

## مدل سازی دوبعدی غیرخطی داده‌های گرانی سنجی با استفاده از الگوریتم ژنتیک چندهدفه NSGA-II و روش هیبریدی NSGAI-TOPSIS

رامین آرامش اصل<sup>۱\*</sup>، حمید آقاجانی<sup>۲</sup>، مهرداد سلیمانی منفرد<sup>۲</sup> و محمد رضایی<sup>۳</sup>

<sup>۱</sup> دانشجوی دکتری، دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک دانشگاه صنعتی شاهرود، شاهرود، ایران

<sup>۲</sup> دانشیار، دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک دانشگاه صنعتی شاهرود، شاهرود، ایران

<sup>۳</sup> استادیار، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه ملایر، ملایر، ایران

(دریافت: ۱۴۰۱/۱۰/۱۵، پذیرش: ۱۴۰۲/۰۳/۳۰)

### چکیده

در اکتشافات نفت، تعیین بستر حوضه‌های رسوبی از اهمیت بسیار زیادی برخوردار است. مطالعه هندسه سنگ بستر و تهیه تصاویر دوبعدی از آن، مستلزم استفاده از محاسبات وارون غیرخطی است. الگوریتم‌های مورد استفاده شامل الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی نامغلوب (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm-II) و روش هیبریدی NSGAI-TOPSIS است که ابزاری مفید در محاسبات برآورد عمق به‌شمارمی‌روند. الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی نامغلوب برای حل مسائلی با توابع هدف متعدد و بیشتر متعارض کاربرد دارد. این الگوریتم توانایی زیادی در حل مسائل چندهدفه نامقید دارد. روش هیبریدی الگوریتم NSGA-II با الگوریتم TOPSIS می‌تواند جایگزینی برای روش‌های بهینه‌سازی در مدل‌سازی ژئوفیزیکی باشد. در این مطالعه جهت راستی‌آزمایی و صحت‌سنجی الگوریتم‌های به‌کاررفته، از داده‌های تولیدشده با یک مدل مصنوعی فرضی و پیچیده استفاده شد. برای بررسی دقیق‌تر عملکرد این الگوریتم‌ها، داده‌های مصنوعی فرضی در دو حالت بدون نوفه و همراه با نوفه سفید گوسی تا ۱۰ درصد مطالعه و بررسی شدند. نتایج مدل‌سازی با این الگوریتم‌ها تطابق پذیرفتنی با مدل اولیه داشت. این نتایج حاکی از پایداری مناسب الگوریتم‌ها در برابر نوفه‌های سفید گوسی با دامنه‌های به‌نسبت زیاد است. با بررسی داده‌های واقعی مربوط به داده‌های گرانی‌سنجی حوضه مغان در شمال غرب ایران و صحرای آتاکاما در کشور شیلی، نتایج نشان‌دهنده عملکرد مناسب هر دو الگوریتم است.

**واژه‌های کلیدی:** مدل‌سازی، الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی نامغلوب، روش هیبریدی، مغان، آتاکاما

## ۱ مقدمه

مناسب باشد، مگر اینکه انتخاب مدل اولیه به اندازه کافی به پاسخ حقیقی نزدیک باشد که البته این موضوع نیز خارج از کنترل است (یوان و همکاران، ۲۰۰۸). با وجود سهولت اجرا و سرعت زیاد همگرایی روش‌های جستجوی محلی، کاربرد آنها در مسائل وارون با چند نقطه بهینه به شدت نیازمند یک مدل اولیه مناسب و نزدیک به صحیح است؛ زیرا در غیر این صورت احتمال انتخاب نقطه بهینه‌ای غیر از پاسخ اصلی مسئله وجود دارد. روش‌های جستجوی سراسری مبتنی بر پرش و جستجو در تمام فضای مدل، داده‌های متناظر با بردار مدل مفروض را برای هر نقطه به صورت پیشرو محاسبه و با داده‌های واقعی برداشت شده مقایسه و اختلافشان را ذخیره می‌کنند. وقتی این اختلاف یا هر معیار اختلافی که با یک تابع هدف تعریف می‌شود، از مقداری از پیش تعریف شده کمتر شد یا به هر علتی شرایط اتمام جستجو برقرار شد، نقطه یا نقاطی در فضای مدل، پاسخ بهینه منظور می‌شوند که کوچک-ترین مقدار را برای تابع هدف داشته باشند. این روش جستجوی پاسخ می‌تواند برای وارون‌سازی به ویژه مسائل غیرخطی استفاده شود بدون اینکه با مشکلات مربوط به تولید ماتریس وارون، پایداری مسئله و مشتق‌پذیر بودن تابع هدف روبه‌رو شود (روی و کومار، ۲۰۰۷).

## ۲ پیش‌زمینه

مدل‌های مختلفی با الگوهای پارامترسازی متفاوت جهت مدل‌سازی عمق سنگ بستر با استفاده از داده‌های گرانی‌سنجی معرفی شده‌اند. یکی از پرکاربردترین این مدل‌ها، مدل جمع منشورهای دوبعدی بات است. همچنین از مدل باربوسا که یک مدل ریاضی پیشرو است، برای مدل کردن تأثیر میدان گرانی یک منشور دوبعدی در یک نقطه اندازه‌گیری دلخواه استفاده می‌شود (باربوسا و همکاران، ۱۹۹۴).

باربوسا و سیلوا (۲۰۱۱) برای مدل‌سازی داده‌های گرانی

هدف اصلی مطالعات ژئوفیزیکی شناخت کمی وضعیت درون زمین است. دستیابی به این موضوع به دلیل پیچیدگی ساختارهای زمین‌شناسی زیرسطحی، سخت و مشکل است. مبنای این مطالعات وجود یک مدل ریاضی از فیزیک سامانه‌های مورد مطالعه است که بتواند داده‌های مشاهده‌ای ناشی از یک ساختار زمین‌شناسی خاص را تولید کند. به بیان ساده، ساختارهای زمین‌شناسی با یک یا چند مدل ریاضی تقریب زده می‌شوند و پارامترهای مدل بر اساس داده‌های برداشت شده تعیین می‌شوند. دلیل وارون‌سازی داده‌های گرانی‌سنجی، کمینه کردن تابع هدفی است که اغلب از دو بخش تشکیل شده است. بخش اول مربوط به عدم برازش داده‌ها و بخش دوم مربوط به منظم‌سازی است. عدم برازش داده‌ها با اختلاف داده‌های برداشت شده و داده‌های محاسبه شده مرتبط است. جهت کاهش اعوجاجات این داده‌ها از بخش منظم‌سازی استفاده می‌شود. این بخش شامل پارامتر منظم‌سازی با رابطه منظم‌سازی است. این پارامتر برقرارکننده تعادل بین بخش عدم برازش داده‌ها و بخش منظم‌سازی است. در ژئوفیزیک برای بررسی هندسه سنگ بستر و ضخامت رسوبات بالای آن از روش‌های بهینه‌سازی محلی و روش‌های بهینه‌سازی سراسری استفاده می‌شود (جی و تاو، ۲۰۱۵). روش‌های بهینه‌سازی محلی برای حل مسائل وارون غیرخطی، بر خطی‌سازی تغییرات مدل در نزدیکی یک مدل مرجع و یافتن کمینه مقدار بسط مربوط به آن استوار است. البته در بسیاری از موارد امکان انتخاب مدل مرجع مناسب وجود ندارد و ممکن است مدل مفروض به اندازه کافی به مقدار بهینه عمومی نزدیک نباشد. مقصود اغلب روش‌های وارون‌سازی، یافتن کمینه یک تابع هدف است و از سویی ممکن است یک تابع هدف چندین نقطه کمینه محلی با مقادیر مختلف داشته باشد. در این صورت استفاده از روش‌های مبتنی بر گرادیان نمی‌تواند چندان

شکل ۱ مربوط به داده‌های گرانی‌سنجی برداشت‌شده‌ای است که تصحیحات لازم برای آنها اعمال شده است و نمودار پایینی مربوط به بلوک‌بندی جهت مدل‌سازی و تخمین عمق هریک از بلوک‌ها است.

در مسائلی که عمق بلوک‌ها زیاد است، پارامترسازی مشابه شکل ۱ به دلیل افزایش دقت چگالی در سراسر هر بلوک ثابت نیست و متناسب با عمق به صورت خطی یا نمایی با استفاده از نمودارهای استاندارد تغییر می‌یابد (گالاردو و همکاران، ۲۰۰۳).

در وارون‌سازی چندهدفه با کمینه‌سازی عدم برآزش داده‌ها به‌عنوان تابع هدف نخست و قیود منظم‌سازی به‌عنوان تابع هدف دوم، به‌طور هم‌زمان مجموعه‌ای از پاسخ‌ها بدون نیاز به مشتقات تابع هدف و پارامتر منظم‌سازی حاصل خواهد شد. از بین این مجموعه پاسخ‌ها، پاسخی که بتواند تعادلی بین بخش عدم برآزش داده‌ها و قیود منظم‌ساز برقرار کند، بهترین پارامتر منظم‌ساز معرفی و استفاده خواهد شد.

به‌طور خلاصه هدف از وارون‌سازی، به‌دست آوردن پارامتر مجهولی ( $m$ ) است که بهترین برآزش را با داده‌های مشاهده‌ای داشته باشد. تابع هدف برآزش داده با رابطه (۴) بیان می‌شود (ژدانوف، ۲۰۰۲):

یک لایه از رابطه پیشروی تلفورد و بلوک‌بندی دوبعدی استفاده کردند. در این مدل‌سازی به هر بلوک یک چگالی ثابت نسبت داده می‌شود و چگالی کل بلوک‌ها می‌تواند ثابت یا متغیر باشد. میدان گرانی هریک از  $M$  بلوک به ازای  $N$  نقطه مفروض برداشتی با رابطه (۱) تعیین می‌شود:

$$F_{ij} = F(x, z, x_m, x_M, z_t, z_b, \rho) \quad (1)$$

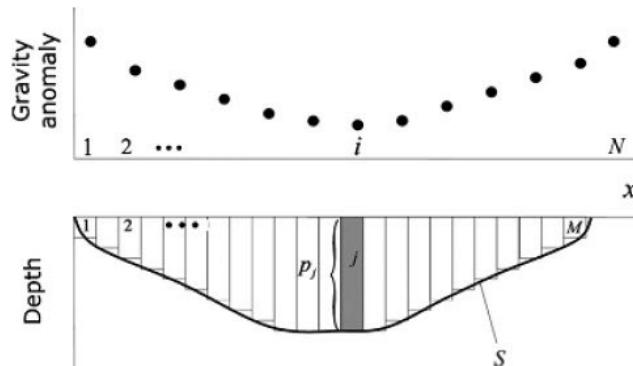
$$F_{ij} = G\rho \left[ A \cdot \ln \frac{A^2 + D^2}{A^2 + C^2} - B \cdot \ln \frac{B^2 + D^2}{B^2 + C^2} - 2C \left( \arctan \frac{A}{C} - \arctan \frac{B}{C} \right) + 2D \left( \arctan \frac{A}{D} - \arctan \frac{B}{D} \right) \right]$$

که پارامتر  $F_{ij}$  میدان گرانی بلوک  $ij$  در نقطه  $i$  ام و پارامتر  $G$  نیز ثابت جهانی گرانش نامیده می‌شود و برابر با  $\frac{m^2}{kgs^2} \times 10^{-11} \times 6/67$  است. پارامترهای  $A, B, C, D$  با روابط (۲) و (۳) تعریف می‌شوند:

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

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

در این مدل‌سازی، بسته به شرایط لایه‌ها و فصل مشترک سنگ کف، مدل را با منشورهای قائم هم می‌توان بلوک‌بندی کرد (شکل ۱). در این حالت تنها تغییرات در بعد مربوط به عمق بلوک لحاظ می‌شود. نمودار بالایی در



شکل ۱. بلوک‌بندی فضای مدل به منشورهای قائم با تغییرات تک‌بعدی (باربوسا و همکاران، ۱۹۹۴).

اما برای آن دسته از مسائلی که تعداد زیادی پارامتر مدل دارند و همچنین پیچیدگی مسائل در آنها بسیار زیاد است، توانایی مدل‌سازی الگوریتم‌های بهینه‌سازی چندهدفه پذیرفتنی است. این در حالی است که روش‌های جستجوی محلی به دلیل وابستگی الگوریتم‌ها به مدل اولیه و گیر افتادن پاسخ‌های نهایی در کمینه‌های محلی ممکن است با مشکلات متعددی در مدل‌سازی روبه‌رو باشند (ترنتولا، ۱۹۹۸؛ اشنايدر، ۱۹۹۸ و یوان و همکاران، ۲۰۰۸). به بیان ساده‌تر، الگوریتم‌های فراابتکاری جزء الگوریتم‌های بهینه‌سازی تقریبی هستند که راهکار برون‌رفت از نقاط بهینه محلی محسوب می‌شوند و در طیف گسترده‌ای از مسائل کارایی دارند. روش‌های الگوریتم بهینه‌سازی فراابتکاری چندهدفه و تک‌هدفه می‌توانند فضای جستجو را بررسی کنند. پاسخ این الگوریتم‌ها از مدل اولیه مستقل است (سن و استوا، ۱۹۹۵؛ بوچتی و همکاران، ۱۹۹۷؛ شاو و اسریواستاوا، ۲۰۰۷؛ آتش‌پز گرگری و لوکاس، ۲۰۰۷؛ پورمیرزایی، ۲۰۱۶ و رشادتی و همکاران، ۲۰۲۲). منظور از فضای جستجو همان کلیه پاسخ‌های ممکن برای مسئله مدنظر است و هر نقطه از این فضا نشان‌دهنده پاسخی است که توانایی رتبه‌بندی را از نظر ارزش آن پاسخ دارد. یکی از تفاوت‌های مهم دو روش الگوریتم بهینه‌سازی محلی و فراابتکاری در مقیدسازی است. مقیدسازی در روش‌های بهینه‌سازی فراابتکاری عمومی تنها جهت مقیدسازی فضای جستجو با استفاده از اطلاعات پیشین یا روابط تخمینی است و با مقیدسازی بهینه‌سازی محلی که برای پایدارسازی مدل‌سازی وارون 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 گونه‌ای که تغییرات پارامترها حالت هموارشدگی خواهند داشت و بیشترین همخوانی را نیز با مدل طبیعی

$$f_1(m) = \|d - Am\|^2 \rightarrow \min \quad (4)$$

که  $d$  مربوط به داده‌های مشاهده‌ای و  $Am$  مربوط به داده‌های پیش‌بینی بر مبنای مدل  $m$  است. تابع دوم یعنی  $f_2(m)$  مربوط به قیود منظم‌سازی است که پارامتر منظم‌سازی  $\lambda$  را نیز دربردارد. تابع هدف این بخش به صورت رابطه (۵) است (ژدانوف، ۲۰۰۲):

$$f_2(m) = \|m\|^2 \rightarrow \min \quad (5)$$

و تابع کلی که شامل مجموع دو تابع به همراه پارامتر منظم‌سازی است، به صورت رابطه (۶) است:

$$P^\lambda(m) = f_1(m) + \lambda f_2(m) \rightarrow \min \quad (6)$$

معرفی پارامتر منظم‌سازی برای تابعی خطی مانند رابطه (۶) و سپس کمینه‌سازی معادله، به پاسخ بهینه منجر خواهد شد. این معادله را که ترکیبی خطی از هر دو تابع هدف با ضرایب یک و  $\lambda$  است می‌توان تفسیر و تحلیل کرد (اسچوارباچ و همکاران، ۲۰۰۵). شکل ماتریسی این رابطه به صورت زیر است:

$$P^\lambda(m) = \|d - Am\|^2 + \lambda \|m\|^2 \min \quad (7)$$

رابطه بالا نشان‌دهنده دو تابع هدف است که شامل تابع عدم برازش داده‌ها و تابع هموارساز است.

### ۳ الگوریتم ژنتیک چندهدفه

وارون‌سازی داده‌های گرانی به‌طورکلی در زمره مسائل بدوضع تعریف می‌شود؛ بنابراین در وارون‌سازی این داده‌ها، الگوریتم مورد استفاده باید نتایج آن را طوری ضمانت کند که پاسخ‌های حاصل از مدل‌سازی بتواند پایدار باشد و همچنین شرایط ریاضی، زمین‌شناسی و ژئوفیزیکی را به‌طور هم‌زمان برآورده کند. تحقق همه این شرایط در یک پاسخ، روند حل را به‌نسبت طولانی و سخت خواهد کرد و در برخی موارد ممکن است پاسخی نامعقول از آن مدل‌سازی به‌دست‌آید. الگوریتم‌های مختلفی برای وارون‌سازی و مدل‌سازی داده‌های گرانی سنجی در جهت ارتقا و بهبود نتایج ارائه شده است،

چندین کروموزوم به صورت تصادفی استفاده می‌شود و کروموزوم‌هایی به طول تعداد بلوک‌هایی با ضخامت مجهول ایجاد می‌شوند. با تولید اعداد تصادفی به‌عنوان پارامتر مجهول مسئله که همان ضخامت هر بلوک است، مقدار هر ژن از کروموزوم به صورت تصادفی تولید می‌شود. با تولید پاسخ‌های اولیه به تعداد اندازه جمعیت، میزان برازش برای هر کروموزوم به کمک توابع هدف تعیین می‌شود؛ یعنی برای هر کروموزوم به میزان تعداد توابع هدف، مقادیر برازندگی تعیین می‌شود. از میان پاسخ‌های هر نسل، دو کروموزوم جهت 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. به بیان دیگر، دو پاسخی انتخاب می‌شوند که رتبه کمتر و فاصله ازدحامی بیشتری داشته باشند. در مرحله ترکیب، آن دو پاسخ به‌عنوان والد با روش تقاطع تک‌نقطه‌ای با هم ترکیب می‌شوند. در روش تقاطع تک نقطه‌ای در فاصله بین اولین و آخرین ژن، انتخاب به‌طور تصادفی است و دو کروموزوم از محل مورد نظر با یکدیگر ترکیب می‌شوند. حال به کمک فرزندان تولیدشده از مرحله ترکیب دو والد، از بین فرزندان تولیدشده، یک کروموزوم برای عمل جهش انتخاب می‌شود. عملگر جهش از به‌دام‌افتادن الگوریتم در پاسخ‌های بهینه محلی جلوگیری می‌کند. برای این عمل، به‌طور تصادفی عددی بین صفر و یک انتخاب می‌شود. اگر عدد انتخاب‌شده کوچک‌تر از نرخ جهش باشد، 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. اگر قیود مسئله رعایت نشود، باید ژن مورد نظر به کاربری دیگری به‌طور تصادفی تغییر کند تا قیود مسئله برقرار شود. این کار  $n$  مرحله انجام می‌شود تا

خواهند داشت. روش‌های فراابتکاری بر مبنای جستجو در فضای مدل، برای هر نقطه از فضای مدل، داده‌های متناظر با بردار مدل را به حالت پیشرو محاسبه می‌کنند (داده‌های پیش‌بینی) سپس آنها را با داده‌های برداشت‌شده از سطح زمین مقایسه می‌کنند و اختلافشان را به دست می‌آورند. این اختلاف تابعی از پارامتر مدل است که به آن تابع خطا نیز گفته می‌شود.

الگوریتم فراابتکاری ژنتیک از نظریه تکامل داروین الهام گرفته شده است (به و لین، ۲۰۰۷) و امروزه به‌طور گسترده در حل مسائل بهینه‌سازی و فرایندهای یادگیری به‌کار می‌رود (شتا و ترابیه، ۲۰۰۶). در این الگوریتم مهم‌ترین بخش مربوط به تعمیم مفهوم برازش به مسائل چندهدفه است. این موضوع را برای اولین بار گلدبرگ مطرح کرد (گلدبرگ، ۱۹۸۹). گلدبرگ از مفهوم ارزش‌گذاری و رتبه‌بندی نامغلوب راه‌حل‌ها در تکرارهای متوالی الگوریتم جهت هدایت راه‌حل‌های ارائه‌شده به سوی مجموعه پاسخ‌های پارتو استفاده کرد. سیرینیواس و دب (۱۹۹۵) که اولین نسخه این الگوریتم را ارائه کردند از مجموعه پاسخ‌های پارتو به‌طور مستقیم استفاده کردند (زیتزلر و همکاران، ۲۰۰۰ و دب، ۲۰۰۱). گفتنی است الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی نامغلوب از اضافه شدن دو عملگر مهم به الگوریتم ژنتیک تک‌هدفه حاصل شده است که در این حالت به جای یافتن بهترین پاسخ، مجموعه‌ای از بهترین پاسخ‌ها را ارائه می‌دهد. نام این مجموعه پاسخ‌ها جبهه پارتو است. یکی از این عملگرهای اضافه‌شده به الگوریتم ژنتیک، عملگر نخبه‌گرا است که بر اساس ارزش‌گذاری 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 استفاده شد. در الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی نامغلوب، برای ایجاد جمعیت اولیه از

فاصله ازدحام محلی  $d_i$  دارد، این عملگر دو پاسخ را مقایسه و یکی را انتخاب می‌کند. پاسخ  $i$  در رقابت با پاسخ  $j$  تنها در صورتی انتخاب می‌شود که شرایط زیر برقرار باشد:

الف) پاسخ  $i$  رتبه بهتری داشته باشد ( $r_i > r_j$ )؛  
 ب) پاسخ‌های  $i$  و  $j$  در یک رتبه قرار داشته باشند، اما پاسخ  $i$  فاصله ازدحام بهتری در مقایسه با جواب  $j$  داشته باشد:  $d_i > d_j$  و  $r_i - r_j$ .

### ۴-۳ مفهوم فاصله ازدحام

برای تخمین چگالی پاسخ‌های موجود در کنار یک پاسخ خاص مانند پاسخ  $i$  در جمعیت، میانگین فاصله 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 کارگیری نزدیک‌ترین همسایه‌های آن به دست می‌آید، فاصله تراکم یا ازدحامی نامیده می‌شود:

$$d_i^j = \frac{|f_i^{j+1} - f_i^{j-1}|}{f_i^{\max} - f_i^{\min}} \quad (9)$$

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 مقدار پاسخ در بین همه پاسخ‌ها و  $f_i^{\min}$  کمترین پاسخ در بین همه پاسخ‌ها است (زیتزلر، ۱۹۹۹).

### ۵-۳ 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.

کاربری مناسب انتخاب شود. در ادامه، به یک سری مفاهیم مهم در الگوریتم NSGA-II اشاره شده است.

### ۱-۳ پاسخ غلبه

در مسائل بهینه‌سازی چندهدفه، یک پاسخ وقتی با پاسخ موجه دیگر مغلوب می‌شود که حداکثر بر مبنای تمامی اهداف به خوبی پاسخ موجه اول باشد و دست کم بر اساس یک تابع هدف بدتر از پاسخ موجه اول باشد که در این صورت به خوبی می‌توان مفهوم غلبه را بیان کرد. برای بیان بهتر این موضوع می‌توان گفت مفهوم غلبه به معنای آن 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 هیچ نظر 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 رابطه زیر برقرار باشد (دب و همکاران، ۲۰۰۲):

(8)

$$x < y | \forall i: f_i(x) \leq f_i(y) \text{ and } \exists j: f_j(x) < f_j(y)$$

که  $f_i(x)$  و  $f_i(y)$  به ترتیب مقادیر توابع هدف  $i$  ام مرتبط با پاسخ‌های  $x$  و  $y$  هستند.

### ۲-۳ پاسخ نامغلوب

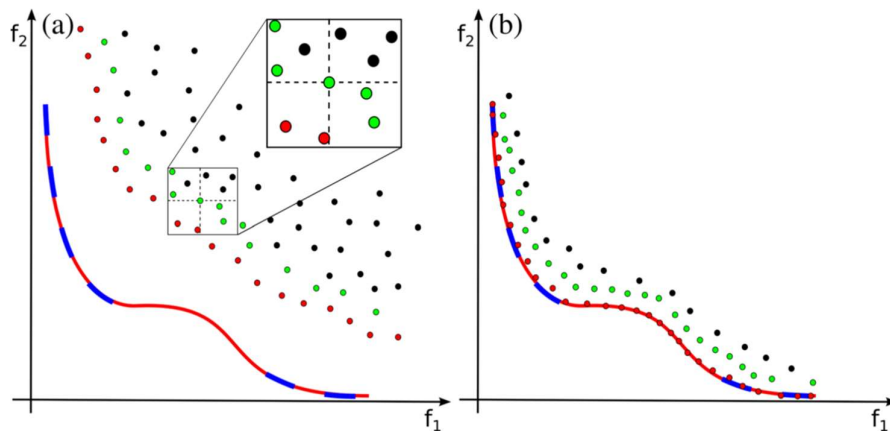
در کنار پاسخ‌های مغلوب می‌توان پاسخ‌های نامغلوب را معرفی کرد. مجموعه پاسخ‌های نامغلوب  $p'$  از بین مجموعه پاسخ‌های  $p$ ، آن پاسخ‌هایی هستند که مغلوب هیچ یک از اعضای مجموعه  $p$  نیستند.

### ۳-۳ عملگر انتخاب مسابقه‌ای ازدحام

با فرض اینکه هر پاسخ  $i$  یک رتبه نامغلوب بودن  $r_i$  و یک

پاسخ ایدئال مسئله نزدیک هستند. این پاسخ‌ها بهترین گزینه برای انتخاب جهت مدل‌سازی محسوب می‌شوند. در شکل ۲ دو مرحله از فرایند کمینه‌سازی یک الگوریتم نشان داده شده است. هدف نهایی این الگوریتم هدایت راه‌حل به سمت منحنی پارتو کلی (خط پیوسته قرمز در شکل) است. این موضوع موجب فراهم کردن بسیاری از پاسخ‌ها در سطح راه‌حل اولیه (جبهه پارتو) می‌شود (نقاط قرمز در شکل) که بهترین پاسخ‌ها را بین اهداف متعدد نشان می‌دهد و با پاسخ منفرد به دست آمده از کمینه‌سازی اهداف به هم پیوسته مخالفت می‌کند (بیجان‌ی و همکاران، ۲۰۱۷). در شکل ۳ نمودار گردشی مربوط به الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی نامغلوب نمایش داده شده است.

روش بهینه‌سازی چندهدفه مجموعه‌ای اولیه از راه‌حل‌ها ایجاد می‌کند که به‌طور هم‌زمان اهداف چندگانه را در یک بهینه پارتو کمینه کند. به بیان ساده‌تر، منظور از بهینه پارتو همان پاسخ‌هایی هستند که با پاسخ‌های دیگر مغلوب نخواهند شد. به این پاسخ‌های نامغلوب که در یک جبهه از فضای توابع قرار می‌گیرند بهینه پارتو گویند. نمودار جبهه‌های پارتو مملو از پاسخ‌هایی است که ممکن است با پاسخ‌های دیگر مغلوب شوند. هر پاسخ در یک جبهه مشخص قرار می‌گیرد و هدف از این نمودار پارتو، دستیابی به همان پاسخ‌هایی است که توان مغلوب شدن ندارند و جزء پاسخ‌های غالب معرفی می‌شوند. این پاسخ‌ها از این حیث با اهمیت هستند که پاسخ‌های غالب به

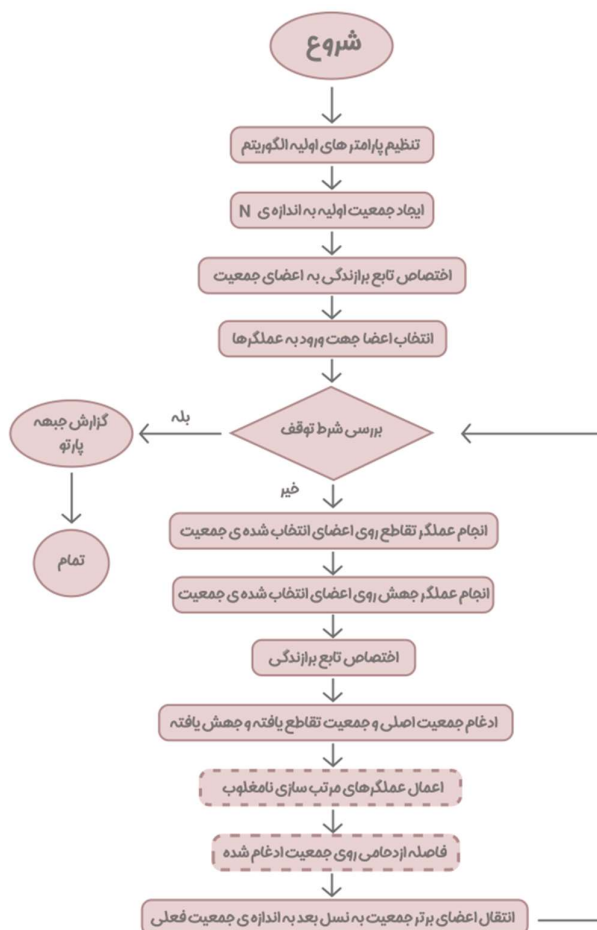


شکل ۲. منحنی تیچونوف (خط کشیده آبی) و دو جمعیت راه‌حل (نقاط سیاه، قرمز و سبز) در یک فضای هدف دوبعدی.

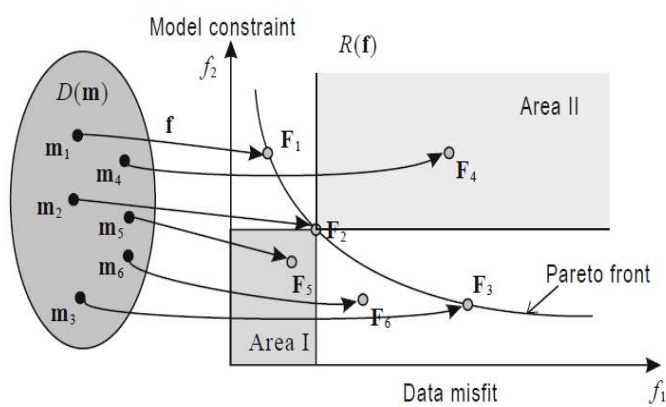
خواهند بود. مجموعه پاسخ‌ها به صورت زیر به‌روزرسانی خواهد شد:

- (۱) پاسخ  $m_4$  تسلیم خواهد شد زیرا  $F(m_2) < F(m_4)$
- (۲) پاسخ  $m_2$  جایگزین پاسخ  $m_5$  خواهد شد زیرا  $F(m_5) < F(m_2)$
- (۳) پاسخ  $m_6$  به مجموعه جواب‌ها اضافه خواهد شد؛ زیرا این پاسخ حالت خنثی دارد.

شکل ۴ چگونگی به‌روزرسانی مجموعه پاسخ‌های وارون‌سازی را نشان می‌دهد. در فضای تابع هدف اگر محور افقی مربوط به عدم برازش داده‌ها و محور قائم مربوط به قیود منظم‌سازی باشد، در انتقال پاسخ‌ها از فضای مدل به فضای تابع هدف با فرض اینکه مجموعه پاسخ‌های  $m_1, m_2, m_3$  در  $k$  امین تکرار با بردارهای تابع هدف  $F_1, F_2, F_3$  باشند، پاسخ‌های  $m_4, m_5$  و  $m_6$  در  $k+1$  امین تکرار با بردارهای تابع هدف  $F_4, F_5, F_6$



شکل ۳. نمودار گردش الگوریتم ژنتیک مرتب سازی نامغلوب.



شکل ۴. وارون سازی چندهدفه.



چندمعیاره مبتنی بر ماتریس تصمیم است. مطابق رابطه (۱۰) در روش تاپسیس نرمال‌سازی به روش برداری صورت می‌گیرد:

$$n_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m x_{ij}^2}} \quad (10)$$

در این رابطه  $x_{ij}$  درایه‌های ماتریس تصمیم،  $m$  تعداد گزینه‌ها و  $n_{ij}$  نرمال‌سازی برداری ماتریس تصمیم است. حال باید ماتریس تصمیم نرمال‌سازی شده موزون شود. برای این منظور وزن هر معیار در تمامی درایه‌های همان معیار ضرب می‌شود. در گام بعدی برای هر شاخص یک ایدئال مثبت و یک ایدئال منفی محاسبه می‌شود. به بیان دیگر، برای معیارهایی که بار مثبت دارند، ایدئال مثبت بزرگ‌ترین و ایدئال منفی کوچک‌ترین مقدار آن معیار است. همچنین برای معیارهایی که بار منفی دارند، ایدئال مثبت کوچک‌ترین و ایدئال منفی بزرگ‌ترین مقدار آن معیار است. برای تشکیل گزینه ایدئال مثبت  $(A^+)$  باید در هر یک از ستون‌های ماتریس  $V$  بهترین مقدار انتخاب شود؛ یعنی اگر شاخص متناظر با آن ستون جنبه منفی داشت، کمترین مقدار انتخاب شود و چنانچه جنبه مثبت داشت، بیشترین مقدار انتخاب شود. بعد از محاسبه ایدئال مثبت و منفی باید میزان نزدیکی نسبی هر گزینه به راه‌حل ایدئال حساب شود. به همین جهت فاصله اقلیدسی هر گزینه از ایدئال مثبت و منفی با روابط (۱۱) و (۱۲) محاسبه خواهد شد:

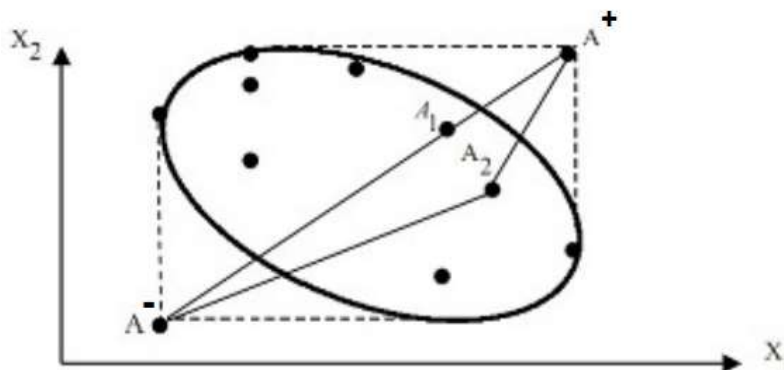
$$d_i^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^n (V_{ij} - V_j^+)^2} \quad (11)$$

$$d_i^- = \sqrt{\sum_{j=1}^n (V_{ij} - V_j^-)^2} \quad (12)$$

که  $V_{ij}$  درایه‌های ماتریس بی‌مقیاس موزون،  $V_j^+$  مقادیر ایدئال مثبت،  $V_j^-$  مقادیر ایدئال منفی،  $d_i^+$  فاصله اقلیدسی هر گزینه از ایدئال مثبت و  $d_i^-$  فاصله اقلیدسی هر گزینه از ایدئال منفی است.

#### ۴ الگوریتم تاپسیس و روش هیبریدی -NSGAII-TOPSIS

تاپسیس (Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution, TOPSIS) به معنای روش ترجیح بر اساس مشابهت به راه‌حل ایدئال است. این روش را که هوانگ و یون (۱۹۸۱) مطرح کردند، روشی برای تصمیم‌گیری چندشاخصه جهت ارزیابی و اولویت‌بندی گزینه‌ها بر اساس معیارها با توجه به فاصله آنها از ایدئال‌های مثبت و منفی است. به بیان دیگر، تاپسیس روش چندشاخصه جبرانی بسیار قوی برای اولویت‌بندی گزینه‌ها با شبیه کردن به جواب ایدئال است. به منظور رتبه‌بندی جواب‌های پارتو حاصل از حل الگوریتم، از روش تاپسیس استفاده می‌شود. در این روش  $m$  گزینه با  $n$  شاخص ارزیابی می‌شود. منطق اصولی این مدل راه‌حل ایدئال مثبت و راه‌حل ایدئال منفی را تعریف می‌کند. راه‌حل ایدئال مثبت، راه‌حلی است که معیار سود را افزایش و معیار هزینه را کاهش می‌دهد. گزینه بهینه، گزینه‌ای است که کمترین فاصله را از راه‌حل ایدئال مثبت و درعین حال دورترین فاصله را از راه‌حل ایدئال منفی داشته باشد. به عبارتی، در رتبه‌بندی گزینه‌ها به روش تاپسیس گزینه‌هایی که بیشترین تشابه را با راه‌حل ایدئال داشته باشند، رتبه بالاتری کسب می‌کنند. در شکل ۵ فضای هدف بین دو معیار برای نمونه نشان داده شده است. در این شکل  $A^+$  و  $A^-$  به ترتیب، راه‌حل ایدئال مثبت و راه‌حل ایدئال منفی است. گزینه  $A_1$  نسبت به گزینه ۲ فاصله کمتری تا راه‌حل ایدئال مثبت و فاصله بیشتری تا راه‌حل ایدئال منفی دارد. اولین گام در الگوریتم تاپسیس، تشکیل ماتریس تصمیم است. ماتریس تصمیم ماتریسی برای ارزیابی تعدادی گزینه بر اساس تعدادی معیار است؛ یعنی ماتریسی که در آن هر گزینه بر اساس تعدادی معیار امتیازدهی شده است. دومین گام در این الگوریتم، بی‌مقیاس‌سازی در حل تمامی روش‌های تصمیم‌گیری



شکل ۵. فضای هدف بین دو معیار در الگوریتم تاپسیس.

با عمق‌های متفاوت تشکیل شده است. در این مطالعه توپوگرافی سطح زمین مسطح و تباین چگالی بین رسوبات و سنگ بستر ۲۵۰- کیلوگرم بر مترمکعب فرض شده است. داده‌های این مدل مصنوعی سنگ بستر در دو حالت بدون نوفه و همراه با نوفه سفید مستقل تولید و مدل‌سازی شدند.

#### ۵-۱ مدل مصنوعی بدون نوفه

در گام نخست، با استفاده از روش پیشروی (forward) معرفی شده در بخش‌های قبلی، در نقاط اندازه‌گیری فرضی در سطح زمین که در نقطه میانی تک‌منشورها واقع هستند، تأثیر گرانی محاسبه و مقدار بی‌هنجاری گرانی چشمداشتی در آن نقاط با روابط ارائه شده در بخش‌های قبلی تعیین شد. در شکل ۶ مدل مصنوعی سنگ بستر به همراه داده‌های گرانی حاصل از آن نمایش داده شده است. همان‌طور که در شکل دیده می‌شود، سنگ بستر فرضی از چهار فروافتادگی با عمق‌های تقریبی ۸۰۰ متر، ۶۰۰ متر، ۱۴۰۰ متر و ۴۰۰ متر تشکیل شده است. در این مطالعه جهت مدل‌سازی داده‌های گرانی این سنگ بستر فرضی، از الگوریتم چندهدفه NSGA-II و الگوریتم هیبریدی NSGAI-TOPSIS استفاده شد. در ابتدا کدهای این الگوریتم‌ها توسعه داده شدند و پارامترهای

$$CL_i^* = \frac{d_i^-}{d_i^- + d_i^+} \quad (13)$$

در رابطه فوق مقدار  $CL_i^*$  بین صفر و یک است. هرچه این مقدار به یک نزدیک‌تر باشد، راهکار به جواب ایدئال نزدیک‌تر است و راهکار بهتری محسوب می‌شود.

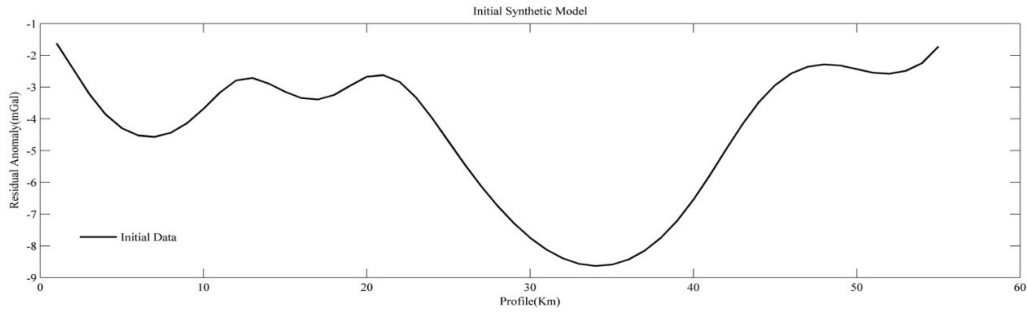
در این مطالعه به منظور رتبه‌بندی جواب‌های پارتو حاصل از حل الگوریتم NSGA-II، از روش تاپسیس استفاده شده است. به بیان ساده‌تر، در الگوریتم ترکیبی NSGAI-TOPSIS پاسخ‌های حاصل از جبهه پارتو در الگوریتم NSGA-II با استفاده از روش تاپسیس بررسی می‌شود سپس بر اساس شاخص‌های تاپسیس، پاسخ‌های مناسب اولویت‌بندی و بهترین پاسخ مدل‌سازی می‌شود.

#### ۵ اعتبارسنجی و ارزیابی کدها با مدل مصنوعی سنگ بستر

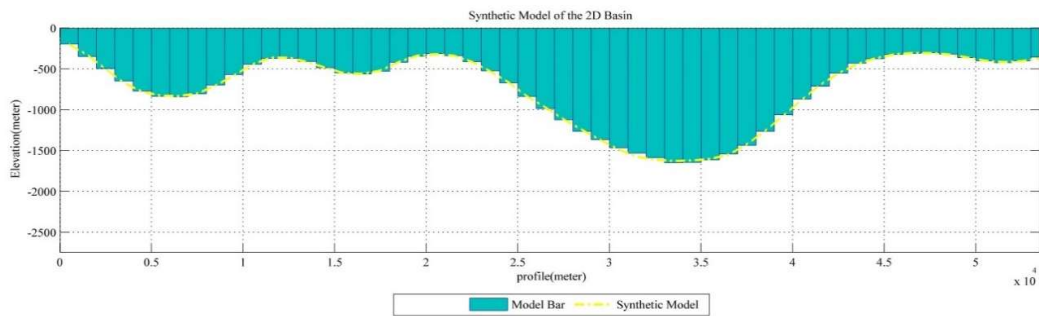
در این مطالعه، به منظور اعتبارسنجی کد نوشته شده بر مبنای الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی نامغلوب NSGA-II و الگوریتم NSGAI-TOPSIS برای وارون‌سازی غیرخطی داده‌های گرانی، از داده‌های شبیه‌سازی شده یک مدل مصنوعی سنگ بستر با فرضیاتی مشخص استفاده شد. این مدل مصنوعی سنگ بستر شامل ۵۵ منشور با عرض ۱۰۰۰ متر است و از تغییرات پیچیده به صورت چهار فروافتادگی

مربوط به این دو الگوریتم تنظیم شد. به منظور مقایسه کمی داده‌های محاسباتی با داده‌های اولیه و مقایسه مدل به دست آمده با مدل مفروض، از تعیین ریشه میانگین مربعات (RMS) اختلاف پارامترهای دو مدل برای ارزیابی

کمی استفاده شد. در شکل ۷ نتایج مدل‌سازی داده‌های مدل مصنوعی بدون نوفه هر دو الگوریتم نشان داده شده است.

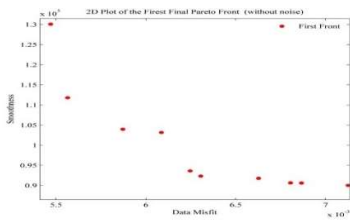


(الف)

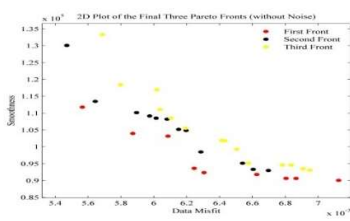


(ب)

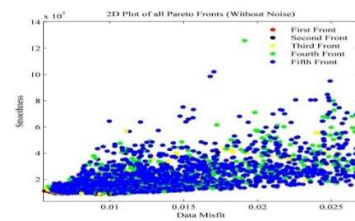
شکل ۶: (الف) بی‌هنجاری گرانی به دست آمده از سنگ بستر فرضی (ب) مدل مصنوعی دوبعدی حوضه رسوبی منشوربندی شده.



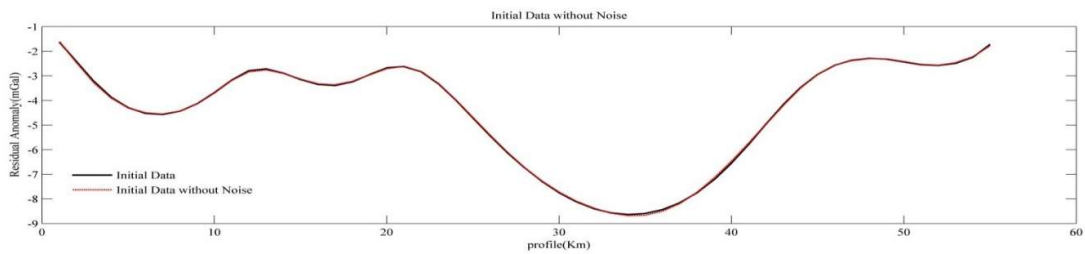
(ج)



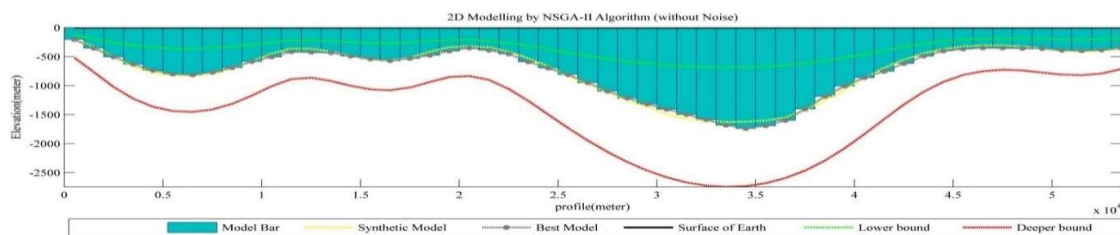
(د)



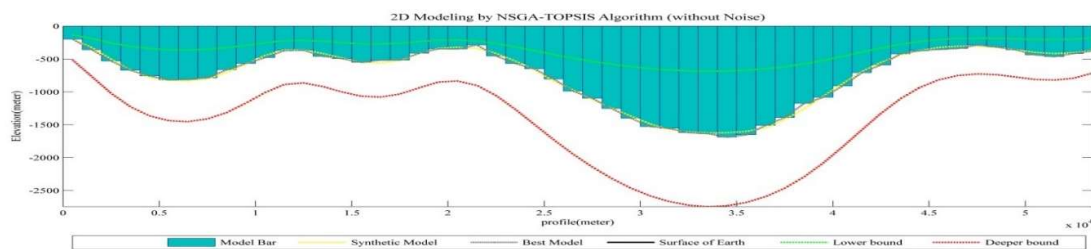
(ه)



(و)



(ه)



(و)

شکل ۷. الف) نمودار پارتو برای پنج جبهه معرفی شده با موقعیت همه پاسخها در تمام گام‌های بررسی شده با الگوریتم ژنتیک چندهدفه برای داده‌های مصنوعی بدون اعمال نوفه (ب) نمودار نهایی پارتو بر اساس سه جبهه پارتو معرفی شده در گام نهایی الگوریتم (ج) نمودار نهایی جبهه اول پارتو و معرفی پاسخهای بهینه الگوریتم جهت مدل‌سازی داده‌های مصنوعی بدون اعمال نوفه سفید (د) بی‌هنجاری گرانی به دست آمده از سنگ بستر فرضی بر اساس داده‌هایی با همان نوفه (ه) مدل مصنوعی دوبعدی حوضه رسوبی منشوربندی شده داده‌ها با استفاده از الگوریتم NSGA-II (و) مدل مصنوعی دوبعدی حوضه رسوبی منشوربندی شده داده‌ها

با استفاده از الگوریتم NSGAII-TOPSIS

$$RMS_{Model(NSGA-II)} = 27.3 \text{ m} , RMS_{Data(NSGA-II)} = 0.05 \text{ mGal}$$

$$RMS_{Model(Hybrid)} = 27.8 \text{ m} , RMS_{Data(Hybrid)} = 0.06 \text{ mGal}$$

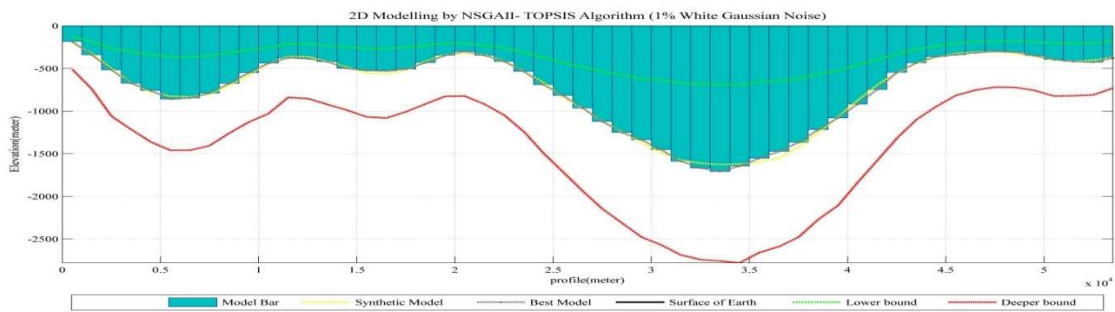
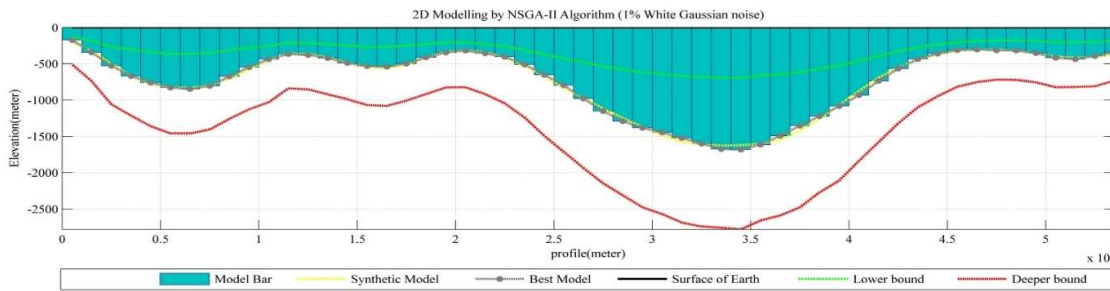
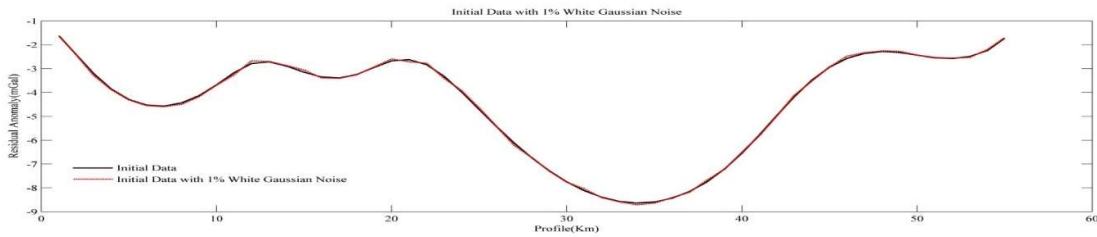
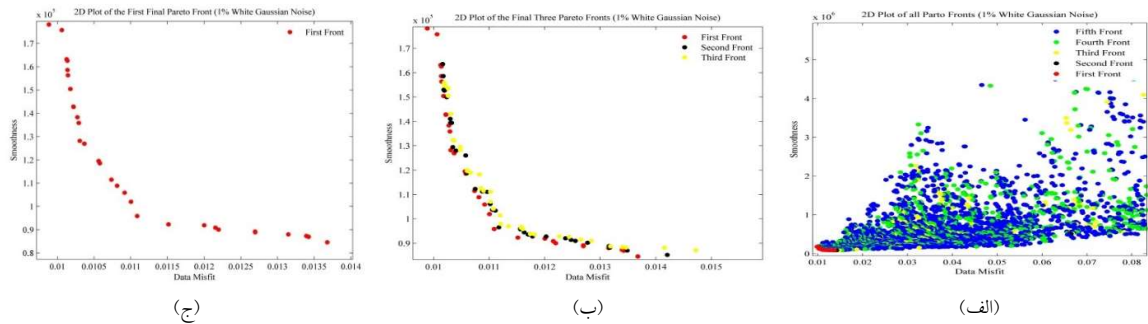
۱/، ۲/، ۴/، ۶/، ۸/ و ۱۰٪ دامنه داده‌ها به داده‌های خام مدل مصنوعی افزوده شد و از داده‌های به دست آمده برای مدل‌سازی استفاده شد (شکل‌های ۸ تا ۱۳). نتایج حاکیست الگوریتم‌های توسعه یافته پایداری مناسبی در برابر نوفه‌های تصادفی موجود در داده‌ها دارند. توزیع گوسی نوفه با رابطه زیر تعریف می‌شود:

$$G(Z) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(Z-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (14)$$

که Z متغیر،  $\mu$  میانگین و  $\sigma$  انحراف معیار است.

## ۵-۲ مدل مصنوعی به همراه نوفه

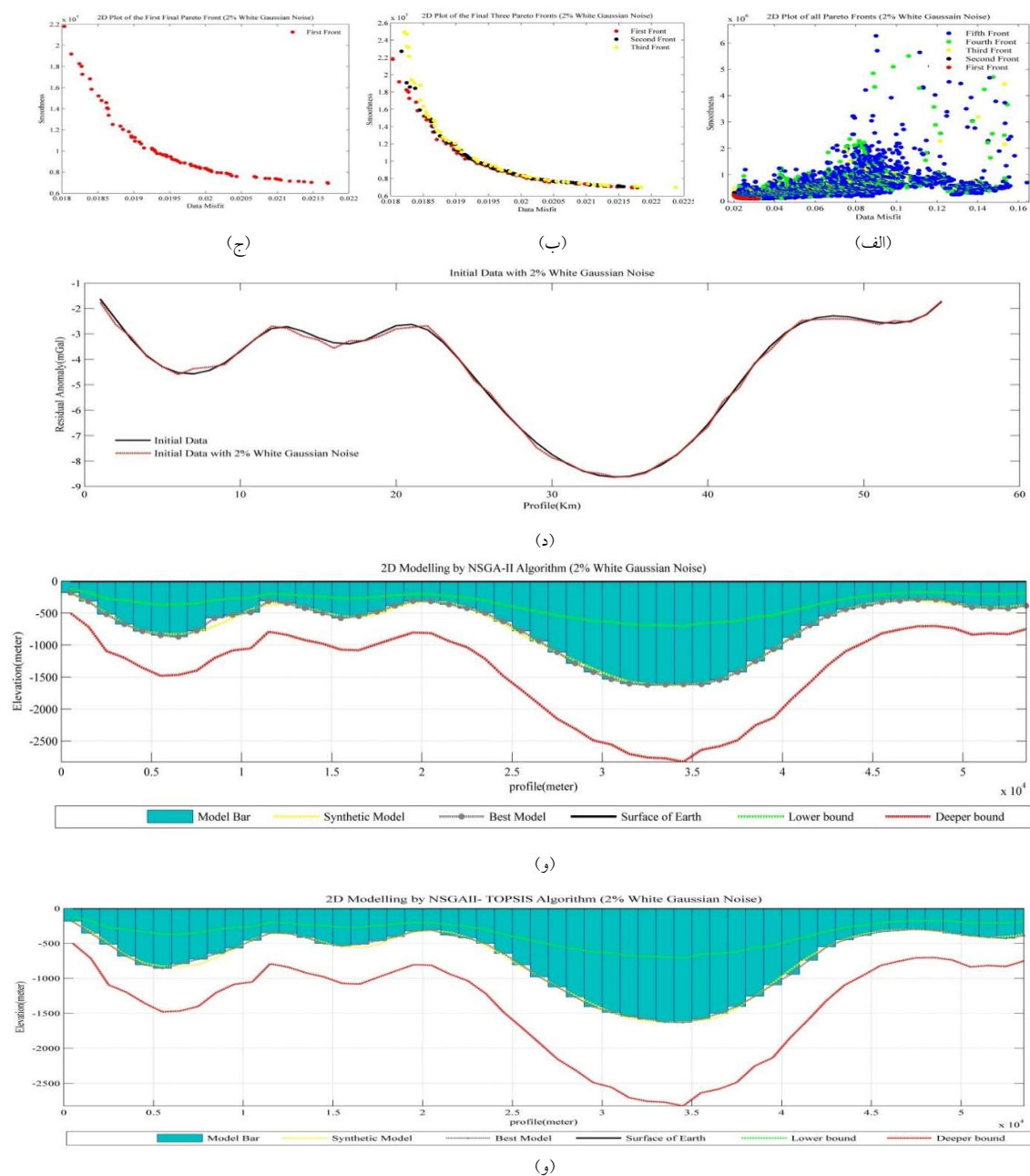
داده‌های واقعی برداشت شده از طبیعت همواره همراه با نوفه هستند؛ بنابراین لازم است کارایی الگوریتم‌ها و کدهای توسعه داده شده برای مدل‌سازی این نوع از داده‌ها اعتبارسنجی شود. از آنجاکه توزیع نوفه در حالت طبیعی توزیعی گوسی با میانگین صفر است، در این مطالعه برای ارزیابی و بررسی تأثیرپذیری و عملکرد الگوریتم‌های توسعه داده شده در برابر نوفه‌های سفید گوسی (تودور، ۲۰۱۳)، نوفه‌ای مستقل از داده با توزیع گوسی با دامنه‌های



شکل ۸. (الف) نمودار پارتو برای پنج جبهه معرفی شده با موقعیت همه پاسخها در تمام گام‌های بررسی شده با الگوریتم ژنتیک چندهدفه برای داده‌های مصنوعی به همراه ۱٪ نویز سفید (ب) نمودار نهایی پارتو بر اساس سه جبهه معرفی شده در گام نهایی الگوریتم (ج) نمودار نهایی جبهه اول پارتو و معرفی پاسخهای بهینه الگوریتم جهت مدلسازی داده‌های مصنوعی به همراه ۱٪ نویز سفید (د) بی‌هنجاری گرانی به دست آمده از سنگ بستر فرضی بر اساس داده‌هایی با همان نویز (ه) مدل مصنوعی دوبعدی حوضه رسوبی منشوربندی شده داده‌هایی با ۱٪ نویز سفید با استفاده از الگوریتم NSGA-II (و) مدل مصنوعی دوبعدی حوضه رسوبی منشوربندی شده داده‌هایی با ۱٪ نویز سفید با استفاده از الگوریتم NSGAI-TOPSIS

$$RMS_{Model(NSGA-II)} = 40.9 \text{ m} , \quad RMS_{Data(NSGA-II)} = 0.11 \text{ mGal}$$

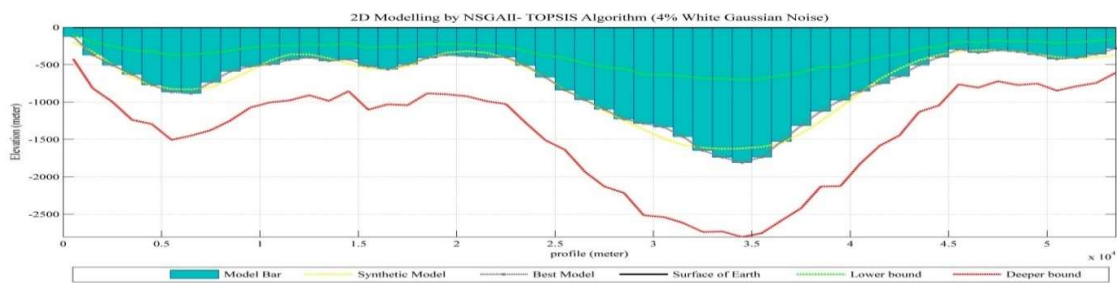
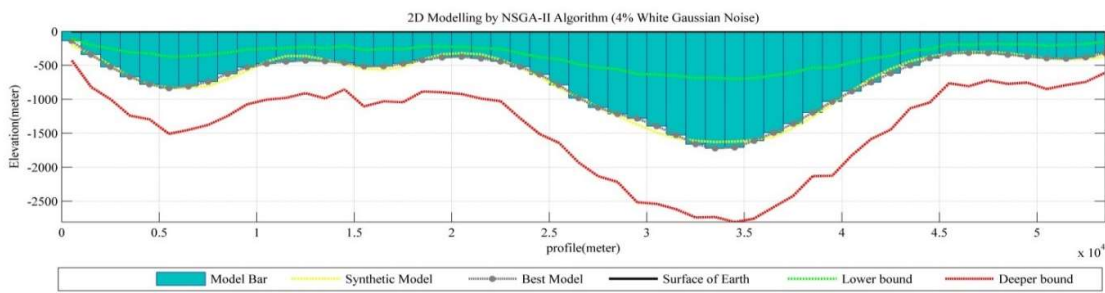
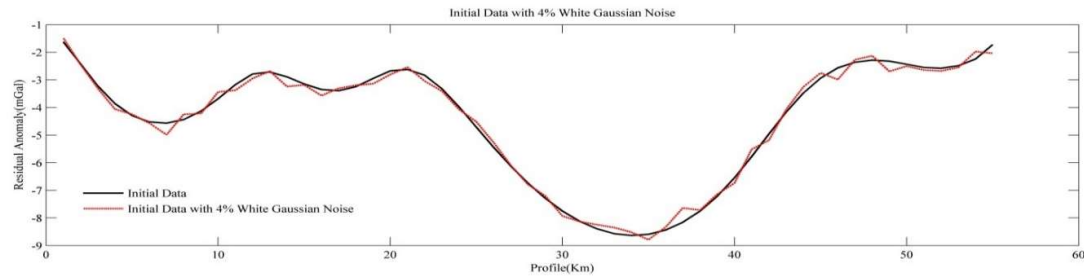
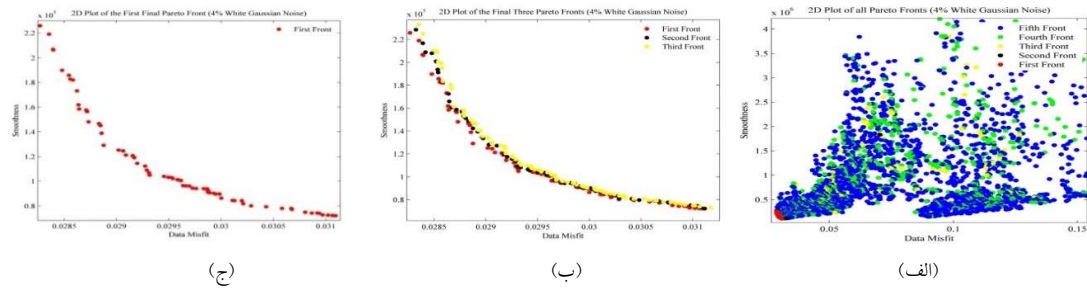
$$RMS_{Model(Hybrid)} = 39.8 \text{ m} , \quad RMS_{Data(Hybrid)} = 0.09 \text{ mGal}$$



**شکل ۹.** (الف) نمودار پارتو برای پنج جبهه معرفی شده با موقعیت همه پاسخها در تمام گام‌های بررسی شده با الگوریتم ژنتیک چندهدفه برای داده‌های مصنوعی به همراه ۲٪ نویز سفید (ب) نمودار نهایی پارتو بر اساس سه جبهه پارتو معرفی شده در گام نهایی الگوریتم (ج) نمودار نهایی جبهه اول پارتو و معرفی پاسخهای بهینه الگوریتم جهت مدل‌سازی داده‌های مصنوعی به همراه ۲٪ نویز سفید (د) بی‌هنجاری گرانی به دست آمده از سنگ بستر فرضی بر اساس داده‌هایی با همان نویز (ه) مدل مصنوعی دوبعدی حوضه رسوبی منشوربندی شده داده‌هایی با ۲٪ نویز سفید با استفاده از الگوریتم NSGA-II (و) مدل مصنوعی دوبعدی حوضه رسوبی منشوربندی شده داده‌هایی با ۲٪ نویز سفید با استفاده از الگوریتم NSGAII-TOPSIS

$$RMS_{Model(NSGA-II)} = 43.7 \text{ m} , \quad RMS_{Data(NSGA-II)} = 0.12 \text{ mGal}$$

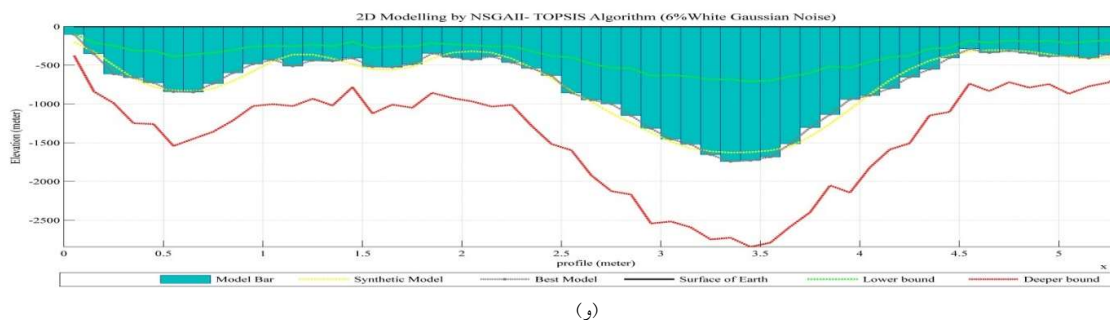
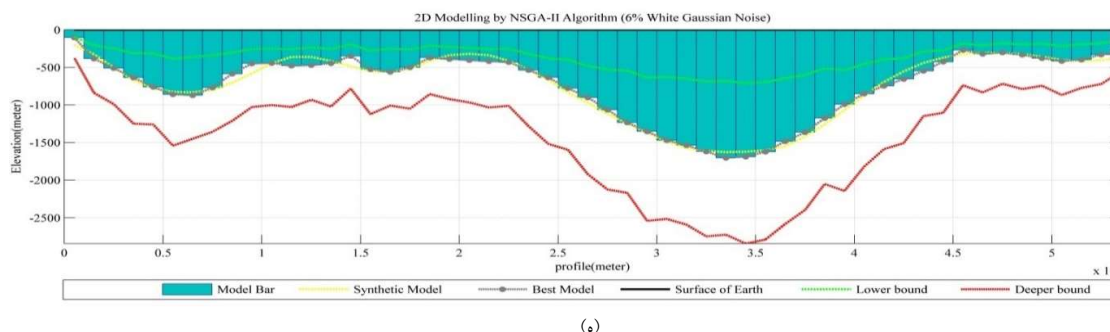
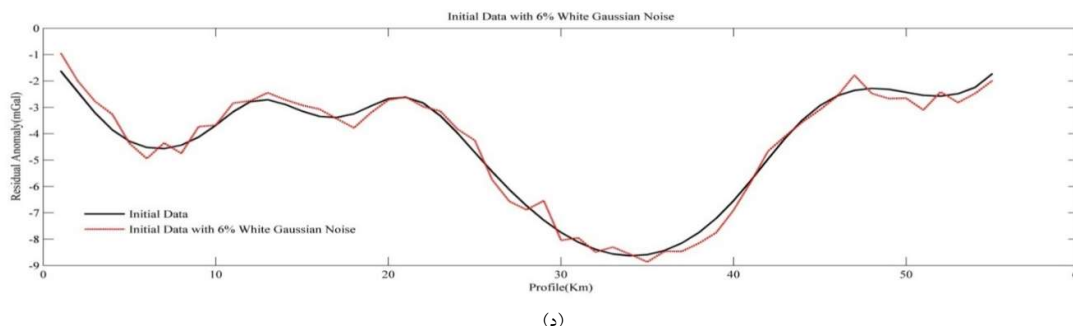
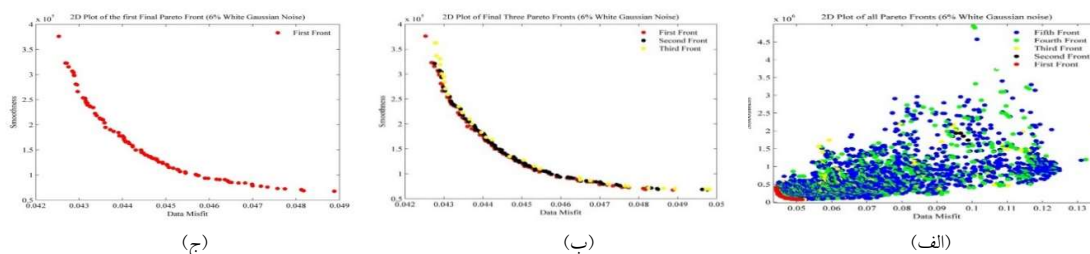
$$RMS_{Model(Hybrid)} = 42.9 \text{ m} , \quad RMS_{Data(Hybrid)} = 0.11 \text{ mGal}$$



شکل ۱۰. (الف) نمودار پارتو برای پنج جبهه معرفی شده با موقعیت همه پاسخها در تمام گام‌های بررسی شده با الگوریتم ژنتیک چندهدفه برای داده‌های مصنوعی به همراه ۴٪ نویز سفید (ب) نمودار نهایی پارتو بر اساس سه جبهه پارتو معرفی شده در گام نهایی الگوریتم (ج) نمودار نهایی جبهه اول پارتو و معرفی پاسخ‌های بهینه الگوریتم جهت مدل‌سازی داده‌های مصنوعی به همراه ۴٪ نویز سفید (د) بی‌هنجاری گرانی به دست آمده از سنگ بستر فرضی بر اساس داده‌هایی با همان نویز (ه) مدل مصنوعی دوبعدی حوضه رسوبی منشوربندی شده داده‌هایی با استفاده از الگوریتم NSGA-II (و) مدل مصنوعی دوبعدی حوضه رسوبی منشوربندی شده داده‌هایی با استفاده از الگوریتم NSGAII-TOPSIS

$$RMS_{Model(NSGA-II)} = 46.2 \text{ m} , \quad RMS_{Data(NSGA-II)} = 0.13 \text{ mGal}$$

$$RMS_{Model(Hybrid)} = 46.7 \text{ m} , \quad RMS_{Data(Hybrid)} = 0.14 \text{ mGal}$$

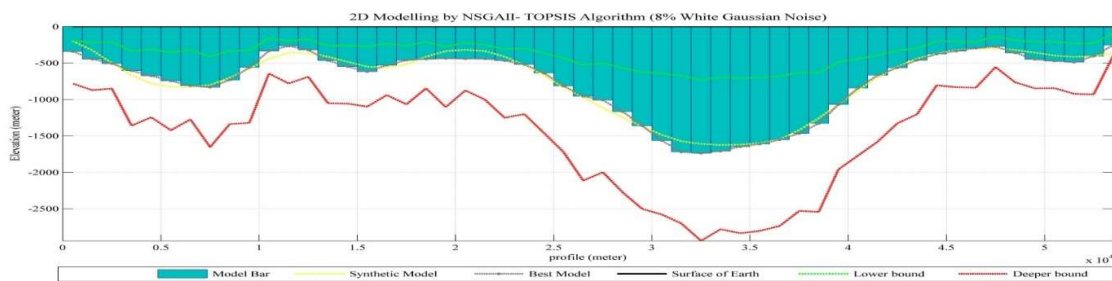
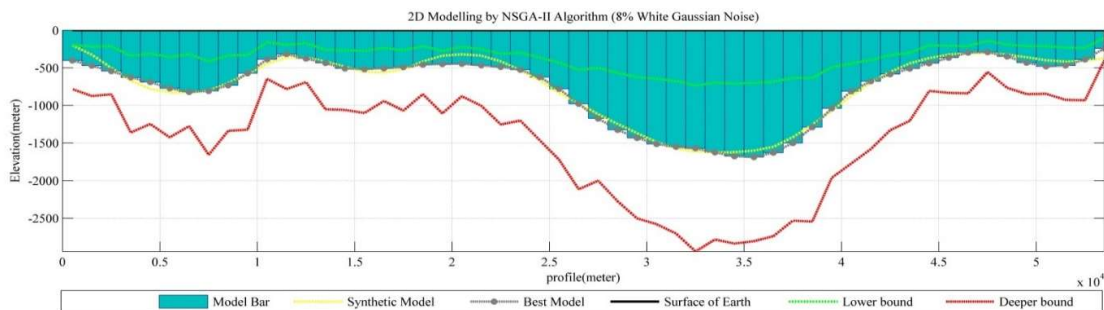
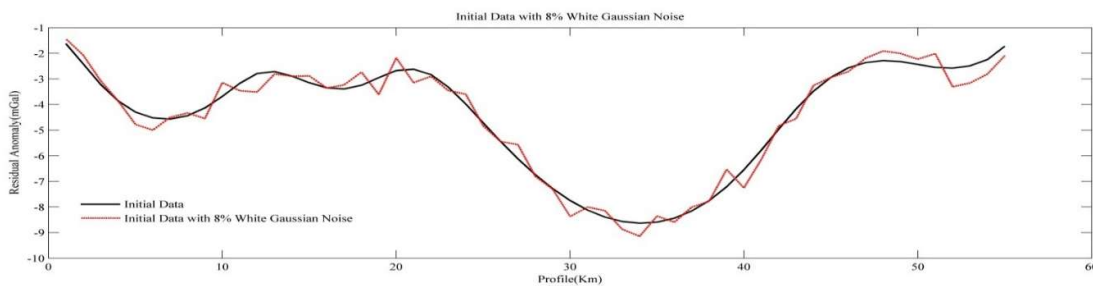
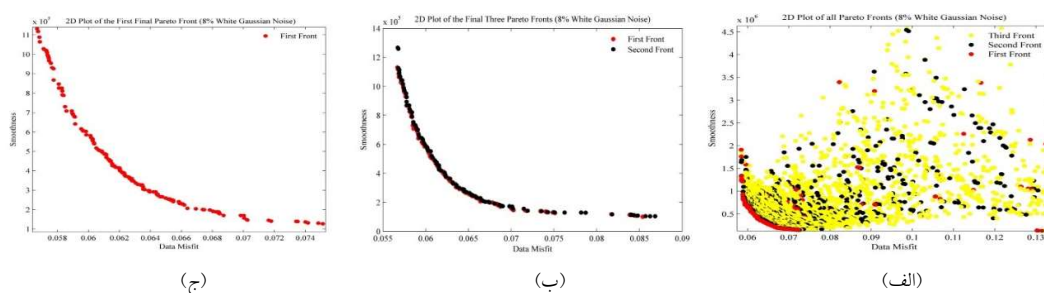


شکل ۱۱. (الف) نمودار پارتو برای پنج جبهه معرفی شده با موقعیت همه پاسخها در تمام گامهای بررسی شده با الگوریتم ژنتیک چندهدفه برای دادههای مصنوعی به همراه ۶٪ نویز سفید (ب) نمودار نهایی پارتو بر اساس سه جبهه پارتو معرفی شده در گام نهایی الگوریتم (ج) نمودار نهایی جبهه اول پارتو و معرفی پاسخهای بهینه الگوریتم جهت مدل سازی دادههای مصنوعی به همراه ۶٪ نویز سفید (د) بی‌هنجاری گرانی به دست آمده از سنگ بستر فرضی بر اساس دادههایی با همان نویز (ه) مدل مصنوعی دوبعدی حوضه رسوبی منشوربندی شده دادههایی با ۶٪ نویز سفید با استفاده از الگوریتم NSGA-II (و) مدل مصنوعی دوبعدی حوضه رسوبی منشوربندی شده دادههایی با ۶٪ نویز سفید با استفاده از الگوریتم NSGAI- TOPSIS

$$RMS_{Model(NSGA-)} = 61.8 \text{ m} , \quad RMS_{Data(NSGA-II)} = 0.17 \text{ mGal}$$

$$RMS_{Model(Hybrid)} = 61.5 \text{ m} , \quad RMS_{Data(Hybrid)} = 0.16 \text{ mGal}$$

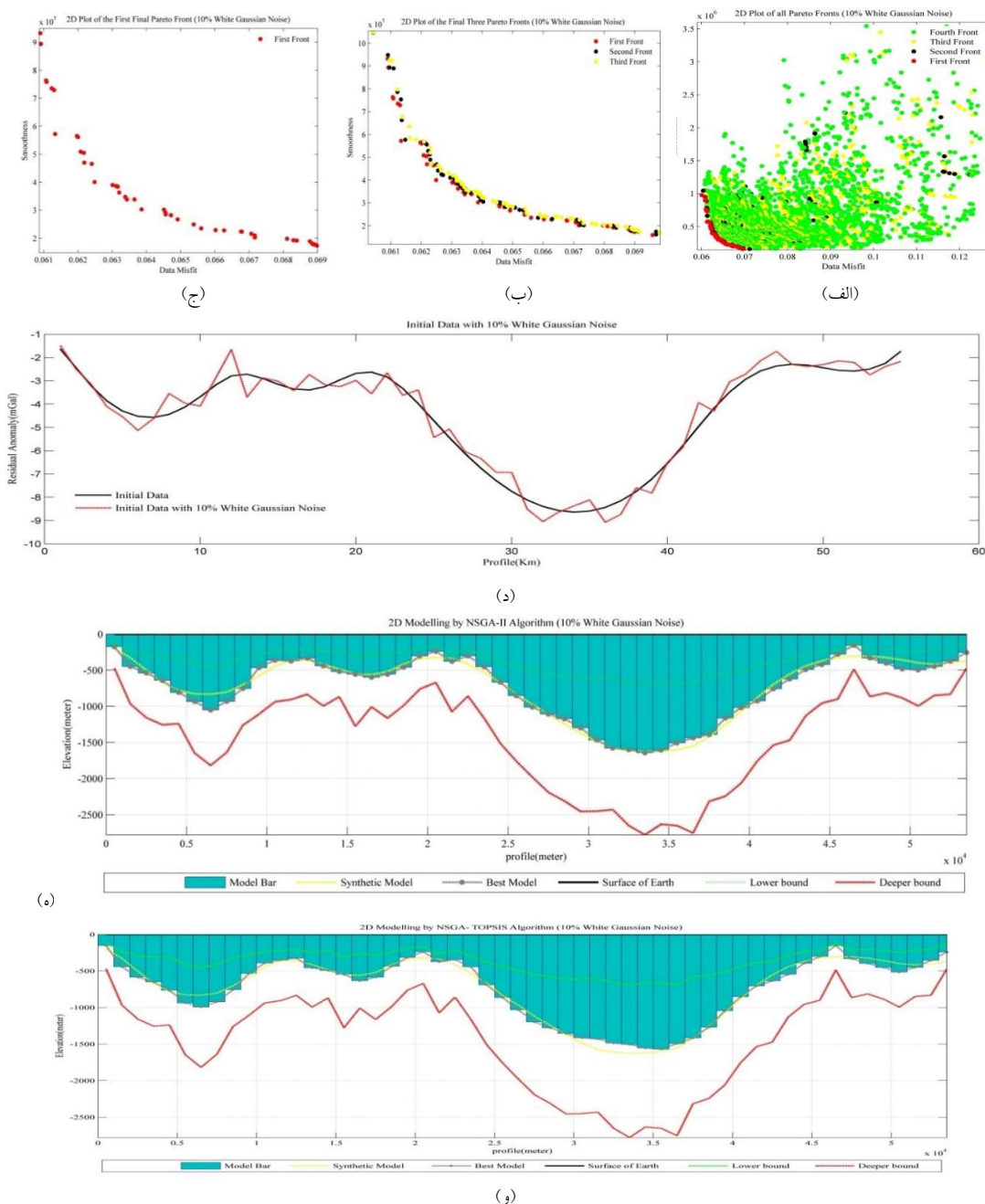




شکل ۱۲. (الف) نمودار پارتو برای سه جبهه معرفی شده با موقعیت همه پاسخها در تمام گام‌های بررسی شده با الگوریتم ژنتیک چندهدفه برای داده‌های مصنوعی به همراه ۸٪ نویز سفید (ب) نمودار نهایی پارتو بر اساس دو جبهه پارتو معرفی شده در گام نهایی الگوریتم (ج) نمودار نهایی جبهه اول پارتو و معرفی پاسخهای بهینه الگوریتم جهت مدل‌سازی داده‌های مصنوعی به همراه ۸٪ نویز سفید (د) بی‌هنجاری گرانی به دست آمده از سنگ بستر فرضی بر اساس داده‌هایی با همان نویز (ه) مدل مصنوعی دوبعدی حوضه رسوبی منشوربندی شده داده‌هایی با ۸٪ نویز سفید با استفاده از الگوریتم NSGA-II (و) مدل مصنوعی دوبعدی حوضه رسوبی منشوربندی شده داده‌هایی با ۸٪ نویز سفید با استفاده از الگوریتم NSGAII-TOPSIS

$$RMS_{Model(NSGA-II)} = 67.9 \text{ m} , \quad RMS_{Data(NSGA-II)} = 0.29 \text{ mGal}$$

$$RMS_{Model(Hybrid)} = 64.7 \text{ m} , \quad RMS_{Data(Hybrid)} = 0.25 \text{ mGal}$$



**شکل ۱۳.** (الف) نمودار پارتو برای چهار جبهه معرفی شده با موقعیت همه پاسخها در تمام گامهای بررسی شده با الگوریتم ژنتیک چندهدفه برای دادههای مصنوعی به همراه ۱۰٪ نویز سفید (ب) نمودار نهایی پارتو بر اساس سه جبهه پارتو معرفی شده در گام نهایی الگوریتم (ج) نمودار نهایی جبهه اول پارتو و معرفی پاسخهای بهینه الگوریتم جهت مدل سازی دادههای مصنوعی به همراه ۱۰٪ نویز سفید (د) بی‌هنجاری گرانی به دست آمده از سنگ بستر فرضی بر اساس دادههایی با همان نویز (ه) مدل مصنوعی دوبعدی حوضه رسوبی منشوربندی شده دادههایی با ۱۰٪ نویز سفید با استفاده از الگوریتم NSGA-II (و) مدل مصنوعی دوبعدی حوضه رسوبی منشوربندی شده دادههایی با ۱۰٪ نویز سفید با استفاده از الگوریتم NSGAII-TOPSIS

$$\begin{aligned}
 RMS_{Model(NSGA-)} &= 72.4 \text{ m} , & RMS_{Data(NSGA-II)} &= 0.35 \text{ mGal} \\
 RMS_{Model(Hybrid)} &= 72.6 \text{ m} , & RMS_{Data(Hybrid)} &= 0.36 \text{ mGal}
 \end{aligned}$$

## ۶ مدل‌سازی داده‌های واقعی

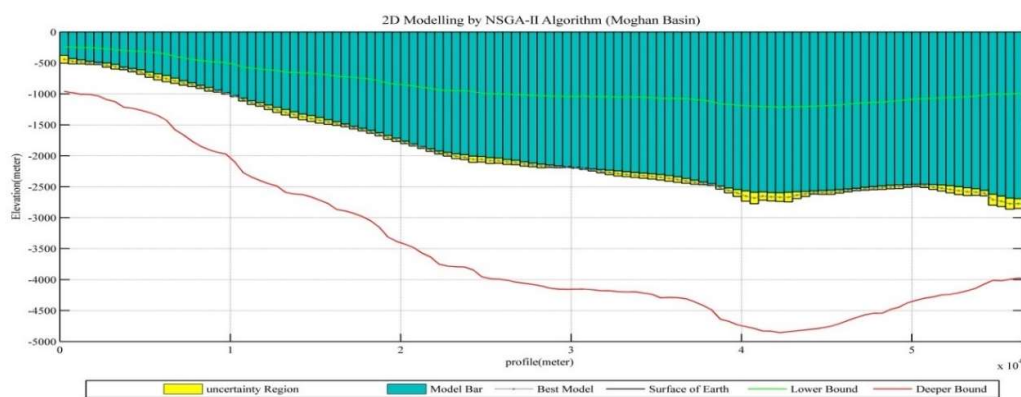
با بررسی نتایج وارون‌سازی داده‌های مصنوعی و صحت‌سنجی کدهای مربوط به الگوریتم‌های مورد نظر، مدل‌سازی برای داده‌های واقعی حوضه مغان در شمال غرب ایران (نجاتی و همکاران، ۱۳۸۸ و جولایی و همکاران، ۱۳۹۹) و صحرای آتاکاما در کشور شیلی انجام شد (پالرو و همکاران، ۲۰۱۵). داده‌های گرانی‌سنجی حوضه مغان و صحرای آتاکاما پیشتر با الگوریتم‌های متفاوتی مدل‌سازی شده‌اند. حوضه مغان به دلیل وجود چشمه‌های نفتی و ضخامت زیاد سنگ‌های رسوبی، در اکتشافات هیدروکربوری توجه پژوهشگران را به خود جلب کرده است. این حوضه در اوایل دوران سوم زمین‌شناسی با فعالیت‌های شدید آتشفشانی همراه بوده است و مواد خروجی حاصل به‌صورت روانه‌های بازالتی و قطعات آتشفشانی در واحدهای رسوبی برجای‌مانده‌اند. در اوایل ائوسن میانی، آخرین فعالیت آتشفشانی درخور توجه در منطقه به‌وقوع پیوسته‌است که به‌طور وسیع باعث تشکیل جریان‌های بازالتی شده است. طبقات پیشرونده که در برخی نقاط با وجود کنگلومرای قاعده‌ای و ناپیوستگی مشخص شده‌اند، گدازه‌های مذکور را پوشانده‌اند. در مطالعات گرانی‌سنجی انجام‌شده در این منطقه، ولکانیک‌های ائوسن که اختلاف چگالی مناسبی با رسوبات بالاسری خود دارند، به‌عنوان ساختارهای بی-سنگی این ناحیه معرفی شده‌اند. طول افقی پروفیل مدنظر تقریباً ۵۸۵۰۰ متر است که شامل ۱۱۸ نقطه در فواصل افقی ۵۰۰ متری در این حوضه است. در حوضه مغان برداشت‌های ژئوفیزیکی و مدل‌سازی بر مبنای داده‌های گرانی‌سنجی، مغناطیس‌سنجی و لرزه‌نگاری انجام شده است. برای مدل‌سازی مقطع پروفیل این حوضه، مسیر پروفیل به منشورهایی قائم با عرض ۵۰۰ متر تقسیم و مقطع مورد نظر با ۱۱۷ منشور با عرض ثابت ۵۰۰ متر افراز شده است. بر اساس نتایج نمونه‌گیری‌های گذشته از لایه‌ها و

سازندهای مختلف، اختلاف چگالی به‌طور متوسط ۳۰۰- کیلوگرم بر مترمکعب فرض (نجاتی و همکاران، ۱۳۸۸ و جولایی و همکاران، ۱۳۹۹) و پارامترهای الگوریتم و فضای جستجو مطابق شرایط مسئله تنظیم شد. نتایج مدل‌سازی داده‌های گرانی‌سنجی با استفاده از الگوریتم‌های NSGAI-TOPSIS و NSGA-II نشان می‌دهد هر دو مدل‌سازی با عدم قطعیت صورت گرفته در ۱۵ بار اجرای هر دو الگوریتم، عمق منشورها را با دقت زیاد و با عدم قطعیت هر بلوک محاسبه کرده‌اند که در مدل‌سازی‌های مربوط به هر الگوریتم نشان داده شده است. این مدل‌سازی‌ها همخوانی بسیار خوبی با مطالعات و مدل‌سازی‌های پیشین دارند به‌گونه‌ای که متوسط عمق به‌دست آمده از هر دو مدل‌سازی در فاصله یک کیلومتری از ابتدای پروفیل حوضه مغان تقریباً ۷۳۰ تا ۷۵۰ متر، در بازه فاصله‌ای یک تا دو کیلومتری پروفیل تقریباً ۱۴۰۰ تا ۱۴۵۰ متر، در بازه فاصله‌ای دو تا سه کیلومتری پروفیل تقریباً ۲۱۳۰ تا ۲۱۵۰ متر، در بازه فاصله‌ای سه تا چهار کیلومتری پروفیل تقریباً ۲۲۰۰ تا ۲۲۳۰ متر و به همین ترتیب، آخرین عمق منشور به‌دست آمده در فاصله ۵۸۵۰۰ متری از ابتدای پروفیل تقریباً ۲۷۰۰ تا ۲۶۴۰ متر است. شکل ۱۴ مدل‌سازی حوضه مغان را با استفاده از هر دو الگوریتم به همراه عدم قطعیت نشان می‌دهد.

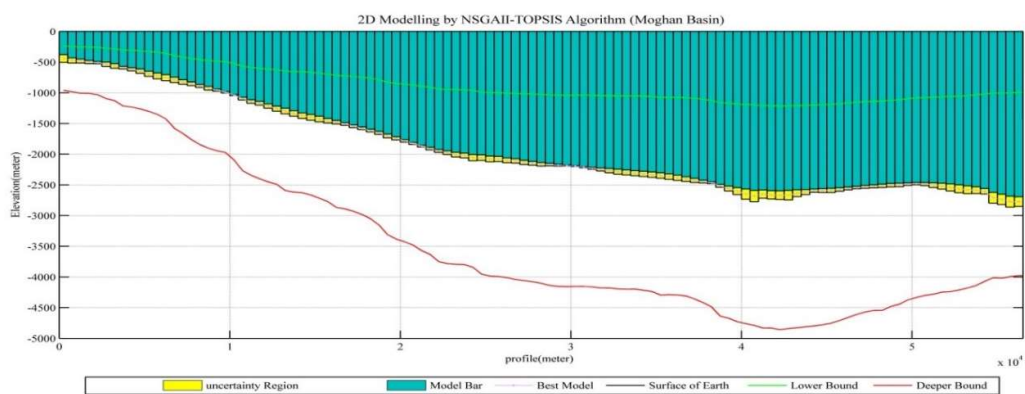
صحرای آتاکاما، حوضه‌ای رسوبی در حاشیه رشته‌کوه‌های آند است که با حجم عظیمی از رسوبات قاره‌ای ناشی از فرسایش کوه‌های آند پر شده است. این رسوبات که با نام سازند گراول آتاکام نیز شناخته می‌شوند، اغلب از رسوبات با چگالی وزنی کم (شن‌های رودخانه‌ای و ماسه و رس) تشکیل شده‌اند و در سمت غربی کمان آتشفشانی آند و روی سنگ بستر آندزیتی قرار گرفته‌اند. به سبب اختلاف چگالی شدیدی که بین رسوبات این حوضه و سنگ بستر آندزیتی (حدود ۸۰۰ کیلوگرم بر مترمکعب) وجود دارد، صحرای آتاکاما

مدلسازی داده‌های گرانی‌سنجی آتاکاما با استفاده از الگوریتم‌های NSGA-II و NSGAI-TOPSIS نشان می‌دهد هر دو مدل‌سازی با عدم قطعیت صورت گرفته در ۱۵ بار اجرای هر دو الگوریتم، عمق منشورها را مانند مدل‌سازی در حوضه مغان با دقت زیاد و با عدم قطعیت هر بلوک محاسبه کرده‌اند که در مدل‌سازی‌های مربوط به هر الگوریتم نشان داده شده است. این مدل‌سازی‌ها تطابق بسیار خوبی با مطالعات و مدل‌سازی‌های پیشین دارند (پالرو و همکاران، ۲۰۱۵). شکل ۱۷ مدل‌سازی صحرائی آتاکاما را با استفاده از هر دو الگوریتم به همراه عدم قطعیت نشان می‌دهد.

منطقه مناسبی برای حل مسائل وارون غیرخطی داده‌های گرانی‌سنجی است. موقعیت جغرافیایی محدوده مورد نظر و موقعیت پروفیل داده‌های گرانی در شکل‌های ۱۵ و ۱۶ نمایش داده شده است. طول پروفیل مورد نظر تقریباً ۳۱ کیلومتر است و داده‌های گرانی ۵۳ نقطه در فواصل نامنظم، با دستگاه سینترکس برداشت شده است. جهت مدل‌سازی داده‌های گرانی صحرائی آتاکاما، در گام نخست باید مقطع رسوبات بالای سنگ بستر مدل شود. برای این کار حوضه رسوبی بالای سنگ بستر به ۶۳ منشور با عرض ۵۰۰ متر مدل شد و پارامترهای الگوریتم و فضای جستجو مطابق شرایط مسئله تنظیم شدند. نتایج



(الف)

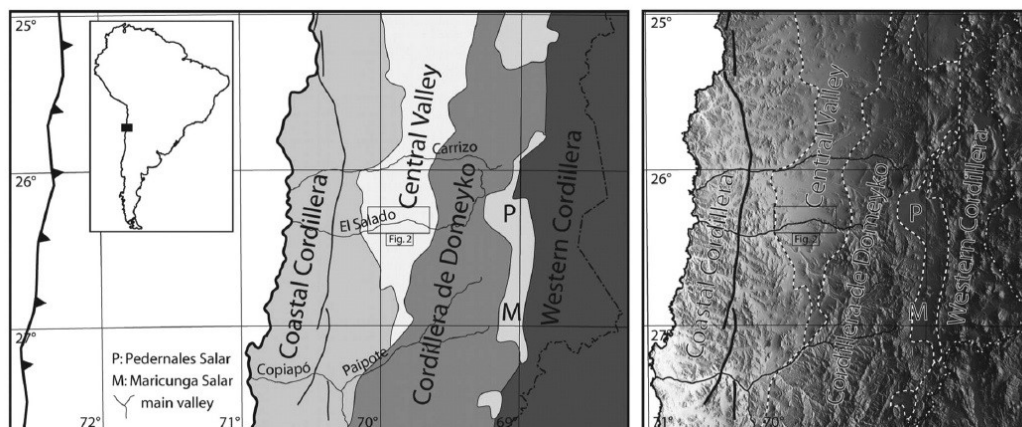


(ب)

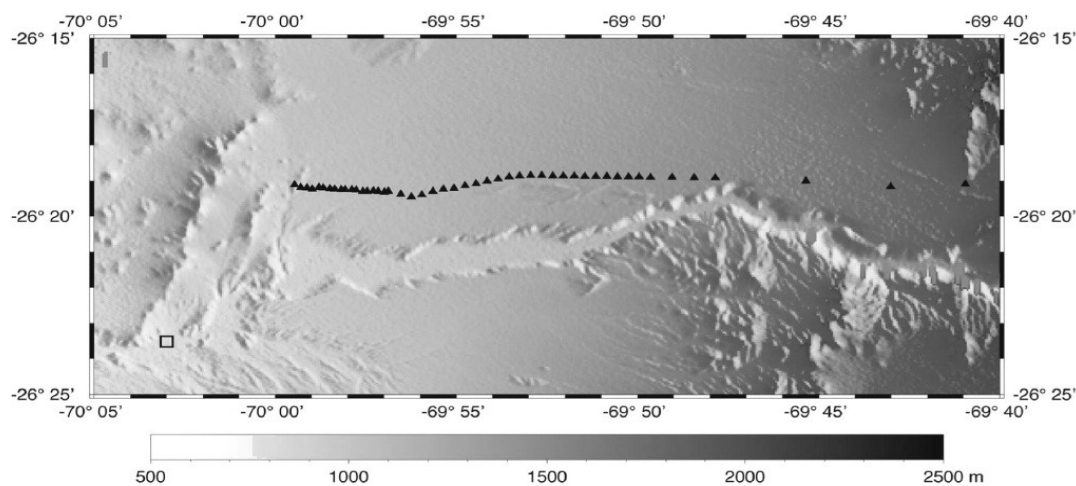
شکل ۱۴. (الف) مدل تولیدشده و مرزهای جستجوی مربوط به پروفیل حوضه مغان با استفاده از الگوریتم NSGA-II (ب) مدل تولیدشده و مرزهای جستجوی

همان پروفیل با استفاده از روش هیبریدی NSGAI-TOPSIS

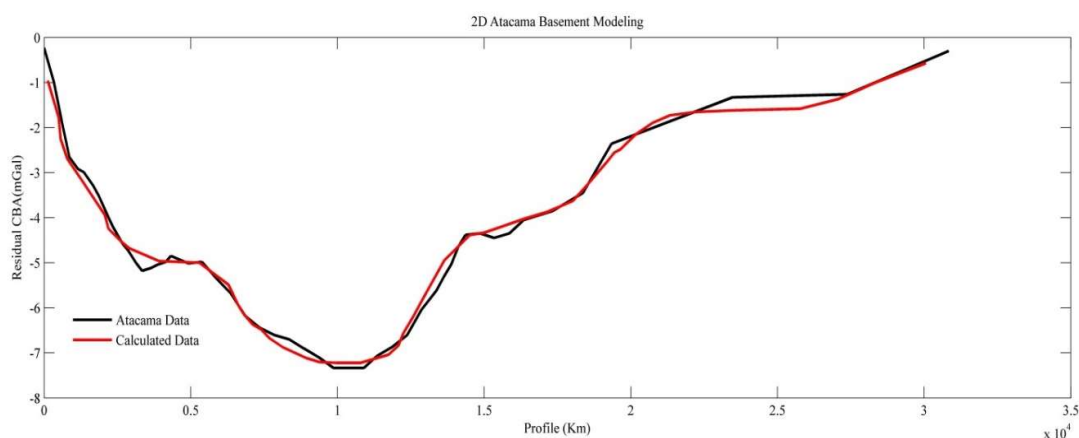
$$RMS_{Data(NSGA-)} = 1.19mGal, \quad RMS_{Data(Hybrid)} = 1.03mGal$$



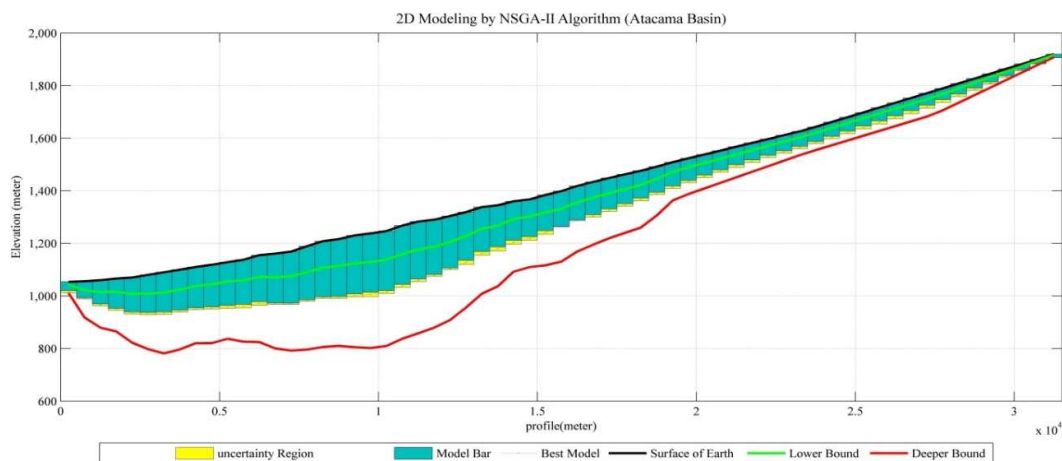
شکل ۱۵. موقعیت جغرافیایی صحرای آتاکاما در کشور شیلی.



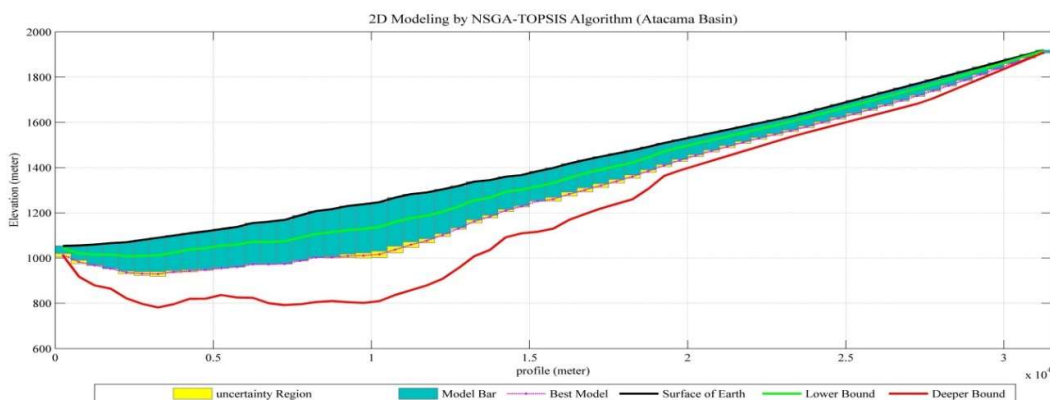
شکل ۱۶. موقعیت ایستگاه مبنا (مربع توخالی) در جنوب غربی محدوده مطالعاتی و پروفیل مورد نظر با نقاط برداشت داده‌های گرانی (مثلث‌های سیاه‌رنگ)



(الف)



(ب)



(ج)

شکل ۱۷. الف) مدل‌سازی دوبعدی پروفیل گرانیتی حوضه رسوبی آتاکاما با محاسبه بی‌هنجاری گرانیتی (ب) مدل تولیدشده و مرزهای فضای جستجو با استفاده از الگوریتم NSGA-II (ج) مدل تولیدشده و مرزهای فضای جستجو با استفاده از روش هیبریدی NSGAI-TOPSIS

$$RMS_{Data(NSGA-II)} = 0.39 \text{ mGal} , \quad RMS_{Data(Hybrid)} = 0.41 \text{ mGal}$$

## ۷ نتیجه‌گیری

مدل‌سازی با نتایج مطالعات انجام‌شده با سایر روش‌ها، عملکرد مناسب الگوریتم‌های طراحی‌شده را به اثبات می‌رساند. در حالتی که کمینه‌های محلی متفاوت وجود داشته باشند نیز هر دو الگوریتم می‌توانند پاسخ مناسبی ارائه دهند. روش هیبریدی الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی نامغلوب با روش تاپسیس سبب بهبود سرعت همگرایی الگوریتم در مدل‌سازی شد. همچنین در این مطالعه میزان تأثیرپذیری این دو الگوریتم از مقادیر مختلف نوفه‌های احتمالی بررسی شد. نتایج بیانگر پایداری مناسب هر دو

الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی نامغلوب و روش هیبریدی NSGA-TOPSIS که از روش‌های بسیار مفید و قدرتمند برای تعیین پارامتر عمق سنگ بستر دوبعدی با استفاده از داده‌های گرانیتی‌سنجی هستند، در دو مرحله مجزا در این تحقیق بررسی شدند. در مرحله اول، برای بررسی کارایی روش پیشنهادی، با استفاده از داده‌های حاصل از یک مدل مصنوعی الگوریتم‌ها اعتبارسنجی شدند و در مرحله دوم، مدل‌سازی معکوس داده‌ها انجام شد. مقایسه نتایج این

- Gallardo-Delgado, L. A., Pérez-Flores, M. A., and Gómez-Treviño, E., 2003, A versatile algorithm for joint 3D inversion of gravity and magnetic data: *Geophysics*, **68**(3), 949-959.
- Goldberg, D. E., 1989, *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*: Addison Wesley.
- Hwang, C. L., and Yoon, K., 1981, Multiple Attribute Decision Making: Methods and Applications: a state-of-the-art survey, volume **186** of *Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems*: Springer-Verlag, <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-48318-9>.
- Jie, X., and Tao, Z., 2015, Multiobjective particle swarm inversion algorithm for two-dimensional magnetic data: *Applied Geophysics*, **12**(2), 127-136.
- Pallero, J. L. G., Fernández-Martínez, J. L., Bonvalot, S., and Fudym, O., 2015, Gravity inversion and uncertainty assessment of basement relief via particle swarm optimization: *Journal of Applied Geophysics*, **116**, 180-191.
- Poormirzaee, R., 2016, S-wave velocity profiling from refraction microtremor Rayleigh wave dispersion curves via PSO inversion algorithm: *Arabian Journal of Geosciences*, **9**(16)
- Reshadati, M., and Motevali-Anbaran, S. H., 2022, Stochastic modeling of gravity data for 2D basement reliefs without regularization coefficient: *Iranian Journal of Geophysics*, **15**(4), 101-114.
- Roy, K., Kumar, K., 2007, *Potential Theory in Applied Geophysics*: Springer Science & Business Media.
- Schwarzbach, C., Borner, R., and 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., and Stoffa, P. L., 1995, *Global Optimization Methods in Geophysical Inversion*: Elsevier Science.
- Shaw, R., and Srivastava, S., 2007, Particle swarm optimization: A new tool to invert geophysical data: *Geophysics*, **72**(2), F75-F83.
- Sheta, A., and Turabieh, H., 2006, A comparison between genetic algorithms and sequential quadratic programming in solving constrained optimization problems: *International Journal on Artificial Intelligence and Machine*
- الگوریتم در برابر نوفه‌های سفید گاوسی با دامنه‌های به‌نسبت بزرگ است.
- منابع**
- جولایی، ا.، عرب امیری، ع.، نجاتی کلاته، ع.، فرزانه، ف.، ۱۳۹۹، مدل‌سازی هندسه سنگ بستر با استفاده از داده‌های گرانی‌سنجی و الگوریتم کلونی مورچگان: *مجله ژئوفیزیک ایران*، **۱۴**(۱)، ۳۹-۵۴.
- نجاتی کلاته، ع.، ابراهیم‌زاده اردستانی، و.، شاهین، ا.، متولی عنبران، س. ه.، قمی، ش.، جوان، ا.، ۱۳۸۸، مدل‌سازی وارون دوبعدی غیرخطی داده‌های گرانی‌سنجی ناحیه مغان با استفاده از روش مارکوارت- لونبرگ: *مجله علوم زمین*، **۱۹**(۷۴)، ۱۳-۲۰.
- Atashpaz-Gargari, E., and Lucas, C., 2007, Imperialist competitive algorithm: an algorithm for optimization inspired by imperialist competition: *IEEE Congress on Evolutionary Computation*, 4661-4667.
- Barbosa, V., Cristina, F., and Silva, J. B., 1994, Generalized compact gravity inversion: *Geophysics*, **59**(1), 57-68.
- Barbosa, V., and Silva, J. B., 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., and Farquharson, C. G., 2017, Physical-property-, lithology- and surface-geometry-based joint inversion using Pareto Multi-Objective Global Optimization: *Geophysical Journal International*, **209**, 730-748.
- Boschetti, F., Mike, D., and Ron, L., 1997, Inversion of potential field data by genetic algorithms: *Geophysical Prospecting*, **45**(3), 461-478.
- Deb, k., 2001, *Multiobjective Optimization Using Evolutionary Algorithms*: Wiley.
- Deb, K., Pratab, A., Agarwal, S., and Meyarivan, T., 2002, A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II: *IEEE Transaction on Evolutionary Computation*, **6**(2).

- Learning (AIML), **6**(1), 67-74.
- Snieder, R., 1998, The role of nonlinearity in inverse problems: *Inverse Problems*, **14**, 387-404.
- Srinivas, N., and Deb, K., 1995, Multiobjective function optimization using nondominated sorting genetic algorithms: *Evolutionary Computation*, **2**(3), 221–248.
- Tarantola, A., 2005, *Inverse Problem Theory and Methods for Model Parameter Estimation: Society for Industrial and Applied Mathematics*.
- Tudor, B., 2013, Variational image denoising approach with diffusion porous media flow: *Abstract and Applied Analysis*, Hindawi, 2013, 1-8.
- Yeh, J. Y., and Lin, W. S., 2007, 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., and Liu, Z., 2008, Nonlinear geophysical inversion based on ACO with hybrid techniques: *Natural Computation, ICNC'08, Fourth International Conference on*, **4**, 530-534, IEEE.
- Zhdanov, M. S., 2002, *Geophysical Inverse Theory and Regularization Problems: Elsevier*.
- Zitzler, E., Deb, K., and Thiele, L., 2000, Comparison of multiobjective evolutionary algorithms: Empirical results: *Evolutionary Computation*, **8**(2), 173-195.