

ارزیابی تابع‌های انتقالی رگرسیونی، ماشین بردار پشتیبان و برنامه‌ریزی بیان ژن در پیش‌بینی پارامترهای رطوبتی خاک در دشت ارسباران

فریبرز احمدزاده کلیبر^{۱*} و مهدی فولادی پناه^۲

(تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۷/۱۵؛ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۱۰/۲۷)

چکیده

استفاده از تابع‌های انتقالی برای پیش‌بینی پارامترهای رطوبتی خاک به‌عنوان روش‌های علمی و در عین حال اقتصادی مورد تأکید و پژوهش پژوهشگران است. در این پژوهش، ظرفیت زراعی (FC) و نقطه پژمردگی دائم (PWP) خاک با استفاده از سه تابع انتقالی رگرسیونی (خطی و غیرخطی)، مدل ماشین بردار پشتیبان (SVM) و مدل برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) براساس سه شاخص ارزیابی عملکرد ضریب تعیین (R^2)، مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE) و نسبت اختلاف توسعه یافته (DDR) در دشت ارسباران در شمال غرب ایران شبیه‌سازی شده است. پارامترهای مستقل شامل درصد رس (Cl)، درصد سیلت (Si)، درصد شن (Sa)، درصد مواد آلی (OC)، چگالی ظاهری (ρ_b) و چگالی حقیقی (ρ_s) خاک بودند که با استفاده از آزمون گاما، متغیرهای درصد Si، ρ_b و ρ_s برای پیش‌بینی پارامتر FC و متغیرهای ρ_b و ρ_s برای پیش‌بینی پارامتر PWP انتخاب شدند. نتیجه پژوهش نشان داد هر سه تابع انتقالی قادر به پیش‌بینی FC و PWP هستند اما مدل SVM دارای بهترین عملکرد در میان این سه گروه تابع انتقالی است به طوری که مقدار شاخص‌های (R^2 ، RMSE، DDR_{max}) در فرایندهای آموزش و آزمون برای پارامتر FC به ترتیب (۰/۹۹۰۸، ۰/۵۵۱۷، ۱۷/۵۰) و (۰/۹۷۸۵، ۰/۷۰۰۴، ۱۱/۶۲) و برای پارامتر PWP به ترتیب (۰/۹۸۷۲، ۰/۵۷۶۴، ۲/۸۵) و (۰/۸۳۸۹، ۱/۱۸۷، ۳/۰۹) به دست آمدند.

واژه‌های کلیدی: آزمون گاما، الگوریتم هوشمند، مدل فراابتکاری، ارزیابی عملکرد، ظرفیت زراعی، نقطه پژمردگی دائم

۱. گروه علوم و مهندسی آب، واحد تبریز، دانشگاه آزاد اسلامی، تبریز، ایران و مرکز تحقیقات مدیریت توسعه پایدار حوضه آبریز دریاچه ارومیه

و رودخانه ارس، واحد تبریز، دانشگاه آزاد اسلامی، تبریز، ایران.

۲. گروه عمران، واحد رامهرمز، دانشگاه آزاد اسلامی، رامهرمز، ایران.

*: مسئول مکاتبات: پست الکترونیکی: f.ahmadzadeh.iaut.ac.ir

مقدمه

نگهداشت آب در خاک و به بیان دیگر مقدار رطوبت خاک یکی از ویژگی‌های اساسی خاک است که برای مطالعه آب قابل استفاده گیاهان، نفوذ آب در خاک، برنامه‌ریزی آبیاری، تنش آب در گیاهان و حرکت املاح ضروری است (۱۶). در تعیین رطوبت خاک به صورت آزمایشگاهی عواملی از قبیل وقت گیر بودن، هزینه و حجم کاری زیاد و گاهی پیچیده، استفاده از روش‌های جایگزین با سرعت و دقت زیاد و هزینه کمتر را توجیه‌پذیر می‌کند. مدل‌هایی تحت عنوان توابع انتقالی به عنوان روش‌های جایگزین می‌توانند ویژگی‌های هیدرولیکی خاک را به صورت غیرمستقیم و بر مبنای داده‌های زود یافت و در ترکیب با مدل‌های ریاضی پیش‌بینی کنند (۱۸). از جمله مدل‌های انتقالی می‌توان به مدل رگرسیون، شبکه عصبی، استنتاج تطبیقی - عصبی فازی و مدل SVM اشاره کرد. استفاده از توابع انتقالی اولین بار توسط بوما مطرح شد (۶). طبق یافته‌های بوتولا و همکاران (۵) استفاده از مدل‌های ریاضی در ترکیب با ویژگی‌های ساده‌تر خاک مانند بافت خاک، ساختمان خاک، چگالی ظاهری و ... می‌تواند در پیش‌بینی مقدار رطوبت خاک با دقت مطلوب و مورد نیاز به کار گرفته شود. ژاکوب و همکاران (۱۴) با استفاده از مدل SVM مقدار ظرفیت نگه‌داری رطوبت خاک را شبیه‌سازی کردند و مقدار RMSE بین ۰/۳۷ و ۰/۴۲ و R^2 بین ۰/۵۶ و ۰/۶۷ به دست آوردند و نشان دادند مدل SVM از مدل‌های رگرسیونی خطی بهتر است. کیاو و همکاران (۲۲) منحنی حفظ آب خاک (θ_s) و هدایت هیدرولیکی اشباع خاک (K_s) را در فلات لسی چین به کمک توابع انتقالی پیش‌بینی کردند. چگالی ظاهری و درصد ماسه متغیرهای مؤثر برای پیش‌بینی K_s و θ_s ، و چگالی ظاهری، محتوای رس و کربن آلی خاک برای درصد رطوبت تعیین شدند. گوناراتنا و همکاران (۱۱ و ۱۲)، FC و PWP را با مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، مدل K نزدیک‌ترین همسایه (KNN) و جنگل تصادفی (RF) با پارامترهای خاک (اجزای بافت خاک، چگالی ظاهری و کربن آلی) تخمین زدند.

آنها بر مبنای شاخص‌های ارزیابی عملکرد، مدل RF را به ترتیب با R^2 و RMSE برابر ۰/۵۹ و ۰/۵۳ برای FC و ۰/۶۰ و ۰/۴۳ برای PWP پیشنهاد دادند و استفاده از داده‌های این مدل بعنوان ورودی مدل گیاهی APSIM مناسب ارزیابی کردند.

آندراده و همکاران (۲) رطوبت ظرفیت مزرعه و پژمردگی دائم را بر اساس مشخصات فیزیکی خاک با استفاده از رگرسیون خطی چندگانه در دشت‌های ساحلی پرنامبوکو برزیل تخمین زدند و به همبستگی معنی‌داری با سطح احتمال ۱ درصد و R^2 برابر ۰/۹۳ رسیدند. در داخل کشور نیز مطالعاتی در این زمینه انجام شده است. امیرعابدی و همکاران (۳) در پیش‌بینی رطوبت ظرفیت مزرعه خاک در دشت اردبیل با مدل‌های رگرسیونی و شبکه عصبی به این نتیجه رسیدند استفاده از هر دو روش منجر به نتایج رضایت‌بخشی می‌شود ولی در عین حال دقت مدل شبکه عصبی بیشتر است و مقادیر R^2 و RMSE را به ترتیب ۰/۸۲ و ۲/۲۹ برای FC و ۰/۵۷ و ۱/۳۸ برای PWP به دست آوردند. بسالت‌پور و همکاران (۴) فرسایش‌پذیری ذرات خاک را برحسب ویژگی‌های توپوگرافی، فیزیکی و مکانیکی خاک به کمک مدل‌های SVM و رگرسیون خطی چندگانه (MLR) مورد بررسی قرار دادند. نتیجه پژوهش آنها برتری مدل SVM با مقادیر MSE و R به ترتیب برابر با ۰/۰۵ و ۰/۸۶ بود. بروغنی و همکاران (۷) استفاده از سه مدل داده مبنای شبیه‌سازی فرسایش‌پذیری خاک مورد مطالعه قرار دادند که برتری مدل SVM نسبت به دیگر مدل‌ها با مقادیر RMSE و NS و R به ترتیب برابر با ۳/۴۱ و ۰/۹۱ و ۰/۹۶ مورد تأیید آنها قرار گرفت. نوروزی‌انگنایی و همکاران (۲۱) به بررسی کارایی روش‌های داده مبنای در تخمین نقاط رطوبتی خاک در دشت شاهرود پرداختند. نتیجه پژوهش آنها برتری مدل SVM با تابع کرنل خطی پایه شعاعی نسبت به دیگر روش‌ها را نشان داد به طوری که مقادیر R^2 ، RMSE و NMSE در بهترین مدل SVM به ترتیب برابر ۰/۸۵، ۳/۱۲ و ۱۲/۸۹ برای FC حاصل شدند. مرادی‌زاده و اکبری (۱۷) از دو مدل

GEP، مدل SVM (نرم‌افزار STATISTICA) و مدل GEP (نرم‌افزار GeneXprotool 4.0) برای شبیه‌سازی رطوبت ظرفیت مزرعه‌ای (FC) و نقطه پژمردگی دائم (PWP)، موضوع این پژوهش است. داده‌های دیربافت حجمی شامل FC و PWP و داده‌های زودبافت شامل درصد‌های Sa ، Si ، Cl و کربن آلی (OC)، ρ_b و ρ_s خاک هستند که در جدول ۱ خلاصه‌ای از مشخصات آماری داده‌های مورد استفاده در این پژوهش ارائه شده است.

نمونه‌ها به صورت دست‌خورده و دست‌نخورده از عمق سطحی خاک (صفر تا ۱۵ سانتی‌متر) با الگوی تصادفی نظارت‌شده برای اندازه‌گیری سنج‌های رطوبتی برداشت و به آزمایشگاه منتقل شدند. برای تعیین درصد شن، سیلت و رس، از روش هیدرومتری استفاده و از مثلث بافت خاک، نوع بافت مشخص شد. برای تعیین جرم مخصوص ظاهری، نمونه‌های خاک دست‌نخورده به مدت ۲۴ ساعت در گرم‌خانه قرار گرفتند و پس از خشک شدن، وزن و حجم آنها اندازه‌گیری شد. جرم مخصوص حقیقی نمونه‌های خاک نیز با استفاده از روش پیکنومتری تعیین شدند. برای تعیین رطوبت نقاط پتانسیلی FC و PWP برای هر کدام از نمونه‌های خاک نیز از دستگاه صفحات فشاری به ترتیب در مکش‌های ۰/۳۰ و ۱۵ بار استفاده شد.

تابع رگرسیون کلاسیک

در این روش، بر مبنای داده‌های آزمایشی، معادله‌ای به صورت خطی یا غیرخطی بین متغیرهای مستقل برازش داده می‌شود. در این نوع مدل‌سازی، تابع رگرسیونی با استفاده از عملگرهای ریاضی ترکیبی خطی (در قالب $Y = a_0 + \sum_{i=1}^N a_i X_i$) یا غیرخطی (به‌عنوان مثال در قالب $Y = \sum_{i=1}^N a_i X_i^{b_i}$ یا $Y = \prod_{i=1}^N a_i X_i^{b_i}$ یا $Y = \exp(\sum_{i=1}^N a_i X_i^{b_i})$) بین متغیر وابسته (Y) و متغیر(های) مستقل (X_i) و با ضرایب ثابتی مانند a_i و b_i ایجاد می‌کند که در نهایت منجر به تولید سری داده‌های خروجی جدید (Y') می‌شود.

مدل ماشین بردار پشتیبان (SVM)

مدل ماشین بردار پشتیبان، نوعی سیستم یادگیری برای طبقه‌بندی،

Fuzzy-SVM و Fuzzy-ANN برای طبقه‌بندی رطوبت خاک استفاده کردند. نتیجه پژوهش آنها حاکی از عملکرد بسیار مطلوب مدل‌های عددی در تعیین و تقسیم‌بندی رطوبت خاک بود. رنجبر و آخوندزاده (۲۳) از مدل رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) و شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه (ANN-MLP) برای تعیین رطوبت سطحی خاک به کمک بهینه‌سازی با الگوریتم ژنتیک استفاده کردند. نتیجه آنها عملکرد برتر مدل SVR نسبت به مدل ANN-MLP با مقادیر RMSE به ترتیب ۰/۲۹۱ و ۰/۴۶۱ بود. مرور پژوهش‌های سابق، حاکی از پتانسیل مناسب مدل‌های داده‌مبنا برای پیش‌بینی ویژگی‌های دیربافت خاک است. وجه تمایز کار پژوهشی پیش‌رو، مقایسه مدل‌های کلاسیک رگرسیونی هم‌زمان با دو مدل داده‌مبنای SVM و GEP برای پیش‌بینی FC و PWP براساس سری داده‌های صحرائی دشت ارسباران با وسعت قابل توجه و دامنه تغییرات زیاد متغیرهای مستقل و وابسته است که ارزش کارکردی مقاله را به‌طور قابل توجهی افزایش می‌دهد.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

دشت ارسباران در شمال‌غرب ایران در طول شرقی ۱۵' ۴۷° تا ۲۵' ۴۷° و عرض شمالی ۱۲' ۳۹° تا ۱۴' ۳۹° قرار دارد (شکل ۱). بارش‌های منطقه تحت رژیم نیمه‌خشک با میانگین سالانه ۲۷۸ میلی‌متر است. خاک غالب منطقه با بافت سنگین رسی تا لومی رسی به رنگ قهوه‌ای تیره و ساختمان دانه‌ای و توده‌ای شکل است. میزان EC خاک در اعماق مختلف بین ۵/۰ الی ۴ دسی‌زیمنس بر متر متغیر و مقدار pH آن حدود ۸ است (۱). در این مطالعه اطلاعات مربوط به ۸۰ نمونه خاک آزمایش شده در پروژه آبیاری پایاب سد ارسباران در سال ۱۳۹۵ که شامل ۷۰۰۰ هکتار از این دشت می‌شود استفاده شده است.

روش تحقیق

استفاده از سه تابع انتقالی رگرسیونی کلاسیک (نرم‌افزار



شکل ۱. موقعیت جغرافیایی محدوده مورد مطالعه در کشور و استان و پراکنش نقاط نمونه برداری خاک (رنگی در نسخه الکترونیکی)

جدول ۱. خلاصه ویژگی‌های آماری داده‌های زودیافت و دیریافت مورد استفاده در این پژوهش

PWP	FC	ρ_s	ρ_b	OC	Sa	Si	Cl	
%	%	gr/cm ³	gr/cm ³	%	%	%	%	
۲۳/۴	۳۵/۷	۲/۹	۱/۶	۳/۲	۶۰	۴۶	۶۲	بیشینه
۱۲/۵	۱۸/۴	۲/۲	۱/۲	۰/۳	۲	۲۴	۸	کمینه
۱۷/۱	۳۰/۴	۲/۶	۱/۳	۱/۵	۲۰/۹	۳۷/۹	۴۱/۲	میانگین
۳/۱۸	۴/۶۸	۰/۲۸	۰/۶۲	۰/۸۶	۱۷/۳	۸/۶۵	۱۵/۱	انحراف معیار
۰/۲۶	۰/۱۸	۰/۱۲	۰/۴۹	۰/۵۷	۰/۵۶	۰/۱۶	۰/۴۸	ضریب تغییرات

مقدار C در معادله (۳) به‌عنوان فاکتور تعیین جریمه در زمان وقوع خطای آموزش مدل با مقدار مثبت، ξ_i و ξ_i^0 متغیرهای کمبود (حد بالا و پایین خطای آموزش مرتبط با مقدار خطای مجاز ϵ) و N تعداد نمونه‌ها هستند. اگر صفحه جداکننده داده‌ها، غیرخطی باشد به کمک شیوه‌ای به نام ترفند کرنل، یک تابع عمومی‌تر مانند $K(x_i, x_j)$ تعریف می‌شود که به‌وسیله آن می‌توان به فضاهای پیچیده‌تر راه یافت. انواع مختلف تابع کرنل در جدول ۲ نشان داده شده است (۹).

مدل برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP)

این مدل در گروه مدل‌های مبتنی بر نظریه تکاملی داروین قرار می‌گیرد که تابع هدف براساس معیارهای کیفی تعریف می‌شود. تابع هدف به‌منظور مقایسه جواب‌های مختلف مسئله در قالب فرایند گام به گام تصحیح ساختار داده‌ها برای دستیابی به جواب بهینه به کار گرفته می‌شود. برای این منظور، کدگذاری افراد به‌صورت رشته‌های خطی با طول ثابت (ژنوم یا کروموزوم) انجام

پیش‌بینی و برآورد تابع برازش داده‌ها است تا کمترین خطا در گروه‌بندی یا تابع برازش حاصل شود. در این مدل، مانند دیگر روش‌های رگرسیونی رابطه‌ای مانند رابطه (۱) شکل می‌گیرد.

$$f(x) = W^T \cdot \Phi(x) + b \quad (1)$$

شکل می‌گیرد که مقدار متغیر وابسته به‌صورت حاصل جمع معادله (۱) و مقداری نویز به فرم رابطه (۲) ارائه می‌شود.

$$y = f(x) + \text{noise} \quad (2)$$

ارائه می‌شود. در این معادله‌ها w (بردار ضرایب) و b (مقدار ثابت) پارامترهای تابع رگرسیونی و Φ تابع هسته است. بهینه‌سازی با استفاده از به حداقل رساندن معادله (۳) تحت شرایط بیان شده در معادله (۴) انجام می‌شود:

$$\text{Min} \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^N (\xi_i - \xi_i^0) \quad (3)$$

$$\begin{cases} W^T \cdot \varphi(x_i) + b - y_i \leq \epsilon + \xi_i^0 \\ y_i - W^T \cdot \varphi(x_i) - b \leq \epsilon + \xi_i \\ \xi_i, \xi_i^0 \geq 0 \end{cases} \quad (4)$$

جدول ۲. انواع توابع کرنل

نام کرنل	رابطه کرنل
خطی	$K(x_i, x_j) = (x_i, x_j)$
چند جمله‌ای	$K(x_i, x_j) = [(x_i, x_j) + 1]^d$
گوسین	$K(x_i, x_j) = \exp\left[-\frac{\ x_i, x_j\ ^2}{2\sigma^2}\right]$
سیگموئید	$K(x_i, x_j) = \tanh[-a(x_i, x_j) + c]$

که در این معادله $|a|$ بیانگر فاصله اقلیدسی است و در تابع

$$\gamma_M(k) = \frac{1}{2M} \sum_{i=1}^M (y_{N[i,k]} - y_i)^2 \quad (7)$$

عبارت $Y_{N[i,k]}$ مقدار خروجی متناظر با مقدار $X_{N[i,k]}$ و مقدار Γ در واقع عرض از مبدأ خط برازش یافته معادله (۸) خواهد بود.

$$\gamma_M(k) = \Gamma + A\delta_M(k) \quad (8)$$

حال اگر فرض شود N متغیر ورودی بر روی پدیده‌ای مؤثر باشند می‌توان 2^{N-1} حالت برای ساخت مدل بین ورودی-خروجی به دست آورد که یافتن مدل برتر و بهینه بسیار وقت‌گیر خواهد بود. آزمون Γ می‌تواند برای یافتن مدل برتر مورد استفاده قرار گیرد. مراحل کار به صورت گام به گام خواهد بود (۱۹). در این پژوهش GT با استفاده از نرم‌افزار Win Gamma انجام شده است.

شاخص‌های ارزیابی عملکرد

سه شاخص مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE)، ضریب تعیین (R^2) و آماره نسبت تفاوت توسعه یافته (DDR) برای ارزیابی عملکرد مدل‌ها به شرح زیر مورد استفاده قرار گرفتند:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (x_{oi} - x_{pi})^2}{N}} \quad (9)$$

$$R^2 = \frac{N \left(\sum_{i=1}^N x_{oi} x_{pi} \right) - \sum_{i=1}^N x_{oi} \sum_{i=1}^N x_{pi}}{\sqrt{\left[N \sum_{i=1}^N x_{oi}^2 - \left(\sum_{i=1}^N x_{oi} \right)^2 \right] \left[N \sum_{i=1}^N y_{oi}^2 - \left(\sum_{i=1}^N y_{oi} \right)^2 \right]}} \quad (10)$$

$$DDR = \frac{x_p}{x_o} - 1 \quad (11)$$

که در این روابط x_p و x_o به ترتیب داده‌های مشاهداتی و

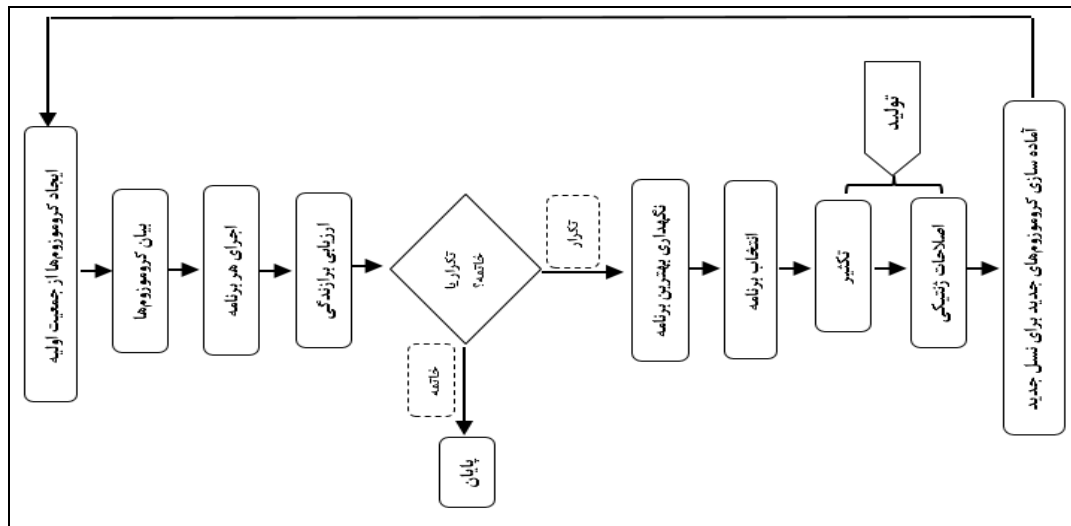
می‌شود و آنها به فرم نهادهای غیرخطی با اندازه‌ها و شکل‌های مختلف (بیان درختی) نمایش داده می‌شوند. انتظار از این روند با تکرار برای چند نسل و با پیشروی نسل به جلو، بهبود کیفیت جمعیت است. مراحل پنجگانه انجام مدل GEP به قرار زیر است: (۱) تعیین تابع برازش؛ (۲) انتخاب مجموعه ترمینال‌ها و توابع برای ایجاد کروموزوم‌ها؛ (۳) انتخاب ساختار کروموزوم‌ها؛ (۴) انتخاب تابع پیوند؛ (۵) انتخاب عملگرهای ژنتیکی و نرخ آنها. فلوجارت مدل GEP در شکل ۲ نشان داده شده است (۹).

در این فرایند با استفاده از محاسبه آماره گاما (Γ)، برآوردی از بهترین مقدار میانگین مربعات خطا روی خروجی مدل انجام می‌شود. اگر x به عنوان برداری از فضای R^m و مقدار y به عنوان خروجی از فضای R فرض شوند و همچنین فرض بر این باشد که بردارهای x قابلیت پیشگویی فاکتورهای مورد استفاده مؤثر در خروجی y را داشته باشند در این صورت مطابق تنها فرض باقیمانده تحت روابط سیستم کنترل، رابطه (۵) دنبال خواهد شد (۱۹):

$$y = f(x_1, \dots, x_m) + r \quad (5)$$

که در این معادله f یک تابع نرم و r یک متغیر تصادفی است که نشان‌دهنده مقدارهای اغتشاش است. آماره Γ از قسمتی از واریانس خروجی که نمی‌تواند برای یک مدل نرم محاسبه شود به دست می‌آید. فرض می‌شود $X_{N[i,k]}$ در بازه $1 \leq i \leq M$ به ازای $1 \leq k \leq p$ بیانگر k مین همسایه نزدیک در یک فاصله اقلیدسی باشد. مقدار p ثابت و محدود است و تقریباً برابر با ۱۰ در نظر گرفته می‌شود. در این صورت الگوریتم آزمون گاما مقدار زیر را محاسبه می‌کند (۱۹):

$$\delta_M(k) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M |x_{N[N,k]} - x_i|^2 \quad (6)$$



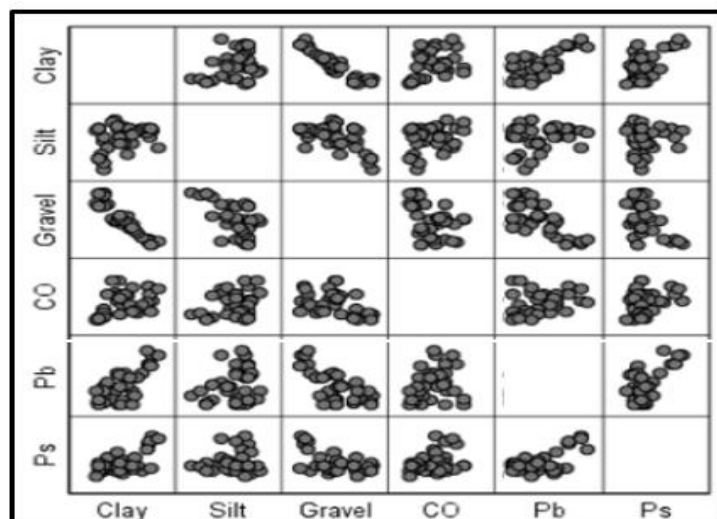
شکل ۲. روندنمای مدل GEP

استاندارد شده متغیر وابسته (X_{DDR}) بالاتر و منحنی Z_{DDR} مربوط به آن مدل به سمت محور عمودی متمایل باشد نشان از عملکرد بهتر آن مدل خواهد داشت (۲۰).

نتایج و بحث

برای پیش‌بینی مقدارهای FC و PWP لازم است استقلال خطی هر یک از متغیرهای مستقل مورد بررسی قرار بگیرد. بدین منظور مطابق شکل ۳ منحنی تغییرات آنها رسم شده است که عدم وجود رابطه خطی بین هر زوج متغیر مستقل، نشان از عدم وجود همبستگی داخلی بین آنها دارد. در جدول ۳ نتیجه مربوط به آزمون Γ به منظور انتخاب ترکیب بهینه برای پیش‌بینی ویژگی‌های FC و PWP ارائه شده است. برای انتخاب بهینه‌ترین ترکیب برای پیش‌بینی مقدارهای FC و PWP، مقدار آماره Γ با اعمال تمام پارامترها محاسبه می‌شود (ردیف ۱ جدول (۳)). در مراحل بعد، یکی از پارامترهای مستقل حذف و مقدار آماره Γ برای آن محاسبه می‌شود (ردیف ۲ تا ۹ جدول (۳)). در ترکیب‌هایی که مقدار Γ آنها نسبت به ترکیب شماره ۱ بیشتر باشند پارامتر غایب، به‌عنوان متغیر مؤثر در متغیر وابسته شناخته خواهد شد. طبق محاسبه‌های انجام شده در جدول (۳)، مقدار آماره Γ برای ترکیب ۱ برای FC برابر با ۵/۵۶۳۸۴۸

شبه‌سازی شده، \bar{x}_0 و \bar{x}_p به ترتیب مقادیر متوسط داده‌های مشاهداتی و شبه‌سازی شده هستند. ضریب R^2 قدرت توضیح‌دهندگی مدل را نشان می‌دهد. ضریب تعیین نشان می‌دهد که چند درصد از تغییرات متغیر وابسته توسط متغیرهای مستقل توضیح داده می‌شود. مقدار این شاخص بین صفر تا یک است و اگر از مقدار ۰/۶ بیشتر باشد نشان می‌دهد متغیرهای مستقل تا حد زیادی توانسته‌اند تغییرات متغیر وابسته را تبیین کنند. شاخص RMSE یکی از شاخص‌های اصلی نیکویی برازش در مدل معادلات ساختاری است که در بیشتر تحلیل‌های عاملی تأییدی و مدل‌های معادلات ساختاری استفاده می‌شود. مقدار شاخص RMSE کمتر از ۰/۱ بیانگر برازندگی بسیار عالی مدل، محدوده بین ۰/۱ تا ۰/۵ نشان‌دهنده برازندگی خوب مدل و محدوده بین ۰/۵ تا ۰/۸ بیانگر برازندگی متوسط مدل است. با توجه به اینکه شاخص‌های معادله‌های (۹) و (۱۰) بیانگر متوسط خطا هستند و قضاوت درستی در مورد توزیع خطاها ارائه نمی‌دهند، استفاده از آماره DDR را پیشنهاد داده‌اند. برای مشاهده توزیع خطاها و داوری بهتر در مورد عملکرد مدل پیش‌بینی‌کننده، محاسبه تابع گوسی مقادیر DDR به صورت رسم توزیع نرمال استاندارد (منحنی Z_{DDR} - X_{DDR}) انجام می‌شود. در مقام مقایسه بین عملکرد دو مدل، هر چه مقدار بیشینه نرمال



شکل ۳. بررسی استقلال خطی متغیرهای مستقل

جدول ۳. نتیجه آزمون Γ در انتخاب بهینه‌ترین ترکیب برای پیش‌بینی FC و PWP

PWP	FC	متغیر	شماره ترکیب
مقدار Γ	مقدار Γ		
۴/۷۳۶۳۰۲	۵/۸۶۳۸۴۸	All	۱
۳/۲۱۹۵۱۸	۵/۲۹۳۶۸	All-CI	۲
۴/۲۲۵۴۱۷	۶/۵۰۰۲۶۲	All-Si	۳
۳/۸۴۱۷۶۲	۵/۷۶۸۶۲۱	All-Sa	۴
۴/۶۵۶۷۵۶	۵/۷۳۵۶۱۵	All-OC	۵
۴/۷۳۶۳۲۵	۵/۸۶۳۸۸۸	All- ρ_b	۶
۴/۷۳۶۳۳۷	۵/۸۶۴۱۷۷	All- ρ_s	۷

$$FC(\%) = 12.136 - 0.139 \times Si + 7.715 \times \rho_b + 3.793 \times \rho_s \quad (12)$$

$$PWP(\%) = 2.367 + 7.939 \times \rho_b + 2.174 \times \rho_s \quad (13)$$

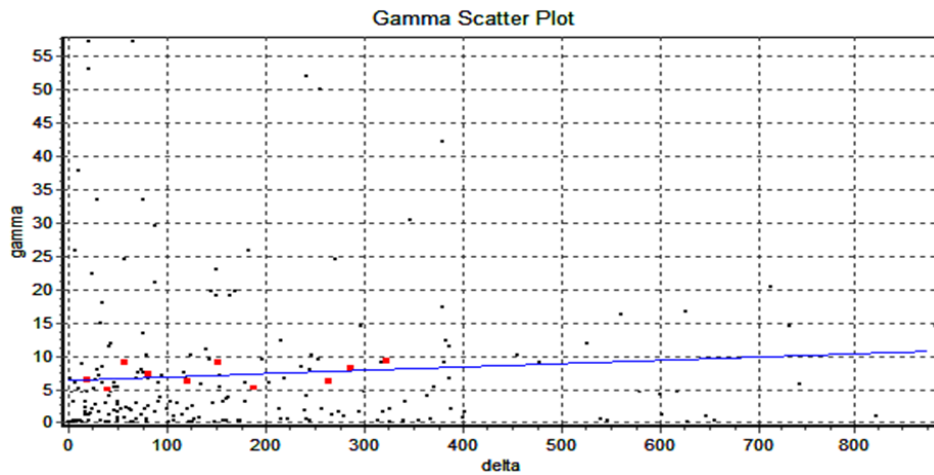
$$FC(\%) = 22.21(Si^{0.116})(\rho_b^{0.281})(\rho_s^{0.595}) \quad (14)$$

$$PWP(\%) = 7.39(\rho_b^{1.331})(\rho_s^{0.413}) \quad (15)$$

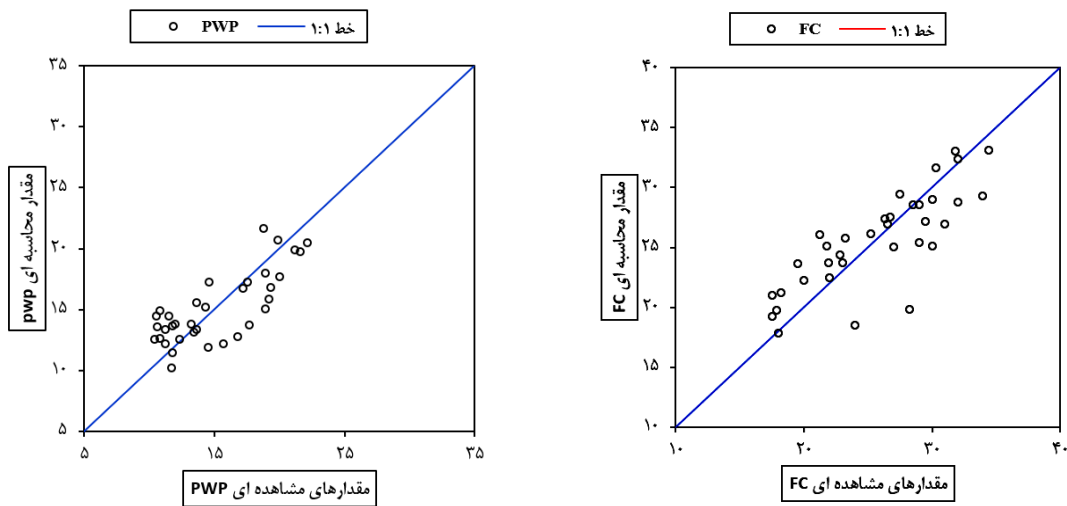
به کمک نرم‌افزار SPSS استخراج شد. مقایسه بین مقادیرهای مشاهده‌ای و محاسبه‌ای پارامترهای FC و PWP بر مبنای معادله‌های (۱۲) تا (۱۵) به ترتیب در شکل ۵ و شکل ۶ نشان داده شده‌اند. در شکل ۷ نمودار ZDDR برای معادلات رگرسیونی خطی و غیرخطی ارائه شده است. شاخص‌های ارزیابی عملکرد برای معادله‌های (۱۲) تا (۱۵) در جدول ۴ ارائه شده‌اند. طبق

است. بنابراین، متغیرهای مستقل مؤثر در پیش‌بینی FC شامل درصد سیلت، ρ_b و ρ_s به ترتیب با مقدار آماره Γ برابر با ۶/۵۰۰۲۶۲، ۵/۸۶۳۸۸۸ و ۵/۸۶۴۱۷۷ هستند. همچنین، مقدار Γ بیشتر، بیانگر تأثیرگذاری بیشتر آن متغیر مستقل است. پارامترهای مؤثر در PWP نیز شامل ρ_b و ρ_s به ترتیب با Γ برابر با ۴/۷۳۶۳۳۷ و ۴/۷۳۶۳۲۵ هستند. به عنوان نمونه، خط برازش یافته ترکیب شماره ۳ مربوط به FC به منظور تعیین آماره Γ (عرض از مبدأ خط برازش) در شکل ۴ آمده است.

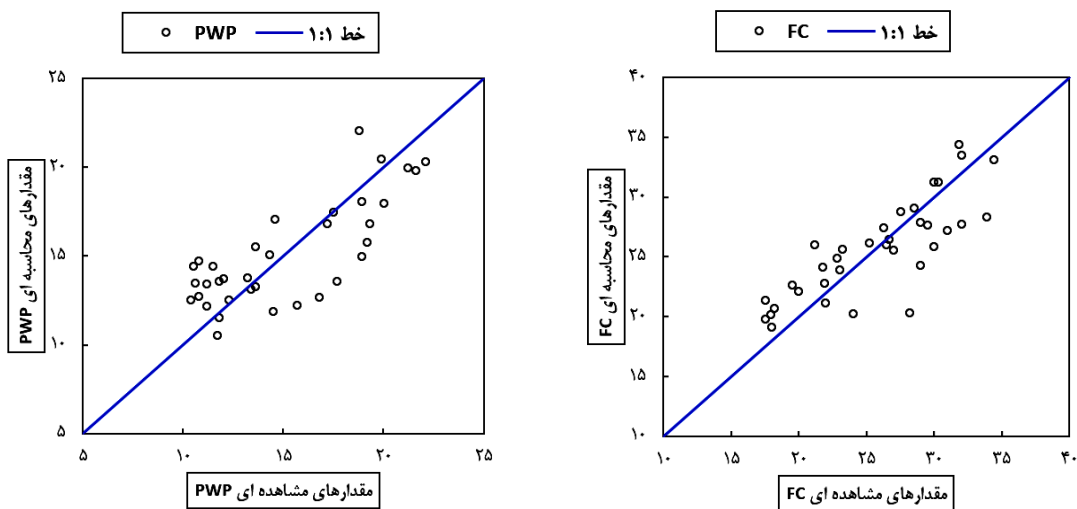
معادله رگرسیونی کلاسیک خطی و غیرخطی برای پیش‌بینی FC و PWP برحسب پارامترهای مستقل به ترتیب به صورت:



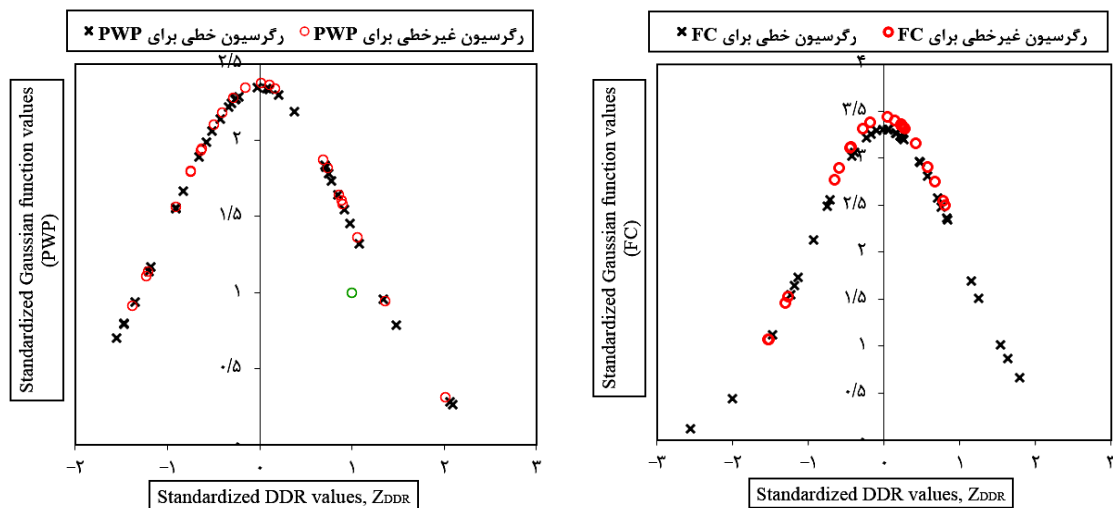
شکل ۴. خروجی نرم افزار WinGamma برای ترکیب شماره ۳ مربوط به FC ($\Gamma=6/5003$) (رنگی در نسخه الکترونیکی)



شکل ۵. مقایسه نتایج شبیه سازی پارامترهای FC و PWP توسط مدل رگرسیون خطی (رنگی در نسخه الکترونیکی)



شکل ۶. مقایسه نتایج شبیه سازی پارامترهای FC و PWP توسط مدل رگرسیون غیر خطی (رنگی در نسخه الکترونیکی)



شکل ۷. توزیع استاندارد DDR شده رگرسیون خطی و غیرخطی در پیش‌بینی پارامترهای FC و PWP (رنگی در نسخه الکترونیکی)

جدول ۴. شاخص‌های ارزیابی عملکرد معادله‌های رگرسیونی خطی و غیرخطی در پیش‌بینی FC و PWP

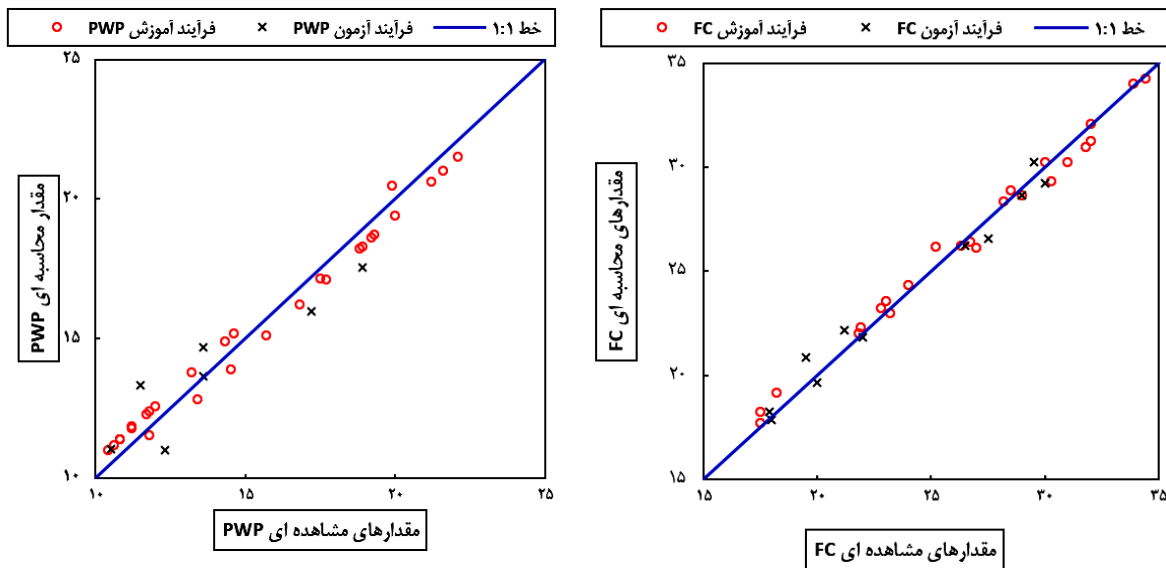
PWP			FC			معادله
DDR _{max}	RMSE	R ²	DDR _{max}	RMSE	R ²	
۲/۳۴	۱/۶۵	۰/۶۰۲۱	۳/۳۰	۲/۰۸	۰/۶۵۱۸	خطی
۲/۳۷	۳/۳۲	۰/۶۰۴۶	۳/۴۳	۲/۸۸	۰/۶۶۶۳	غیرخطی

پارامترهای FC و PWP منجر به بهینه‌ترین شبیه‌سازی توسط مدل SVM شد. درصد داده‌های مورد استفاده برای شبیه‌سازی پارامتر FC در فرایند آموزش و آزمون به ترتیب ۷۰ و ۳۰ و درصد متناظر برای پارامتر PWP به ترتیب ۸۰ و ۲۰ بودند. مقدار فراسنجه‌های γ و Nu برای روش طبقه‌بندی Nu-Class به ترتیب ۱۰ و ۰/۳ و مقدار فراسنجه‌های C و γ برای روش طبقه‌بندی C-Class به ترتیب ۲۱ و ۱۰/۴۵ محاسبه شدند. مقایسه بین مقادیر مشاهده‌ای و محاسبه‌ای پارامترهای FC و PWP طی فرایندهای آموزش و آزمون در شکل‌های ۸ و ۹ ارائه شده‌اند. در مورد هر دو پارامتر، عملکرد مدل در دوره آزمون بهتر از دوره آموزش است اما عملکرد SVM در مورد شبیه‌سازی FC به مراتب بهتر از PWP است. جدول ۵ خلاصه مقادیر شاخص‌های ارزیابی عملکرد مدل SVM را ارائه می‌دهد.

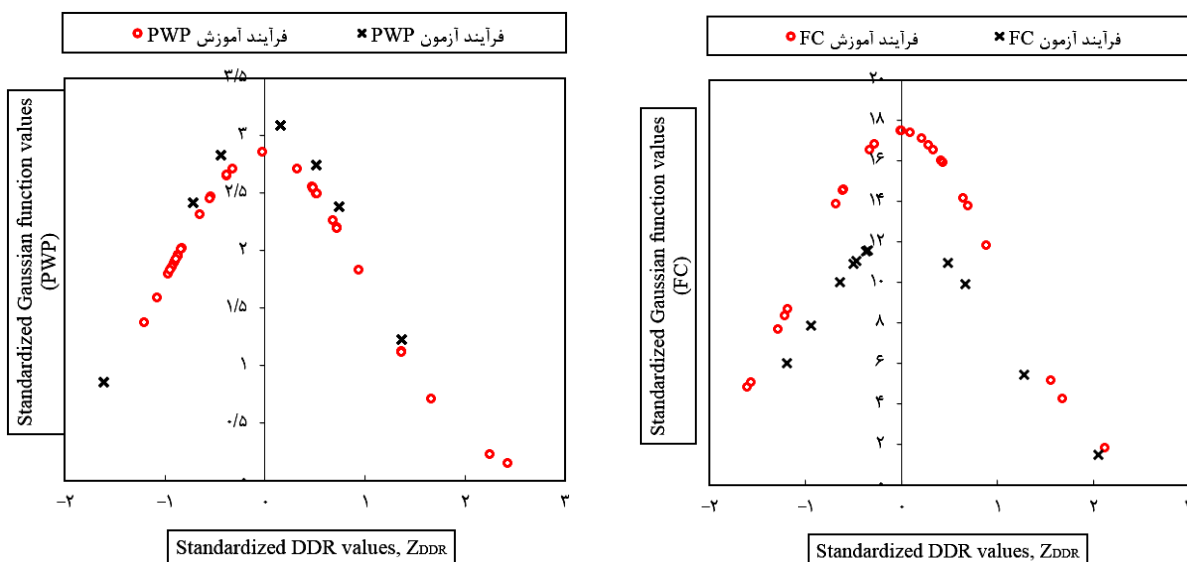
برای اجرای مدل GEP به منظور شبیه‌سازی مقادیرهای FC و PWP ترکیب‌های مختلفی از عملگرها و ویژگی‌های مختلف کروموزوم‌ها مورد بررسی قرار گرفت. در جدول ۶ مقادیرهای

این جدول، عملکرد مدل رگرسیونی کلاسیک غیرخطی در پیش‌بینی FC و PWP نسبت به مدل خطی بهتر است. در مقام مقایسه، دقت مدل رگرسیونی غیرخطی در برآورد مقدار FC بهتر از دقت متناظر با برآورد PWP است.

دستیابی به بهینه‌ترین مقدار شاخص‌های ارزیابی عملکرد مدل SVM از طریق تنظیم فراسنجه γ انجام می‌شود. از طرف دیگر، مدل SVM از دو روش C-SVM و Nu-SVM برای طبقه‌بندی داده‌ها استفاده می‌کند که هر یک از این روش‌ها از راه‌های مختلفی برای کمیته‌سازی تابع خطا استفاده می‌کنند. در روش C-SVM، فراسنجه C بر مبنای اطلاع از نویز موجود در داده‌ها انتخاب می‌شود. در روش Nu-SVM، مقدار Nu به عنوان مرز بالایی از خطاها و حد پایین برای بردار پشتیبان عمل می‌کند. افزایش مقدار Nu همزمان با افزایش حاشیه جداسازی کلاس‌ها، منجر به افزایش خطا می‌شود (۸). بر مبنای مقدار شاخص‌های ارزیابی عملکرد در این پژوهش مشخص شد استفاده از روش طبقه‌بندی Nu-Class و C-Class به ترتیب برای



شکل ۸. مقایسه نتایج شبیه‌سازی پارامترهای FC و PWP توسط مدل SVM طی فرایندهای آموزش و آزمون (رنگی در نسخه الکترونیکی)



شکل ۹. توزیع DDR استاندارد شده مدل SVM طی فرایندهای آموزش و آزمون در پیش‌بینی پارامترهای FC و PWP (رنگی در نسخه الکترونیکی)

جدول ۵. شاخص‌های ارزیابی عملکرد مدل SVM در پیش‌بینی FC و PWP

فرایند	PWP			FC		
	RMSE	R ²	DDR _{max}	RMSE	R ²	DDR _{max}
آموزش	۰/۵۷۶۴	۰/۹۸۷۲	۱۷/۵۰	۰/۵۵۱۷	۰/۹۹۰۸	۱۷/۵۰
آزمون	۱/۱۸۷	۰/۸۳۸۹	۱۱/۶۲	۰/۷۰۰۴	۰/۹۷۸۵	۱۱/۶۲

جدول ۶. فراسنجه‌های نهایی مورد استفاده در پیش‌بینی FC و PWP در مدل GEP

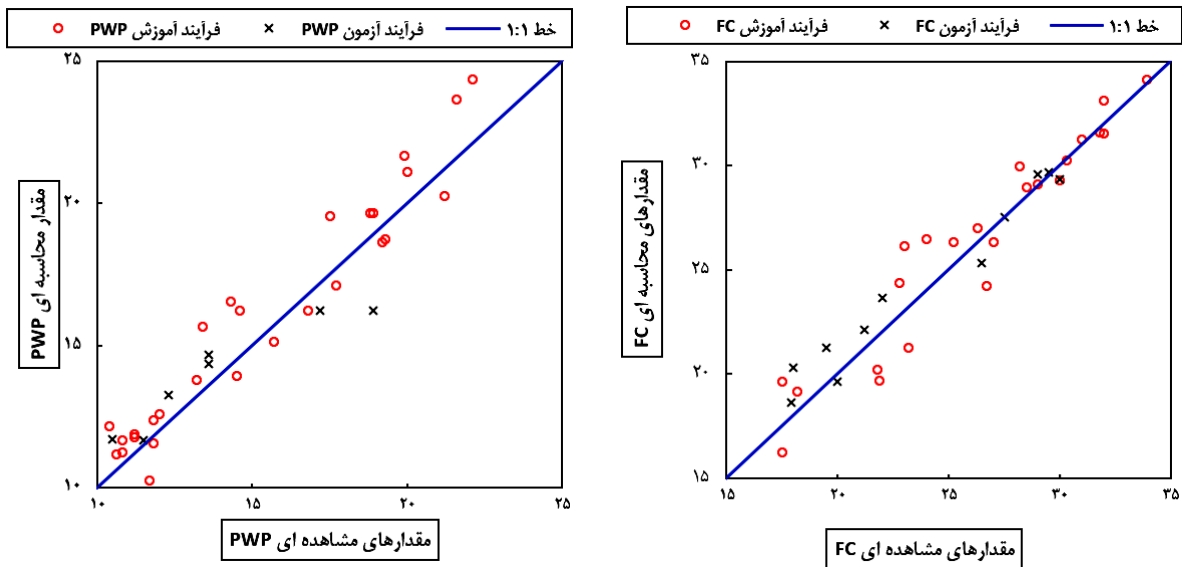
ویژگی‌های کروموزوم	پارامتر FC	پارامتر PWP
اندازه سر	۷	۹
تعداد کروموزم	۳۱	۳۳
تعداد ژن	۴	۴
نرخ جهش	۰/۰۴	۰/۰۵
نرخ وارون‌سازی	۰/۱	۰/۱
نرخ ترکیب تک	۰/۳	۰/۱۳
نرخ ترکیب دو	۰/۳	۰/۳
نرخ ترکیب ژن	۰/۱	۰/۱
نرخ ترانهش درج متوالی	۰/۱	۰/۱
نرخ ترانهش ریشه درج	۰/۱	۰/۱
نرخ ترانهش ژن	۰/۱	۰/۱
معیار خطای تابع برازش	RMSE	RMSE
تابع پیوند	+	+

شکل ۱۲ ارائه شده است.

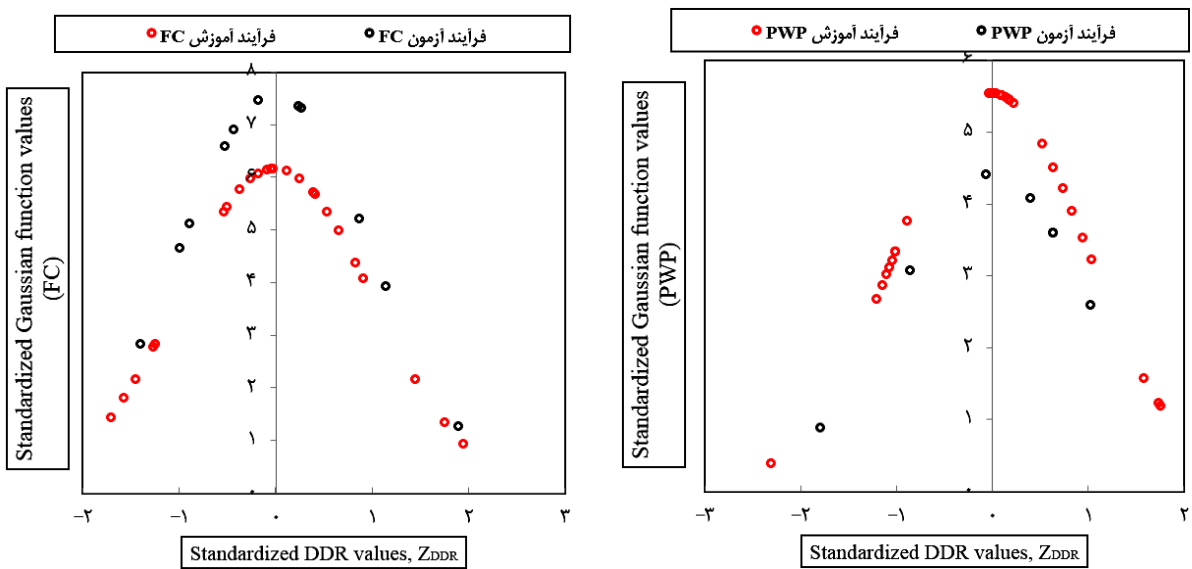
با مقایسه سه مدل رگرسیونی، SVM و GEP به‌عنوان تابع‌های انتقالی برای پیش‌بینی FC و PWP در این پژوهش، مدل SVM عملکرد بسیار مطلوب‌تری دارد. این نتیجه با نتایج پژوهش نوروزی انگنایی و همکاران (۲۱) که با R^2 به‌ترتیب برابر ۰/۸۹ و ۰/۹۲ برای برآورد رطوبت نقاط FC و PWP، و پژوهش حیدری و همکاران (۱۳) که در برآورد جبهه رطوبتی خاک با R^2 و RMSE به‌ترتیب برابر ۰/۹۶ و ۰/۷۲ مدل SVM را مناسب دانسته‌اند مطابقت دارد. همچنین، نتایج پژوهش حاضر با گزارش پژوهشگرانی همچون ژاکوب و همکاران (۱۴)، گیل و همکاران (۱۰) و کایهوا و همکاران (۱۵) نیز که بر برتری مدل SVM در تخمین خصوصیات رطوبتی خاک دلالت دارند همسو است. مهم‌ترین عامل پایین‌بودن ضریب تعیین برای مدل‌های حاصله از برنامه‌ریزی بیان ژن و رگرسیونی این است که این گونه

فراسنجه‌های مدل GEP برای شبیه‌سازی پارامترهای FC و PWP ارائه شده است. شکل ۱۰ پراکنش مقدارهای مشاهده‌ای و محاسبه‌ای پارامترهای FC و PWP پیش‌بینی‌شده توسط مدل GEP را حول خط ۱:۱ نشان می‌دهد. مقدار ضریب همبستگی در فرایند آموزش مدل برای دو پارامتر FC و PWP کمتر از فرایند آزمون حاصل شده‌اند که نشان از عملکرد ضعیف مدل در فرایند آزمون هستند. همانطور که در شکل ۱۱ مشخص است مقدار DDR_{max} برای فرایند آزمون در هر دو پارامتر کمتر از مقدار متناظر در فرایند آموزش است. در مجموع دقت مدل در پیش‌بینی پارامتر FC بیشتر از پارامتر PWP است. در جدول ۷ خلاصه مقدارهای شاخص‌های ارزیابی عملکرد مدل GEP ارائه شده است.

به‌منظور مقایسه بهتر عملکرد مدل‌ها، توزیع شاخص DDR استانداردشده برای مدل‌های رگرسیونی و نیز مدل‌های هوشمند SVM و GEP (در طی فرایند آزمون) در



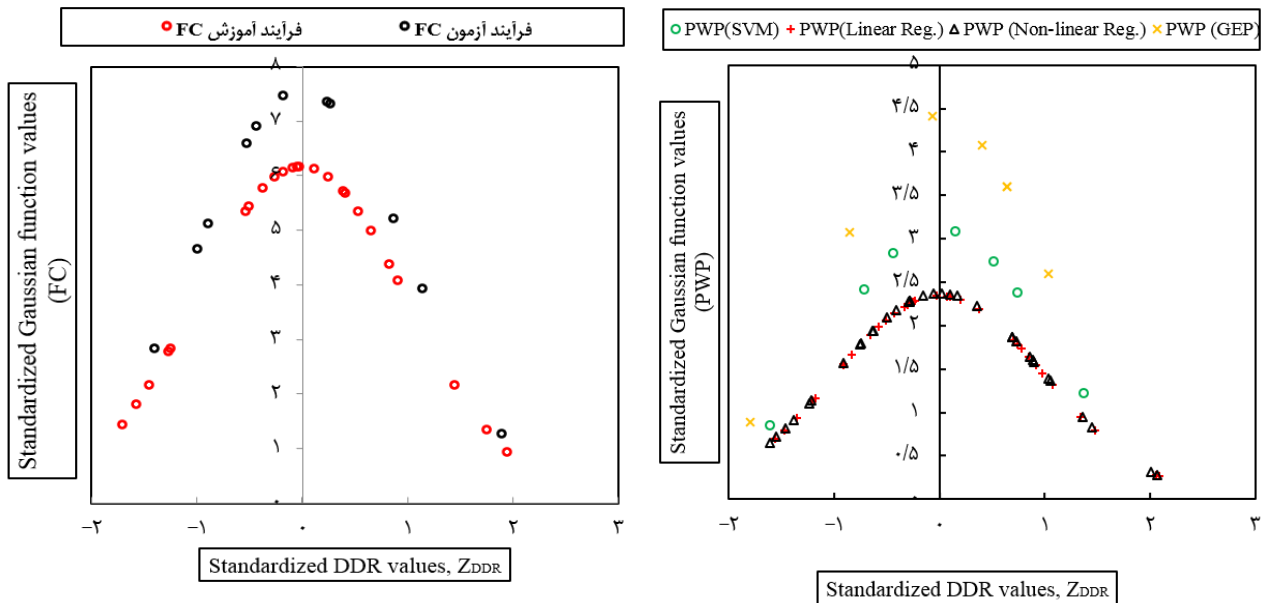
شکل ۱۰. مقایسه نتیجه‌های شبیه‌سازی پارامترهای FC و PWP توسط مدل GEP طی فرایندهای آموزش و آزمون (رنگی در نسخه الکترونیکی)



شکل ۱۱. توزیع استاندارد شده DDR طی فرایندهای آموزش و آزمون در پیش‌بینی پارامترهای FC و PWP (رنگی در نسخه الکترونیکی)

جدول ۷. شاخص‌های ارزیابی عملکرد مدل GEP در پیش‌بینی FC و PWP

فرایند	PWP			FC		
	DDR _{max}	RMSE	R ²	DDR _{max}	RMSE	R ²
آموزش	۵/۵۴	۱/۳۵	۰/۹۳۰۶	۶/۱۷	۱/۲۷	۰/۹۲۰۶
آزمون	۴/۴۱	۱/۶۶	۰/۸۸۰۹	۷/۴۵	۲/۸۴	۰/۹۵۹۷



شکل ۱۲. مقایسه ارزیابی عملکرد مدل‌های پیش‌بینی FC و PWP براساس شاخص DDR استاندارد شده (رنگی در نسخه الکترونیکی)

نشان دادند در مدل GEP برای پارامتر FC و PWP عملکرد مدل GEP در فرایند آموزش بهتر از فرایند آزمون است. با مقایسه مقدار شاخص‌های ارزیابی عملکرد مشخص می‌شود که هر سه مدل رگرسیونی، SVM و GEP می‌توانند به‌عنوان تابع‌های انتقالی برای پیش‌بینی FC و PWP مورد استفاده قرار گیرند اما از بین این سه مدل، مدل SVM عملکرد بسیار مطلوب‌تری دارد. بنابراین، استفاده از این مدل به‌عنوان تابع انتقالی نهایی منتخب، معرفی می‌شود. نکته مهمی که در مورد موضوع مورد پژوهش در این مقاله باید به آن اشاره کرد تعداد داده‌های اندازه‌گیری شده برای اجرای مدل‌های داده‌مبنا است که باعث بروز محدودیت‌هایی در اجرای آنها می‌شود. به همین دلیل، ضمن تأکید بر به‌کارگیری این مدل‌ها برای پیش‌بینی ویژگی‌های دیریافت خاک، پیشنهاد می‌شود از شاخص‌هایی مانند خصوصیات شیمیایی خاک، میانگین اندازه ذرات خاک و سطح ویژه ذرات خاک با تعداد داده‌های اندازه‌گیری شده مناسب استفاده شود.

مدل‌ها نیازمند داده‌های با تعداد بالا هستند، در صورتی که مدل SVM با تعداد داده‌های کم و با کیفیت می‌تواند آموزش خوبی داشته باشد (۲۴).

نتیجه‌گیری

در این پژوهش پتانسیل تابع‌های انتقالی برای پیش‌بینی و شبیه‌سازی پارامترهای رطوبتی FC و PWP خاک مورد بررسی و تأیید نهایی قرار گرفت. نتیجه پژوهش نشان داد مقدار شاخص‌های ارزیابی (DDR_{max} , RMSE, R^2) در معادله رگرسیونی خطی و غیرخطی بیانگر دقت بیشتر مدل رگرسیونی غیرخطی در پیش‌بینی پارامترهای FC و PWP است. در مدل SVM، روش طبقه‌بندی C-Class و Nu-Class به ترتیب برای دستیابی به بهینه‌ترین مدل پیش‌بینی FC و PWP براساس شاخص‌های ارزیابی انتخاب شد. مقدار شاخص‌های ارزیابی نشان داد عملکرد این مدل در فرایند آزمون بهتر از فرایند آموزش است. همچنین، این شاخص‌ها

منابع مورد استفاده

1. Ahmadzadeh Kaleibar, F. 2022. Optimization of cultivated area based on reservoir volume and available water scarcity conditions (Case Study: Arasbaran Dam Downstream). *Water and Soil Science* 32(1): 1-14 (In Farsi).

2. Andrade, F. H. N., C. D. G. Almeida, B. G. Almeida, J. C. Filho, B. C. Mantovanelli and J. A. Filho. 2020. Physical-water attributes of the soil by pedotransfer functions in soil of the coastal tables of Pernambuco. *Irrigation* 25(1): 69-86.
3. Amir-Abedi, H., S. Asghari, T. Mesri Gandoshmin and F. Keivan behjo. 2013. Estimating of field capacity, permanent wilting and available water content in Ardabil plain soils using regression and artificial neural network models. *Applied Soil Research* 1(1): 60-72 (In Farsi).
4. Besalatpour, A. A., S. Ayoubi and M. A. Hajabbasi. 2015. Determination of the linear and non-linear relationships between soil erodibility factor and effective parameters on it in a mountainous watershed with severe soil erosion. *Environmental Erosion Research Journal* 4(4): 49-63 (In Farsi).
5. Botula, Y. D., A. Nemes, P. Mafuka, E. Van Ranst and W. Cornelis. 2013. Prediction of water retention of soils from the humid tropics by the nonparametric k-nearest neighbor approach. *Vadose Zone Journal* 12(2): 1-17.
6. Bouma, J. 1989. Using soil survey data for quantitative land evaluation. *Advances of Soil Science* 9: 177-213.
7. Boroghani, M., S. Soltani, H. Fathabadi, N. Ghezelseflu and S. Pourhashemi. 2017. The modeling of splash erosion produced in rain-simulator using three methods of artificial neural network, neuro-fuzzy, and support vector machine. *Iran-Watershed Management Science and Engineering* 10(35): 65-73 (In Farsi).
8. Fan, R. E., P. H. Chen and C. J. Lin. 2005. Working set selection using second order information for training support vector machines. *Journal of Machine Learning Research* 6: 1889-1918.
9. Fuladipannah, M., M. Majedi Asl and R. Jafari Nia. 2020. Application and assessment of SVM algorithm to simulate the geometry of scour hole downstream of a siphon spillway. *Iranian Journal of Irrigation and Drainage* 14(3): 1032-1045 (In Farsi).
10. Gill, K. M., T. Asefa, M. W. Kemblowski and M. McKee. 2007. Soil moisture prediction using support vector machines. *Journal of the American Water Resources Association* 42(4):1033-1046.
11. Gunarathna, M. H. J. P., K. Sakai, T. Nakandakari, K. Momii and M.K.N. Kumari. 2019. Machine learning approaches to develop pedotransfer functions for tropical Sri Lankan soils. *Water* 11: 1940.
12. Gunarathna, M.H.J.P., K. Sakai, M.K.N. Kumari and M. Ranagalage. 2020. A Functional analysis of pedotransfer functions developed for Sri Lankan soils: applicability for process-based crop models. *Agronomy* 10: 285.
13. Heidari, Z., M. Farasati and, R. Ghobadian. 2018. Applicability of support vector machine in simulating wetting pattern under trickle irrigation. *Journal of Water and Soil Sciences* 22(2): 373-382 (In Farsi).
14. Jacob, K., D.T. Siza, I.K. Nganga and P. M. Boniface. 2018. Prediction of soil moisture-holding capacity with support vector machines in dry sub humid tropics. *Applied and Environmental Soil Science* 12(3): 1-10.
15. Kaihua, L., X. Shaohui, W. Jichun, Z. Qing and N. Lesheng. 2014. Using support vector machines to predict cation exchange capacity of different soil horizons in Qingdao City, China. *Journal of Plant Nutrition and Soil Science* 177: 775-782.
16. Koolen, A. J. and H. Kuipers. 1983. *Agricultural Soil Mechanics*. Heidelberg: Springer-Verlag, Berlin.
17. Moradizaded, M. and D. Akbari. 2019. Intelligent fuzzy-based feature selection for soil moisture classification. *Journal of Geomatics Science and Technology* 9 (2) :171-180.
18. Nguyen, P. M., J. De Pue, K.L. Van and W. Cornelis. 2015. Impact of regression methods on improved effects of soil structure on soil water retention estimates. *Journal of Hydrology* 29: 598-606.
19. Noori, R., A.R. Karbassi, A. Moghaddamnia, D. Han, M.H. Zokaei-Ashtiani, A. Farokhnia and M. Ghafari. 2013. Assessment of input variables determination on the SVM model performance using PCA, Gamma test and forward selection techniques for monthly stream flow prediction. *Journal of Hydrology* 401(3): 177-189.
20. Noori, R., A. Khakpour, B. Omidvar and A. Farokhnia. 2010. Comparison of ANN and principal component analysis-multivariate linear regression models for predicting the river flow based on developed discrepancy ratio statistic. *Expert Systems with Applications* 37: 5856-5862.
21. Norouzi Engenayi, O., M. J. Khalafi Khotbsara and M. Karimi Sorand. 2019. Investigating the performance of data-based methods in estimating important moisture points in Shahrood area. *Irrigation Sciences and Engineering* 42(4): 29-44 (In Farsi).
22. Qiao, J., Y. Zhu, X. Jia, L. Huang and M. Shao. 2018. Development of pedotransfer functions for soil hydraulic properties in the critical zone on the Loess Plateau, China. *Hydrological Processes* 32(18): 2915-2921.
23. Ranjbar, S. and M. Akhoondzadeh. 2020. Volumetric soil moisture estimation using Sentinel 1 and 2 satellite images. *Journal of Geospatial Information Technology* 7(4): 216-233 (In Farsi).
24. Ungaro, F., C. Calzolari and E. Busoni. 2005. Development of pedotransfer functions using a group method of data handling for the soil of the Pianura Padano-Veneta region of North Italy: Water Retention Properties *Geoderma* 124: 293-317.

Assessment of Regression, Support Vector Machine, and Gene Expression Programming Transfer Functions to Predict Soil Humidity Parameters in Arasbaran Plain

F. Ahmadzadeh Kaleibar^{1*} and M. Fuladipannah²

(Received: October 7-2022 ; Accepted: January 17-2023)

Abstract

Using transfer functions to predict soil moisture parameters has been considered strictly a scientific and economical method among researchers. In this research, field capacity (FC) and permanent wilting point (PWP) of soil were predicted using classic regression (linear and non-linear), support vector machine (SVM) algorithm, and gene programming expression (GEP) algorithm based on three performance assessment criteria as determination of coefficient (R^2), root mean square error (RMSE), and standardized developed discrepancy Ratio (DDR) in the Arasbaran plain in the northwest of Iran. Independent parameters were determined as clay percent (Cl), silt percent (Si), gravel percent (Sa), organic carbon (OC), bulk density (ρ_b), and actual density (ρ_s) which (S, ρ_b , ρ_s) and (ρ_b , ρ_s) were opted to predict FC and PWP using Gamma test, respectively. The results showed that each three transfer functions are capable to simulate FC and PWP parameters but the SVM algorithm is the superior predictor among the three functions so the values of (R^2 , RMSE, and DDRmax) of training and testing phases for FC were obtained (0.9908, 0.5517, 17.50), (0.9785, 0.7004, 11.62) and those of PWP were calculated (0.9782, 0.5764, 2.85) and (0.8389, 1.187, 3.09), respectively.

Keywords: Gama test, Intelligent algorithm, Meta heuristic model, Performance assessment, Filed capacity, Permanent wilting point

1. Department of Water Sciences and Engineering, Tabriz Branch, Islamic Azad University, Tabriz, Iran, and Sustainable Development Management Research Center of Urmia Lake and Aras River Basin, Tabriz Branch, Islamic Azad University, Tabriz, Iran.

2. Department of Civil Engineering, Ramhormoz Branch, Islamic Azad University, Ramhormoz, Iran.

*: Corresponding author, Email: f.ahmadzadeh@iaut.ac.ir