

Comparison of Nonlinear Two-Dimensional Modeling of Gravimetric Data of Western Anatolia, Turkey, Using Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm and Single-Objective Genetic Algorithm

Aramesh Asl, R.¹  | Aghajani, H.¹  | Soleimani Monfared, M.¹  | Rezaie, M.² 

1. Department of Mining Exploration Engineering, Faculty of Mining, Petroleum and Geophysics Engineering, Shahrood University of Technology, Shahrood, Iran.

2. Department of Mining Engineering, Faculty of Technical Engineering, Malayer University, Malayer, Iran.

Corresponding Author E-mail: ramin.aramesh@shahroodut.ac.ir

(Received: 26 June 2022, Revised: 21 Nov 2022, Accepted: 10 Jan 2023, Published online: 30 Aug 2023)

Summary

Studying the bedrock geometry in mining and oil exploration operations to obtain its 2D pattern requires nonlinear reverse computations. Local optimization methods for solving nonlinear inverse problems are based on linearizing the changes of the model similar to a primary model and finding an objective function of minimum error from the model's parameters; however, these optimization methods are not able to select a suitable primary function that is close enough to the general optimal value. That is to say, every objective function can have several minimum and maximum solutions. The lowest minimum is called the global minimum while the rest of them are named local minimums. Therefore, in local inverse methods, the objective is to find the minimum of an objective function, and also an objective function might have a few local minimums with different values. In this case, it is not suitable to use gradient-based methods for exploration purposes, unless the primary model is very close to the actual answer; which is outside the control of geological structures or the geometry of the subsurface. Despite the easy execution and high convergence rate of the local methods, there is the possibility of being trapped in local minimums because these methods are dependent on the primary model and also finding more than one optimized point in 2D or 3D simulations; this is why local optimization methods are considered deterministic algorithms. Multi-objective and single-objective metaheuristic optimization algorithms are capable of searching the feasible region and they also provide a solution independent of the primary model. Searching the feasible region means finding all the feasible solutions for a problem and each point in this region is representing a solution that can be ranked based on its value. One of the important differences between local optimization and metaheuristic methods is constraining. Constraining metaheuristic global optimization methods are only used for constraining the feasible region based on previous knowledge or estimation relations; which is very different from constraining local optimization that is used for stabilizing inverse simulation. The algorithms used in the present work included a non-dominated sorting genetic algorithm (NSGA-II) and single-objective genetic algorithm, which were used to estimate the depth. The NSGA-II is commonly used to solve problems with multiple, typically conflicting, objective functions. This algorithm is capable of being developed and also has a high potential for solving unbounded multi-objective problems. In addition, the single-objective genetic algorithm (GA) is capable of modeling and solving complex problems. In the present study, both algorithms were verified and validated using the data produced by an imaginary and complex synthetic model. In order for a more precise examination of the performance of both algorithms, the imaginary synthetic data were used both with no noise and with up to 10% Gaussian white noise (GWN). Accordingly, the modeling results indicated a good consistence between the algorithms and the primary model; so that, the root mean square error parameter for the data obtained from the initial data of the synthetic model ranged from 0.05 to 0.35mGal for the NSGA-II and from 0.07 to 0.52mGal for the GA. Also, this parameter didn't exceed 72.4 in the NSGA-II and didn't exceed 93.8 in the GA. Based on the gravimetric modeling of the Western Anatolia, Turkey, the results obtained from both algorithms under similar conditions in terms of parameter settings and number of algorithm executions indicated good performance of the NSGA-II algorithm compared to the single-objective algorithm.

Keywords: Modeling, Bedrock Depth, NSGA-II Algorithm, GA Algorithm, Anatolia.

Cite this article: Aramesh Asl, R., Aghajani, H., Soleimani Monfared, M., & Rezaie, M. (2023). Comparison of Nonlinear Two-Dimensional Modeling of Gravimetric Data of Western Anatolia, Turkey, Using Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm and Single-Objective Genetic Algorithm. *Journal of the Earth and Space Physics*, 49(2), 275-292. DOI: <http://doi.org/10.22059/jesphys.2023.343767.1007435>

E-mail: (1) haghajani@shahroodut.ac.ir | msoleimani@shahroodut.ac.ir (2) mohamad1rezaie@gmail.com



مقایسه مدل‌سازی دو بعدی غیرخطی داده‌های گرانی‌سنجی محدوده غربی آناتولی ترکیه با استفاده از الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی نامغلوب و الگوریتم ژنتیک تک‌هدفه

رامین آرامش اصل^۱ | حمید آقاجانی^۱ | مهرداد سلیمانی منفرد^۱ | محمد رضایی^۲

۱. گروه مهندسی اکتشاف معدن، دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک، دانشگاه صنعتی شاهرود، شاهرود، ایران.

۲. گروه مهندسی معدن، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه ملایر، ملایر، ایران.

رایانامه نویسنده مسئول: ramin.aramesh@shahroodut.ac.ir

دریافت: ۱۴۰۱/۴/۵، بازنگری: ۱۴۰۱/۸/۳۰، پذیرش نهایی: ۱۴۰۱/۱۰/۲۰، انتشار آنلاین: ۱۴۰۲/۶/۸

چکیده

مطالعه هندسه سنگ بستر در اکتشافات معدنی و نفتی جهت دستیابی به تصاویر دو بعدی از آن، مستلزم استفاده از محاسبات وارون غیرخطی است. الگوریتم‌های مورد استفاده در این مطالعه، الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی نامغلوب NSGA-II و الگوریتم ژنتیک GA است که جهت محاسبات برآورد عمق مورد استفاده قرار گرفته است. الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی نامغلوب برای حل مسائلی با توابع هدف متعدد و عموماً متعارض که از قابلیت توسعه و توانایی بالایی در حل مسائل چندهدفه نامقید برخوردار است. الگوریتم ژنتیک تک‌هدفه نیز قابلیت مدل‌سازی را دارد. در این مطالعه، جهت راستی‌آزمایی و صحت‌سنجی هر دو الگوریتم، از داده‌های تولیدشده توسط یک مدل مصنوعی پیچیده استفاده شد و برای بررسی دقیق‌تر عملکرد این الگوریتم‌ها از این داده‌ها در دو شرایط بدون نوفه و همراه با نوفه سفید گوسی تا ۱۰ درصد مورد مطالعه و بررسی قرار گرفت و نتایج حاصل از مدل‌سازی توسط این الگوریتم‌ها تطابق قابل‌قبولی را با مدل اولیه ارائه داد به طوری که در الگوریتم NSGA-II پارامتر ریشه میانگین مربع خطا (RMS) برای داده به‌دست‌آمده از داده اولیه مدل مصنوعی از ۰/۰۵ تا ۰/۳۵ میلی‌گال و در الگوریتم GA از ۰/۰۷ تا ۰/۵۲ میلی‌گال است. این پارامتر در الگوریتم NSGA-II برای مدل به‌دست‌آمده از مدل اولیه ۷۲/۴ متر و برای الگوریتم GA از ۹۳/۸ متر بالا نرفت. با بررسی مدل‌سازی گرانی‌سنجی محدوده آناتولی در کشور ترکیه، نتایج به‌دست‌آمده برای هر دو الگوریتم با ایجاد شرایط مشابه از نظر تنظیم پارامتری و تعداد دفعات اجرای الگوریتم، نشان‌دهنده عملکرد مناسب الگوریتم NSGA-II نسبت به الگوریتم GA است.

واژه‌های کلیدی: مدل‌سازی، عمق سنگ بستر، الگوریتم NSGA-II، الگوریتم GA، آناتولی.

۱. مقدمه

کمیته کردن تابع هدفی است که عمدتاً از دو بخش تشکیل شده است که بخش اول مربوط به عدم‌برازش داده‌ها و بخش دوم مربوط به منظم‌سازی است. عدم‌برازش داده‌ها مرتبط با اختلاف داده‌های برداشت‌شده با داده‌های محاسبه‌شده است و جهت کاهش اعوجاجات این داده‌ها از بخش منظم‌سازی استفاده می‌شود. در ژئوفیزیک برای بررسی هندسه سنگ بستر و ضخامت رسوبات بالای آن از روش‌های بهینه‌سازی محلی و روش‌های بهینه‌سازی سراسری استفاده می‌شود (جی و تائو، ۲۰۱۵). روش‌های بهینه‌سازی محلی برای حل مسائل وارون غیرخطی، بر اساس خطی‌سازی تغییرات مدل در نزدیکی یک مدل

از نظر زمین‌شناسی، ساختارهای زیرسطحی دارای پیچیدگی‌هایی است که بررسی و مطالعات ژئوفیزیکی را به جهت شناخت این ساختارها و یا دستیابی به وضعیت زیرسطحی آنها با مشکل روبه‌رو می‌کند. مبنای مطالعات و بررسی‌های ژئوفیزیکی، متکی به مدل ریاضی که قادر به تولید داده‌های مشاهده‌ای ناشی از یک ساختار زیرسطحی است. بدین صورت که ساختارهای زیرسطحی در مطالعات ژئوفیزیکی به کمک مدل یا مدل‌های ریاضی تقریب زده می‌شوند و در نهایت به کمک داده‌های ژئوفیزیکی برداشت‌شده امکان تعیین پارامترهای مدل را فراهم می‌آورد. در وارون‌سازی داده‌های گرانی‌سنجی، هدف

استناد: آرامش اصل، رامین؛ آقاجانی، حمید؛ سلیمانی منفرد، مهرداد و رضایی، محمد (۱۴۰۲). مقایسه مدل‌سازی دو بعدی غیرخطی داده‌های گرانی‌سنجی محدوده غربی آناتولی ترکیه با استفاده از الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی نامغلوب و الگوریتم ژنتیک تک‌هدفه. مجله فیزیک زمین و فضا، ۴۹(۲)، ۲۷۵-۲۹۲.

DOI: <http://doi.org/10.22059/jesphys.2023.343767.1007435>

رایانامه: (۱) haghajani@shahroodut.ac.ir | (۲) msoleimani@shahroodut.ac.ir | (۳) mohamad1rezaie@gmail.com



ناشر: مؤسسه انتشارات دانشگاه تهران.

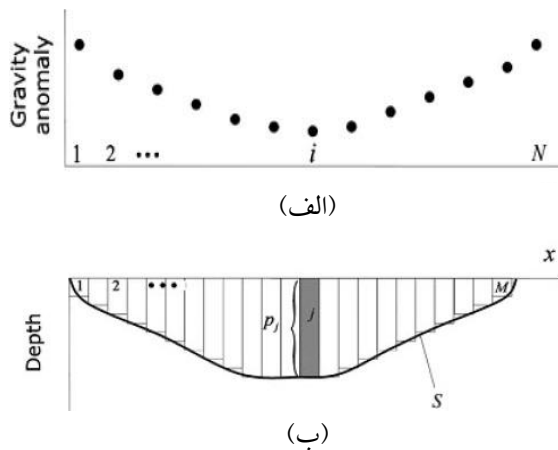
DOI: <http://doi.org/10.22059/jesphys.2023.343767.1007435>

تخمینی است و با مقیدسازی بهینه‌سازی محلی که برای پایداری مدل‌سازی واریانس استفاده می‌شود، تفاوت عمده‌ای دارد (پالرو و همکاران، ۲۰۱۵). این مقیدسازی در روش‌های فراابتکاری عمومی باعث همخوانی بیشتر پاسخ‌های محاسبه‌شده با مدل‌های طبیعی خواهد شد به طوری که تغییرات پارامترها حالت هموارشدگی داشته و با مدل طبیعی بیشترین همخوانی را خواهد داشت. روش‌های فراابتکاری بر مبنای جستجو در فضای مدل، برای هر نقطه از آن، داده‌های متناظر با بردار مدل را به حالت پیشرو محاسبه کرده که به آن داده‌های پیش‌بینی گویند و با داده‌های برداشت‌شده از سطح زمین مقایسه شده و اختلافشان را به دست می‌آورد که این اختلاف به شکل تابعی از پارامتر مدل است که به آن تابع خطا نیز می‌گویند. یکی از مهم‌ترین مزیت‌های روش‌های الگوریتم بهینه‌سازی فراابتکاری، جلوگیری از به دام افتادگی در کمینه‌های محلی است که این امر به واسطه تولید پاسخ‌های جدید به کمک تصمیمات تصادفی هوشمندانه با استفاده از پاسخ‌های قبلی است (یانگ، ۲۰۱۰) زمانی که اختلاف بین داده‌های برداشت‌شده با داده‌های پیش‌بینی شده به صورت یک تابع هدف تعریف می‌شود، نقطه یا نقاطی در فضای مدل که کمترین مقدار را برای تابع هدف دارند، به عنوان پاسخ بهینه منظور می‌شوند. روش بهینه‌سازی فراابتکاری می‌تواند به عنوان روشی برای واریانس‌سازی، به ویژه مسائل غیرخطی استفاده شود؛ بدون این که با مشکلات مربوط به تولید ماتریس واریانس، پایداری مسئله و نیز مشتق‌پذیر بودن تابع هدف روبه‌رو شود (روی و کومار، ۲۰۰۷)

۲. مدل‌سازی ضخامت رسوبات با داده‌های گرانی سنجی در واریانس‌سازی ژئوفیزیکی، جهت تخمین عمق سنگ‌بستر و یا مدل‌سازی ضخامت حوضه‌های رسوبی با استفاده از داده‌های گرانی سنجی چندین مدل با الگوی پارامترسازی متفاوت ارائه شده است. در این مطالعه از مدل منشورهای باربوسا و سیلوا استفاده شده است. این مدل برای

اولیه و یافتن کمترین مقدار خطا به شکل تابع هدفی که از پارامترهای مدل است که در این روش‌های بهینه‌سازی امکان انتخاب مدل اولیه مناسب وجود ندارد و ممکن است مدل اولیه به اندازه کافی به مقدار بهینه عمومی نزدیک نباشد. به بیان دیگر هر تابع هدف (خطا) می‌تواند تعدادی پاسخ کمینه و یا بیشینه داشته باشد که به کمترین مقدار کمینه به دست آمده از تابع هدف را کمینه کلی و به سایر مقادیر کمینه مربوط به این تابع را کمینه محلی گویند. به همین جهت در روش‌های واریانس‌سازی محلی، هدف یافتن کمینه یک تابع هدف است و از سویی ممکن است یک تابع هدف دارای چندین نقطه کمینه محلی با مقادیر مختلف داشته باشد. در این صورت استفاده از روش‌های جستجوی محلی نمی‌تواند چندان مناسب باشند، مگر این که انتخاب مدل اولیه به اندازه کافی به پاسخ حقیقی نزدیک باشد؛ که این امر نیز خارج از کنترل شرایط پیچیدگی ساختارهای زمین‌شناسی است (سنیدر، ۱۹۹۸؛ ترنتولا، ۲۰۰۵؛ یوان و همکاران، ۲۰۰۸). با وجود سادگی اجرا و همچنین بالابودن سرعت همگرایی روش‌های جستجوی محلی، احتمال گیرافتادن در کمینه محلی به دلیل وابستگی این روش‌ها به مدل اولیه و همچنین وجود چندین نقطه بهینه در مدل‌سازی دو بعدی و یا سه بعدی خواهد بود. روش‌های الگوریتم بهینه‌سازی فراابتکاری چندهدفه و تک‌هدفه، قابلیت بررسی فضای جستجو را داشته و پاسخ ارائه‌شده توسط این الگوریتم‌ها مستقل از مدل اولیه است (سن و استوا، ۱۹۹۵؛ بوچتی و همکاران، ۱۹۹۷؛ شاو و اسریواستاوا، ۲۰۰۷؛ آتش‌پز گرگری و لوکاس، ۲۰۰۷). منظور از فضای جستجو همان کلیه پاسخ‌های ممکن برای مسئله مورد هدف است و هر نقطه از این فضا نشان‌دهنده یک پاسخی است که قابلیت رتبه‌بندی از نظر ارزش آن پاسخ را خواهد داشت یکی از تفاوت‌های مهم دو روش الگوریتم بهینه‌سازی محلی و فراابتکاری در مقیدسازی است. مقیدسازی در روش‌های بهینه‌سازی فراابتکاری عمومی صرفاً جهت مقیدسازی فضای جستجو با استفاده از اطلاعات پیشین یا روابط

مربوط به داده‌های گرانی‌سنجی برداشت‌شده به همراه تصحیحات لازم که بر روی هر یک از این داده‌ها صورت گرفته و شکل پایینی مربوط به بلوک‌بندی جهت مدل‌سازی و تخمین ضخامت هر یک از بلوک‌ها است.



شکل ۱. الف) شماتیکی از داده‌های گرانی‌سنجی برداشت‌شده و تصحیحات صورت‌گرفته و ب) بلوک‌بندی فضای مدل به منشورهای قائم با تغییرات تک‌بعدی (باربوسا و سیلوا، ۱۹۹۴).

در رابطه ۴، Δg_i ، معرف آنومالی گرانی باقی‌مانده در هر نقطه برداشتی است که توسط این رابطه تخمین زده می‌شود. $\Delta \rho_j$ معرف اختلاف چگالی بین حوضه رسوبی و سنگ بستر در منشور j ام و z_j معرف عمق سنگ بستر در منشور j ام و همچنین r_{ij} معرف فاصله افقی بین نقطه اندازه‌گیری i ام با منشور j ام است.

$$\Delta g_i = \sum_{j=1}^M F(\Delta \rho_j, z_j, r_{ij}), \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (4)$$

۱-۲. الگوریتم ژنتیک تک‌هدفه (Genetic Algorithm) با ارائه نظریه ژنتیکی داروین و ظهور پیشرفت‌هایی در عصر کامپیوتر، شاهد ورود الگوریتم‌های تکاملی برای حل مسائل پیچیده شد که در سال ۱۹۵۷ با جایگزینی بیت‌ها به جای ژن‌های کروموزوم توسط آلکس فریزر بنیان الگوریتم ژنتیک نهاده شد (شتا و تراهیه، ۲۰۰۶؛ سیواندام و دپا، ۲۰۰۷؛ یه و لین، ۲۰۰۷). دانشمندان دیگری پس از فریزر در مورد ژنتیک مصنوعی تحقیق و بررسی انجام دادند که از آن جمله می‌توان هالند (۱۹۹۲) را نام برد. هالند برای اولین بار تئوری الگوریتم ژنتیک را

مدل‌سازی اثرات میدان گرانی یک منشور دو بعدی از محدوده بلوک‌بندی‌شده، در یک نقطه اندازه‌گیری است (باربوسا و سیلوا، ۱۹۹۴؛ گالاردو و همکاران، ۲۰۰۳). باربوسا و سیلوا برای مدل‌سازی داده‌های گرانی یک لایه از مدل پیشروی ارائه‌شده توسط تلفورد و بلوک‌بندی دو بعدی استفاده کرده‌اند (باربوسا و سیلوا، ۲۰۱۱؛ تلفورد و همکاران، ۱۹۹۰). در این مدل‌سازی به هر یک از این بلوک‌ها می‌توان دانسیته ثابت را نسبت داد و به طور کلی از یک دانسیته ثابت برای همه بلوک‌ها استفاده کرد و یا همچنین می‌توان دانسیته مربوط به بلوک‌های مطالعاتی را متغیر در نظر گرفت. رابطه ۱، میدان گرانی هر یک از M بلوک را برای N نقطه داده برداشت‌شده از محدوده مطالعاتی ارائه می‌شود:

$$F_{ij} = F(x, z, x_m, x_M, z_t, z_b, \rho)$$

$$F_{ij} = G\rho \left[A \cdot \ln \frac{A^2 + D^2}{A^2 + C^2} - B \cdot \ln \frac{B^2 + D^2}{B^2 + C^2} - 2C \left(\arctan \frac{A}{C} - \arctan \frac{B}{C} \right) + 2D \left(\arctan \frac{A}{D} - \arctan \frac{B}{D} \right) \right] \quad (1)$$

در رابطه بالا پارامتر F_{ij} میدان گرانی بلوک j ام در نقطه i ام و پارامتر G نیز ثابت جهانی گرانش نامیده می‌شود و برابر با 6.67×10^{-11} نیوتن در مجذور متر بر مجذور کیلوگرم است. تعریف پارامترهای A ، B ، C و D در روابط ۲ و ۳ است.

$$A = x_i - x_{1j}, \quad B = x_i - x_{2j} \quad (2)$$

$$C = z_i - z_{1j}, \quad D = z_i - z_{2j} \quad (3)$$

در مدل‌سازی باربوسا، با توجه به لایه‌های موجود و فصل مشترک سنگ کف، بلوک‌بندی مدل می‌تواند به صورت منشورهای قائم در نظر گرفته شود که در آن ابعاد منشورها، ثابت و تنها پارامتر متغیر در این مدل‌سازی، ضخامت یا همان عمق هر منشور خواهد بود. به بیان دیگر می‌توان اشاره کرد که در این مدل‌سازی خصوصیات هندسی منشورهای مورد مطالعه متغیر خواهد بود. شکل ۱

جواب‌هایی است که در نسل کنونی، بهترین جواب برای مسئله بهینه‌سازی محسوب می‌شوند. از این طریق، جمعیت جدیدی از کروموزوم‌ها یا بردارهای جواب تولید خواهد شد. هدف از عملگر ترکیب، آمیزش کروموزوم‌های انتخابی به‌عنوان والد و تولید کروموزوم‌های بهتر که به آن فرزند گویند، است. در این عملگر نیز، کروموزوم‌های جدیدی در جمعیت تشکیل نمی‌شوند. در این وهله کروموزوم‌های جدیدی از طریق تبادل اطلاعات (ژنی) میان کروموزوم‌های قبلی تشکیل می‌شود. زمانی که در نسل‌های متوالی، از عملیات انتخاب و ترکیب به دفعات روی کروموزوم‌ها استفاده می‌شود، جمعیت کروموزوم‌ها که همان پاسخ‌های تولیدشده هستند به‌سوی همگرادن سوق پیدا می‌کند. برای اجتناب از این مرحله، از عملگر جهش استفاده می‌شود تا این عملگر کمک کند تا تنوع در جمعیت کروموزوم‌ها افزایش پیدا کند. این عملگر قابلیت ایجاد تغییرات عمده در کروموزوم‌های فرزندان تولیدشده دارد و سبب ایجاد ژن‌های کاملاً متفاوت در کروموزوم‌های فرزندان تولیدشده، نسبت به کروموزوم‌های والدین داشته باشند. همچنین عملگر جهش باعث ایجاد کروموزوم‌های جدیدی در همسایگی کروموزوم قبلی شود که نشان‌دهنده جستجوی محلی در اطراف کروموزوم‌ها است.

۲-۲. الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی نامغلوب (Non-dominated sorting genetic algorithm)

در این الگوریتم مهم‌ترین بخش مربوط به تعمیم مفهوم برازندگی به مسائل چندهدفه است که این موضوع برای اولین بار توسط گلدبرگ ارائه شد (گلدبرگ، ۱۹۸۹). گلدبرگ از مفهوم ارزش‌گذاری و رتبه‌بندی نامغلوب راه‌حل‌ها در تکرارهای متوالی الگوریتم جهت هدایت راه‌حل‌های ارائه‌شده به‌سوی مجموعه پاسخ‌های پارتو استفاده کرد و از مجموعه پاسخ‌های پارتو توسط دب و سیرنیواس به‌طور مستقیم استفاده شد (سیرنیواس و دب، ۱۹۹۵؛ زیتلر و همکاران، ۲۰۰۰؛ دب، ۲۰۰۱؛ بیجانی و همکاران، ۲۰۱۷). اولین نسخه این الگوریتم در سال ۱۹۹۵ توسط دب و سیرنیواس ارائه شد (سیرنیواس و دب، ۱۹۹۵). الگوریتم

جهت استفاده در مسائل بهینه‌سازی معرفی کرد. نقش الگوریتم ژنتیک در هر مسئله‌ای، معرفی بهینه پاسخ ممکن در فضای جستجو است. برای دستیابی به بهینه پاسخ، ابتدا جمعیتی از پاسخ‌های اولیه تولید می‌شود و این پاسخ‌ها مورد ارزیابی قرار می‌گیرند. سپس به کمک نسل‌های متوالی می‌توان به مجموعه‌ای از پاسخ‌های تغییر یافته رسید؛ به طوری که این مجموعه پاسخ‌ها به سمت پاسخ بهینه همگرا شود. این الگوریتم نخست پاسخ‌های محتمل را در یک ساختار داده‌ای کدگذاری می‌کنند و از طریق اعمال عملگرهای بازترکیب روی همین داده‌ها، اطلاعات مربوط به هر ساختار را حفاظت می‌کنند. کروموزوم‌ها تحت تأثیر سه دسته عملگر اصلی در الگوریتم ژنتیک که شامل عملگر انتخاب، عملگر ترکیب و عملگر جهش هستند، قرار می‌گیرند. هر کروموزوم به‌عنوان یکی از اعضای جمعیت اولیه در نظر گرفته می‌شود و کروموزوم‌هایی که بیشترین برازندگی را نسبت به دیگر کروموزوم‌های موجود در جمعیت داشته باشند، شانس بیشتری برای انتخاب خواهند داشت. نکته مهم در مورد عملگر انتخاب این است که در این عملگر، کروموزوم‌های جدیدی با مقادیر متغیر متفاوت از جمعیت اصلی تشکیل نمی‌شود. عملگر انتخاب مورد استفاده در این مطالعه روش چرخ رولت است در روش چرخ رولت، احتمال انتخاب یک کروموزوم متناسب با برازندگی آن کروموزوم محاسبه می‌شود. احتمال انتخاب کروموزوم F_i متناسب با برازندگی آن F_i در Ω اندازه جمعیت خواهد بود که در رابطه ۵ بیان شده است.

$$p_i = \frac{F_i}{\sum_{i=1}^n F_i} \quad (5)$$

کروموزوم‌های انتخاب شده به‌واسطه دو عملگر اصلی دیگری، جمعیت جدیدی را در فضای پاسخ مسئله تولید می‌کنند. جمعیت جدید، مشکل از کروموزوم‌ها جواب‌های جدید خواهد بود. عملکرد صحیح عملگرهای ترکیب و جهش منوط به تعریف تابع هدف است و هدف اصلی این عملگرها در الگوریتم ژنتیک، انتخاب، ترکیب و تغییر بردارهای متناظر با

طور تصادفی عددی بین صفر تا یک انتخاب می‌شود؛ اگر عدد انتخاب شده کوچک‌تر از نرخ جهش بود، برای این کروموزوم جهش انجام می‌شود. در عملگر جهش، دو ژن به صورت تصادفی انتخاب می‌شود. سپس کاربری این ژن‌ها به‌طور تصادفی و به‌گونه‌ای تغییر می‌یابد که قیود مسئله برقرار باشد. در صورتی که قیود مسئله رعایت نشود باید ژن موردنظر به کاربری دیگری به‌طور تصادفی تغییر کند تا قیود مسئله برقرار شود. این کار n مرحله انجام می‌شود تا کاربری مناسب انتخاب شود. در الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی نامغلوب نرخ جهش 0.5 در نظر گرفته شد. در زیر به یک سری مفاهیم مهم در الگوریتم NSGA-II اشاره شده است:

۲-۱-۲. پاسخ غلبه

در مسائل بهینه‌سازی چندهدفه یک پاسخ وقتی به‌وسیله پاسخ موجه دیگر مغلوب می‌شود که حداکثر بر مبنای تمامی اهداف به‌خوبی پاسخ موجه اول باشد و دست کم بر اساس یک تابع هدف بدتر از پاسخ موجه اول باشد که در این صورت به‌خوبی می‌توان مفهوم غلبه را بیان کرد. برای بیان بیشتر این موضوع می‌توان گفت که مفهوم غلبه این است که همه توابع هدف مربوط به پاسخ x کوچک‌تر یا مساوی تابع هدف متناظر مربوط به پاسخ y باشند. به عبارتی پاسخ y از هیچ‌نظر برتر از پاسخ x نباشد و پاسخ x حداقل از یک نظر اکیداً بهتر از پاسخ y باشد. این پاسخ‌های نامغلوب، پاسخ بهینه پاراتو نامیده می‌شوند. یک مسئله کمینه‌سازی با m تابع هدف را در نظر بگیرید. جواب x در صورتی به جواب y غلبه می‌کند که (دب و همکاران، ۲۰۰۲):

$$x < y | \forall_i: f_i(x) \leq f_i(y) \text{ and } \exists_j: f_j(x) < f_j(y) \quad (6)$$

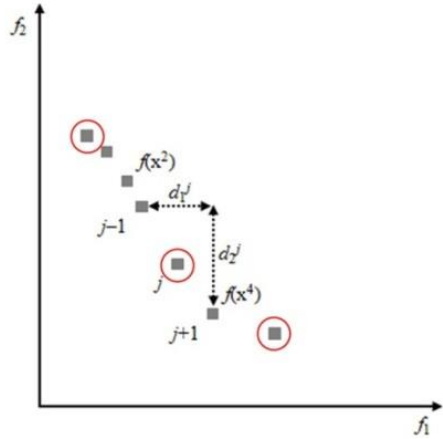
که در آن $f_i(x)$ و $f_i(y)$ به ترتیب مقادیر تابع هدف‌های i ام مرتبط با پاسخ‌های x و y است.

پاسخ نامغلوب: در کنار پاسخ‌های مغلوب می‌توان پاسخ‌های نامغلوب را بیان کرد که از بین مجموعه پاسخ‌های p مجموعه پاسخ‌های نامغلوب p' آن پاسخ‌هایی هستند که مغلوب هیچ‌یک از اعضای مجموعه p نیستند.

ژنتیک مرتب‌سازی نامغلوب از اضافه‌شدن دو علمگر مهم به الگوریتم ژنتیک تک‌هدفه حاصل شد که در این صورت به‌جای یافتن بهترین پاسخ، مجموعه از بهترین پاسخ‌ها را ارائه می‌دهد که این مجموعه پاسخ‌ها به نام جبهه پارتو است. یکی از این عملگرهای اضافه‌شده به الگوریتم ژنتیک، عملگر نخبه‌گرا است که بر اساس ارزش‌گذاری به صف‌های نامغلوب، تنوع و گوناگونی پاسخ‌ها را در جبهه‌های بهینه پارتو فراهم می‌کند. همچنین دیگر عملگر مهم اضافه‌شده به الگوریتم ژنتیک، عملگر فاصله ازدحامی است که برای تعیین برتری پاسخ‌ها نسبت به یکدیگر مورد استفاده قرار گرفت. در الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی نامغلوب برای ایجاد جمعیت اولیه از چندین کروموزوم به‌صورت تصادفی استفاده می‌شود. کروموزوم‌هایی به طول تعداد بلوک‌هایی با ضخامت مجهول ایجاد می‌شوند. مقدار هر ژن از کروموزوم به‌صورت تصادفی از طریق تولید اعداد تصادفی به‌عنوان پارامتر مجهول مسئله که همان ضخامت هر بلوک است، تولید می‌شود. با تولید پاسخ‌های اولیه به تعداد اندازه جمعیت، میزان برازش برای هر کدام از کروموزوم‌ها به کمک توابع هدف، تعیین می‌شود که برای هر کروموزوم به میزان تعداد توابع هدف، مقادیر برازندگی تعیین می‌شود. از میان پاسخ‌های هر نسل، دو کروموزوم جهت انجام ترکیب انتخاب می‌شوند. معیارهای انتخاب دو پاسخ به‌عنوان والد در الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی نامغلوب در گام نخست رتبه پاسخ و در گام دوم فاصله ازدحامی مربوط به آن است؛ به‌طوری‌که آن دو پاسخی که دارای رتبه کمتر و فاصله ازدحامی بیشتری باشد، انتخاب می‌شوند. در مرحله ترکیب آن دو پاسخ به‌عنوان والد به روش تقاطع تک‌نقطه‌ای باهم ترکیب می‌شوند. در روش تقاطع تک‌نقطه‌ای در فاصله بین اولین و آخرین ژن به‌طور تصادفی انتخاب می‌شود و دو کروموزوم از محل مورد نظر با یکدیگر ترکیب می‌شوند. نرخ ترکیب 0.7 در نظر گرفته شده است.

حال به کمک فرزندان تولیدشده از مرحله ترکیب دو والد، از بین فرزندان تولیدشده، یک کروموزوم برای عمل جهش انتخاب می‌شود. عملگر جهش از به دام‌افتادن الگوریتم در پاسخ‌های بهینه محلی جلوگیری می‌کند. برای این عمل، به

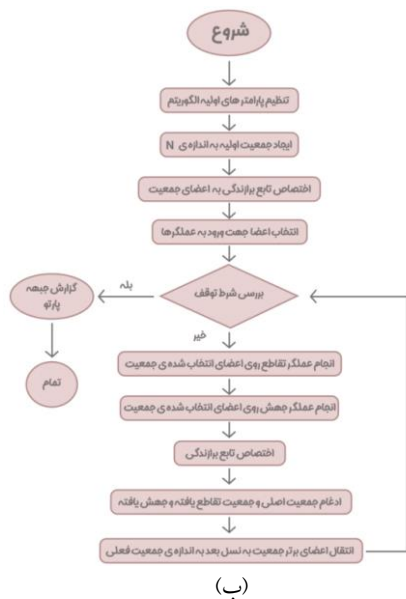
مقدار پاسخ در بین همه پاسخ‌ها و f_i^{\min} کمترین پاسخ در بین همه پاسخ‌ها است (زیتزلر، ۱۹۹۹). شکل ۲ نمایش گرافیکی فاصله ازدحام را نشان می‌دهد.



شکل ۲. مربوط به نمایش گرافیکی فاصله ازدحام در الگوریتم NSGA-II

۲-۲-۳. شرایط خاتمه

بعد از ذخیره بهترین پاسخ، شرط خاتمه الگوریتم بررسی می‌شود. اگر این شرط یا شروط برآورده شود، الگوریتم خاتمه می‌یابد و پاسخ نهایی ذخیره می‌شود در غیر این صورت الگوریتم تکرار می‌شود. شرط توقف می‌تواند رسیدن به دقتی خاص، تعداد تکرارهای خاص، زمان خاص یا ترکیبی از این‌ها باشد. در شکل ۳ چارت مربوط به هر دو الگوریتم ارائه شده است.



(ب)

عملگر انتخاب مسابقه‌ای ازدحام: با فرض این که هر پاسخ i دارای یک رتبه نامغلوب بودن r_i و یک فاصله ازدحام محلی d_i است، این عملگر دو پاسخ را مقایسه کرده و یکی را انتخاب می‌کند. پاسخ i در رقابت با پاسخ j صرفاً در صورتی انتخاب می‌شود که شرایط زیر برقرار باشد:

(الف) پاسخ i رتبه بهتری داشته باشد، که آن گاه $r_i > r_j$

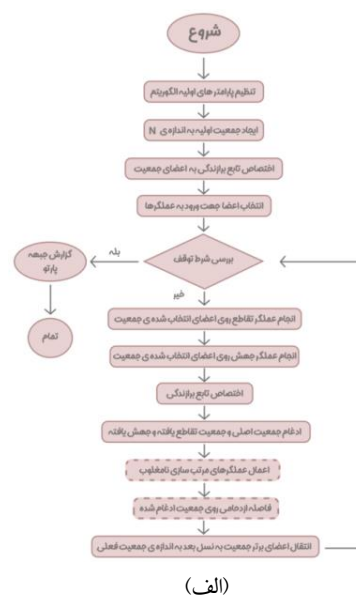
(ب) پاسخ‌های i و j در یک صف قرار داشته باشند، اما پاسخ i فاصله ازدحام بهتری در مقایسه با جواب j دارد؛ پس $r_i - r_j$ و $d_i > d_j$

۲-۲-۲. مفهوم فاصله ازدحام

برای تخمین چگالی پاسخ‌های موجود در کنار یک پاسخ خاص مانند پاسخ i در جمعیت، میانگین فاصله‌ای از دو پاسخ واقع در طرفین پاسخ i برای هر کدام از m تابع هدف محاسبه می‌شود. مقدار عددی d_i که از محاسبه تقریبی فضای مکعبی اطراف جواب i با به کار بردن نزدیک‌ترین همسایه‌های آن به دست می‌آید، فاصله تراکم یا ازدحامی نامیده می‌شود. در زیر به رابطه مربوط به فاصله ازدحامی اشاره می‌شود.

$$d_i^j = \frac{|f_i^{j+1} - f_i^{j-1}|}{f_{i\max} - f_{i\min}} \quad (7)$$

در این رابطه f_i^{j+1} فاصله پاسخ مدنظر نسبت به پاسخ بعدی، f_i^{j-1} فاصله پاسخ مدنظر نسبت به پاسخ قبلی، $f_{i\max}$ بیشترین



(الف)

شکل ۳. الف) مربوط به چارت الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی نامغلوب NSGA-II، ب) مربوط به الگوریتم ژنتیک تک‌هدفه GA.

۳. روش تحقیق

در این مطالعه با استفاده از دو الگوریتم ژنتیک تک‌هدفه و چندهدفه، مدل‌سازی غیرخطی ضخامت حوضه رسوبی با استفاده از داده‌های گرانی‌سنجی مورد ارزیابی قرار گرفت و نتایج حاصل نشان داد که این روش‌ها می‌تواند جایگزین مناسبی برای روش‌های جستجوی محلی باشد. در این مطالعه مجهولات مسئله همان ضخامت حوضه رسوبی قرار گرفته شده بر روی سنگ بستر است که جهت مطالعه این ضخامت، حوضه رسوبی مد نظر بلوک‌بندی شده می‌شود و ضخامت هر کدام از بلوک‌های حاصل شده به کمک الگوریتم‌های بیان شده مورد ارزیابی و بهینه‌سازی قرار گرفت. در الگوریتم ژنتیک تک‌هدفه و چندهدفه هر کروموزوم نماینده یک پاسخ است هر کروموزوم به‌عنوان پاسخ دارای m ژن خواهد بود هر ژن همان بخشی از پاسخ مسئله و به مقادیر ژن، آلل گویند به بیان دیگر هر کروموزوم یک بردار m بعدی است که m تعداد منشورهای حاصل از بلوک بندی حوضه رسوبی است و مؤلفه m این بردار به‌عنوان ضخامت m مین منشور از بلوک‌بندی مورد مطالعه است.

۳-۱. طراحی فضای جستجو و استفاده از اطلاعات اولیه

یکی از مهم‌ترین بخش‌های بهینه‌سازی در الگوریتم‌های جستجوی عمومی، تعیین فضای جستجوی پاسخ برای هر پارامتر مجهول و یا پارامتر مورد هدف مسئله است. در مطالعات ژئوفیزیکی می‌توان از اطلاعات مربوط به مطالعات پیشین از قبیل مطالعات و برداشت‌های زمین‌شناسی، مطالعات حفاری و یا هر اطلاعات جانبی دیگری جهت مقیدسازی فضای جستجو استفاده کرد. در صورت عدم وجود اطلاعات پایه‌ای یا اطلاعات جانبی از محدوده و یا حوضه رسوبی موردنظر، می‌توان از روابط تخمین عمق استفاده کرد که در این مطالعه از روابط حداکثر عمق اویلر استفاده شد. در این مطالعه برای تعیین فضای جستجوی ضخامت هر یک از منشورهای حاصل از بلوک‌بندی حوضه رسوبی، با استفاده از داده‌های گرانی‌سنجی برداشت شده از این حوضه، از یک عمق اولیه بر اساس رابطه تصحیح بوگه استاندارد استفاده شد.

برای تخمین این عمق از رابطه ۸ استفاده شد (باربوسا و همکاران، ۱۹۹۷).

$$Z_j^0 = \frac{\Delta g_j^{obs}}{2\pi G \Delta \rho} \quad (8)$$

در این رابطه Z_j^0 تخمین عمق اولیه منشور j ام، G ثابت جهانی گرانش، Δg_j^{obs} آنومالی گرانی در نقطه مرکزی لبه بالایی منشور j ام و $\Delta \rho$ اختلاف چگالی منشور j ام است. به کمک این مقادیر تخمینی به‌دست آمده، حدود جستجوی عمق هر منشور را از طریق رابطه ۹ و ضرب دو فاکتوری با مشخصات $k_{min} < 1$ و $k_{max} > 1$ تعیین کرد.

$$Z \in [k_{min} \cdot Z^0, k_{max} \cdot Z^0] \quad (9)$$

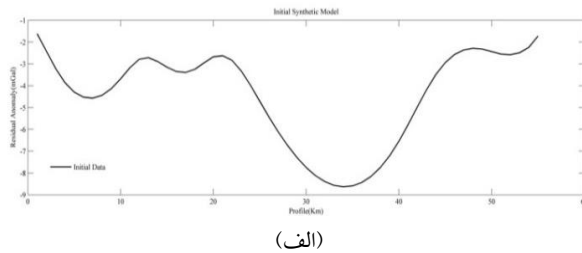
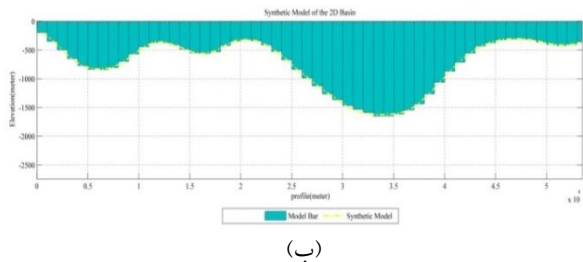
حال به کمک روابط بیان شده، مرزهای جستجو یا همان فضای جستجو را برای هر یک از منشورها تعیین کرد.

۳-۲. تنظیم پارامترها و اجرای الگوریتم‌های ژنتیک تک‌هدفه و چندهدفه

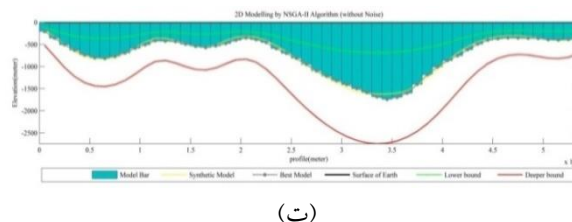
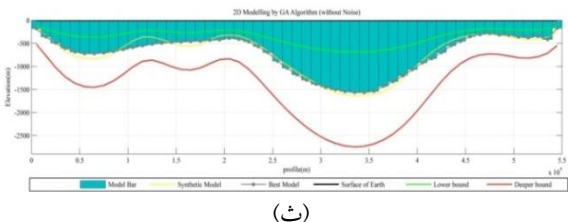
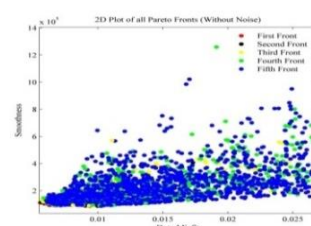
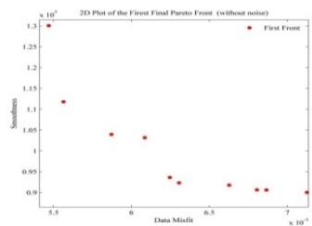
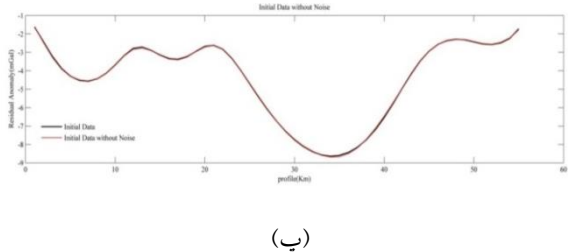
برای این که هر دو الگوریتم ژنتیک تک‌هدفه و چندهدفه برای مسئله موردنظر قابل اجرا باشد باید پارامترهای الگوریتم در این مسئله تعیین شود. در این مدل‌سازی کروموزوم‌ها، همان برداری به ابعاد تعداد منشورهای حاصل از بلوک‌بندی حوضه رسوبی هستند که این منشورها، به‌عنوان پارامترهای مدل در مسئله بیان می‌شود. هر کروموزوم یک موقعیت فضایی در فضای پارامترهای مسئله خواهد بود که ارزیابی مؤلفه‌های متغیرهای مسئله به کمک تابع هدف مورد مطالعه قرار گرفت. این تابع هدف تابعی از اختلاف آنومالی محاسبه‌شده از آنومالی اندازه‌گیری شده است که در رابطه ۱۰ بیان شده است.

$$C^g = \left\| \frac{\Delta g^{obs} - \Delta g^{cal}}{\Delta g^{obs}} \right\|_2 \quad (10)$$

در این رابطه C^g تابع هدف، Δg^{obs} آنومالی گرانی مشاهده‌ای و Δg^{cal} آنومالی گرانی محاسبه شده بر اساس پاسخ نمونه‌برداری شده از فضای مدل است. در این مطالعه از دو تابع هدف در الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی نامغلوب جهت مدل‌سازی داده استفاده می‌شود. شکل ۴ نشان می‌دهد که چگونه مجموعه پاسخ‌های وارون‌سازی به روزرسانی می‌شوند. در فضای تابع هدف اگر محور افقی مربوط به عدم برازش



شکل ۵. الف) آنومالی گرانی به دست آمده از سنگ بستر مصنوعی و ب) مدل مصنوعی دو بعدی حوضه رسوبی منشوربندی شده.



شکل ۶. مدل سازی حوضه رسوبی مصنوعی بدون نوفه با الگوریتم ژنتیک NSGA-II و GA. الف) پلات پارتو برای پنج جبهه معرفی شده با موقعیت همه پاسخ های ارائه شده توسط الگوریتم ژنتیک NSGA-II برای داده های مصنوعی بدون اعمال نویز، ب) پلات نهایی جبهه اول پارتو و معرفی پاسخ های بهینه الگوریتم NSGA-II جهت مدل سازی داده های مصنوعی بدون اعمال نویز سفید، پ) آنومالی گرانی به دست آمده از سنگ بستر مصنوعی بر اساس داده های بدون نویز سفید، ت) مدل مصنوعی دو بعدی حوضه رسوبی منشوربندی شده داده ها با استفاده از الگوریتم ژنتیک NSGA-II، ث) مدل مصنوعی دو بعدی حوضه رسوبی منشوربندی شده داده ها با استفاده از الگوریتم ژنتیک GA.

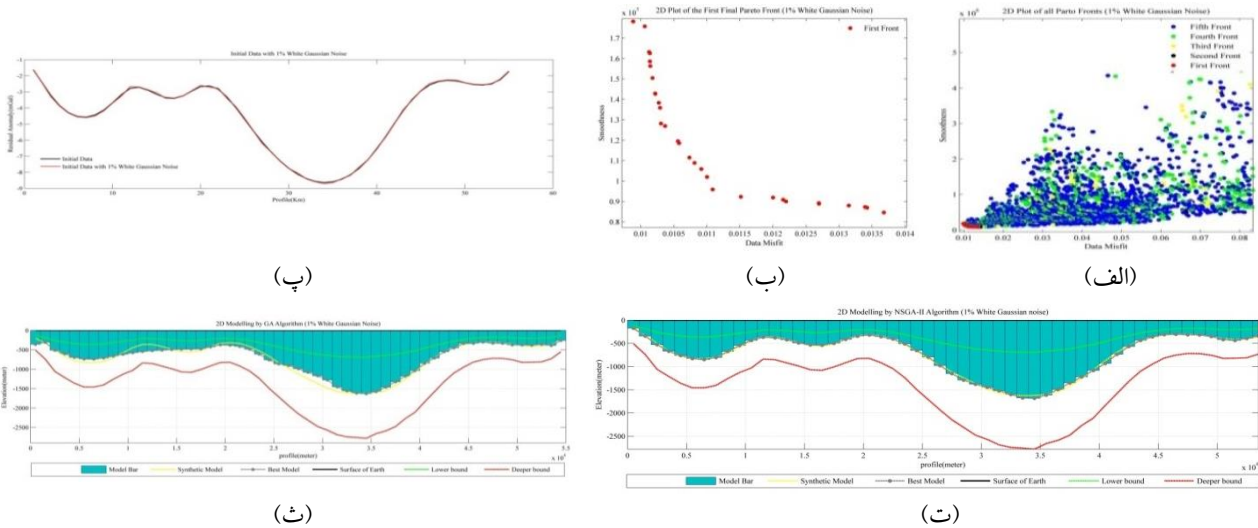
۲-۴. مدل مصنوعی به همراه نوفه

مورد مدل سازی قرار گرفت که نتایج آنها در اشکال ۷ الی ۱۲ نشان داده شده است و این حاکی از آن است که الگوریتم های GA و NSGA-II توسعه یافته از پایداری مناسبی در برابر نوفه های تصادفی وجود در داده ها برخوردار است. همچنین جدول ۱ میزان بررسی پارامتر ریشه میانگین مربع خطا (RMS) برای داده به دست آمده از داده اولیه مدل مصنوعی و مدل به دست آمده از مدل اولیه را برای هر دو الگوریتم نشان می دهد. با بررسی هر دو پارامتر برای هر دو الگوریتم در شرایط مشابه و یکسان از نظر تنظیم پارامتری و تعداد تکرار اجرای الگوریتم ها، حداکثر مقدار پارامتر ریشه میانگین مربع خطا از داده اولیه در الگوریتم NSGA-II برابر ۰/۳۵ میلی گال و حداکثر مقدار این پارامتر در الگوریتم GA، برابر با ۰/۵۲

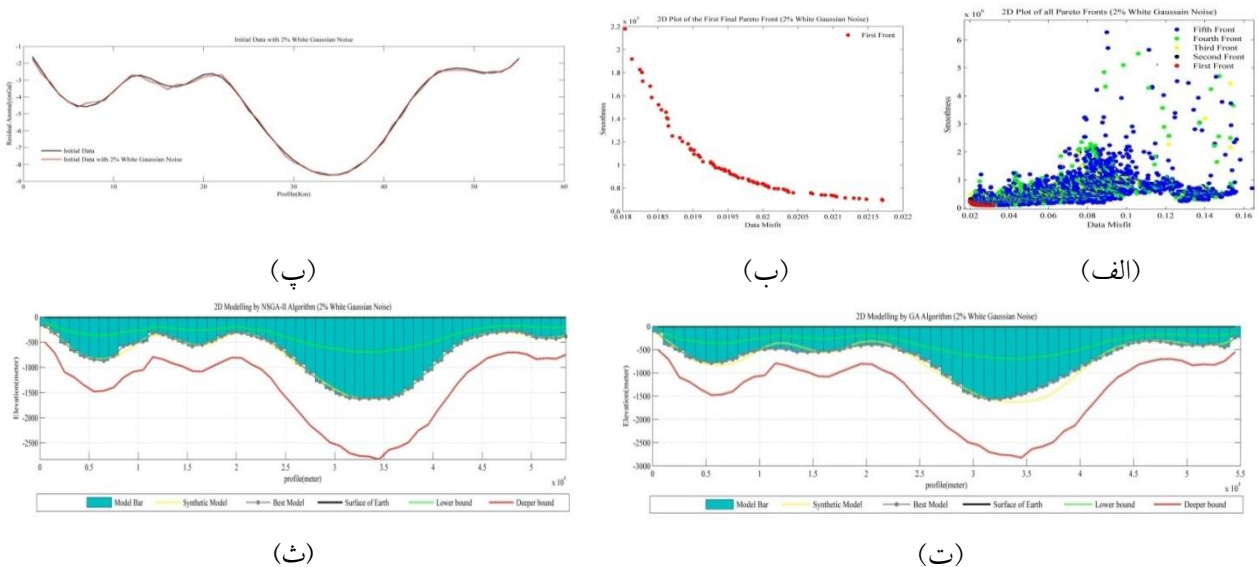
در مطالعات ژئوفیزیک هر داده واقعی برداشت شده از منطقه مطالعاتی همواره با نوفه هایی همراه است، به همین دلیل باید کارایی و توسعه این دو الگوریتم جهت مدل سازی این نوع از داده ها مورد اعتبارسنجی و ارزیابی قرار گیرد. با توجه به این که توزیع نوفه در حالت طبیعی یک توزیع گوسی با میانگین صفر است؛ در این مطالعه به منظور ارزیابی بررسی تأثیر پذیری و همچنین عملکرد الگوریتم های GA و NSGA-II توسعه داده شده در برابر نوفه های سفید گوسی، نوفه ای مستقل از داده با توزیع گوسی با دامنه های ۱ درصد، ۲ درصد، ۴ درصد، ۶ درصد، ۸ درصد و ۱۰ درصد دامنه داده ها به داده های خام مدل مصنوعی افزوده شد و داده های حاصله

NSGA-II برابر با ۷۲/۴ متر در نويز ۱۰ درصد و حداکثر مقدار همین پارامتر در الگوریتم GA، برابر با ۹۳/۸ متر است.

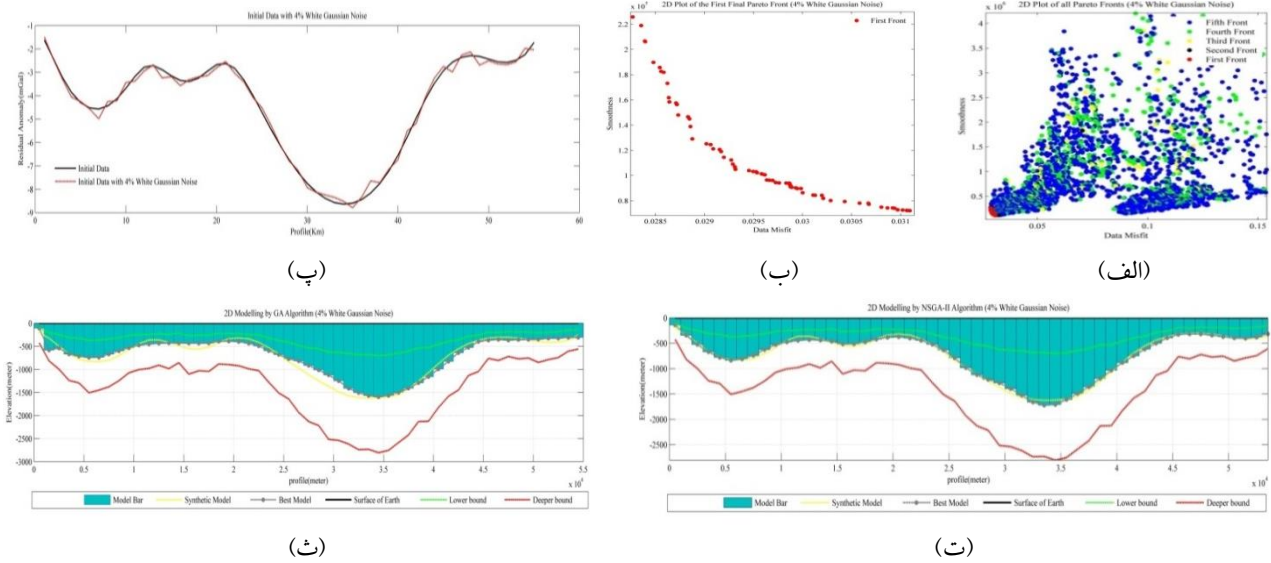
میلی‌گال است همچنین در بررسی میزان حداکثر پارامتر ریشه میانگین مربع خطا برای مدل به‌دست‌آمده از الگوریتم



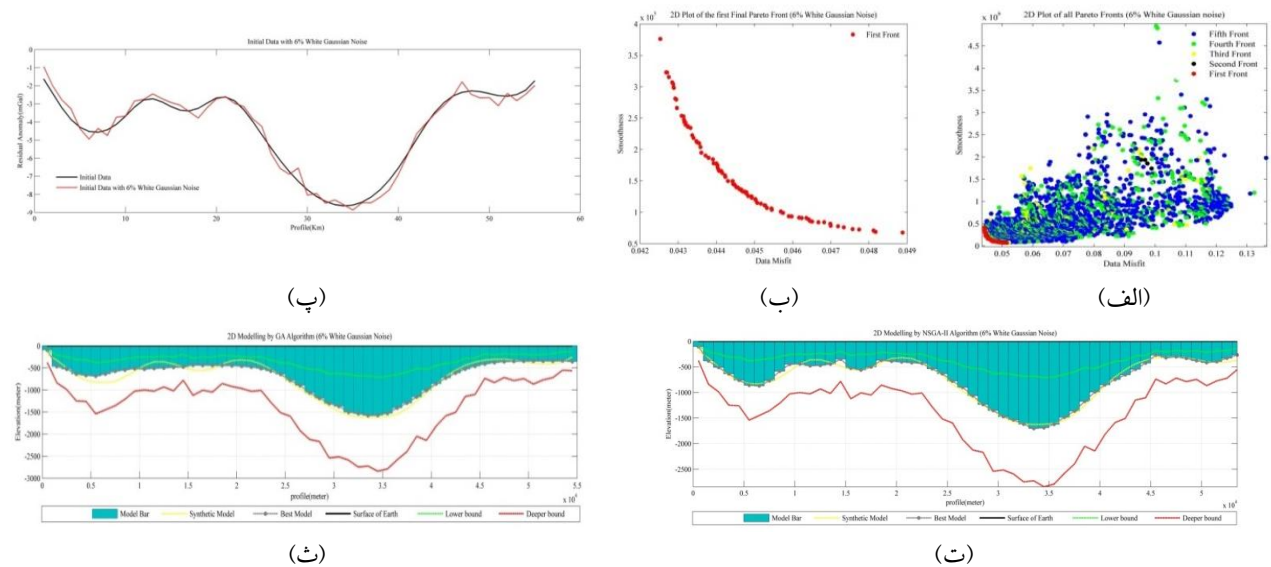
شکل ۷. مدل‌سازی حوضه رسوبی مصنوعی به‌همراه ۱ درصد نوفه با الگوریتم ژنتیک NSGA-II و GA. الف) پلات پارتو برای پنج جبهه معرفی شده با موقعیت همه پاسخ‌های ارائه‌شده توسط الگوریتم ژنتیک NSGA-II برای داده‌های مصنوعی به‌همراه ۱ درصد نویز سفید، ب) پلات نهایی جبهه اول پارتو و معرفی پاسخ‌های بهینه الگوریتم NSGA-II جهت مدل‌سازی داده‌های مصنوعی به‌همراه ۱ درصد نویز سفید، پ) آنومالی گرانی به‌دست‌آمده از سنگ بستر مصنوعی بر اساس داده‌هایی با همان نویز، ت) آنومالی گرانی به‌دست‌آمده از سنگ بستر مصنوعی بر اساس داده‌هایی با همان نویز، پ) مدل مصنوعی دو بعدی حوضه رسوبی منشوربندی‌شده داده‌ها با استفاده از الگوریتم ژنتیک NSGA-II، ث) مدل مصنوعی دو بعدی حوضه رسوبی منشوربندی‌شده داده‌ها با استفاده از الگوریتم ژنتیک GA.



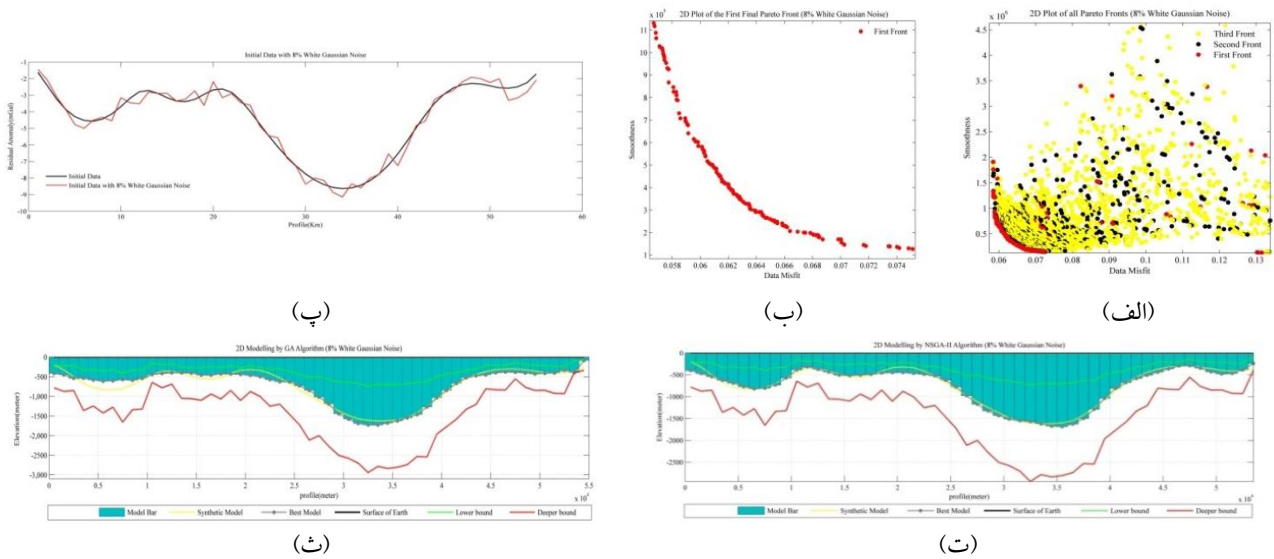
شکل ۸. مدل‌سازی حوضه رسوبی مصنوعی به‌همراه ۲ درصد نوفه با الگوریتم ژنتیک NSGA-II و GA. الف) پلات پارتو برای پنج جبهه معرفی شده با موقعیت همه پاسخ‌های ارائه‌شده توسط الگوریتم ژنتیک NSGA-II برای داده‌های مصنوعی به‌همراه ۲ درصد نویز سفید، ب) پلات نهایی جبهه اول پارتو و معرفی پاسخ‌های بهینه الگوریتم NSGA-II جهت مدل‌سازی داده‌های مصنوعی به‌همراه ۲ درصد نویز سفید، پ) آنومالی گرانی به‌دست‌آمده از سنگ بستر مصنوعی بر اساس داده‌هایی با همان نویز، ت) مدل مصنوعی دو بعدی حوضه رسوبی منشوربندی‌شده داده‌ها با استفاده از الگوریتم ژنتیک NSGA-II، ث) مدل مصنوعی دو بعدی حوضه رسوبی منشوربندی‌شده داده‌ها با استفاده از الگوریتم ژنتیک GA.



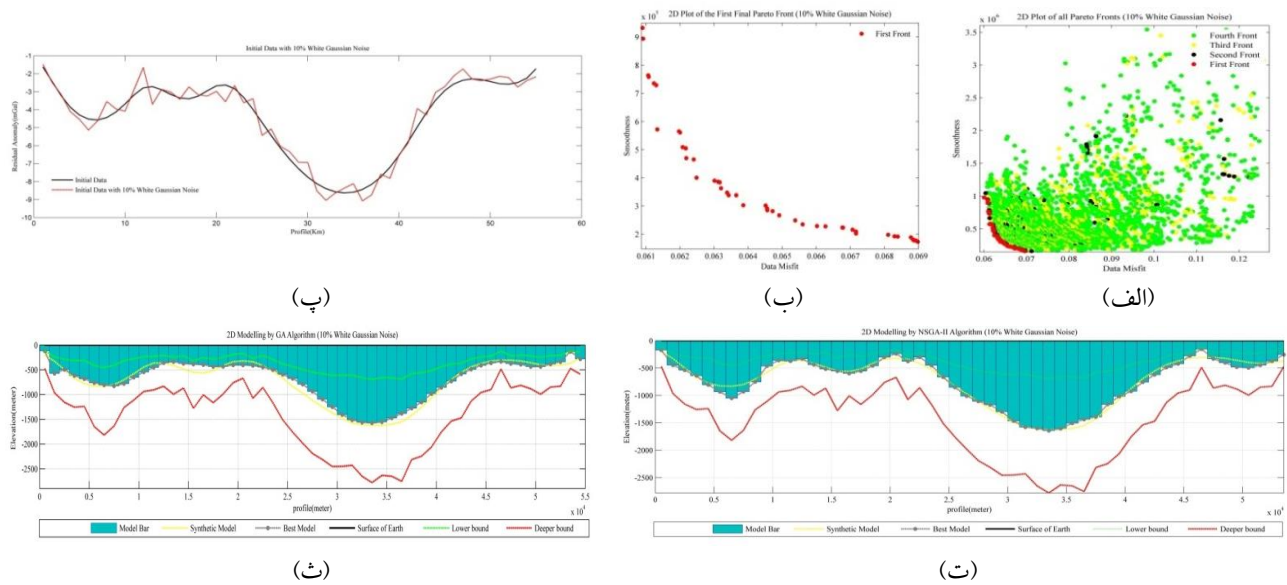
شکل ۹. مدل‌سازی حوضه رسوبی مصنوعی به همراه ۴ درصد نوفه با الگوریتم ژنتیک NSGA-II و GA. الف) پلات پارتو برای پنج جبهه معرفی شده با موقعیت همه پاسخ‌های ارائه‌شده توسط الگوریتم ژنتیک NSGA-II برای داده‌های مصنوعی به همراه ۴ درصد نویز سفید، ب) پلات نهایی جبهه اول پارتو و معرفی پاسخ‌های بهینه الگوریتم NSGA-II جهت مدل‌سازی داده‌های مصنوعی به همراه ۴ درصد نویز سفید، پ) آنومالی گرانی به‌دست‌آمده از سنگ بستر مصنوعی بر اساس داده‌هایی با همان نویز، ت) مدل مصنوعی دو بعدی حوضه رسوبی منشوربندی‌شده داده‌ها با استفاده از الگوریتم ژنتیک NSGA-II، ث) مدل مصنوعی دو بعدی حوضه رسوبی منشوربندی‌شده داده‌ها با استفاده از الگوریتم ژنتیک GA.



شکل ۱۰. مدل‌سازی حوضه رسوبی مصنوعی به همراه ۶ درصد نوفه با الگوریتم ژنتیک NSGA-II و GA. الف) پلات پارتو برای پنج جبهه معرفی شده با موقعیت همه پاسخ‌های ارائه‌شده توسط الگوریتم ژنتیک NSGA-II برای داده‌های مصنوعی به همراه ۶ درصد نویز سفید، ب) پلات نهایی جبهه اول پارتو و معرفی پاسخ‌های بهینه الگوریتم NSGA-II جهت مدل‌سازی داده‌های مصنوعی به همراه ۶ درصد نویز سفید، پ) آنومالی گرانی به‌دست‌آمده از سنگ بستر مصنوعی بر اساس داده‌هایی با همان نویز، ت) مدل مصنوعی دو بعدی حوضه رسوبی منشوربندی‌شده داده‌ها با استفاده از الگوریتم ژنتیک NSGA-II، ث) مدل مصنوعی دو بعدی حوضه رسوبی منشوربندی‌شده داده‌ها با استفاده از الگوریتم ژنتیک GA.



شکل ۱۱. مدل‌سازی حوضه رسوبی مصنوعی به همراه ۸ درصد نوفه با الگوریتم ژنتیک NSGA-II و GA. الف) پلات پارتو برای سه جبهه معرفی شده با موقعیت همه پاسخ‌های ارائه شده توسط الگوریتم ژنتیک NSGA-II برای داده‌های مصنوعی به همراه ۸ درصد نویز سفید، ب) پلات نهایی جبهه اول پارتو و معرفی پاسخ‌های بهینه الگوریتم NSGA-II جهت مدل‌سازی داده‌های مصنوعی به همراه ۸ درصد نویز سفید، پ) آنومالی گرانی به دست آمده از سنگ بستر مصنوعی بر اساس داده‌هایی با همان نویز، ت) مدل مصنوعی دو بعدی حوضه رسوبی منشوربندی شده داده‌ها با استفاده از الگوریتم ژنتیک NSGA-II، ث) مدل مصنوعی دو بعدی حوضه رسوبی منشوربندی شده داده‌ها با استفاده از الگوریتم ژنتیک GA.



شکل ۱۲. مدل‌سازی حوضه رسوبی مصنوعی به همراه ۱۰ درصد نوفه با الگوریتم ژنتیک NSGA-II و GA. الف) پلات پارتو برای چهار جبهه معرفی شده با موقعیت همه پاسخ‌های ارائه شده توسط الگوریتم ژنتیک NSGA-II برای داده‌های مصنوعی به همراه ۱۰ درصد نویز سفید، ب) پلات نهایی جبهه اول پارتو و معرفی پاسخ‌های بهینه الگوریتم NSGA-II جهت مدل‌سازی داده‌های مصنوعی به همراه ۱۰ درصد نویز سفید، پ) آنومالی گرانی به دست آمده از سنگ بستر مصنوعی بر اساس داده‌هایی با همان نویز، ت) مدل مصنوعی دو بعدی حوضه رسوبی منشوربندی شده داده‌ها با استفاده از الگوریتم ژنتیک NSGA-II، ث) مدل مصنوعی دو بعدی حوضه رسوبی منشوربندی شده داده‌ها با استفاده از الگوریتم ژنتیک GA.

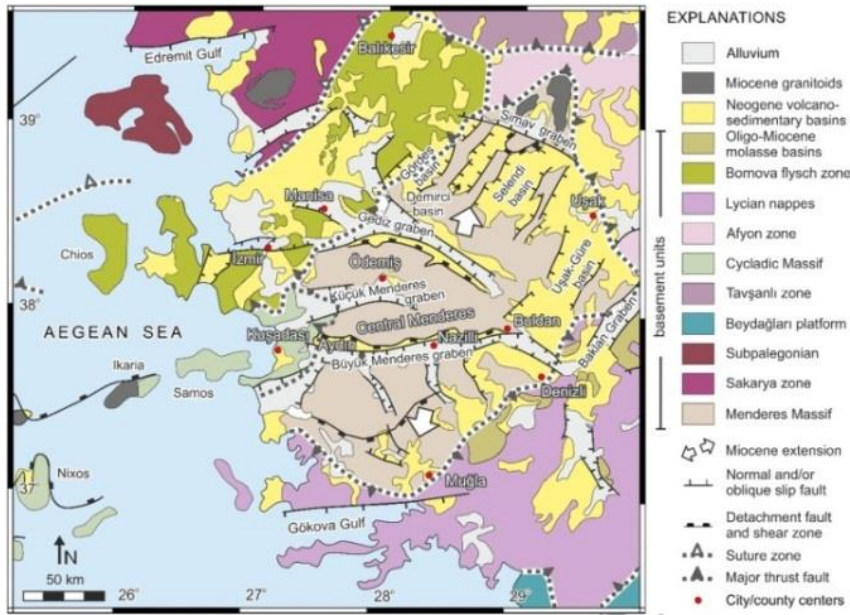
جدول ۱. پارامتر ریشه میانگین مربع خطا (RMS) برای داده به‌دست‌آمده از داده اولیه مدل مصنوعی و مدل به‌دست‌آمده از مدل اولیه در دو الگوریتم NSGA-II و GA.

موارد	الگوریتم NSGA-II		الگوریتم GA	
	RMS _{Model} (m)	RMS _{Data} (mGal)	RMS _{Model} (m)	RMS _{Data} (mGal)
بدون نویز	۲۱/۵	۰/۰۵	۳۸/۹	۰/۰۷
نویز ۱٪	۴۰/۹	۰/۱۱	۵۱/۷	۰/۱۹
نویز ۲٪	۴۳/۷	۰/۱۲	۵۵/۴	۰/۲۲
نویز ۴٪	۴۶/۲	۰/۱۳	۶۲/۱	۰/۲۷
نویز ۶٪	۶۱/۸	۰/۱۷	۶۹/۳	۰/۳۶
نویز ۸٪	۶۷/۹	۰/۲۹	۷۸/۹	۰/۴۱
نویز ۱۰٪	۷۲/۴	۰/۳۵	۹۳/۸	۰/۵۲

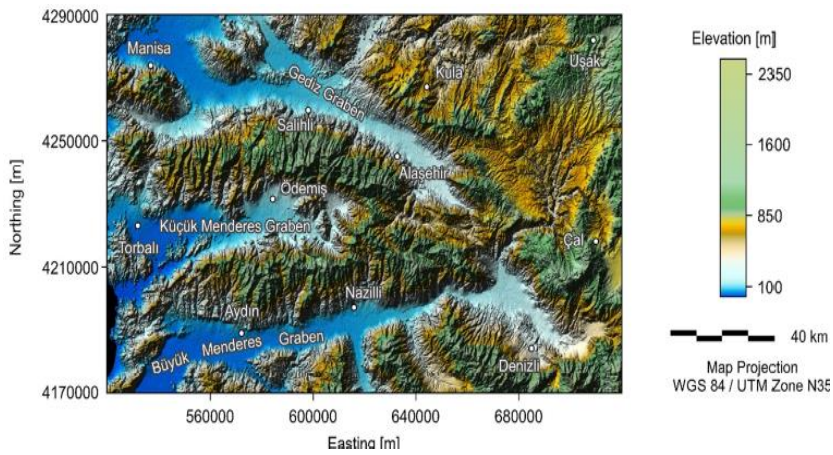
۳-۴. مدل‌سازی داده‌های واقعی

با بررسی نتایج به‌دست‌آمده از وارون‌سازی داده‌های یک مدل مصنوعی و صحت‌سنجی کدهای مربوط به الگوریتم‌های NSGA-II و GA، مدل‌سازی بر روی یکی از پروفیل‌های داده‌های گرانی‌سنجی منطقه غربی آناتولی در کشور ترکیه انجام شد (اکینسی و همکاران، ۲۰۲۰). از لحاظ زمین‌شناسی، ترکیه در مرز برخوردی بین صفحات اوراسیا و گوندوانا و در کمربند کوهزایی آلپ-همالیا واقع شده است. تکنونیک ترکیه حاصل از برخورد صفحات اوراسیا و عربستان است. تکنونیک با زمین ساخت این ناحیه دارای پیچیدگی خاص خود می‌باشد و با همگرایی صفحات تکنونیک منطقه سبب ایجاد زون کوهزایی در کل مدیترانه و قسمت غربی اوراسیا شده است. از سمت جنوب به شمال عوارض مورفولوژیک مهم پشته مدیترانه: کمان ماگمایی و گودال اژه ای یا هلنیک را نام برد. پشته‌ها رشته کوهی زیر آبی هستند و در واقع یک دره ریفتی است که در طول محورش حرکت می‌کند. این پشته‌های تکنونیک در حقیقت یک مرز گسترش اقیانوسی هستند. غرب ترکیه نیز در یک کمپلکس زمین‌شناسی پیچیده‌ای به نام سازند گراول اژه (Aegean Graben System) قرار دارد این سازند خود بخشی از کمربند کوهزایی آلپ-همالیا است که در این منطقه، مطالعات زیادی در مورد ضخامت رسوبات قاره‌ای این حوضه توسط ژئوفیزیکدانان

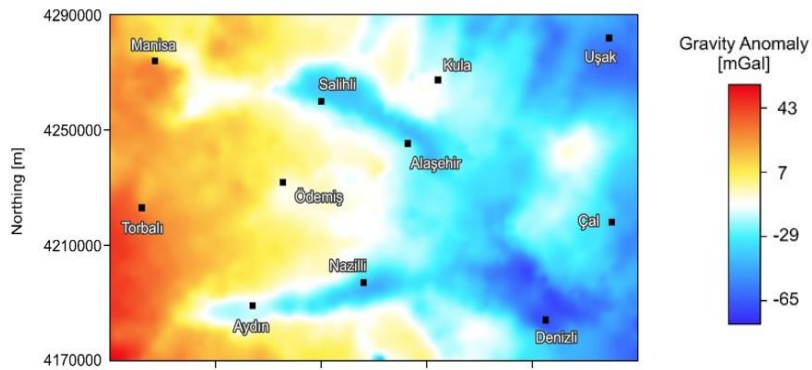
انجام شده است که به‌خاطر پیچیدگی زمین‌شناسی، تخمین عمق و ضخامت این رسوبات قاره‌ای همیشه چالش‌برانگیز بوده است (بوزکورت، ۲۰۰۱؛ ۲۰۰۴؛ ۲۰۰۶؛ اوزیل و سوزیلیر، ۲۰۰۸). حوضه رسوبی غرب ترکیه شامل رسوبات با چگالی پایین از قبیل رس و ماسه است. به سبب اختلاف دانسیته که بین رسوبات این حوضه با سنگ بستر دگرگونی (حدود ۵۰۰ کیلوگرم بر مترمکعب) وجود دارد (بوزکورت، ۲۰۰۱؛ اوزکایماک و سوزیلیر، ۲۰۰۸؛ سوزیلیر و همکاران، ۲۰۱۱). این منطقه می‌تواند در حل مسائل وارون غیرخطی داده‌های گرانی‌سنجی مورد توجه قرار گیرد. نقشه زمین‌شناسی این محدوده در شکل ۱۳ نمایش داده شده است. موقعیت جغرافیایی محدوده موردنظر به‌همراه نقشه آنومالی بوگه در شکل ۱۴ نمایش داده شده است و موقعیت پروفیل داده‌های گرانی‌سنجی در شکل ۱۵ نمایش داده شده است. طول پروفیل موردنظر تقریباً ۴۵ کیلومتر است و از ۴۵ نقطه در فواصل نامنظم، داده‌های گرانی برداشت شده است. همچنین لاگ لیتولوژی مربوط به داده‌های حفاری مربوط به محدوده مورد مطالعه ارائه شده است که در پروفیل مدل‌سازی شده هیچ لاگ حفاری وجود نداشت به همین دلیل از مقیدسازی مدل‌سازی به کمک داده‌های حفاری در این پروفیل استفاده نشده است.



شکل ۱۳. نقشه زمین‌شناسی محدوده آناتولی ترکیه (اکینسی و همکاران، ۲۰۲۰).

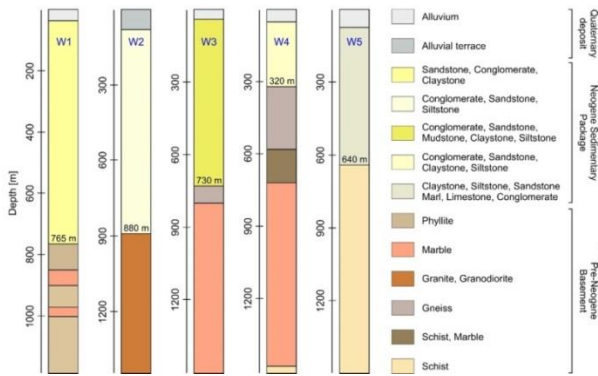


(الف)

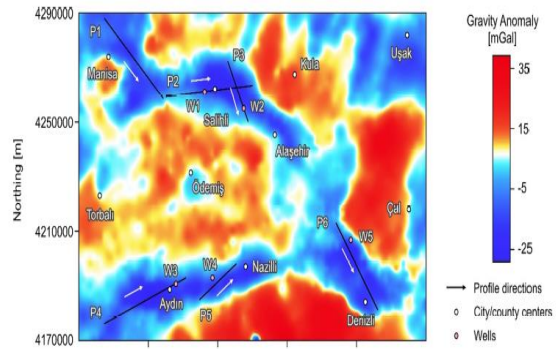


(ب)

شکل ۱۴. موقعیت جغرافیایی محدوده غربی آناتولی ترکیه (الف)، نقشه آنومالی گرانی بوجه (ب) (اکینسی و همکاران، ۲۰۲۰).



(ب)

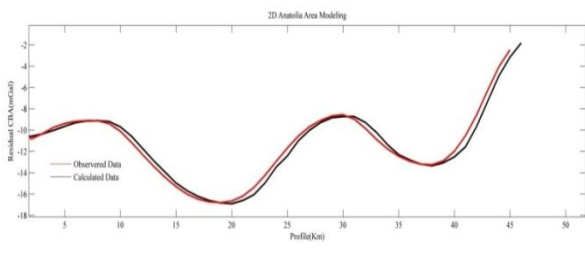


(الف)

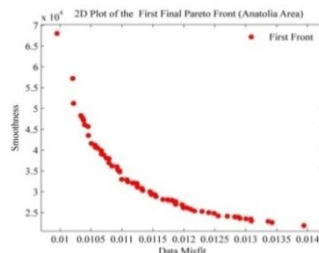
شکل ۱۵. الف) نقشه آنومالی گرانی محدوده غربی آناتولی ترکیه به همراه پروفیل‌های برداشت داده‌های گرانی سنجی (اکینسی و همکاران، ۲۰۲۰) ب) داده‌های چاه‌پیمایی مربوط به ۵ نقطه حفاری شده از محدوده مطالعاتی.

به‌دست آمده از مدل‌سازی این داده‌ها حاکی بر آن است که در شرایط یکسان از لحاظ تنظیم پارامتری که شامل تعداد جمعیت، نرخ و نسبت ترکیب، نرخ و نسبت جهش، روش انتخاب والدین و همچنین تعداد تکرار اجرا، نتایج حاصل از مدل‌سازی با استفاده از الگوریتم NSGA-II نسبت به الگوریتم GA با نتایج مدل‌سازی مطالعات پیشین همخوانی داشته و صحت مدل‌سازی این پروفیل را در محدوده غربی آناتولی ترکیه با استفاده از دو الگوریتم NSGA-II تأیید می‌کند.

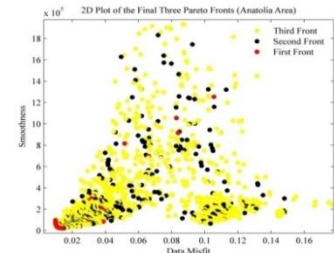
جهت مدل‌سازی داده‌های گرانی منطقه آناتولی ترکیه، در گام نخست، مقطع رسوبات بالای سنگ بستر مدل شود برای این امر حوضه رسوبی بالای سنگ بستر به ۴۵ مشور با عرض ۱۰۰۰ متر مدل شد و پارامترهای الگوریتم‌های GA و NSGA-II و همچنین فضای جستجو مطابق شرایط مسئله تنظیم شد. شکل ۱۶ مدل‌سازی پروفیل شماره ۱ داده‌های گرانی سنجی محدوده غربی آناتولی ترکیه را با استفاده از الگوریتم‌های NSGA-II و GA نشان می‌دهد. نتایج



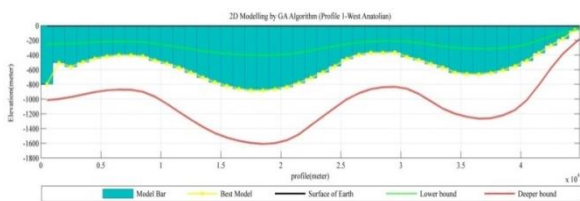
(ب)



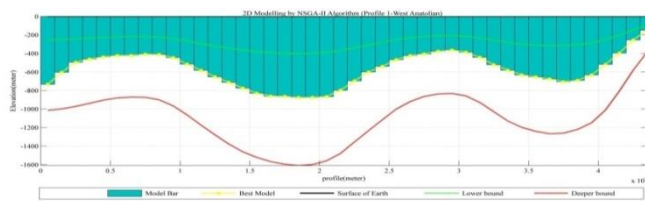
(ب)



(الف)



(ث)



(ت)

شکل ۱۶. مدل‌سازی دو بعدی پروفیل شماره ۱ گرانی حوضه رسوبی غرب آناتولی ترکیه با الگوریتم ژنتیک NSGA-II و GA. الف) پلات پارتو برای سه جبهه معرفی شده با موقعیت همه پاسخ‌های ارائه‌شده توسط الگوریتم ژنتیک NSGA-II ب) پلات نهایی جبهه اول پارتو و معرفی پاسخ‌های بهینه الگوریتم NSGA-II جهت مدل‌سازی، پ) آنومالی گرانی محاسبه‌شده و داده‌های برداشت‌شده، مدل تولیدشده به همراه مرزهای جستجو با الگوریتم NSGA-II، ت) مدل‌سازی دو بعدی حوضه رسوبی منشوربندی‌شده داده‌ها با استفاده از الگوریتم ژنتیک NSGA-II، ج) مدل‌سازی دو بعدی حوضه رسوبی منشوربندی‌شده داده‌ها با استفاده از الگوریتم ژنتیک GA

۵. نتیجه‌گیری

روش‌های فراابتکاری تک‌هدفه بهتر عمل می‌کند. به غیر از عملگر ترکیب و جهش، نقش دو عملگر مهم در الگوریتم NSGA-II شامل عملگر نخبه‌گرایی و عملگر فاصله‌زدحام باعث انتخاب بهتر و حفظ تنوع جمعیت‌ها در نسل‌های مختلف است. در این مطالعه میزان تأثیرپذیری این الگوریتم‌ها در برابر مقادیر مختلف نوفه‌های احتمالی مورد بررسی قرار گرفت؛ که نتایج بیانگر پایداری مناسب هر دو الگوریتم در برابر نوفه‌های سفید گاوسی با دامنه‌های نسبتاً بالاست. نتایج حاصل از مدل‌سازی داده‌های گرانی‌سنجی محدوده آناتولی ترکیه نشان می‌دهد که در هر دو الگوریتم تحت شرایط یکسان و مشابه، هزینه محاسباتی الگوریتم NSGA-II نسبت به الگوریتم GA کاهش و همچنین مدل‌سازی این محدوده با استفاده از الگوریتم NSGA-II نسبت به الگوریتم GA به خوبی مدل‌سازی شده و با مدل‌سازی با داده‌های واقعی تطابق مناسبی را نشان می‌دهد که نشان‌دهنده عملکرد مناسب الگوریتم NSGA-II نسبت به الگوریتم GA است.

منابع

- Atashpaz-Gargari, E., & Lucas, C. (2007). Imperialist competitive algorithm: an algorithm for optimization inspired by imperialist competition, *IEEE Congress on Evolutionary Computation*, 4661-4667.
- Barbosa, V. C. F., & Silva, J. B. C. (1994). Generalized compact gravity inversion. *Geophysics*, 59(1), 57-68.
- Barbosa, V. C. F., Silva, J. B. C., & Medeiros, W. E. (1997). Gravity inversion of basement relief using approximate equality constraints on depths. *Geophysics*, 62(6), 1745-1757.
- Barbosa, V. C. F., & Silva, J. B. C. (2011). Reconstruction of geologic bodies in depth associated with a sedimentary basin using gravity and magnetic data. *Geophysical Prospecting*, 59(6), 1021-1034.
- Bijani, R., Lelievre, P., Neto, C. F., & Farquharson, C. G. (2017). Physical-property-, lithology- and surface-geometry-based joint inversion using Pareto Multi-Objective Global Optimization. *Geophysics Journal International*, 209, 730-748.
- Boschetti, F., Mike, D., & Ron, L. (1997). Inversion of potential field data by genetic algorithms. *Geophysical Prospecting*, 45(3), 461-478.
- Bozkurt, E. (2001). Neotectonics of Turkey – A synthesis. *Geodinamica Acta*, 14, 3-30.
- Bozkurt, E., & Sözbilir, H. (2004). Tectonic evolution of the Gediz Graben: field evidence for anepisodic, two extension in western Turkey. *Geological Magazine*, 141, 63-79.
- Bozkurt, E., & Sözbilir, H. (2006). Evolution of the large-scale active Manisa Fault, Southwest Turkey: implications on fault development and regional tectonics. *Geodinamica Acta*, 19, 427-453.
- Deb, k. (2001). *Multiobjective Optimization Using Evolutionary Algorithms*. U.K., Chichester: Wiley.
- Deb, K., Pratab, A., Agarwal, S., & Meyarivan, T. (2002). A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II. *IEEE transaction on evolutionary computation*, 6(2), 182-197.
- Ekinci, Y. L., Balkaya, C., Gokturkler, G., & Ozyalin, S. (2020). Gravity Data Inversion for the Basement Relief Delineation through Global Optimization: A Case Study from the Aegean Graben System, western Anatolia, Turkey., Published by Oxford University Press on behalf of The Royal Astronomical Society. *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on.*, 6, 182-197.

در این مطالعه الگوریتم‌های GA و NSGA-II در محیط نرم‌افزار متلب (MATLAB) توسعه داده شد و به منظور کاهش خطای حاصل از انتقال داده‌ها، کلیه مشخصات داده‌ها از طریق محیط اکسل به نرم‌افزار متلب فراخوانی شد. برای دستیابی به عمق‌های واقعی هر کدام از این منشورها و در نهایت ارائه مدل‌سازی معکوس داده‌های گرانی‌سنجی محدوده غربی آناتولی ترکیه با استفاده از هر دو الگوریتم NSGA-II و GA، از روش حداکثر عمق اوایلر برای مفید کردن مسئله استفاده شد. لذا نقش اصلی استفاده از روش حداکثر عمق اوایلر برای محدودسازی فضای جستجو است. نقش دو عملگر ترکیب و جهش در هر دو الگوریتم مذکور باعث عدم به دام افتادن در بهینه‌های محلی است که به این دلیل الگوریتم GA در بین الگوریتم‌های بهینه‌سازی فراابتکاری تک‌هدفه در مدل‌سازی‌ها از جایگاه ویژه‌ای برخوردار است. زیرا این روش در شرایطی که کمینه‌های محلی متفاوت وجود داشته باشند نیز می‌تواند پاسخ مناسبی را ارائه دهد. به عبارت دیگر می‌توان گفت که الگوریتم GA در کمینه‌سازی تابع‌هدف نسبت به سایر

- Goldberg, D. E. (1989). Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning., Reading, MA: Addison Wesley.
- Gallardo-Delgado, L. A., Pérez-Flores, M. A., & Gómez-Treviño. E. (2003). A versatile algorithm for joint 3D inversion of gravity and magnetic data. *Geophysics*, 68(3), 949-959.
- Holland, J.H. (1992) Genetic Algorithms. *Scientific American*, 267, 66-72. <http://dx.doi.org/10.1038/scientificamerican0792-66>
- Jie, X., & Tao, Z. (2015). Multiobjective particle swarm inversion algorithm for two-dimensional magnetic data. *Applied. Geophysics*, 12(2), 127-136.
- Özkaymak, Ç., & Sözbilir, H. (2008). Stratigraphic and structural evidence for fault reactivation: the active Manisa fault zone, western Anatolia. *Turkish Journal of Earth Sciences*, 17, 615-635.
- Pallero, J. LG., Fernandez-Martinez, J. L., Bonvalot, S., & Fudym, O. (2015). Gravity inversion and uncertainty assessment of basement relief via Particle Swarm Optimization. *Journal of Applied Geophysics*, 116, 180-191.
- Roy, K., & Kumar, K. (2007). Potential theory in applied geophysics. *Springer Science & Business Media*.
- Schwarzbach, C., Borner, R., & Spitzer, K. (2005). Two-dimensional inversion of direct current resistivity data using a parallel, multi-objective genetic algorithm. *Geophysical Journal International*, 162, 685-695.
- Sen, M. K., & Stoffa, P. L. (1995). Global optimization methods in geophysical inversion, *Elsevier Science*.
- Shaw, R., & Srivastava, S. (2007). Particle swarm optimization: A new tool to invert geophysical data. *Geophysics*, 72(2), 75-F83.
- Sheta, A., & Turabieh, H. (2006). A comparison between genetic algorithms and sequential quadratic programming in solving constrained optimization problems. *International Journal on artificial intelligence and machine learning*, 6(1), 67-74.
- Sivanandam, S. N., & Deepa, S. N. (2007). Introduction to Genetic Algorithms. *Springer, Berlin Heidelberg*.
- Snieder, R. (1998). The role of nonlinearity in inverse problems. *Inverse Problems*, 14(3), 387-404.
- Sözbilir, H., Sarı, B., Uzel, B., Sümer, Ö., & Akkiraz, S. (2011). Tectonic implications of transtensional supradetachment basin development in an extension-parallel transfer zone: the Kocaçay Basin, western Anatolia, Turkey. *Basin Research*, 23, 423-448.
- Srinivas, N., & Deb, K. (1995). Multiobjective function optimization using nondominated sorting genetic algorithms. *Evol. Comput.*, 2(3), 221-248.
- Tarantola, A. (2005). *Inverse problem theory and methods for model parameter estimation*. Society for Industrial and Applied Mathematics.
- Telford, W. M., Geldart, L.P., & Sheriff, R. E. (1990). *Applied geophysics Vol.1*. Cambridge university press.
- Uzel, B., & Sözbilir, H. (2008). A First record of strike-slip basin in western Anatolia and its tectonic implication: the Cumaovası basin as an example. *Turkish Journal of Earth Sciences*, 17, 559-591.
- Yang, X. S. (2010). *Engineering Optimization: An Introduction with etaheuristic Applications*, Published by John Wiley & Sons, New Jersey.
- Yeh, J. Y., & Lin, W. S. (2007a). Using simulation technique and genetic algorithm to improve the quality care of a hospital emergency department. *Journal of expert systems with applications*, 32(4), 1073-1083.
- Yuan, S., Tian, N., Chen, Y., Liu, H., & Liu, Z. (2008). Nonlinear geophysical inversion based on ACO with hybrid techniques. *In Natural Computation, ICNC'08., Fourth International Conference.*, (4) 530-534., IEEE.
- Zitzler, E. (1999). Evolutionary Algorithms for Multi Objective Optimization: Methods and Applications, *PhD thesis*, Swiss Federal Institute of Technology, Zurich, Switzerland.
- Zitzler, E., Deb, K., & Thiele, L. (2000). Comparison of multiobjective evolutionary algorithms: Empirical results. *transaction on evolutionary computation*, 8(2), 173-195.