

مدل‌سازی هندسه سنگ بستر با استفاده از داده‌های گرانی‌سنجی و الگوریتم کلونی مورچگان

امیر جولائی^۱، علیرضا عرب‌امیری^{۲*}، علی نجاتی کلاته^۲ فرزین فرزانه^۳

^۱ دانشجوی دکتری مهندسی معدن؛ دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک، دانشگاه صنعتی شاهرود

^۲ دانشیار؛ دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک، دانشگاه صنعتی شاهرود

^۳ کارشناس ارشد چینه‌شناسی، مدیریت اکتشاف نفت، تهران

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۸/۰۳/۱۷، تاریخ پذیرش: ۱۳۹۸/۱۱/۲۶)

چکیده

تعیین عمق و هندسه سنگ بسترهای مدفون در حوضه‌های رسوبی از اهداف راهبردی بسیاری از پروژه‌های اکتشافی به‌ویژه آب‌های زیرزمینی و ذخایر هیدروکربوری است. تحقیق پیش رو با هدف مدل‌سازی دوبعدی ضخامت رسوبات یک حوضه رسوبی با استفاده از وارون‌سازی داده‌های گرانی‌سنجی انجام شده است. در این پژوهش، طراحی و اجرای الگوریتم کلونی مورچگان به‌عنوان ابزاری توانمند برای مدل‌سازی غیرخطی دوبعدی داده‌های گرانی در دو مرحله مجزا بررسی شد. این الگوریتم جایگزینی برای روش‌های جستجوی محلی پاسخ از قبیل مارکوارت-لونیبرگ و گاوس-نیوتن است. در مرحله نخست، درستی‌سنجی الگوریتم با داده‌های تولیدی از یک مدل مصنوعی راستی‌آزمایی شد. به‌این‌منظور، کارایی روش پیشنهادی در دو حالت بدون نوفه و همراه با نوفه سفید گاوسی تا ده درصد بررسی شد. نتایج مدل‌سازی همخوانی قابل قبولی با مدل اولیه حتی در حالت داده‌های آلوده به ده درصد نوفه سفید گاوسی نشان داد به‌گونه‌ای که در مدل‌سازی با هشت و ده درصد نوفه هم، ریشه میانگین مربع خطا برای داده‌های تولیدی با داده اولیه از ۱/۶۴ میلی‌گال و مدل به‌دست‌آمده با مدل اولیه از ۱۳۱/۴ متر فراتر نرفت. این نتایج گویای پایداری مناسب آن در برابر نوفه‌های سفید گاوسی با دامنه‌های به‌نسبت زیاد است. در مرحله دوم، وارون‌سازی داده‌های واقعی گرانی‌سنجی در حوضه رسوبی مغان انجام شد. در این مرحله نیز مقایسه نتایج الگوریتم کلونی مورچگان با نتایج مطالعات پیشین از جمله مدل‌سازی داده‌های گرانی با الگوریتم مارکوارت-لونیبرگ و نتایج لرزه‌نگاری، گویای عملکرد مناسب روش پیشنهادی بود.

واژه‌های کلیدی: گرانی‌سنجی، ضخامت رسوبات، مدل‌سازی وارون غیرخطی، جستجوی عمومی، الگوریتم کلونی مورچگان، حوضه رسوبی مغان

۱.... مقدمه

امروزه تعیین هندسه سنگ بستر مدفون شامل تعیین ضخامت رسوبات، تعیین مشخصات گسل‌های احتمالی پی‌سنگی و در کنار آنها، تعیین مرز لایه‌های مختلف در اعماق از اهداف راهبردی بسیاری از پروژه‌های عمرانی و اکتشاف منابع زیرزمینی مانند آب و منابع هیدروکربوری است. در اکتشاف منابع هیدروکربوری، ضخامت رسوبات از عوامل مؤثر در ارزش‌گذاری پتانسیل حوضه رسوبی است.

مطالعات ژئوفیزیکی به‌ویژه روش‌های میدان پتانسیل، از سریع‌ترین و در بیشتر موارد، کم‌هزینه‌ترین روش‌ها در مسیر کشف اهداف زیرسطحی هستند. در مدل‌سازی این داده‌ها بازسازی هندسی هدف مورد مطالعه براساس مدلی ریاضی بین پارامترهای مدل تعریف شده و داده‌های برداشت شده انجام می‌شود (بوشچتی و همکاران، ۱۹۹۷؛ زادونوف، ۲۰۰۲ و پالرو و همکاران، ۲۰۱۸). مدل‌سازی پارامترهای هندسی از قبیل ضخامت و عمق، بیشتر غیر-خطی است. در مسائل معکوس‌سازی غیرخطی با استفاده از داده‌های گرانی و مغناطیس‌سنجی، به مدل‌های هندسی ریاضی نیاز است تا بتوان به کمک آنها ارتباط بین داده‌ها و ویژگی‌های هندسی اهداف زیرسطحی را تعیین کرد. برای این امر تاکنون مدل‌های مختلفی ارائه شده است که در این میان برای مدل‌سازی دوبعدی غیرخطی ضخامت رسوبات روی سنگ بستر، دو مدل جمع دوبعدی منشورها (بات، ۱۹۶۰) و مدل چندضلعی نامنظم تالوانی (تالوانی و همکاران، ۱۹۵۹) رواج و کاربرد بیشتری دارند (کری و همکاران، ۲۰۱۳). در مدل بات، ضخامت رسوبات با منشورهایی که تباین مغناطیدگی یا چگالی با سنگ بستر دارند، به صورت دوبعدی یا سه‌بعدی مدل می‌شود.

روش‌های جستجوی محلی بیشتر بر مبنای روش‌های گاوس-نیوتن یا الگوریتم مارکوارت-لونبرگ همراه با پارامتر منظم‌ساز تیخونوف انجام می‌شوند. این روش‌ها که

در آنها از یک مدل اولیه با تباین چگالی (ثابت یا متغیر نسبت به عمق) همراه با قیود تکمیلی استفاده می‌شود، با خطی‌سازی تابع هزینه در هر تکرار به انتها می‌رسند (چاکراواری، ۱۹۹۵؛ سیلوا و همکاران، ۲۰۰۶ و سیلوا و همکاران، ۲۰۱۴). روش‌های محلی در حل مسائل غیرخطی، نارسایی‌ها و مشکلاتی دارند که عمده‌ترین آنها به‌دام‌افتادن در نقاط کمینه محلی است. از سوی دیگر، مسائل میدان پتانسیل اغلب با مشکل بدحالت شدن ناشی از نایکتایی پاسخ مواجه هستند. علاوه بر موارد یادشده، پاسخ این روش‌ها به شدت تحت تأثیر مدل و اطلاعات اولیه‌ای است که در شروع مدل‌سازی اعمال می‌شود (پالرو و همکاران، ۲۰۱۵ و جماسب و همکاران، ۲۰۱۷).

راهکار دوم حل این مسائل، استفاده از روش‌های جستجوی عمومی (*global search*) است که بر مبنای برخی پدیده‌ها و فرایندهای فیزیکی موجود در طبیعت شکل گرفته‌اند. الگوریتم کلونی مورچگان (*ACO*) (Ant Colony Optimization) را که یکی از الگوریتم‌های جستجوی عمومی است، نخستین بار، دوریگو و همکاران (۱۹۹۱) بر مبنای رفتار مورچه‌ها در هنگام جستجوی غذا ارائه کردند. این الگوریتم تاکنون در مسائل بهینه‌سازی در زمینه‌های گوناگون از جمله برخی مدل‌سازی‌های ژئوفیزیکی (محمدزاده شادمهری و همکاران، ۱۳۹۴؛ بالکایا و همکاران، ۲۰۱۷ و دوریگو و استوتز، ۲۰۱۹) به صورت موفقیت‌آمیزی استفاده شده است.

در این تحقیق، به کارگیری الگوریتم کلونی مورچگان برای مدل‌سازی غیرخطی ضخامت رسوبات حوضه رسوبی با استفاده از داده‌های گرانی‌سنجی ارزیابی شده است.

۲ مبانی نظری و روش پژوهش

تاکنون مدل‌های مختلفی با الگوهای پارامترسازی متفاوت برای مدل‌سازی ضخامت رسوبات و هندسه سنگ بستر با

مفروض برداشت نشان می‌دهد:

(۱)

$$F_{ij} = F(x, z, x_m, x_M, z_t, z_b, \rho) = G\rho[A.Ln\frac{A^2 + D^2}{A^2 + C^2} - B.Ln\frac{B^2 + D^2}{B^2 + C^2} - \dots, 2C(\arctan\frac{A}{C} - \arctan\frac{B}{C}) + 2D(\arctan\frac{A}{D} - \arctan\frac{B}{D})]$$

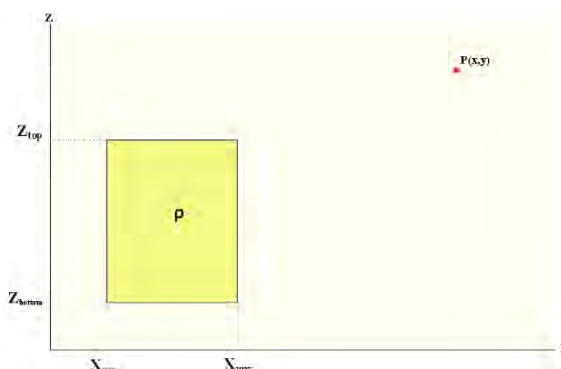
پارامتر F_{ij} میدان گرانی بلوک Z در نقطه i ام و پارامتر G نیز ثابت گرانش نامیده می‌شود که برابر با $6/67 \times 10^{-11}$ نیوتن در مجذور متر بر مجذور کیلوگرم است. پارامترهای A, B, C, D عبارت‌اند از (باربوسا و سیلوا، ۱۹۹۴):

$$A = x - x_m, B = x - x_M, C = Z - Z_t, D = Z - Z_b \quad (۲)$$

که در این رابطه Z_b و Z_t به ترتیب به ارتفاع لبه بالایی منشور و ارتفاع لبه پایینی منشور اشاره دارند. بسته به شرایط لایه‌ها و فصل مشترک سنگ بستر، بلوک‌بندی مدل می‌تواند به صورت منشورهای قائم هم در نظر گرفته شود. در این حالت، تنها تغییر در عمق بلوک مدنظر قرار خواهد گرفت (شکل ۲) (باربوسا و همکاران، ۲۰۱۱).

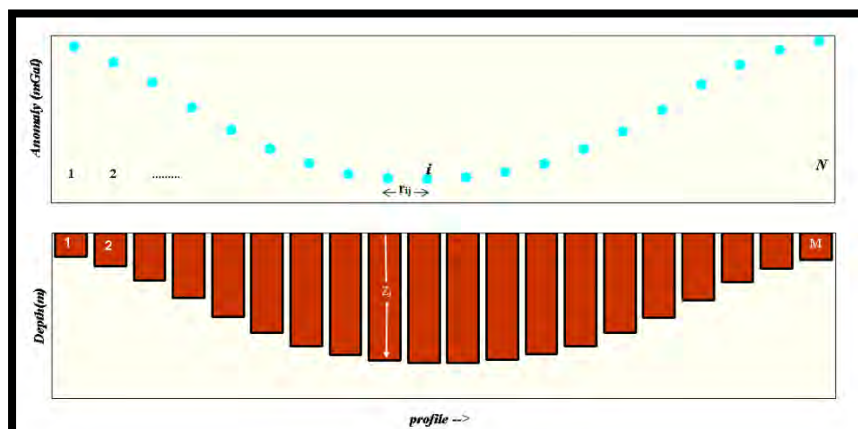
مقدار آنومالی گرانی باقیمانده در نقطه برداشتی i ام (Δg_i) با رابطه (۳) تخمین زده می‌شود (باربوسا و همکاران، ۱۹۹۷):

استفاده از داده‌های گرانی‌سنجی ارائه شده‌اند. در این تحقیق از یکی از پرکاربردترین این مدل‌ها یعنی مدل جمع منشورهای دوبعدی بات استفاده شده است. برای مدل کردن تأثیر میدان گرانی یک منشور دوبعدی در یک نقطه اندازه‌گیری دلخواه (شکل ۱) از مدل باربوسا (باربوسا و سیلوا، ۱۹۹۴) به‌عنوان مدل ریاضی پیشرو و برای مدل‌سازی داده‌های گرانی‌سنجی یک بلوک دوبعدی از روابط پیشروی تلفورد استفاده شده است (تلفورد و همکاران، ۱۹۹۰ و باربوسا و سیلوا، ۱۹۹۴).

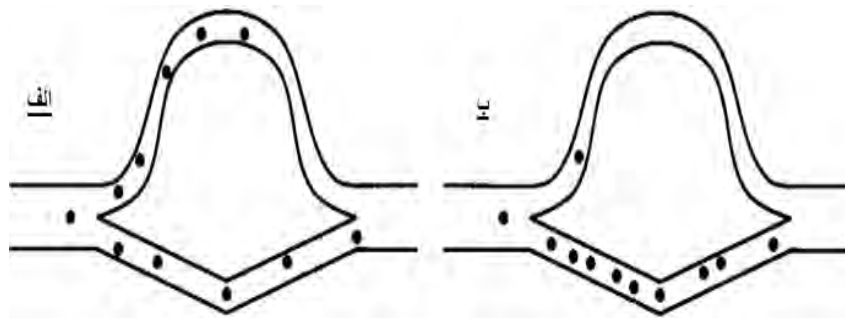


شکل ۱. میدان گرانی در نقاط برداشت (N نقطه) و بلوک‌بندی دوبعدی میدان منشا (M بلوک).

در این مدل‌سازی، برای کلیه بلوک‌ها یک چگالی ثابت فرض می‌شود. رابطه (۱) میدان گرانی هر یک از M بلوک نشان داده شده در شکل ۱ را به ازای N نقطه



شکل ۲. بلوک‌بندی فضای مدل به منشورهای قائم با تغییرات در راستای عمق (باربوسا و همکاران، ۲۰۱۱).



شکل ۳. انتخاب کوتاه‌ترین مسیر به وسیله مورچه‌ها (الف) آغاز رسیدن مورچه‌ها به دو راهی است؛ لذا شناس انتخاب مسیر برابر است. (ب) بعد از چند تکرار رفت و برگشت، اغلب مورچه‌ها مسیر کوتاه‌تر را انتخاب می‌کنند.

سایر روش‌های مبتنی بر جمعیت دارد. این روش با الهام‌گیری از فرایند جستجوی غذا در مورچه‌ها، الگو و روش جستجوی متفاوتی را ارائه کرده است. الگوریتم‌های تکاملی بر مبنای انتخاب تعدادی از بهترین راه‌حل‌های کشف‌شده و ترکیب آنها با یکدیگر عمل می‌کنند. این فرایند بسته به شرایط مسئله، حافظه درخت‌توجهی را مصرف می‌کند (سن و استوفا، ۲۰۱۳). الگوریتم کلونی مورچگان با الهام‌گیری از الگوی انتخاب مسیر در مورچه‌ها که بر مبنای توزیع ماده‌ای شیمیایی به نام فرومون است، روش جدیدی را برای انتخاب بهترین راه‌حل‌ها ارائه کرد.

منبعی که الگوریتم کلونی مورچگان از آن الهام گرفته است، رفتار مورچه‌های واقعی است. این رفتار باعث می‌شود مورچه‌ها کوتاه‌ترین مسیر بین منبع غذا و لانه خود را بیابند. مورچه‌ها در حین طی مسیر بین منبع غذایی و لانه، ماده‌ای به نام فرومون آزاد می‌کنند و وقتی می‌خواهند مسیری را برای رفتن انتخاب کنند، به احتمال بیشتر، مسیری را انتخاب می‌کنند که با فرومون قوی‌تر و غلیظ‌تری علامت‌گذاری شده است (بلوم و رولی، ۲۰۰۳). شکل ۳ نمای کلی کوتاه‌ترین مسیری را نشان می‌دهد که مورچه‌ها انتخاب می‌کنند. مورچه‌ها این توانایی را دارند که کوتاه‌ترین مسیر بین لانه و منبع غذا را پیدا کنند. در طول زمان رفت و برگشت مورچه‌ها، در مسیرهای کوتاه‌تر

$$\Delta g_i = \sum_{j=1}^M F(\Delta \rho_j, z_j, r_{ij}), \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (3)$$

که $\Delta \rho_j$ و z_j به ترتیب تباین چگالی رسوبات و سنگ بستر و عمق سنگ بستر در منشور j ام و r_{ij} فاصله افقی بین نقطه اندازه‌گیری i ام با منشور j ام است (شکل ۲).

در این مسئله، تابع هدف، تابعی از اختلاف آنومالی محاسبه‌شده و آنومالی اندازه‌گیری شده است. با بررسی و مرور مطالعات مشابه گذشته (پالرو و همکاران، ۲۰۱۵) در زمینه مدل‌سازی داده‌های گرانی، تابع هزینه مطابق رابطه (۴) طراحی شد:

$$C^g = \left\| \frac{\Delta g^{obs} - \Delta g^{cal}}{\Delta g^{obs}} \right\|_2 \quad (4)$$

که C^g هزینه و Δg^{obs} و Δg^{cal} به ترتیب آنومالی گرانی مشاهده‌ای و آنومالی گرانی محاسبه‌شده بر مبنای راه‌حل نمونه‌برداری شده از فضای مدل است.

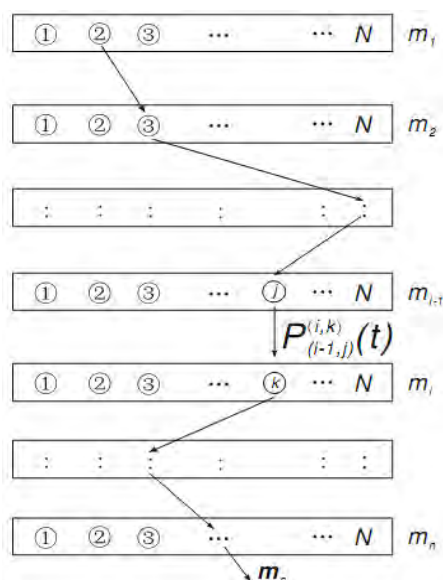
۱-۲ الگوریتم کلونی مورچگان (ACO)

الگوریتم کلونی مورچگان یکی از روش‌های فراابتکاری مبتنی بر جمعیت است که دوریگو و همکاران (۱۹۹۱) بر مبنای رفتار مورچه‌ها در هنگام جستجوی غذا ارائه کردند. این الگوریتم مبنای و الگوی ساختاری متفاوتی نسبت به

با مسیری که در آن قرار دارد، کاهش یا افزایش خواهد داشت. تابع احتمال هر جابه جایی که تابعی از غلظت فرومون در مسیرهای مختلف است از رابطه (۶) به دست می آید (دوریگو و دیکارو، ۱۹۹۹ و لیو و همکاران، ۲۰۱۴):

$$P_{i(i-1,j)}^{(i,k)}(t) = \frac{[\tau_{(i,k)}(t)]^\alpha [\eta_{(i,k)}(t)]^\beta}{\sum_{l=1}^N [\tau_{(i,l)}(t)]^\alpha [\eta_{(i,l)}(t)]^\beta} \quad (6)$$

که $\tau(i,k)$ میزان فرومون روی گره k ام از لایه i ام و η تابعی فراابتکاری مربوط به اطلاعات پیمایش های گذشته است. پارامترهای α و β ضرایب وزنی هستند که بین توانایی های کاوشگری الگوریتم و تبعیت از بهترین جواب (همگرایی) تعادل ایجاد می کنند. اگر α برابر صفر باشد، سبب می شود اطلاعات فرومونی استفاده نشوند، اطلاعات جستجوهای گذشته از بین بروند و جستجو شکل کاملاً تصادفی به خود بگیرد. اگر β برابر صفر باشد، جستجو بعد فراابتکاری و کاوشگری همه مناطق را از دست خواهد داد (دوریگو و دیکارو، ۱۹۹۹).



شکل ۴. تقسیم بندی فضای مدل پیوسته به لایه های فرضی با تقسیم بندی به گره هایی فرضی و عبور مورچه ها از این لایه و گره های فرضی (دوریگو و دیکارو، ۱۹۹۹).

به علت اینکه مورچه ها سریع تر به لانه بر می گردند، مقدار غلظت فرومون بیشتری وجود خواهد داشت. از سوی دیگر و از آنجا که فرومون با گذشت زمان تبخیر می شود، تبخیر و در نتیجه کاهش غلظت فرومون در مسیرهای طولانی تر نسبت به مسیرهای کوتاه تر شدیدتر است (تالبی، ۲۰۰۹ و فتاحی، ۱۳۹۰).

به سبب ساختار خاص و گسسته الگوریتم کلونی مورچگان، ضروریست برای مدل های پیوسته نیز تقسیم بندی و به نوعی گسسته سازی فرضی مدل صورت گیرد. بر این اساس لازم است برای هر پارامتر فضای مدل، یک مرز بالا و پایین تعیین و براساس تقسیمات از پیش تعیین شده، هر پارامتر به صورت مجموعه ای از گره ها در نظر گرفته شود (شکل ۴). به بیان ریاضی، فضای پارامترهای مدل های پس از گره بندی به صورت زیر خواهد بود:

$$m_i^{\min} \leq m_i \leq m_i^{\max}, \quad i=1,2,\dots,n \quad (5)$$

که پارامتر n به تعداد پارامترهای مدل اشاره دارد. اگر تعداد تقسیم بندی پارامترهای مدل N فرض شود، تعداد گره ها در کل مدل برابر $n \times N$ خواهد بود.

۲-۱-۱ پیمایش مسیر

پیمایش مسیر مورچه های مصنوعی از جابه جایی از یک گره از یک لایه به لایه بعدی انجام می پذیرد به گونه ای که از اولین لایه تا آخرین لایه را به ترتیب با عبور از تنها یک گره از هر لایه انجام می دهند (شکل ۴). این جابه جایی ها براساس پارامتری به نام احتمال انتقال انجام می شود. احتمال انتقال تابعی غیرخطی از میزان فرومون های هر مسیر است.

در ابتدای اولین پیمایش، برای یکنواختی شانس احتمال پیموده شدن تمامی مسیرها و افزایش شانس اکتشاف همه مناطق، مقدار زیادی فرومون به طور مساوی روی تمامی گره ها توزیع می شود، اما به مرور زمان این غلظت متناسب

و همکاران، ۱۳۹۴):

$$\nabla \tau_{(i,j)}(t) = \sum_{s=1}^{N_a} \nabla \tau_{(i,j)}^{(s)}(t) \quad (8)$$

اندیس s شمارنده مورچه‌ها و N_a تعداد مورچه‌ها است. $\nabla \tau_{(i,j)}^{(s)}(t)$ تغییرات فرومون حاصل از عبور مورچه s از گره i از لایه i از نشان می‌دهد که براساس ارزیابی تابع هدف از مسیر پیموده شده تعیین می‌شود. بدیهی است تأثیر توزیع فرومون می‌تواند بر نرخ همگرایی و کیفیت جستجو نیز مؤثر باشد؛ از این رو، روش‌های مختلفی برای توزیع فرومون به وجود آمده‌اند که رایج‌ترین و پرکاربردترین آنها، روش چرخه مورچه است. در این روش، تغییرات غلظت فرومون پس از عبور مورچه‌ها از هر مسیر با رابطه زیر تعیین می‌شود (دوریگو، ۱۹۹۲):

$$\nabla \tau_{(i,j)}^{(s)}(t) = \begin{cases} \frac{Q}{L_k} & \text{if ant } s \text{ travels the node } (i, j) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

براساس رابطه (۹)، تغییرات فرومون به ازای هر مورچه، تنها مربوط به گره‌هایی است که از آنها عبور کرده است و سایر گره‌ها تغییر فرومون نخواهند داشت. این تغییرات در گره‌هایی که مورچه از آنها عبور کرده است، بر مبنای ارزیابی مسیر (طول مسیر) یعنی از تقسیم مقدار مشخصی فرومون بر طول مسیر طی شده (L_k) تعیین می‌شود. پر واضح است که این رابطه سبب می‌شود مسیرهایی که طول (مقدار تابع هدف) کمتری دارند، مقدار فرومون بیشتری به آنها اضافه شود (دوریگو و دیکارو، ۱۹۹۹ و دوریگو، ۱۹۹۲).

۳-۱-۲ همگرایی و شروط توقف

با تکرار چرخه الگوریتم، به تدریج مسیرهای کوتاه (کمینه‌کننده تابع هدف) شناسایی و غلظت فرومون در آنها افزایش می‌یابد. این عمل سبب سوق یافتن هرچه بیشتر مورچه‌ها به این مسیرها خواهد شد تا جایی که

۲-۱-۲ ارزیابی مسیر و به‌روزرسانی فرومون‌ها

پس از عبور هر مورچه از تمامی لایه‌ها، یک راه‌حل ایجاد می‌شود که باید با تابع هدف ارزیابی شود. پس از آنکه همه مورچه‌ها مسیر را طی کردند و به تعداد مورچه‌ها، راه‌حل ایجاد شد، راه‌حل‌ها با تابع هدف ارزیابی و بر مبنای شایستگی هر راه‌حل، مقدار فرومون‌های مسیر سازنده راه‌حل افزایش می‌یابد. به بیانی دیگر، پس از ارزیابی هر راه‌حل، فرومون گره‌هایی افزایش می‌یابد که مورچه سازنده آن راه‌حل از آنها عبور کرده است. از سوی دیگر، برای کمتر کردن شانس مسیرهای کم‌تردد و نیز جلوگیری از همگرایی زودرس به برخی مسیرهای پرتردد و با فرومون زیاد، در این الگوریتم از عاملی به نام تبخیر فرومون در هر تکرار استفاده شده است. تبخیر فرومون پدیده‌ای است که در طبیعت زندگی مورچه‌ها رخ می‌دهد و با الگوبرداری از آن، الگوریتم در جهت مشابهت هر چه بیشتر به الگوی طبیعی نیل می‌کند.

پس از هر چرخه پیمایش مسیرهای مختلف توسط مورچه‌ها، میزان فرومون هر گره با دو عامل تبخیر و افزوده شدن فرومون، دستخوش تغییر قرار می‌گیرد که شیوه اعمال کمی این دو عامل در ادامه بیان شده است. رابطه (۷) تغییرات فرومون در گره‌ها را پس از هر تکرار نشان می‌دهد (دوریگو و دیکارو، ۱۹۹۹ و لیو و همکاران، ۲۰۱۴):

$$\tau_{(i,j)}(t+1) = (1-\rho)\tau_{(i,j)}(t) + \nabla_{(i,j)}(t) \quad (7)$$

که ρ ضریب تبخیر فرومون است ($0 < \rho < 1$) و در هر تکرار روی همه گره‌های حاوی فرومون عمل می‌کند و باعث تبخیر و از دست رفتن درصدی از فرومون گره می‌شود. بدیهی است در گره‌های با فرومون بیشتر، مقدار فرومون بیشتری تبخیر و در نتیجه، از همگرایی زودرس الگوریتم جلوگیری خواهد شد. قسمت افزایشی فرومون در گره‌ها $\nabla_{(i,j)}(t)$ است که از رابطه (۸) به دست می‌آید (دوریگو و دیکارو، ۱۹۹۹ و محمدزاده شادمهری

۲-۲ اعتبارسنجی با مدل مصنوعی سنگ بستر در این پژوهش، به منظور ارزیابی توانایی کد نوشته شده بر مبنای الگوریتم مورچگان برای وارون سازی غیرخطی داده‌های گرانی، از داده‌های شبیه‌سازی شده یک مدل مصنوعی سنگ بستر با فرضیاتی مشخص استفاده شد. داده‌های این مدل مصنوعی در دو حالت بدون نوفه و همراه با نوفه سفید مستقل، تولید و مدل‌سازی شدند.

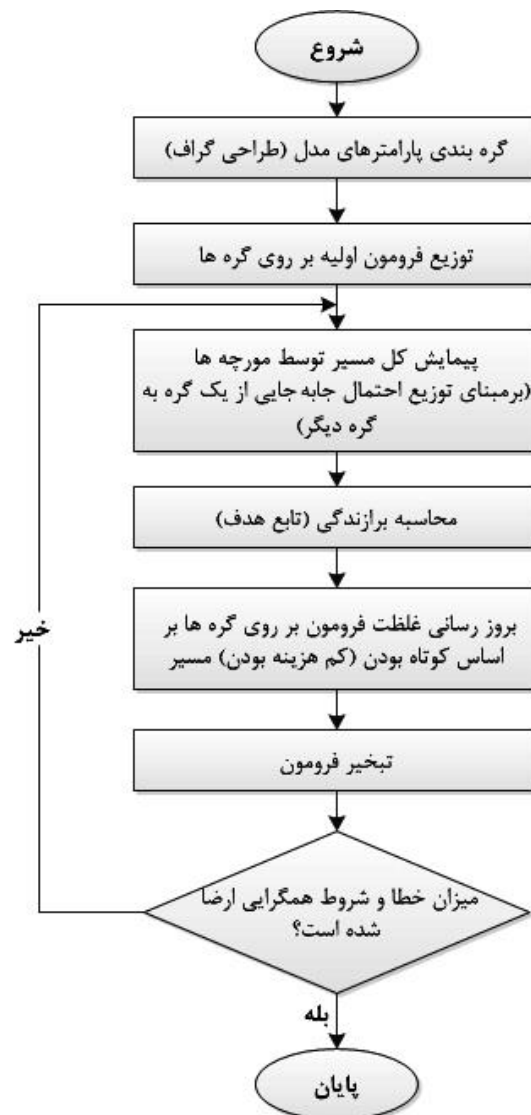
۲-۲-۱ مدل مصنوعی - بدون نوفه

مدل مصنوعی دوبعدی سنگ بستر در نظر گرفته شده در این پژوهش از ۶۰ منشور با عرض ۵۰۰ متر و تغییرات عمقی به نسبت پیچیده به صورت دو فروافتادگی با عمق‌های متفاوت تشکیل شده است. توپوگرافی سطح زمین، مسطح و تباین چگالی رسوبات و سنگ بستر ۲۵۰- کیلوگرم بر متر مکعب فرض شده است.

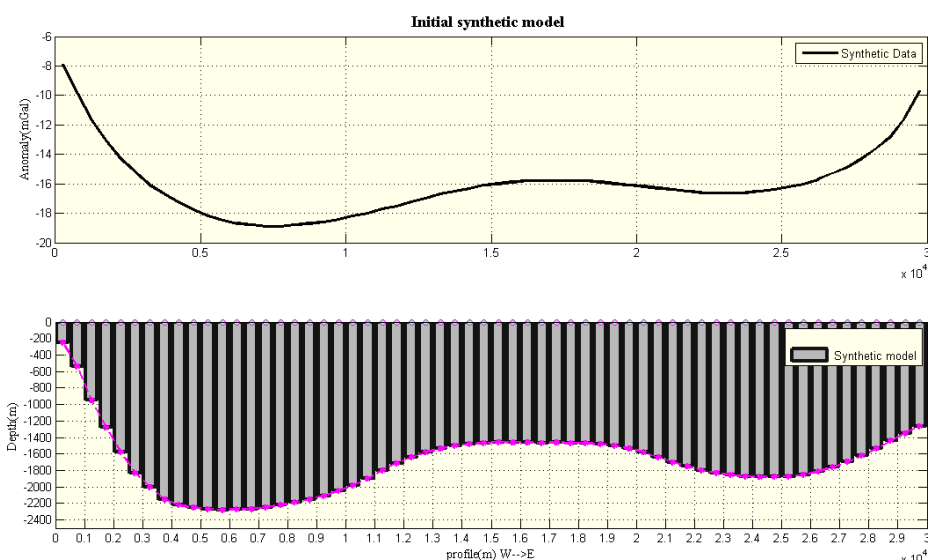
با استفاده از کد پیشرویی که نگارندگان بر مبنای رابطه (۱) نوشته‌اند، در هر یک از نقاط اندازه‌گیری فرضی (در سطح زمین با فواصل مساوی و درست در نقطه میانی منشورها)، تأثیر گرانی تک‌منشورها محاسبه و مقدار آنومالی گرانی چشمداشتی در آن نقاط براساس روابط (۲) و (۳) محاسبه شد. در شکل ۶ مدل مصنوعی مزبور به همراه داده‌های گرانی حاصل از آن نمایش داده شده است.

در این مطالعه برای اجرای الگوریتم مورچگان جهت مدل‌سازی داده‌های گرانی و نیز ارائه نتایج به صورت بصری، یک کد در محیط متلب نوشته شد. پارامترهای تنظیمی الگوریتم مورچگان طراحی شده برای مدل‌سازی داده‌های این مدل مصنوعی در جدول ۱ ارائه شده است. به منظور مقایسه کمی داده‌های محاسباتی با داده‌های اولیه و مدل به دست آمده با مدل مفروض، از تعیین ریشه میانگین مربعات (RMS) اختلاف پارامترهای دو مدل برای ارزیابی کمی این قیاس استفاده شد. نتایج

به تدریج تعداد زیادی از مورچه‌ها تنها از یک مسیر عبور خواهند کرد و این می‌تواند به معنای توقف الگوریتم باشد. البته شاخصه‌ای که تعیین می‌کند به ازای هم‌مسیر شدن چه تعدادی از مورچه‌ها، الگوریتم باید متوقف شود، در الگوریتم‌ها و مسائل مختلف می‌تواند متفاوت باشد (دوریگو و دیکارو، ۱۹۹۹ و محمدزاده شادمهری و همکاران، ۱۳۹۴). در این تحقیق از شرط توقف الگوریتم به ازای تعداد معینی تکرار استفاده شده است. در شکل ۵ نمودار گردش الگوریتم کلونی مورچگان ارائه شده است.



شکل ۵. نمودار گردش مراحل الگوریتم کلونی مورچگان.



شکل ۶. (پایین) مدل مصنوعی دوبعدی یک حوضه رسوبی منشوربندی شده (بالا) آنومالی گرانی به دست آمده از مدل مصنوعی.

داده‌ها به داده‌های خام مدل مصنوعی افزوده شد و داده‌های حاصله مدل‌سازی شدند. همان‌گونه که در شکل‌های ۸ تا ۱۲ دیده می‌شود، روش به کار گرفته شده از پایداری مناسبی در برابر نوفه‌های تصادفی موجود در داده‌ها برخوردار است.

۳ مدل‌سازی داده‌های واقعی

پس از اطمینان از صحت عملکرد کد نوشته شده، کد مزبور برای داده‌های واقعی گرانی برداشت شده در حوضه رسوبی مغان در شمال غرب ایران جهت مدل‌سازی توپوگرافی سنگ بستر به کار گرفته شد. حوضه مغان به دلیل نزدیکی به مناطق نفت خیز باکو و نیز ضخامت زیاد سنگ‌های رسوبی و وجود چشمه‌های نفتی در اکتشافات هیدروکربوری مورد توجه واقع شده است. منطقه مغان در اوایل دوران سوم زمین‌شناسی با فعالیت‌های شدید آتشفشانی همراه بود و مواد خروجی حاصل، به صورت روانه‌های بازالتی و قطعات آتشفشانی در داخل واحدهای رسوبی بر جای مانده است. در اوایل ائوسن میانی، آخرین فعالیت آتشفشانی درخور توجه در منطقه به وقوع

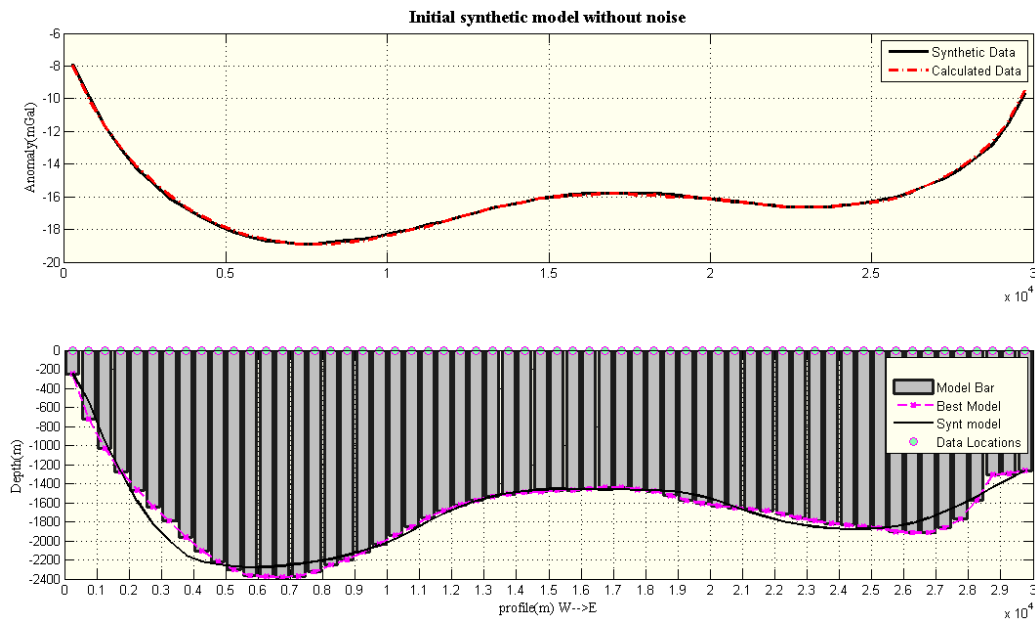
مدل‌سازی داده‌های مدل مصنوعی بدون نوفه در شکل ۷ آمده است. همان‌طور که در این شکل مشاهده می‌شود، اختلاف مدل و داده‌های تولیدی با مدل مصنوعی و داده‌های پیش فرض بسیار اندک است و مدل‌سازی از دقت مناسبی برخوردار است.

جدول ۱. پارامترهای تنظیمی الگوریتم ACO در این پژوهش.

ضریب تبخیر	فرمومون اولیه	فاصله گره‌ها در عمق (m)	تعداد مورچه‌ها
۰/۱	۱	۱	۴۰۰

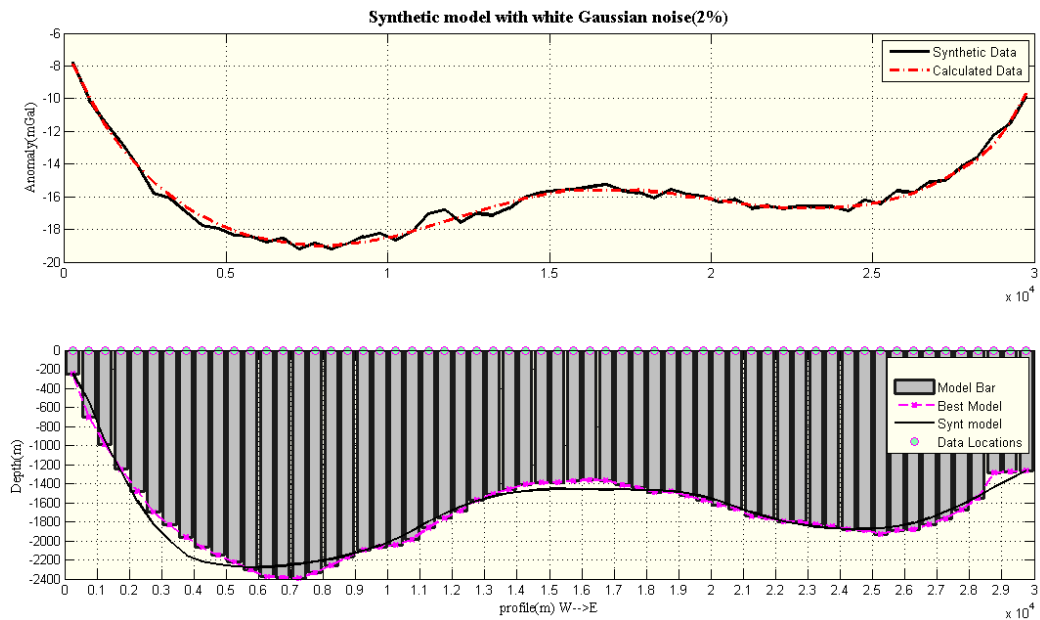
۲-۲-۲ مدل مصنوعی - همراه با نوفه

از آنجا که داده‌های واقعی برداشت شده از طبیعت همواره همراه با نوفه هستند، لازم است کارایی الگوریتم و کد نوشته شده برای مدل‌سازی این نوع از داده‌ها ارزیابی و اعتبارسنجی شود. چون توزیع نوفه در حالت طبیعی، توزیعی گوسی با میانگین صفر است، در این تحقیق برای ارزیابی بررسی تأثیرپذیری و عملکرد الگوریتم نوشته شده در برابر نوفه‌های سفید گوسی، نوفه‌ای مستقل از داده با توزیع گوسی با دامنه‌های ۲، ۴، ۶، ۸ و ۱۰ درصد دامنه



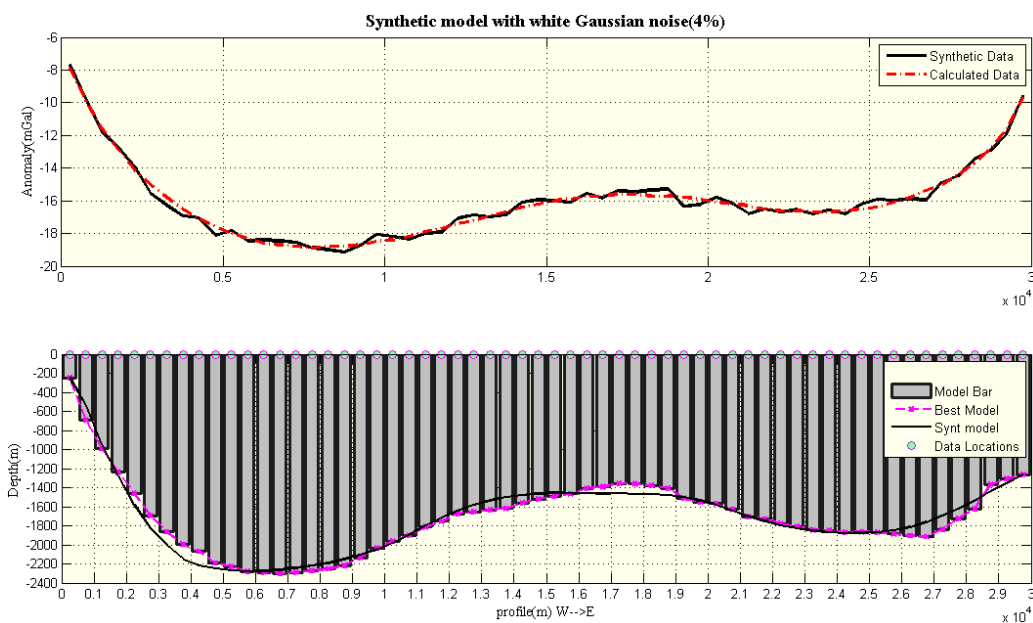
شکل ۷. (بالا) داده‌های مصنوعی به همراه داده‌های مدل تولیدی (ب) مدل مصنوعی به همراه مدل تولیدی.

$$(RMS_{model} = 12/18 \text{ m}) (RMS_{data} = 0/09 \text{ mGal})$$



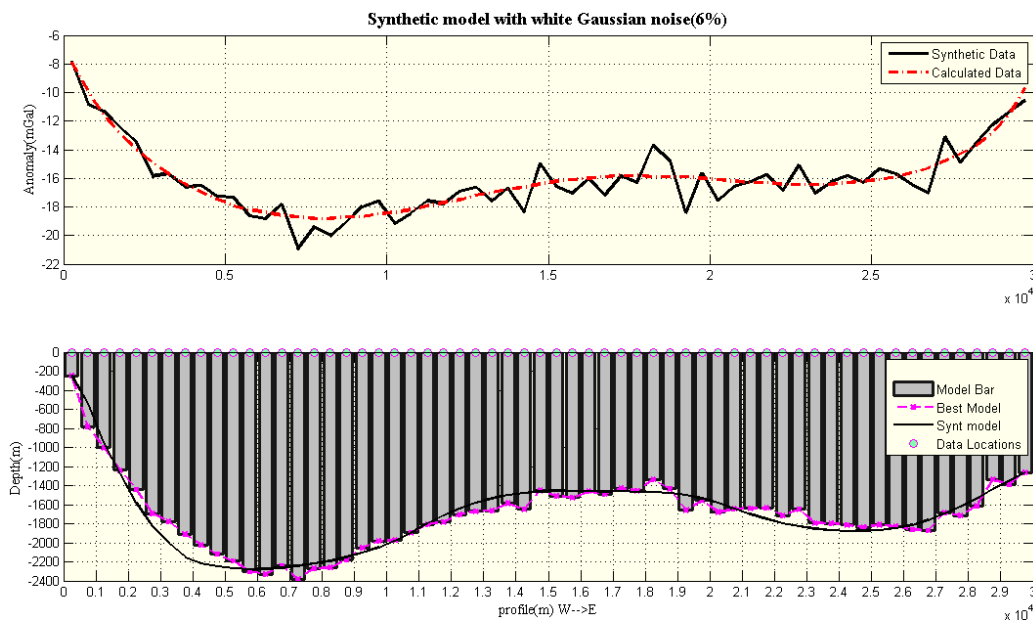
شکل ۸. (بالا) مدل‌سازی داده‌های مدل مصنوعی با ۲٪ نوفه سفید گاوسی (پایین) مدل مصنوعی به همراه مدل تولیدی.

$$(RMS_{model} = 16/10 \text{ m}) (RMS_{data} = 0/29 \text{ mGal})$$



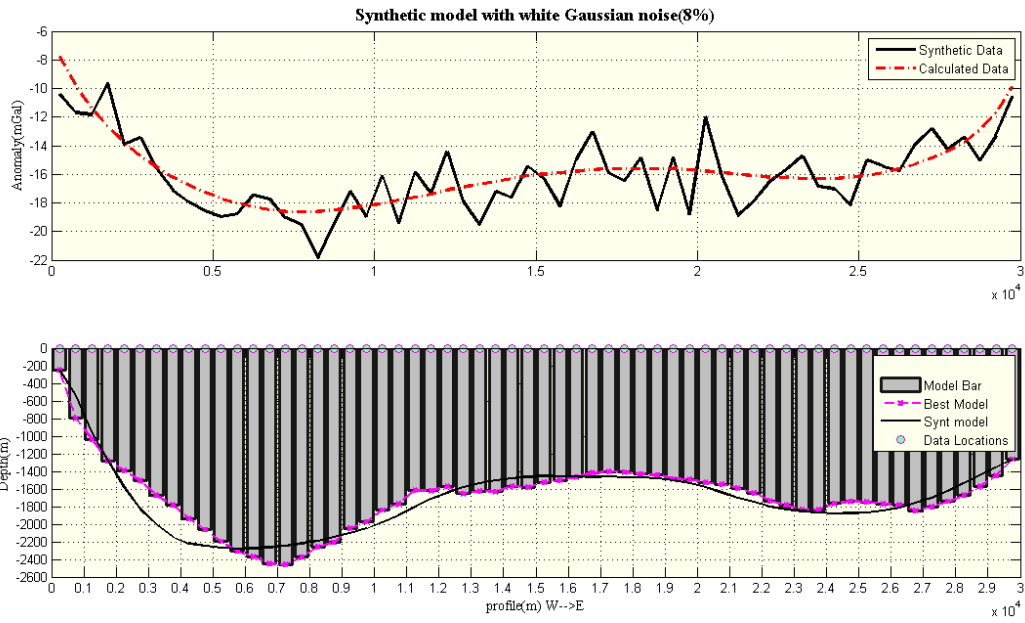
شکل ۹. (بالا) مدل سازی داده‌های مدل مصنوعی با ۴٪ نوفه سفید گاوسی (پایین) مدل مصنوعی به همراه مدل تولیدی.

$$(RMS_{model} = 87/9 \text{ m}) (RMS_{data} = 0/36 \text{ mGal})$$



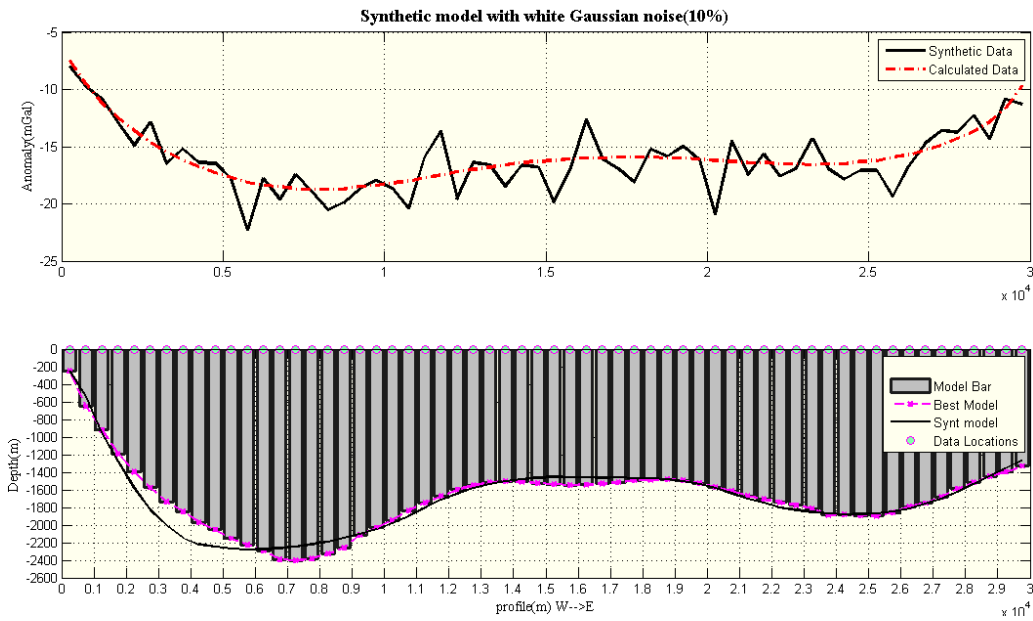
شکل ۱۰. (بالا) مدل سازی داده‌های مدل مصنوعی با ۶٪ نوفه سفید گاوسی (پایین) مدل مصنوعی به همراه مدل تولیدی.

$$(RMS_{model} = 96/6 \text{ m}) (RMS_{data} = 0/90 \text{ mGal})$$



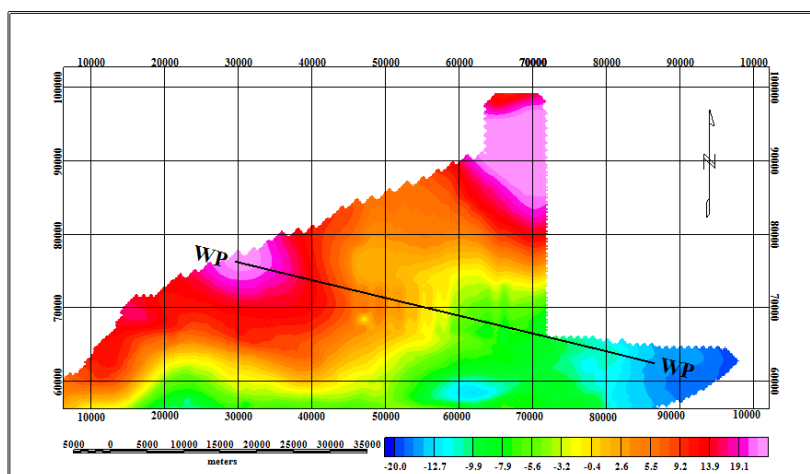
شکل ۱۱. (بالا) مدل‌سازی داده‌های مدل مصنوعی با ۸٪ نوفه سفید گاوسی (پایین) مدل مصنوعی به همراه مدل تولیدی.

$$(RMS_{model} = 131/4 \text{ m}) (RMS_{data} = 1/61 \text{ mGal})$$



شکل ۱۲. (بالا) مدل‌سازی داده‌های مدل مصنوعی با ۱۰٪ نوفه سفید گاوسی (پایین) مدل مصنوعی به همراه مدل تولیدی.

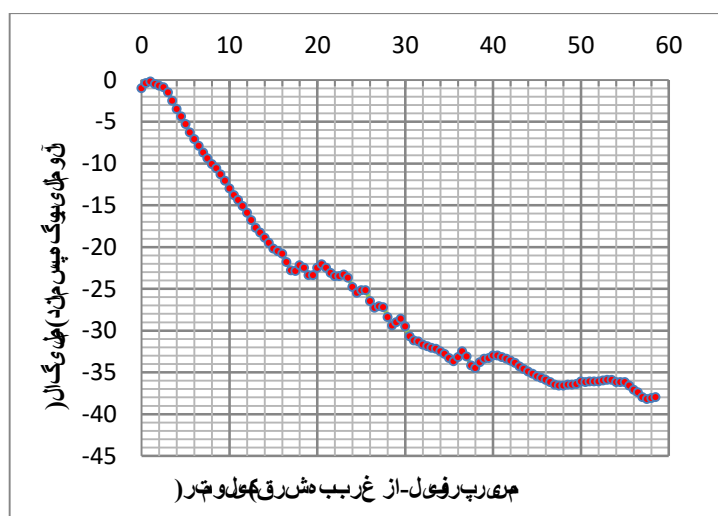
$$(RMS_{model} = 116/9 \text{ m}) (RMS_{data} = 1/64 \text{ mGal})$$



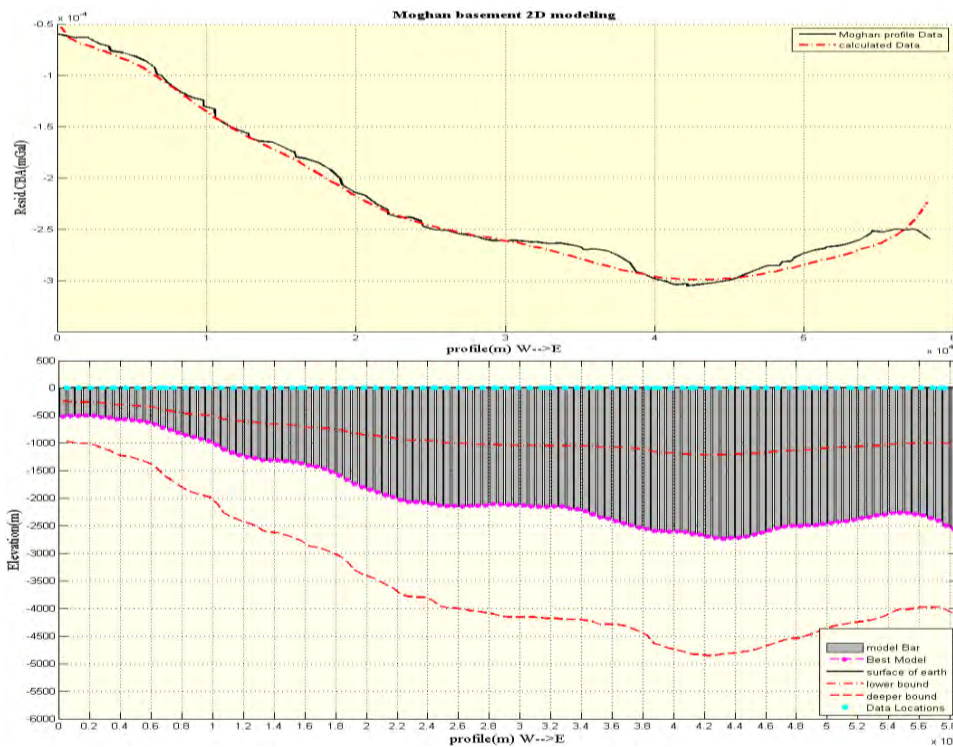
شکل ۱۳. مقطع مدنظر از داده‌های آنومالی باقیمانده.

داده‌ها منطبق بر مسیری که پیشتر نیز در دو مطالعه جداگانه با مدل‌سازی‌های گرانی (نجاتی و همکاران، ۱۳۸۷) و لرزه‌نگاری (شرکت ملی نفت ایران، ۱۳۸۱) مطالعه و مدل‌سازی شده بود، برای مدل‌سازی با الگوریتم مورچگان در نظر گرفته شد (شکل ۱۳). مقطع مدنظر حاوی داده‌های آنومالی باقیمانده با طول افقی تقریباً ۵۸۵۰۰ متر، شامل ۱۱۸ نقطه در فواصل افقی ۵۰۰ متری است. داده‌های حاصل از این مقطع در شکل ۱۴ ارائه شده است.

می‌پیوندد که به‌طور وسیع باعث تشکیل جریان‌های بازالتی می‌شود. گدازه‌های مذکور با طبقات پیشرونده پوشیده شده‌اند که در برخی نقاط با وجود کنگلومرای قاعده‌ای و ناپیوستگی مشخص شده‌اند. در مطالعات گرانی‌سنجی انجام‌شده در این منطقه، آتشفشان‌های ائوسن را به‌عنوان ساختارهای پی‌سنجی این ناحیه در نظر گرفته‌اند که تباین وزن مخصوص مناسبی با رسوبات بالاسری خود دارند؛ بنابراین در این تحقیق به‌منظور مدل‌سازی بستر آتشفشانی محدوده گفته‌شده، روی نقشه داده‌های گرانی حوضه رسوبی مغان در نرم افزار *Oasis montaj*، یک مقطع از



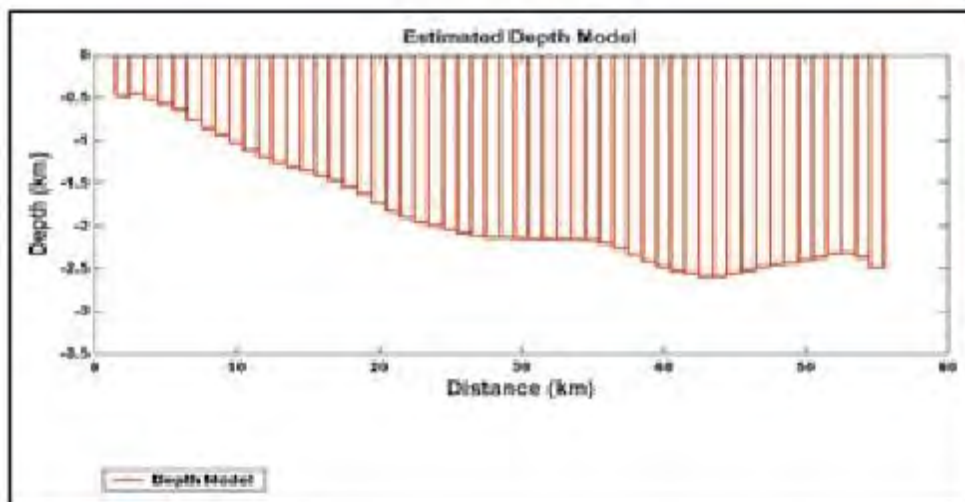
شکل ۱۴. داده‌های آنومالی پسماند گرانی حاصل از کاستن روند ناحیه‌ای از داده‌های بوگه کل در مقطع.



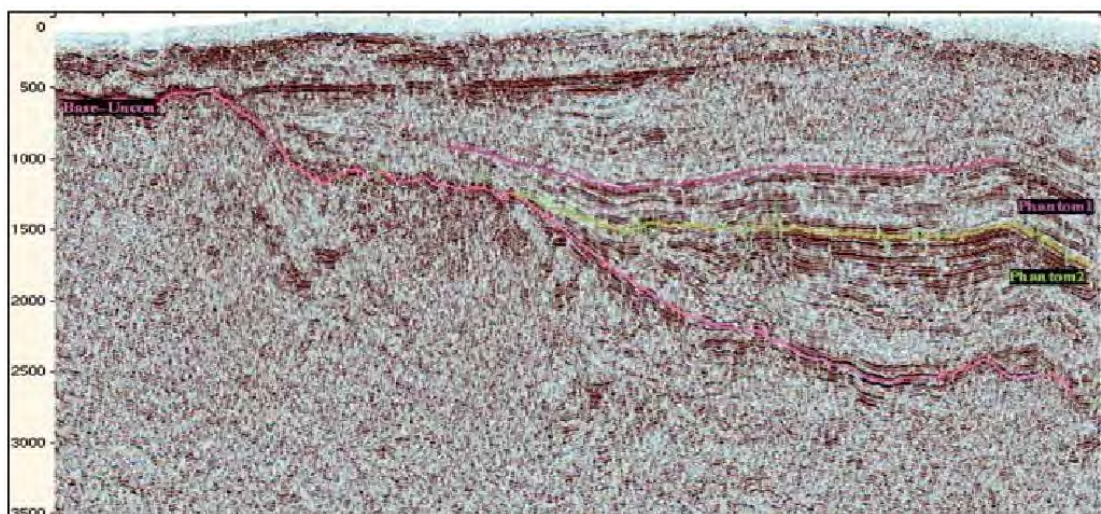
شکل ۱۵. مدل‌سازی دوبعدی مقطع گرانی *WP* حوضه رسوبی مغان در مقطع مورد مطالعه (بالا) آنومالی گرانی محاسبه‌شده و داده‌های برداشتی (پایین) مدل تولیدشده و مرزهای فضای جستجو.

سازندهای مختلف به صورت متوسط ۳۰۰- کیلوگرم بر مترمکعب فرض شد. جهت هموارتر شدن پاسخ‌ها، فیلتر میانگین متحرک به صورت پنج نقطه‌ای بر پاسخ‌ها اعمال شد.

برای مدل‌سازی مقطع مزبور، مسیر مقطع به منشورهای قائم با عرض برابر ۵۰۰ متر تقسیم و مقطع مورد نظر با ۱۱۷ منشور با عرض ثابت ۵۰۰ متر افراز و تباین چگالی براساس نتایج نمونه‌گیری‌های گذشته از لایه‌ها و



شکل ۱۶. مدل‌سازی دوبعدی مقطع گرانی *WP* با الگوریتم مارکوارت-لونبرگ (نجاتی و همکاران، ۱۳۸۷).



شکل ۱۷. نیمرخ لرزه‌ای مقطع WP (شرکت ملی نفت ایران، ۱۳۸۱).

(شکل ۱۶) که تقریباً عمیق‌ترین نقطه را در فاصله ۴۳ تا ۴۵ کیلومتر و حدود ۲۶۰۰ تا ۲۷۰۰ متر به دست آورده‌اند، سازگاری مناسبی دارد.

۴ نتیجه‌گیری

در این پژوهش، طراحی و اجرای الگوریتم بهینه‌سازی ACO به‌عنوان ابزاری توانمند برای مدل‌سازی غیرخطی مقطع دوبعدی یک حوضه رسوبی با استفاده از داده‌های گرانی در دو مرحله مجزا بررسی شد. در مرحله نخست، اعتبارسنجی الگوریتم با داده‌های حاصل از یک مدل مصنوعی برای بررسی کارایی روش پیشنهادی و در مرحله دوم، مدل‌سازی معکوس داده‌های واقعی حاصل از مطالعات گرانی‌سنجی حوضه رسوبی مغان اجرا شد که مقایسه نتایج این مدل‌سازی با نتایج مطالعات گذشته که با سایر روش‌ها انجام شده بودند، عملکرد مناسب الگوریتم طراحی شده را به اثبات می‌رساند به گونه‌ای که بنا بر مدل‌سازی‌های پیشین داده‌های گرانی (نجاتی و همکاران، ۱۳۸۷)، عمق سنگ بستر در ۵ کیلومتر ابتدایی مقطع (از غرب به شرق) به کمتر از ۵۰۰ متر، در ۱۰ کیلومتر پایانی مقطع (بخش شرقی) به حدود ۲۵۰۰ متر و در عمیق‌ترین

مدل به دست آمده در شکل ۱۵ با نتایج مطالعات پیشتر انجام شده لرزه‌نگاری و نیز مدل‌سازی داده‌های گرانی‌سنجی با الگوریتم مارکوارت-لونبرگ (نجاتی و همکاران، ۱۳۸۷) همخوانی دارد و صحت نتایج مدل‌سازی با الگوریتم پیشنهادی را تأیید می‌کند. مقایسه مدل به دست آمده با نتایج لرزه‌نگاری پیشین (شکل ۱۷) نشان می‌دهد موقعیت مکانی کم‌عمق‌ترین نقطه و عمیق‌ترین نقطه و نیز روند تغییرات از نقطه کم‌عمق به عمیق در هر دو مطالعه سازگاری خوبی نشان می‌دهد.

در قسمت چپ (غربی) مقطع، یک بالآمدگی سنگ بستر مشاهده می‌شود که نشان می‌دهد در این قسمت، سنگ بستر حدود ۵۰۰ تا ۵۵۰ متر عمق دارد که با توجه به نتایج پیشین مدل‌سازی گرانی در آن مقطع (شکل ۱۶)، حکایت از عمق حدود ۵۵۰ متری برای سنگ بستر در محدوده اولیه مقطع دارد که همخوانی مناسب این الگوریتم را با نتایج مدل‌سازی داده‌های گرانی گذشته با الگوریتم مارکوارت-لونبرگ نشان می‌دهد. همچنین عمیق‌ترین عمق به دست آمده در مدل‌سازی مقطع مزبور، حدود ۲۷۰۰ متر در محدوده حدود ۴۵ کیلومتری به سمت شرق است که با نتایج پیشین مدل‌سازی‌های گرانی

مغان.

فتاحی، ب.، ۱۳۹۰، الگوریتم‌های فراابتکاری، چاپ دوم: انتشارات دانشگاه بوعلی سینا، همدان.

محمدزاده شادمهری، م.، شریفی، م. ع.، ابراهیم زاده اردستانی، و.، صفری، ع. ا. و باغانی، ا.، ۱۳۹۴، استفاده از الگوریتم کلونی مورچگان جهت مدل‌سازی وارون داده‌های ثقل‌سنجی: نشریه علمی- پژوهشی علوم و فنون نقشه‌برداری، ۴(۴)، ۱۹۳-۲۰۸.

نجاتی کلاته، ع.، ابراهیم زاده اردستانی، و.، شاهین، ا.، متولی عنبران، س. ه.، قمی، ش. و جوان، ا.، ۱۳۸۸، مدل‌سازی وارون دوبعدی غیرخطی داده‌های گرانی‌سنجی ناحیه مغان با استفاده از روش مارکوارت- لونیبرگ: مجله علوم زمین، ۱۹(۷۴)، ۱۳-۲۰.

Balkaya, Ç., Ekinçi, Y. L., Göktürkler, G., and Turan, S., 2017, 3D non-linear inversion of magnetic anomalies caused by prismatic bodies using differential evolution algorithm: Journal of Applied Geophysics, **136**, 372-386.

Barbosa, V. C. F., & Silva, J. B. 1994. Generalized compact gravity inversion. Geophysics, 59(1), 57-68.

Barbosa, V.C.F., Silva, J.B.C., and Medeiros, W.E., 1997. Gravity inversion of basement relief using approximate equality constraints on depths. Geophysics 62 (6), 1745-1757.

Barbosa, V.C.F., and 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.

Blum, C., and Roli, A., 2003, Metaheuristics in combinatorial optimization: Overview and conceptual comparison: ACM Computing Surveys (CSUR), **35**(3), 268-308.

Boschetti, F., Mike, D., and Ron, L., 1997, Inversion of potential field data by genetic algorithms: Geophysical Prospecting, **45**(3), 461-478.

Bott, M. H. P., 1960, The use of rapid digital computing methods for direct gravity interpretation of sedimentary basins: Geophysical Journal of the Royal Astronomical Society, **3**(1), 63-67.

Chakravarthi, V., 1995, Gravity interpretation of non-outcropping sedimentary basins in which the density contrast decreases parabolically with depth: Pure and Applied Geophysics, **145**(2), 327-335.

Dorigo, M., Maniezzo, V., and Coloni, A., 1991, The ant system: An autocatalytic optimizing process: Technical Report 91-016 Revised,

نقطه به حدود ۲۷۰۰ متر می‌رسد که مقایسه این نتایج با نتایج مدل‌سازی تحقیق حاضر (شکل ۱۶)، همخوانی مناسب این تحقیق را با مطالعات پیشین نشان می‌دهد. همچنین میزان تأثیرپذیری الگوریتم ACO در برابر مقادیر مختلف نوفه‌های احتمالی بررسی شد که نتایج، گویای پایداری مناسب این الگوریتم در برابر نوفه‌های سفید گاوسی با دامنه‌های به نسبت زیاد است.

منابع

شرکت ملی نفت ایران، ۱۳۸۱، گزارش تفسیر داده‌های ژئوفیزیکی

Dipartimento di Elettronica, Politecnico di Milano, Milano, Italy.

Dorigo, M., 1992, Optimization, learning and natural algorithms: Ph. D. thesis, Politecnico di Milano, Italy.

Dorigo, M., and Di Caro, G., 1999, Ant colony optimization: a new meta-heuristic: Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation-CEC99, 2, IEEE.

Dorigo, M., and Stützle, T., 2019, Ant colony optimization: overview and recent advances: in Handbook of Metaheuristics (pp. 311-351), Springer, Cham.

Jamasb, A., Motavalli Anbaran, S. H., and Zeyen, H., 2017, Non-linear stochastic inversion of gravity data via quantum behaved particle swarm optimization: application to Eurasia-Arabia collision zone (Zagros, Iran): Geophysical Prospecting, **65**, 274-294.

Kearey, P., Brooks, M., and Hill, I., 2013, An Introduction to Geophysical Exploration: John Wiley & Sons.

Liu, S., Hu, X., and Liu, T., 2014, A stochastic inversion method for potential field data: ant colony optimization: Pure and Applied Geophysics, **171**(7), 1531-1555.

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.

Pallero, J., Fernández-Muñiz, M., Cernea, A., Álvarez-Machancoses, Ó., Pedruelo-González, L., Bonvalot, S., and Fernández-Martínez, J., 2018, Particle swarm optimization and uncertainty assessment in inverse problems: Sheriff, R. E., & Sheriff, R. E. (1990). Applied

- geophysics. Cambridge university press. Entropy, **20**(2), 96.
- Sen, M. K., and Stoffa, P. L., 2013, Global Optimization Methods in Geophysical Inversion: Cambridge University Press.
- Silva, J. B. C., Costa, D. C. L., and Barbosa, V. C. F., 2006, Gravity inversion of basement relief and estimation of density contrast variation with depth: Geophysics, **71**(5), J51–J58.
- Silva, J. B. C., Santos, D. F., and Gomes, K. P., 2014, Fast gravity inversion of basement relief: Geophysics, **79**(5), G79-G91.
- Talbi, E. G., 2009, Metaheuristics: from design to implementation, **74**: John Wiley & Sons.
- Talwani, M., & Ewing, M. 1960. Rapid computation of gravitational attraction of three-dimensional bodies of arbitrary shape. Geophysics, **25**(1), 203-225.
- Telford, W. M., Telford, W. M., Geldart, L. P., Journal of Geophysical Research, **64**(1), 49-59.
- Zhdanov, M. S., 2002, Geophysical Inverse Theory and Regularization Problems, **36**: Elsevier.