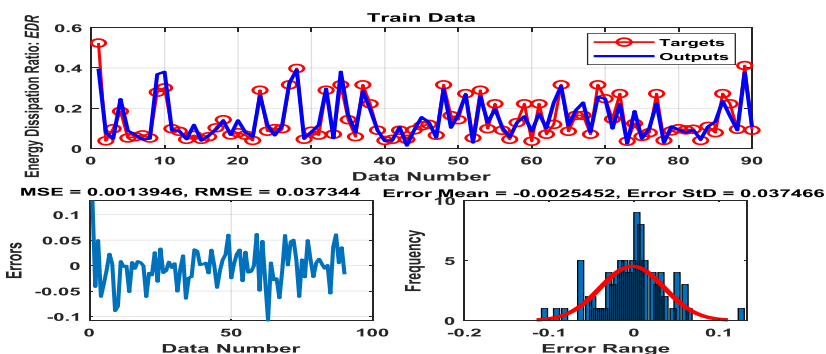


جدول ۴: نتایج به کارگیری توابع ریاضی مختلف بر روی مقدار شاخص $RMSE$ ، R^2 ، MAE .

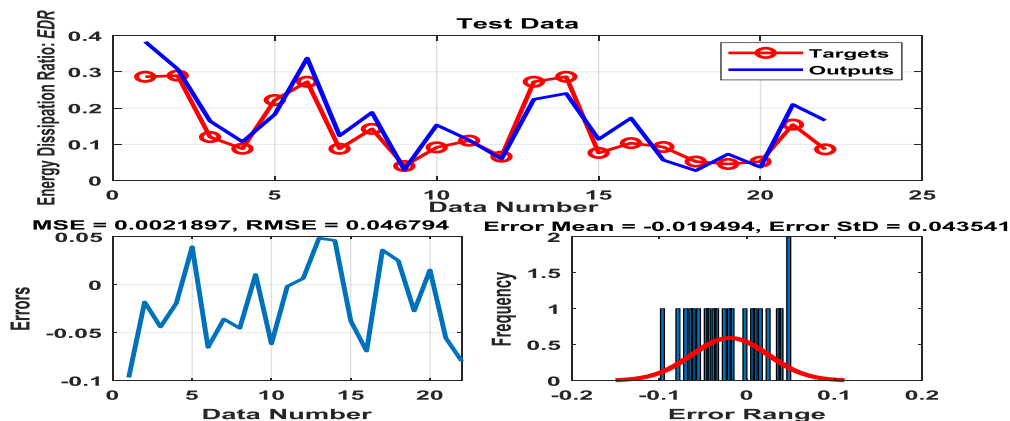
R^2	MAE	RMSE	RRSE	MSE	مدل ریاضی	تابع
۰/۹۹	۰/۱۶۵	۰/۱۷۷	۰/۰۴	۰/۰۳۱	+ - * /	F1
۰/۸۴	۱/۶۱	۱/۹۱	۰/۴۵	۳/۶۵	+ - * / ln x, e ^x	F2
۰/۹۸	۰/۵۱	۰/۵۲	۰/۱۲	۰/۲۷۰	+ - * / ln x, e ^x , \sqrt{x} , $\sqrt[3]{x}$, x ³ , x ²	F3
۰/۹۶	۰/۹۱	۱/۰۲۸	۰/۱۲	۰/۲۷۰	+ - * / ln x, e ^x , \sqrt{x} , $\sqrt[3]{x}$, x ³ , x ² , sin x, cos x, Arctg x	F4
						نوع تابع پیوند
۰/۱۱	۳/۵۶	۴/۰۴	۰/۹۵	۱۶/۳۶	+	جمع
۰/۳۰	۳/۴۸	۳/۹۴	۰/۹۳	۱۵/۵۹	-	تفریق
۰/۳۶	۲/۷۵	۳/۴۰	۰/۸۰	۱۱/۵۶	x	ضرب
۰/۹۹	۰/۱۳۷	۰/۱۷	۰/۰۴	۰/۰۳	÷	تقسیم



شکل ۱۷: نمودار درختی خروجی مدل GEP برای رسوب ورودی به آبگیر.



شکل ۱۸: نتایج خروجی مدل (GMDH) در مرحله آموزش.

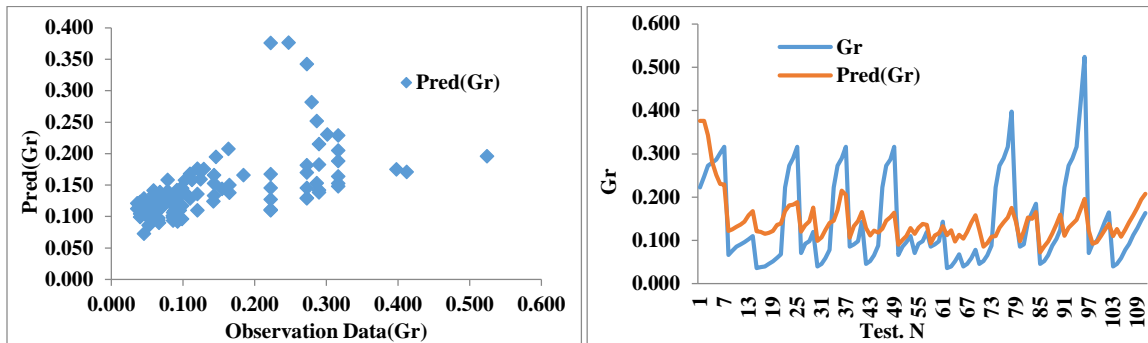


شکل ۱۹: نتایج خروجی مدل (GMDH) در مرحله آزمون

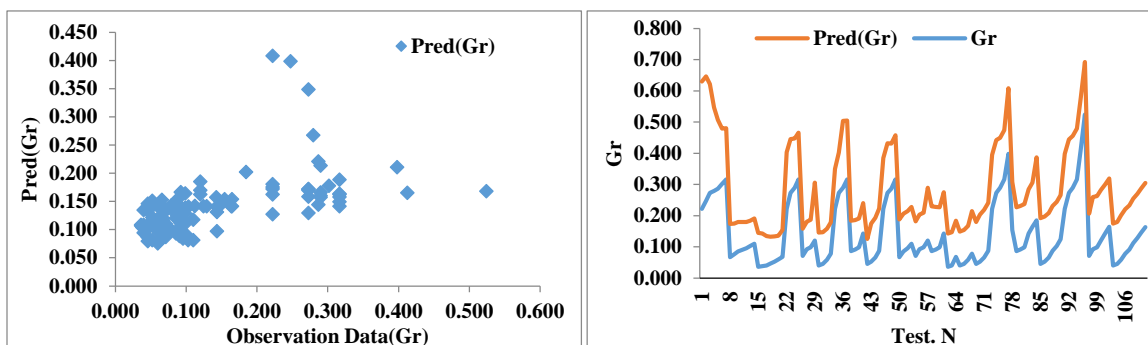
رگرسیون چندگانه: پس از بررسی رابطه بین نسبت انحراف رسوب به آبگیر، به عنوان متغیر وابسته و تک تک پارامترها به عنوان متغیر مستقل، رابطه بین پارامترهای بی بعد به عنوان متغیر مستقل و نسبت انحراف رسوب به آبگیر (G_r) به عنوان متغیر وابسته با استفاده از همبستگی خطی چندمتغیره با دو روش گام به گام و اینتر مورد بررسی قرار گرفت. در روش گام به گام متغیرهای کم اهمیت چون F آنها بیش از F در نظر گرفته شده بود وارد مدل نشدند. متغیرهای دیگر که بیشترین همبستگی را با متغیر وابسته دارند وارد مدل شد. در این رابطه سعی شده نسبت انحراف رسوب به آبگیر به صورت تابعی از پارامترهای بی بعد باشد. برای بررسی هر کدام از روابط بدست آمده از تحلیل همبستگی، خطای نسبی هر رابطه محاسبه گردید و رابطه بهتر بر اساس معیار خطای نسبی و R^2 adjust انتخاب شده است. برای تجزیه و تحلیل داده‌های به دست آمده از آزمایش‌ها، از نرم افزار آماری (SPSS) و (xistat) استفاده گردید، داده‌ها وارد نرم افزار شدند، سپس پارامترهای وابسته و مستقل مشخص شدند. پارامترهای مستقل ۴ پارامتر و پارامتر وابسته فقط (G_r) بود. برای استفاده از رگرسیون چندمتغیره خطی باید ابتدا مدل ریاضی به نرم افزار داد تا بتواند ضرایب آن را برای ما محاسبه کند. نتایج رگرسیون چندگانه منجر شد به دو معادله که بهترین نتیجه را دارند. معادله (۸) از روش گام به گام و معادله (۹) از روش اینتر به دست آمده است. در روش گام به گام متغیرهای Fr ، β ، H/d وارد معادله رگرسیون شدند ضریب احتمال برای ورود متغیرهای مستقل، 0.50 و ضریب احتمال برای خارج کردن متغیرها از معادله، 0.1 در نظر گرفته شده است. در مدل رگرسیونی به روش گام به گام، Fr نخستین متغیری بود که وارد مدل شد و به تنهایی $19/8$ درصد از تغییرات G_r را توجیه نمود. پس از آن β وارد مدل شد و به همراه G_r 28 درصد از تغییرات را توجیه نمود. در مرحله بعد H/d نیز به مدل اضافه شد و با دو متغیر دیگر در مجموع 36 درصد تغییرات G_r را توجیه نمودند. نتایج به دست آمده با نتایج همبستگی دارای مطابقت می باشد. از معادله‌های به دست آمده می توان به عنوان یک مدل پیش بینی کننده مقدار G_r استفاده نمود. نمودارهای دو طرفه فراوانی و اثرات باقیمانده خطای رگرسیون نشانگر و نمودار دو طرفه p-p plot حاکی از نرمال بودن داده‌ها دارد.

$$G_r = -0.103 + 0.322 \left(\frac{H}{d}\right) + 0.741Fr + 0.368\beta \quad R^2 = 0.38 \quad SE = 0.081 \quad (8)$$

$$G_r = -0.143 + 0.3 \left(\frac{H}{d}\right) + 0.73Fr + 0.31\beta + 0.152Qr \quad R^2 = 0.76 \quad SE = 0.08 \quad (9)$$



شکل ۲۰: خروجی از روش مدل رگرسیون گام به گام.



شکل ۲۱: خروجی رگرسیون چندگانه از روش اینتر.

پس از مدل سازی داده ها توسط سه مدل ماشینی شبکه عصبی مصنوعی و مدل رگرسیون چندگانه خطی، مقدار نسبت رسوب ورودی به آبگیر توسط این مدل ها محاسبه و مقادیر شاخص های آماری R^2 , MAE, RMSE, MAPE, SE و MAE برای آنها به دست آمد. مقایسه میزان شاخص های آماری و نحوه پراکنش داده ها در هر پنج مدل نشان می دهد که نتایج مربوط به مدل های ماشینی دارای همبستگی بالاتر و نحوه پراکنش متقارن تر و قابل قبولی می باشد این در حالی است که نتایج مربوط به مدل های رگرسیونی دارای ضریب همبستگی پایین و پراکنش نامتقارن تری نسبت به روش های ماشینی می باشد. مقایسه نتایج سه مدل ANN, GEP و GMDH حاکی از برتری مدل ANN در پیش بینی مقادیر رسوب ورودی به آبگیر حاصل شده است. نتایج شاخص های آماری برای سه مدل ANN, GEP و GMDH به ازای الگوی ورودی بهینه مربوط به خود در جدول (۵) ارائه شده است. با توجه به نتایج حاصله می توان دید که عملکرد مدل ANN در مقایسه با سایر مدل ها بهتر بوده است. مدل های GMDH, GEP و رگرسیونی در رتبه های دوم، سوم و چهارم قرار می گیرند. نتایج به دست آمده نشان داد هر سه روش داده کاوی بررسی شده به مراتب نتایج بهتری نسبت به رگرسیونی ارائه می کنند.

جدول ۵: مقایسه عملکرد مدل های مورد استفاده جهت تخمین نسبت رسوب ورودی به آبگیر.

MAPE	MAD	MSE	RMSE	R^2	مدل
۳/۲۸	۰/۰۰۴	۰/۰۰۰	۰/۰۰۲۹	۰/۹۹	ANN
۲۶/۹۵	۰/۰۰۳	۰/۰۰۲	۰/۰۰۳۹	۰/۸۵	GMDH
۲۸/۲۵	۰/۰۰۸	۰/۰۲۸	۰/۱۷	۰/۹۹	GEP
۵۲۰۵	۴/۷۴	۲۴/۹۶	۴/۹۹	۰/۳۸	رگرسیون گام
۴۳۳۵	۳/۹۵	۱۷/۳۲	۴/۱۶	۰/۷۶	رگرسیون اینتر



۴- جمع بندی و نتیجه گیری

در این مطالعه نسبت رسوب ورودی به آبیگر با استفاده از مدل رگرسیونی چند گانه اینتر و گام به گام و مدل های محاسبات نرم شامل مدل های شبکه عصبی (ANN)، ماشین برنامه ریزی بیان ژن (GEP)، و مدل دسته بندی گروهی داده ها (GMDH) مدل سازی و تخمین زده شد. به منظور تخمین پارامتر نسبت رسوب ورودی به آبیگر به عنوان متغیر وابسته و پارامترهای بی بعد نسبت دبی ورودی به آبیگر، عدد فرود، زاویه دیوار جدا کننده با ساحل و نسبت ارتفاع خارج از بستر بودن دیوار جدا کننده به عمق جریان در کانال اصلی به عنوان متغیر مستقل و بی بعد به عنوان ورودی مدل ها استفاده شد. در تخمین نسبت رسوب ورودی به آبیگر با بهترین عملکرد به ترتیب مربوط به مدل های شبکه عصبی (ANN)، برنامه ریزی بیان ژن (GEP) و مدل دسته بندی گروهی داده ها (GMDH) با شاخص های آماری بهینه و در مرتبه بعد مدل های رگرسیونی می باشند. در تخمین نسبت رسوب ورودی به آبیگر بهترین عملکرد مربوط به مدل ANN با شاخص های آماری $R^2=0.99$, $MAD=0.004$, $RMSE=0.003$ و $MAPE=3.28$ است هر چند که عملکرد مدل GEP نیز نزدیک به آن است. نتایج کلی نشان داد که روش های داده کاوی نسبت به روش رگرسیونی دقت بالاتری دارند. در نهایت پیشنهاد می شود که با مدل های دیگر هم مدل سازی انجام شود.

۵- مراجع

- ۱- زمانی، م.، ربیعی فر، ح. و رستمی، م. ۱۴۰۰ بررسی آزمایشگاهی و عددی تأثیر مکان آبشکن بر شرایط هیدرولیکی و رسوبی آبیگر جانبی. پژوهش نامه مدیریت حوزه آبخیز. ۱۲(۲۴): ۲۸۷-۲۹۷.
- 2-Atarzadeh, A, Ayyoubzadeh, S.A., Ghodsian, M. and Salehi Neishabouri, A. (2014) experimental study of the effect of sill, spur dike and submerged vanes on sediment control and bed topography at lateral intakes. Modares Civil Engineering Journal (M.C.E.J). Vol. 14, No. 2, Summer . 2014. Pp27-38.(in Persian)
- 3-Barkdoll, B. D., Ettema, R. and Odgaard, J. 1999. Sediment control at lateral diversion: limits and enhancements to vane use. Journal of Hydraulic Engineering, Vol. 125, No. 8. pp 862-870
- 4-Ghohari, S., Ayyoubzadeh, S.A., Ghodsian, M. and Salehi Neishabouri, A. (2009). The impact of spur dike and submerged vanes on sediment control at lateral intake. Journal of Water and Soil Conservation, 16(2): 35-59. (in Persian)
- 5-Nakato, T., Kennedy, J. F. and Bauerly, D. 1990; Pump – station intake – shoaling control with submerged vanes. Journal of Hyd. Eng., ASCE, Vol. 116 , No. 1 , PP. 119 - 128 .
- 6-Neary, V. S., Sotiropoulos, F. and Odgaard, A. J. 1999. Three-dimensional numerical model of lateral-intake inflows ". lateral-intake inflows ". Journal of Hydraulic Engineering, Vol. 25, No. 2, pp 126-140.
- 7-Odgaard, J. and Wang, Y. 1991. Sediment management with submerged vanes, ii: applications. Journal of Hydraulic Engineering. ASCE. 117(3)284-302.
- 8-Ramamurthy, A. S., Junying, Q. and Diep, V. 2007. Numerical and experimental study of dividing open-channel flows. Journal of Hydraulic Engineering, Vol. 133, No.10, pp.1135-1144.
- 9-Sajedi Sabegh, M. and Habibi, M. 2003. Laboratory investigation of using submerged vane and dikes on efficiency of intakes. Proceeding of the 4th hydraulic conf. shiraz, shiraz University. Pp. 35-42 (in Persian)
- 10-Salemmia, A. and Shafaei Bajestan, M. (2011). Investigation on the effect of submerged vanes on the amount of sediment entranc of trapezoidal channel into the lateral intake by changing the discharge diversion ratio. 10th Iranian hydraulic conference. Rasht, University of Guilan. (in Persian)