

استفاده از الگوریتم گرگ خاکستری در تخمین پارامترهای اجسام هندسی ساده زیرسطحی توسط داده‌های گرانی، مطالعه موردی: گنبدنمکی هومبل

مونا احمدی^۱، علی نجاتی کلاته^{۲*} و افشین اکبری دهخوارقانی^۳

^۱ دانشجوی دکتری ژئوفیزیک، دانشکده مهندسی نفت، معدن و مواد، واحد تهران مرکز، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

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

^۳ استادیار، دانشکده مهندسی نفت، معدن و مواد، واحد تهران مرکز، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

(دریافت: ۱۴۰۲/۰۷/۲۳، پذیرش: ۱۴۰۲/۱۱/۲۶)

چکیده

در این مقاله، الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری مورد بحث قرار گرفته است که به عنوان یک تکنیک بهینه‌سازی سراسری در نظر گرفته می‌شود و قادر است جست‌وجوی سراسری ذرات در کل فضای جست‌وجو را بهبود دهد. هدف اصلی الگوریتم گرگ خاکستری بهینه‌سازی توابع هدف با الهام از ترکیب رفتار گرگ‌ها است تا به راه حل بهینه و نزدیک به جواب بهتر برسد. از این رو هر یک از گرگ‌ها یک مدل با ابعاد تعداد پارامترهای مدل است. پارامترهای هر گرگ (مدل)، ضریب دامنه (A)، عمق (Z)، فاکتور شکل (q) و موقعیت مرکز جسم (X0) هستند. برای ارزیابی کارایی این روش میدان گرانی سه مدل مصنوعی کره، استوانه افقی و استوانه قائم همراه و بدون افزودن نوفه تصادفی تحلیل شد. نتایج نشان می‌دهد که الگوریتم پیشنهادی قادر به تخمین پارامترهای مدل با دقت بالا است. سپس، الگوریتم گرگ خاکستری برای تحلیل میدان گرانی گنبدنمکی هومبل در ایالات متحده استفاده شده است. نتایج برای منطقه مورد مطالعه نشان می‌دهد که عمق مرکز جرم جسم مدفون حدود ۴/۷۶ کیلومتر، ضریب دامنه ۲۹۴/۲۵- واحد و شکل تقریبی آن بر اساس مقدار فاکتور شکل محاسبه شده که ۱/۴۷ است مشابه یک کره است که با نتایج به دست آمده از مطالعات قبلی به خوبی مطابقت دارد. مزیت وارون‌سازی GWO این است که از پارامترهای کمی برای تنظیم استفاده می‌شود و بدون گیرافتادن در کمینه‌های محلی، مقدار بهینه پارامترها را تخمین می‌زند و به سرعت همگرا می‌شود.

کلمه‌های کلیدی: اجسام هندسی ساده، الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری، بی‌هنجاری گرانی، گنبد نمکی، مدل‌سازی وارون

۱ مقدمه

هدف از مسائل وارون‌سازی به دست آوردن مدل واقعی ساختارهای زمین است. با این حال، مشکل اساسی در حل این نوع مسائل، عدم یکتایی جواب است. به دلیل محدودیت‌ها و نقاط ضعف موجود در اندازه‌گیری‌ها و روش‌های تحلیلی، ممکن است برای یک مجموعه از داده‌ها، چندین مدل و فرضیه قابل قبول وجود داشته باشد که منجر به توصیف‌های متفاوتی از ساختار زمین می‌شوند. به عبارت دیگر، نمی‌توان با دقت مطلق، یک مدل یکتا و قطعی برای ساختار زمینی ارائه داد (باربوسا و جوا، ۱۹۹۴).

به همین دلیل، در این نوع مسائل، تلاش برای پیدا کردن بهترین مدلی است که با داده‌های موجود، منطبق باشد و بتواند به طور بهینه ساختار زمینی را تخمین بزند. این فرآیند ممکن است به کمک روش‌های تحلیلی و محاسباتی پیچیده، همراه با فرضیات و تخمین‌های مختلف، صورت بگیرد. در دسته‌بندی مسائل وارون، دو دسته اصلی به نام‌های "مسائل وارون خطی" و "مسائل وارون غیرخطی" تعریف می‌شوند. در مسائل وارون غیرخطی، ارتباطی غیرخطی بین مقادیر مشاهده‌ای و پارامترهای مدل وجود دارد. این پارامترها می‌توانند مشخصه‌های هندسی مانند ضخامت و عمق را نمایان کنند و معمولاً با مدل‌سازی غیرخطی بهتر توصیف می‌شوند. در تفسیر داده‌های ژئوفیزیکی، به ویژه داده‌های گرانی‌سنجی، سعی می‌شود تا پارامترهای هندسی مرتبط با بی‌هنجاری‌های گرانی را استخراج کرده و تفسیر شوند. این تفسیر در واقع فرآیند حل یک مسئله وارون است که با استفاده از شکل‌های هندسی ساده مانند کره و استوانه انجام می‌شود. این انتخاب شکل‌های هندسی به دلیل شباهت‌هایی که با ساختارهای مورد بررسی در مطالعات اکتشافی دارند، صورت می‌گیرد. در این مدل‌های گرانی، فرمول‌های ساده‌ای وجود دارند که با استفاده از آن‌ها می‌توان به تقریب خوبی بی‌هنجاری‌های گرانی را محاسبه کرد. این فرمول‌ها با توجه به شکل و

ویژگی‌های توده‌های معدنی و ساختارهای زیرزمینی تنظیم می‌شوند و به ما کمک می‌کنند تا به تخمین دقیق‌تری از نواحی با بی‌هنجاری‌های گرانی برسیم.

در عمل روش‌های وارون‌سازی غیر خطی به دو دسته روش‌های جست‌وجوی محلی بر مبنای اطلاعات تغییرات گرادیان تابع هدف

(مثل روش گرادیان مزدوج، روش گاوس-نیوتن و روش مارکووارت لونبرگ) و جست‌وجوی عمومی (مثل الگوریتم‌های انجماد تدریجی فلزات، مورچگان، ژنتیک و تجمع ذرات) که بر مبنای برخی پدیده‌ها و فرایندهای فیزیکی موجود در طبیعت می‌باشند، قابل افزایش است (اسنایدر، ۱۹۹۸؛ تارانولا، ۲۰۰۵؛ یوآن و همکاران، ۲۰۰۹).

روش‌های جست‌وجوی محلی از یک فرض اولیه استفاده می‌شود و دقت نتایج بستگی به این دارد که شکل مدل فرضی چقدر به ساختار واقعی نزدیک است. از جمله این روش‌ها می‌توان به روش‌های کمینه‌سازی حداقل مربعات (گوپتا، ۱۹۸۳؛ سالم و همکاران، ۲۰۰۳؛ عبدالرحمان و همکاران، ۱۹۹۱)، تبدیل فوریه (شارما و گلدارت، ۱۹۶۸؛ اودگارد و برگ، ۱۹۶۵)، هم‌آمیخت اوایلر (تامپسون، ۱۹۸۲)، دی کانولوشن ورنر (هارتمن و همکاران، ۱۹۷۱)، روش سیگنال تحلیلی (ناندی و همکاران، ۱۹۹۷) و کمینه‌سازی حداقل مربعات غیر خطی (عبدالرحمان و همکاران، ۲۰۰۱؛ اس، ۲۰۱۳ و ۲۰۱۴) اشاره نمود. روش‌های جست‌وجوی عمومی بر مبنای مدل‌سازی وارون تصادفی ایجاد شده‌اند و به دو گروه روش‌های مونت کارلو و روش‌های فراابتکاری تقسیم می‌شوند (سن و استوفا، ۲۰۱۳).

مزیت اصلی مدل‌سازی وارون تصادفی این است که بطور نظری تضمین می‌کند که راه‌حل نهایی بسیار نزدیک به راه‌حل سراسری مساله پیدا می‌شود. مزیت دیگری که در جست‌وجوی سراسری به چشم می‌خورد این است که

بهره‌گیری از مکانیسم‌های تغییر نمونه‌ها به سرعت به جواب همگرا می‌شود و از گیرکردن در مینیمم‌های محلی جلوگیری می‌کند.

انعطاف‌پذیری: قابلیت تطبیق الگوریتم گرگ خاکستری با مسائل مختلف، از جمله تخمین عمق حوزه رسوبی، باعث شده است که این الگوریتم در محیط‌های مختلف به خوبی عمل کند.

این الگوریتم در تعداد کمی از موارد بر داده‌های ژئوفیزیک اعمال شده است (آگراوال و همکاران، ۲۰۱۷؛ چاندرا و همکاران، ۲۰۱۷ و سونگ و همکاران، ۲۰۱۵) در این مقاله، از روش وارون‌سازی الگوریتم گرگ خاکستری برای محاسبه ضریب دامنه (A)، عمق (z)، فاکتور شکل (q) و موقعیت مرکز (x_0) چشمه مولد بی‌هنجاری‌های گرانی استفاده شده است. کارایی این روش با استفاده از سه مدل مصنوعی کره، استوانه افقی و استوانه عمودی با و بدون نوفه و همچنین داده‌های گرانی مربوط به گنبد نمکی هامبل واقع در ایالات متحده مورد تجزیه و تحلیل قرار می‌گیرد. در این مطالعه کدهای مدل‌سازی در نرم‌افزار متلب تهیه شده است.

۲ مدل‌سازی پیشرو بی‌هنجاری گرانی

بی‌هنجاری گرانی کل برای یک ساختار کره، استوانه افقی طویل نامحدود و یک استوانه عمودی نیمه‌محدود (شکل ۱) به صورت زیر بیان می‌شود. (عبدالرحمن و همکاران، ۱۹۸۹).

$$G(x_i, z, q) = A \frac{z^m}{(x_i^2 + z^2)^q} \quad (1)$$

جدول ۱، مقادیر فاکتور شکل (q)، ضریب دامنه (A) و m را برای مدل‌های متفاوت نشان می‌دهد. همچنین z عمق، G ثابت جهانی گرانش، σ تباین چگالی، R شعاع و x_i مختصات موقعیت مرکز جسم مدفون است.

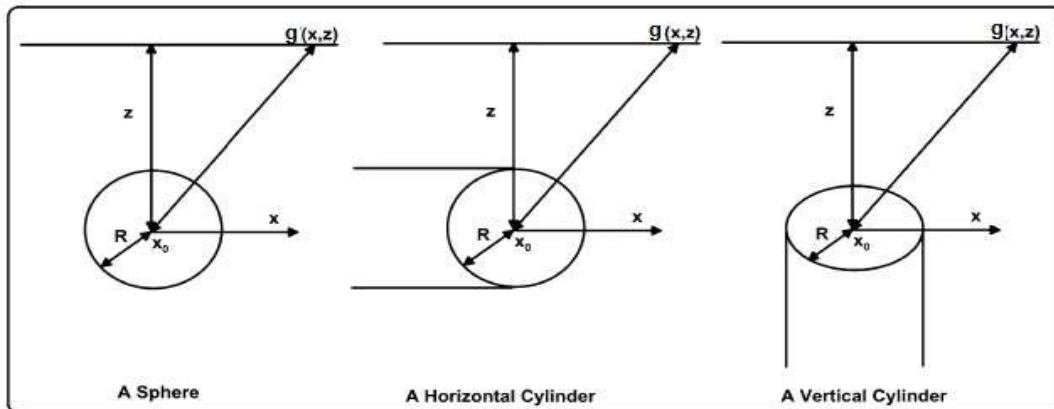
فرایند بهینه‌سازی به صورت تصادفی شروع می‌شود و راه‌حل نهایی تحت تاثیر انتخاب مدل اولیه قرار نمی‌گیرد (مینسپوست، ۲۰۱۷). تفاوت اصلی بین روش‌های مونت کارلو و فراابتکاری این است که مونت کارلو بر پایه گام‌های تصادفی برنامه ریزی شده است و در آن الگوریتم شروع به نمونه‌برداری از فضای مدل با بیش‌ترین احتمال را می‌کند. روش‌های فراابتکاری الگوریتم‌هایی هستند که از ایده‌ها و مفاهیم الهام‌گرفته شده از رفتار طبیعی و مکانیسم‌هایی چون تکامل ذرات، فلزات و... برای حل مسائل بهینه‌سازی پیچیده استفاده می‌کنند.

اخیراً از الگوریتم‌های فراابتکاری جهت رسیدن به جواب بهینه در حل مسائل وارون در ژئوفیزیک از جمله برای ساختارهای زمین‌شناسی با اشکال هندسی ساده جهت تفسیر داده‌های مغناطیسی و گرانی استفاده شده است، از جمله این روش‌ها می‌توان به الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر آموزش و یادگیری، جهت تفسیر داده‌های مغناطیسی و گرانی (اسحاق زاده و حاجیان، ۲۰۲۰؛ اسحاق زاده و سیدی، ۲۰۲۰)، روش تراکم ذرات بهبودیافته (روشن و همکاران، ۲۰۱۷)، الگوریتم انجماد تدریجی فلزات (بیسواز، ۲۰۱۵)، الگوریتم تراکم ذرات (اسا و الحسین، ۲۰۱۸)، اشاره نمود. الگوریتم گرگ خاکستری الگوریتمی نسبتاً جدید است که الهام‌گرفته شده از رفتار شکار گرگ‌ها است و نخستین بار در سال ۲۰۱۴ توسط میرجلیلی و همکارانش ارائه شده است. مزیت‌های الگوریتم گرگ خاکستری شامل موارد زیر می‌شود:

سادگی پیاده‌سازی: الگوریتم گرگ خاکستری به دلیل سادگی و عدم نیاز به تعیین پارامترهای پیچیده، از جمله راحت‌ترین الگوریتم‌های بهینه‌سازی به حساب می‌آید و برای حل مسائل واقعی مناسب است. سرعت همگرایی بالا: الگوریتم گرگ خاکستری به دلیل

جدول ۱. مقادیر پارامترهای رابطه (۱) برای هر مدل.

مدل	A	Q	M
کره	$\frac{4}{3} \pi G \sigma R^3$	۱/۵	۱
استوانه افقی	$2 \pi G \sigma R^2$	۱	۱
استوانه عمودی	$\pi G \sigma R^2$	۰/۵	۰

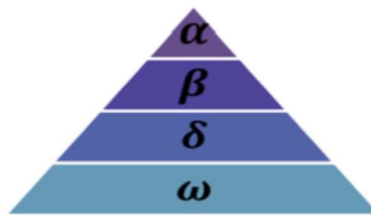


شکل ۱. نمایش ساختارهای هندسی ساده (کره و استوانه).

الهام گرفته شده از زندگی گروهی گرگ‌ها و طریقه شکار آنهاست. زندگی گروهی گرگ‌ها دارای سلسله مراتب اجتماعی دقیق و بسیار منظمی است. این سلسله مراتب در شکل ۲ نشان داده شده است.

۳ معرفی الگوریتم گرگ خاکستری

در سال ۲۰۱۴، الگوریتم فراابتکاری جدیدی به نام الگوریتم گرگ خاکستری توسط میرجلیلی و همکارانش معرفی شد (میرجلیلی و همکاران، ۲۰۱۴). این الگوریتم



شکل ۲. سلسله مراتب گرگ خاکستری (کاهش اختیارات از بالا به پایین) (میرجلیلی و همکاران، ۲۰۱۴).

مسئولیت گرگ بتا کمک در تصمیم‌گیری به گرگ آلفا و سایر فعالیت‌های گروه است. پایین‌ترین دسته در این سلسله مراتب، گرگ امگا (ω) است. گرگ امگا معمولاً از تمام گرگ‌های سطوح بالا پیروی می‌کند. سطح دیگری از این سلسله مراتب به دسته گرگ دلتا (δ) تعلق دارد. این

راس هرم متعلق به گروه آلفا (α) است، که رهبران گروه‌اند. آلفا مسئولیت تمام تصمیم‌گیری‌ها و مدیریت گروه را برعهده دارد. گرگ آلفا به گرگ غالب نیز معروف است، زیرا که در تمام گروه باید دستورات او اجرا شود. سطح دوم این هرم، گروه بتا (β) است.

مقدار آن به صورت خطی از ۲ تا صفر کاهش می‌یابد. در مرحله شکار، گرگ خاکستری به طعمه محاصره شده حمله می‌کند. روند شکار به‌طور معمول توسط آلفا هدایت می‌شود. گرگ‌های بتا و دلتا نیز گاهی اوقات ممکن است در شکار شرکت کنند. برای شبیه‌سازی ریاضی رفتار شکار گرگ‌های خاکستری، فرض می‌شود گرگ‌های آلفا، بتا و دلتا از مکان بالقوه طعمه آگاهی بهتری دارند. بنابراین، سه تا از بهترین راه‌حل‌های به دست آمده ذخیره شده و دیگر عامل‌های جست‌وجو موقعیت خود را با توجه به موقعیت بهترین عامل‌های جست‌وجو به‌روزرسانی می‌کنند. روابط (۶)، (۷) و (۸) فرآیند شکار را نشان می‌دهند.

$$\begin{cases} \vec{D}_\alpha(t) = |\vec{C}_1 * \vec{X}_\alpha(t) - \vec{X}(t)| \\ \vec{D}_\beta(t) = |\vec{C}_2 * \vec{X}_\beta(t) - \vec{X}(t)| \\ \vec{D}_\delta(t) = |\vec{C}_3 * \vec{X}_\delta(t) - \vec{X}(t)| \end{cases} \quad (6)$$

$$\begin{cases} \vec{X}_1(t) = \vec{X}_\alpha(t) - A_1 * \vec{D}_\alpha(t) \\ \vec{X}_2(t) = \vec{X}_\beta(t) - A_2 * \vec{D}_\beta(t) \\ \vec{X}_3(t) = \vec{X}_\delta(t) - A_3 * \vec{D}_\delta(t) \end{cases} \quad (7)$$

$$\vec{X}(t+1) = \frac{\vec{X}_1(t) + \vec{X}_2(t) + \vec{X}_3(t)}{3} \quad (8)$$

در روابط بالا $\vec{X}(t)$ موقعیت مکانی متغیر در وضعیت فعلی، $\vec{X}(t+1)$ موقعیت مکانی متغیر در وضعیت بعدی و $\vec{X}_\alpha(t)$ ، $\vec{X}_\beta(t)$ و $\vec{X}_\delta(t)$ به ترتیب موقعیت گرگ آلفا، بتا و دلتا هستند. شکل ۳ چگونگی محاصره جواب نهایی در درون یک دایره به واسطه سه دسته‌ی آلفا، بتا و دلتا در فضای جست‌وجو، و نیز موقعیت گروه امگا را نشان می‌دهد (میرجلیلی و همکاران، ۲۰۱۴).

گرگ تحت پیروی از دستورات گرگ آلفا و بتا است (میرجلیلی و همکاران، ۲۰۱۴).
- شکار گروهی گرگ خاکستری شامل مراحل زیر است (مورو و همکاران، ۲۰۱۱):
- ردیابی، تعقیب و نزدیک شدن به طعمه
- دنبال کردن و محاصره شکار تا زمان توقف آن
- حمله به شکار

۳-۱ الگوی ریاضی

الگوی ریاضی این گونه بهینه‌سازی بر پایه تکرار است، به گونه‌ای که حل با یک سری نقاط آغاز می‌شود و در هنگام تکرارها کوشش بر بهبود پاسخ‌ها و نقاط است. نخست باید یک سری نقاط تصادفی در فضای جست‌وجو پخش شوند، سپس تک تک این نقاط در تابع مورد نظر حل می‌شوند. در این مرحله نقطه‌ای که بهترین پاسخ را داده آلفا، دومین نقطه‌ای که بهترین پاسخ را داده بتا، سومین حلی که در برابر دیگر پاسخ‌ها بهتر بوده دلتا (δ) و در نهایت دیگر نقاط باقیمانده امگا (ω) نام گذاری می‌شوند. در مرحله اول الگوریتم، گرگ‌های خاکستری طعمه را در طول شکار محاصره می‌کنند. برای مدل نمودن رفتار محاصره به صورت ریاضی، رابطه‌های (۲) و (۳) تعریف شده‌اند:

$$\vec{X}(t+1) = \vec{X}_p(t) - A * D \quad (2)$$

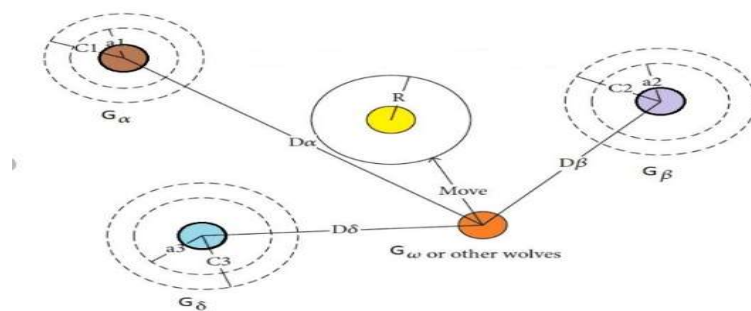
$$D = |\vec{C} * \vec{X}_p(t) - \vec{X}(t)| \quad (3)$$

در این روابط $\vec{X}(t)$ موقعیت شکار در لحظه t و $\vec{X}_p(t)$ موقعیت گرگ در لحظه t است. D فاصله گرگ تا شکار را نشان می‌دهد. A و C بردارهای ضریب هستند که به صورت زیر محاسبه می‌شوند:

$$\vec{A} = \vec{a}(2\vec{r}_1 - 1) \quad (4)$$

$$\vec{C} = 2\vec{r}_2 \quad (5)$$

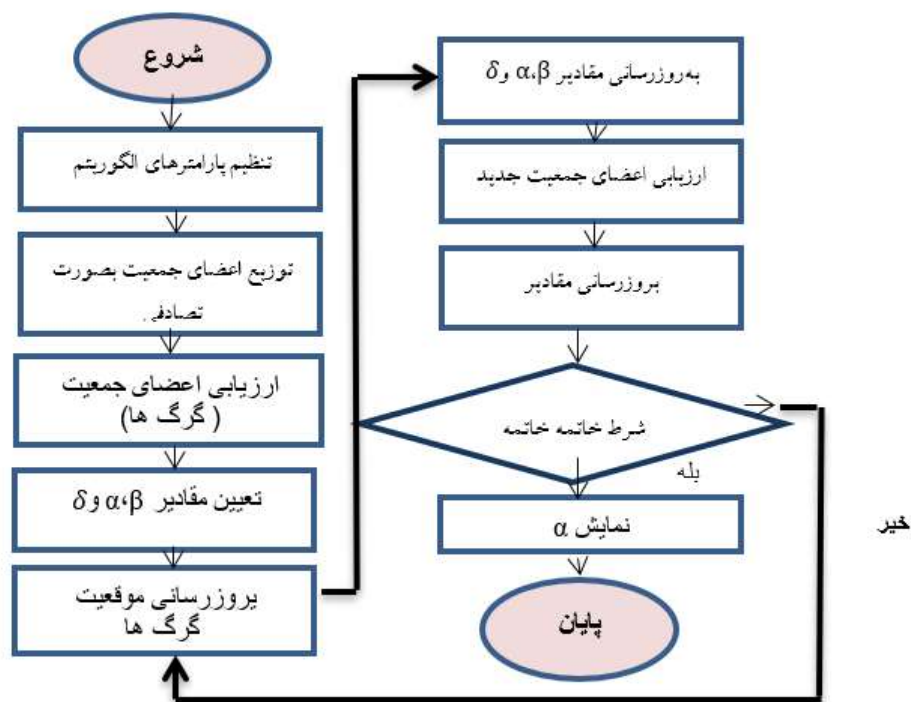
Γ_1 و Γ_2 بردارهای تصادفی هستند و \vec{a} پارامتری است که



شکل ۳. بهروزرسانی موقعیت‌ها در الگوریتم GWO (میرجلیلی و همکاران، ۲۰۱۴).

که شکار متوقف می‌شود به آن حمله کرده و شکار را به پایان می‌رسانند. برای مدل‌نمودن حمله به طعمه مقدار پارامتر a کاهش می‌یابد. در شکل ۴، فلوجارت الگوریتم گرگ‌خاکستری نشان داده شده است.

در مرحله جست‌وجوی طعمه، گرگ‌ها از یکدیگر فاصله می‌گیرند تا نقاط مختلف فضای راه‌حل را جست‌وجو کنند. برای مدل‌سازی ریاضی این فرآیند از بردار تصادفی A با مقدار بزرگتر از ۱ و یا کوچک‌تر از -۱ استفاده می‌شود. گرگ‌های خاکستری زمانی



شکل ۴. فلوجارت الگوریتم GWO.

۴ روش تحقیق

در این تحقیق، امکان کاربرد الگوریتم گرگ خاکستری در مدل‌سازی غیرخطی شکل‌های هندسی ساده با استفاده از داده‌های گرانی مورد بررسی قرار خواهد گرفت. در مدل‌سازی مزبور مجهولات مساله پارامترهای ضریب دامنه (A)، عمق (Z)، فاکتور شکل (q) و موقعیت مرکز جسم (X₀) هستند، به بیان دیگر هر مدل (گرگ) بیان‌گر پارامترهای مفروض است. در الگوریتم GWO هر گرگ خاکستری نماینده یک راه‌حل است، لذا در این تحقیق هر گرگ خاکستری در واقع یک بردار n بعدی است که n تعداد پارامترهای مجهول را نشان می‌دهد. برای هر گرگ خاکستری، مقدار تابع هدف به صورت زیر قابل محاسبه است (سانتوس، ۲۰۱۰).

$$Q = \frac{2 \sum_{i=1}^N |v_i^o - v_i^c|}{\sum_{i=1}^N |v_i^o - v_i^c| + \sum_{i=1}^N |v_i^o + v_i^c|} \quad (9)$$

به طوری که v_i^o مقدار گرانی مشاهده‌ای، v_i^c مقدار گرانی محاسبه‌ای و N تعداد تکرار است.

۵ بررسی مدل‌های مصنوعی

در این بخش برای نشان‌دادن کارایی روش ذکر شده سه مدل هندسی کره، استوانه افقی و استوانه عمودی با فرضیاتی مشخص مورد بررسی قرار می‌گیرند. به همین منظور میدان گرانی دوبعدی این شکل‌های هندسی را محاسبه می‌کنیم. میدان گرانی به دست آمده به صورت بردار گرانی، به عنوان ورودی به نرم‌افزار داده می‌شود. وارون‌سازی با استفاده از داده‌های مصنوعی بدون نوفه و با

اضافه کردن نوفه ۵ درصد انجام می‌شود تا پارامترهای واقعی مدل بازیابی شوند. در ابتدا حدود پارامترهای مجهول مساله (A, Z, q, X₀) به GWO معرفی می‌شود که این محدوده باید شامل مقادیر فرض شده برای مدل اولیه باشد. الگوریتم طراحی شده یا ۳۰۰ تکرار و ۳۰ نقطه جست‌وجوگر (گرگ)، ۱۰ بار روی تابع هدف به کار بسته شد و میانگین پاسخ بهینه که خود نرم‌افزار معرفی می‌کند را به عنوان پارامتر نهایی در نظر می‌گیریم. اضافه کردن نوفه به داده‌های گرانی حاصل از مدل‌های مصنوعی طبق رابطه است (اسحق زاده و همکاران، ۱۳۹۶).

$$gnoise = g + \left[\frac{\max(g) - \min(g)}{2} \right] \times [randn(size(g)) \times M] \quad (10)$$

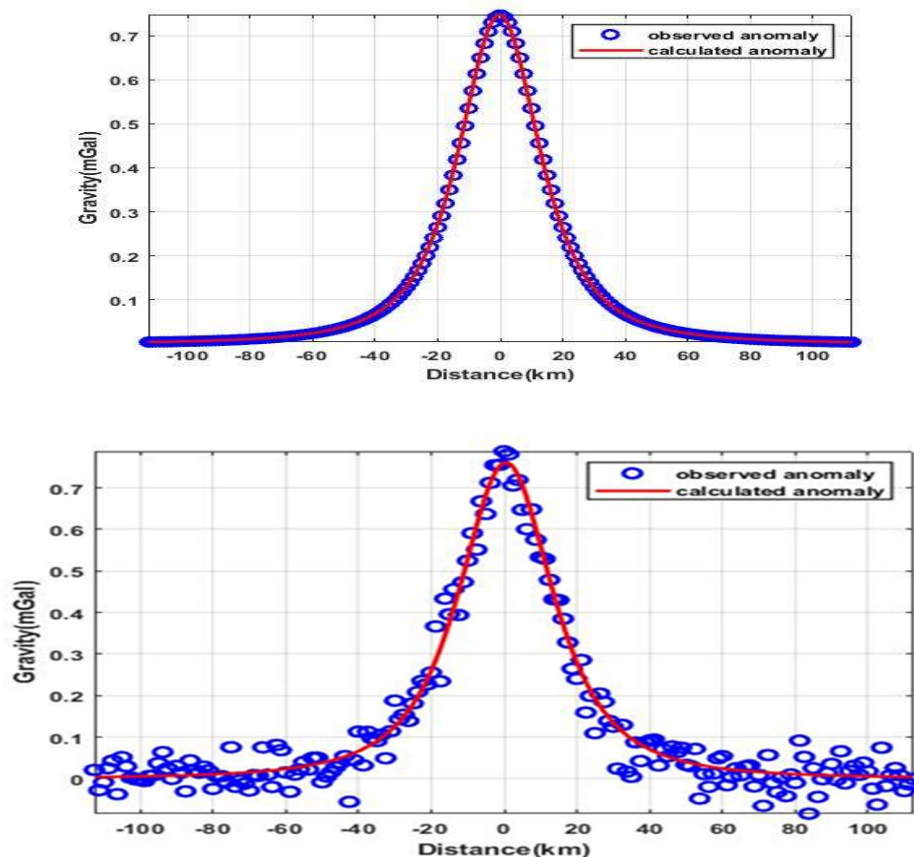
که در آن $gnoise$ داده گرانی نوفه‌دار و M سطح نوفه را نشان می‌دهد.

۵-۱ مدل کره (بدون نوفه و همراه با نوفه ۵ درصد)

کره‌ای واقع در عمق ۲۰ کیلومتری در راستای پروفیلی به طول ۱۰۰ km با فاصله نمونه برداری یک کیلومتر و ضریب دامنه ۳۰۰ mGal.km² در نظر گرفته شده است. در شکل ۵-الف اثر گرانی مشاهده‌ای و محاسبه‌ای نشان داده شده است. برای بررسی پایداری الگوریتم در برابر نوفه، ۵ درصد نوفه تصادفی به داده گرانی مصنوعی شکل ۵-الف اضافه شد (شکل ۵-ب). جدول ۲ پارامترهای مدل محاسبه شده برای داده گرانی (بدون نوفه و نوفه ۵ درصد) و همچنین خطای تخمین زده شده توسط تابع هدف برای داده‌های گرانی مصنوعی را نشان می‌دهد.

جدول ۲. محدوده در نظر گرفته شده برای پارامترهای مدل مصنوعی و نتایج به دست آمده از الگوریتم GWO برای مدل کره.

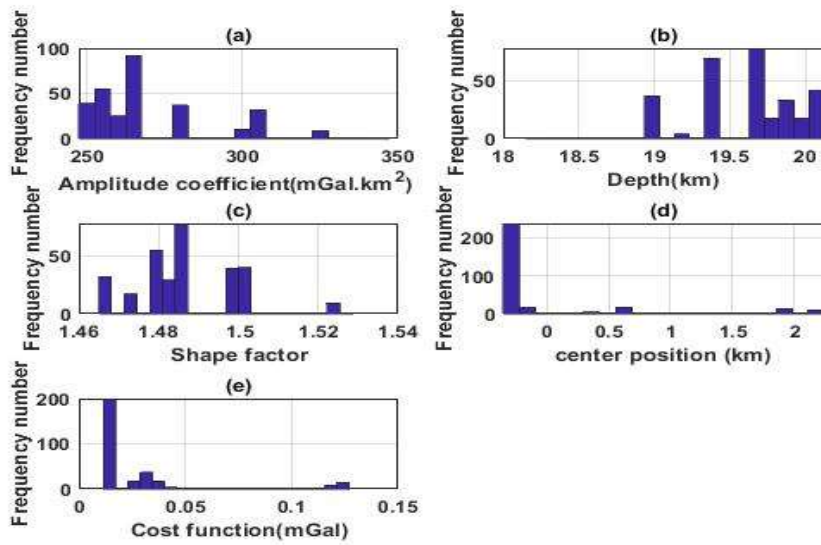
پارامتر	مقدار واقعی مدل	محدوده جست‌وجو	مقدار محاسبه شده بدون نوفه	مقدار محاسبه شده با نوفه ۵ درصد
A (mGal.km ²)	۳۰۰	۲۵۰-۳۵۰	۳۰۱/۱۸	۳۱۳/۰۶
Z(km)	۲۰	۱۰-۳۰	۲۰/۰۵	۲۰/۰۸
q	۱/۵	۰-۲	۱/۵	۱/۵۰
X ₀ (km)	۰	-۵-۵	۰/۲۱	۰/۵۰
Q			۰/۰۱	۰/۱۸



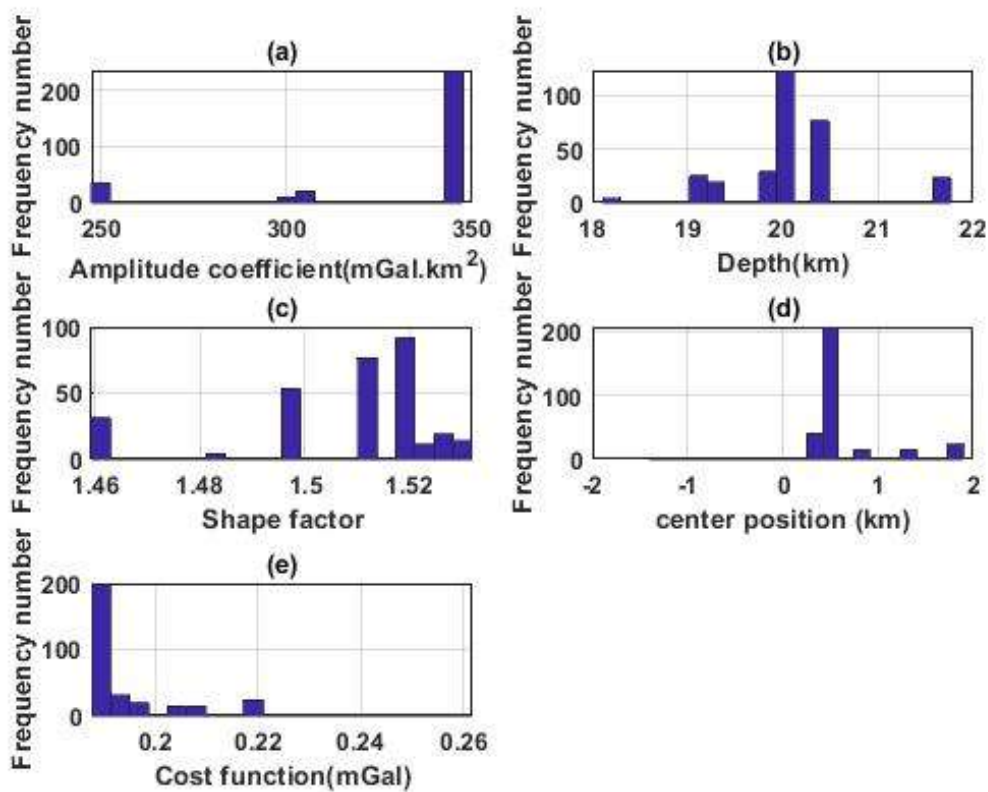
شکل ۵. اثر بی‌هنجاری گرانی مشاهده‌ای و تولید شده از وارون‌سازی GWO برای مدل کره در حالت الف) بدون نوفه، ب) با نوفه ۵ درصد.

به‌طریق مشابه، نمودارهای فراوانی تخمین‌های مختلف پارامترها (A, z, q, x_0) و مقدار Q برای داده‌های مدل کره همراه با ۵ درصد نوفه تصادفی (شکل ۵-ب) در شکل ۷ آورده شده است. توزیع بیش‌ترین تکرار برای پارامترهای ضریب دامنه (A) ، عمق (z) ، فاکتور شکل (q) و مختصات نقطه مبدا (x_0) در محدوده‌های ۲۵۰ تا ۳۴۰، ۱۹ تا ۲۰/۵، ۱/۴۶ تا ۱/۵۳ و ۰ تا ۰/۱۵ رخ داده است. پارامترهای به‌دست‌آمده از وارون‌سازی GWO، $mGal.km^2$ ، $x_0=0/50$ km و $q=1/5$ ، $Z=20/08$ km، $A=313/06$ به‌دست آمد. خطای تخمین‌زده‌شده توسط تابع هدف برای داده‌های گرانی مدل کره بدون نوفه و بانوفه ۵ درصد به ترتیب ۰/۰۱ و ۰/۱۸ است.

شکل ۶ نمودارهای فراوانی تخمین‌های مختلف پارامترها (A, z, q, x_0) و مقدار Q را به ازای تعداد تکرارهای نشان می‌دهد. محور X در این نمودار، محور تخمین‌های مختلف برای هر مقدار از پارامتر است و محور Y نشان‌دهنده فراوانی مقادیر مختلفی از پارامتر است. با توجه به شکل ۶، توزیع بیش‌ترین تکرار برای پارامترهای ضریب دامنه (A) ، عمق (z) ، فاکتور شکل (q) و موقعیت مدل (x_0) در محدوده‌های ۲۵۰ تا ۳۳۰، ۱۸/۵ تا ۲۰، ۱/۴۶ تا ۱/۵۳ و ۰ تا ۲ رخ داده است. براساس استراتژی مقدار میانگین توزیع بیش‌ترین فراوانی و با در نظر گرفتن محدوده‌های فوق مقادیر پارامترهای به‌دست آمده از وارون‌سازی GWO، $mGal.km^2$ ، $A=301/18$ ، $x_0=0/21$ km و $q=1/5$ ، $Z=20/05$ km است.



شکل ۶. نمودار فراوانی متناظر با مقادیر به دست آمده برای پارامترهای (a) ضریب دامنه، (b) عمق، (c) فاکتور شکل، (d) مختصات نقطه مبدا و (e) مقدار تابع هدف با استفاده از الگوریتم گرگ خاکستری برای مدل کره بدون نوفه.

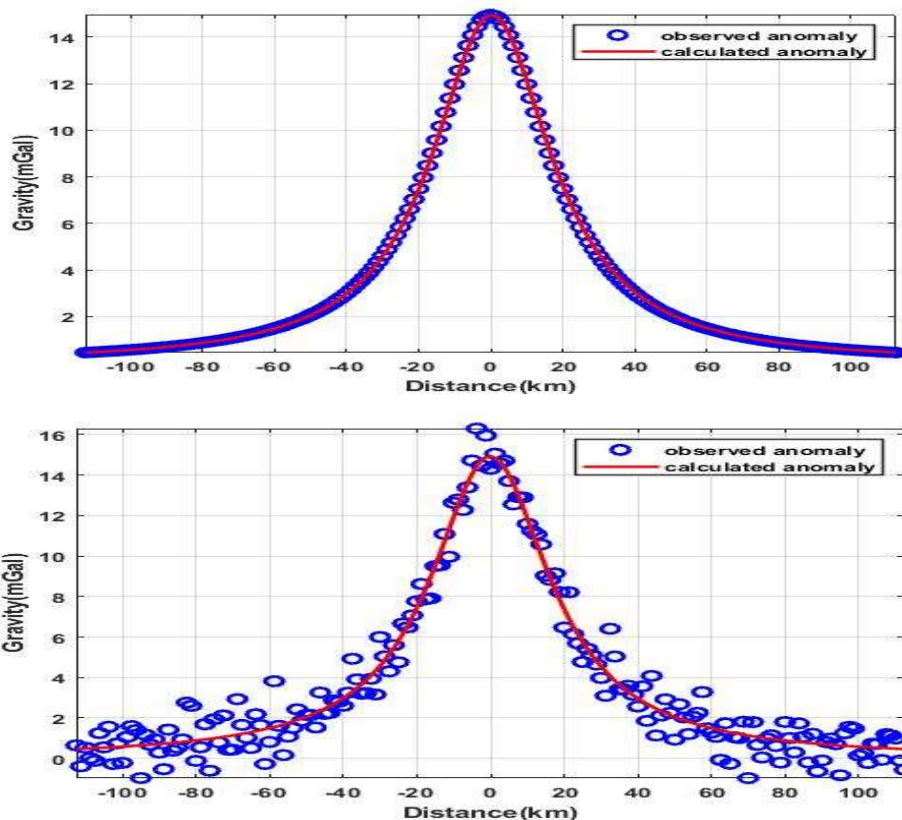


شکل ۷. نمودار فراوانی متناظر با مقادیر به دست آمده برای پارامترهای (a) ضریب دامنه، (b) عمق، (c) فاکتور شکل، (d) مختصات نقطه مبدا و (e) مقدار تابع هدف با استفاده از الگوریتم گرگ خاکستری برای مدل کره با نوفه ۵ درصد.

۲-۵ مدل استوانه افقی (بدون نوفه و همراه با نوفه ۵ درصد)

مدل مصنوعی، استوانه‌ای افقی واقع در عمق ۲۰ کیلومتری در راستای پروفیلی به طول ۱۰۰ km با فاصله نمونه برداری یک کیلومتر و ضریب دامنه 300 mGal.km در نظر گرفته شده است. در شکل ۸-الف اثر گرانی مشاهده‌ای و محاسبه‌ای نشان داده شده است. برای بررسی پایداری

الگوریتم در برابر نوفه، ۵ درصد نوفه تصادفی به داده گرانی مصنوعی شکل ۸-الف اضافه شد (شکل ۸-ب). جدول ۳ پارامترهای مدل محاسبه شده برای داده گرانی (بدون نوفه و نوفه ۵ درصد) و همچنین خطای تخمین زده شده توسط تابع هدف برای داده‌های گرانی مصنوعی را نشان می‌دهد.



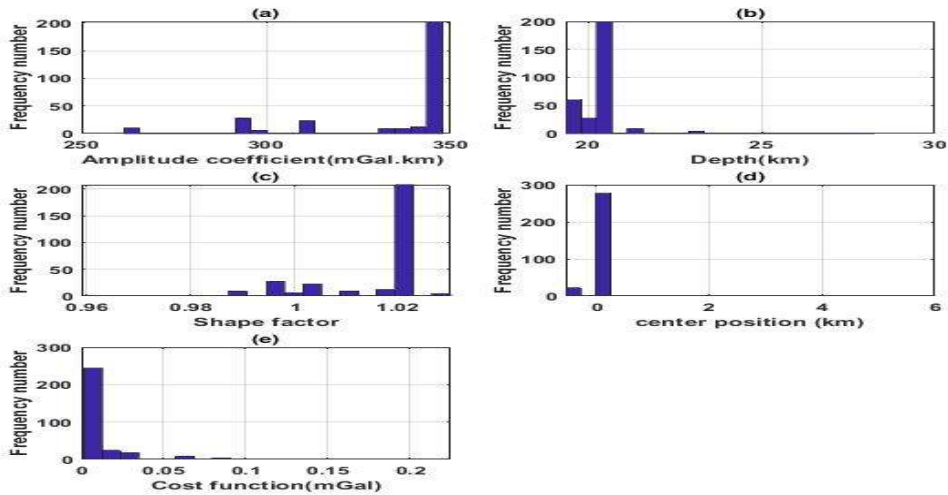
شکل ۸. اثر بی‌هنجاری گرانی مشاهده‌ای و تولیدشده از وارون‌سازی GWO برای مدل استوانه افقی در حالت الف) بدون نوفه، ب) با نوفه ۵ درصد.

جدول ۳. محدوده در نظر گرفته شده برای پارامترهای مدل مصنوعی و نتایج به دست آمده از الگوریتم GWO برای مدل استوانه افقی.

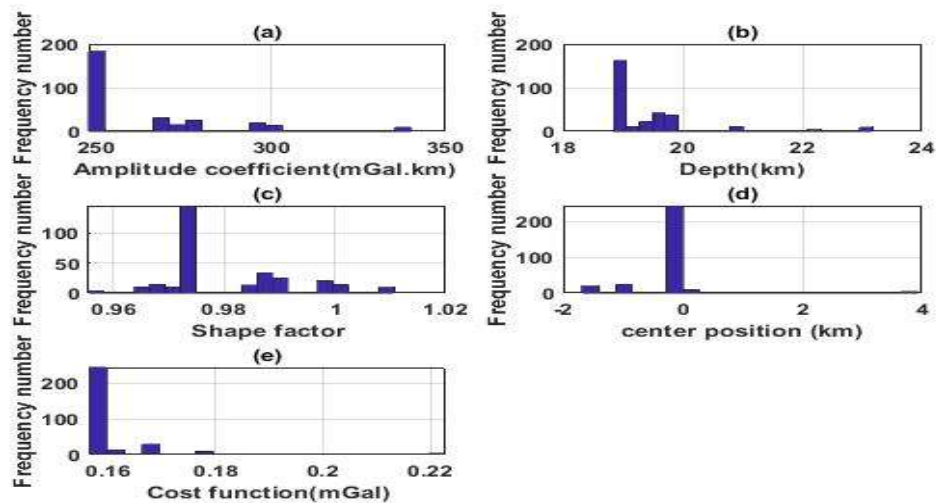
پارامتر	مقدار واقعی مدل	محدوده جست‌وجو	مقدار محاسبه شده بدون نوفه	مقدار محاسبه شده با نوفه ۵ درصد
A (mGal.km)	۳۰۰	۲۵۰-۳۵۰	۳۰۰/۲۰	۲۷۶/۳۶
Z (km)	۲۰	۱۰-۳۰	۲۰	۱۹/۷۲
q	۱	۰-۲	۱	۰/۹۸
X_0 (km)	۰	-۵-۵	۰/۱۹	-۰/۵۶
Q			۰/۰۰۶۹	۰/۱۵۸۰

پارامترهای مساله برای مدل استوانه افقی همراه با نوفه ۵ درصد را نشان می‌دهند. بهترین مقادیر به دست آمده در تکرار آخر برای پارامترهای مدل در جدول ۳ آمده است. خطای تخمین زده شده نهایی توسط تابع هدف برای داده‌های گرانی مصنوعی مدل استوانه افقی بدون نوفه و بانوفه ۵ درصد به ترتیب ۰/۰۰۶۹ و ۰/۱۵۸۰ است.

نمودارهای فراوانی تخمین‌های مختلف پارامترها (A, Z, q, x_0) و مقدار Q برای داده‌های مدل استوانه افقی بدون نوفه در شکل ۹ آورده شده است. با توجه به شکل ۹، برای مدل وارون تولیدشده توسط GWO، $A=313/06 \text{ mGal.km}$ ، $Z=20/08 \text{ km}$ ، $q=1/5$ و $x_0=0/50 \text{ km}$ به دست آمد. شکل ۱۰ نمودارهای فراوانی



شکل ۹. نمودار فراوانی متناظر با مقادیر به دست آمده برای پارامترهای (a) ضریب دامنه، (b) عمق، (c) فاکتور شکل، (d) مختصات نقطه مبدا و (e) مقدار تابع هدف با استفاده از الگوریتم گرگ خاکستری برای مدل استوانه افقی بدون نوفه.

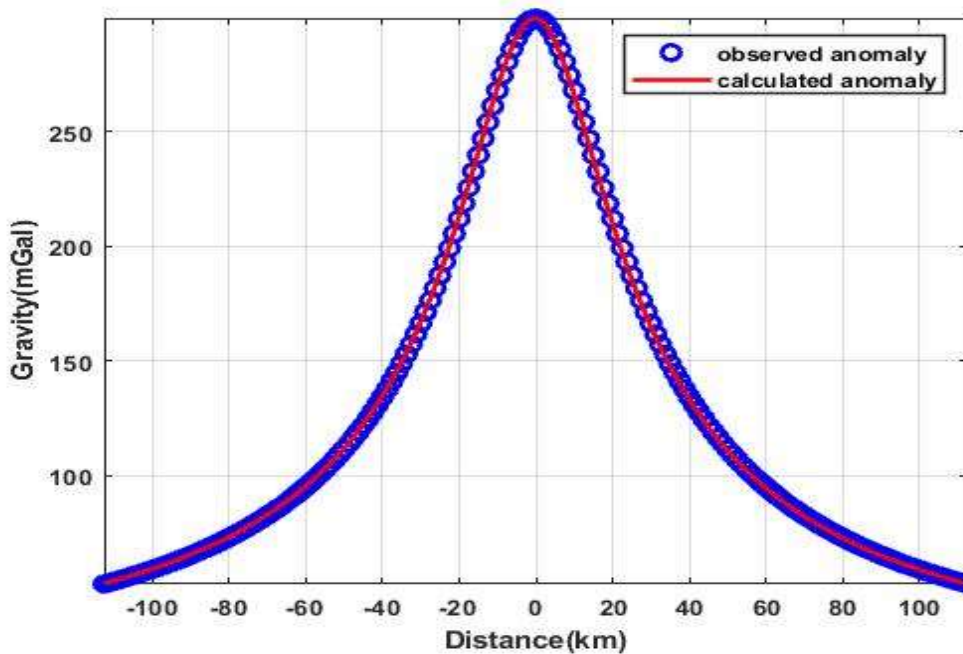
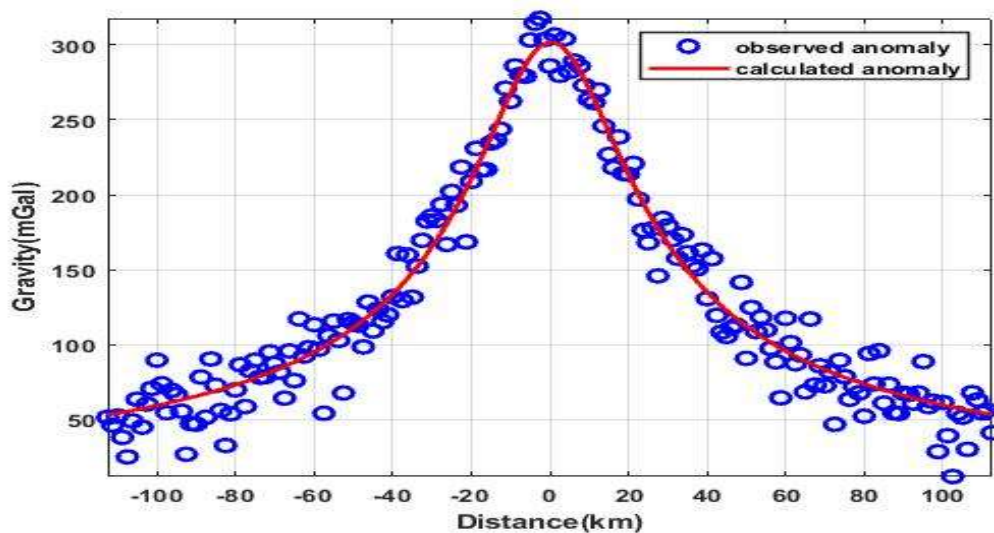


شکل ۱۰. نمودار فراوانی متناظر با مقادیر به دست آمده برای پارامترهای (a) ضریب دامنه، (b) عمق، (c) فاکتور شکل، (d) مختصات نقطه مبدا و (e) مقدار تابع هدف با استفاده از الگوریتم گرگ خاکستری برای مدل استوانه افقی با نوفه ۵ درصد.

۳-۵ مدل استوانه عمودی (بدون نوفه و همراه با نوفه ۵ درصد)

استوانه‌ای عمودی واقع در عمق ۲۰ کیلومتری در راستای پروفیلی به طول ۱۰۰ km با فاصله نمونه‌برداری یک کیلومتر و ضریب دامنه 300 mGal.km در نظر گرفته شده است. در شکل ۱۱ اثر گرانی مشاهده‌ای و محاسبه‌ای نشان داده شده است. برای بررسی پایداری الگوریتم در برابر نوفه، ۵

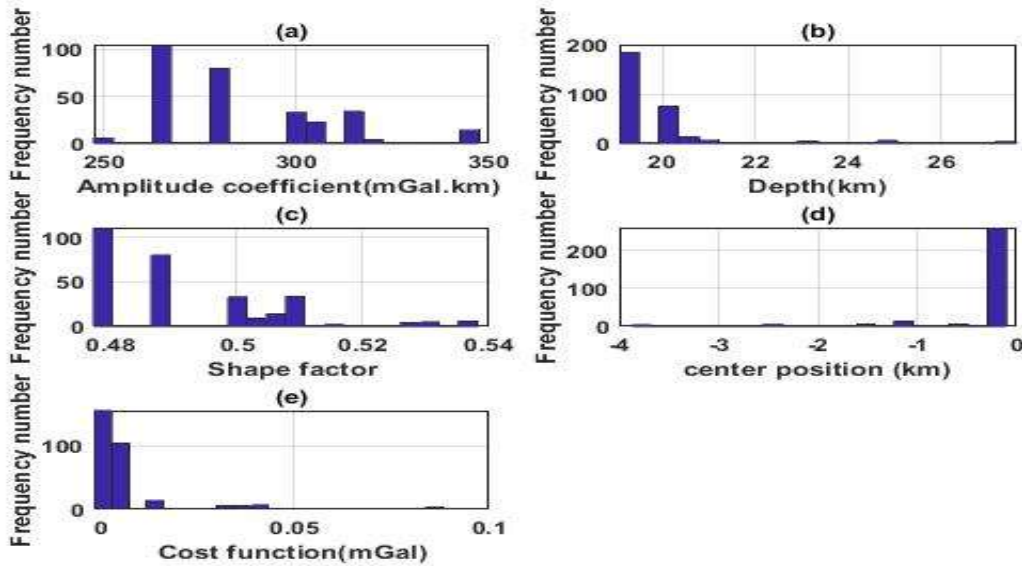
درصد نوفه تصادفی به داده گرانی مصنوعی شکل ۱۱-الف اضافه شد (شکل ۱۱-ب). جدول ۴ پارامترهای مدل محاسبه شده برای داده گرانی (بدون نوفه و نوفه ۵ درصد) و هم‌چنین خطای تخمین زده شده توسط تابع هدف برای داده‌های گرانی مصنوعی مدل استوانه عمودی را نشان می‌دهد.



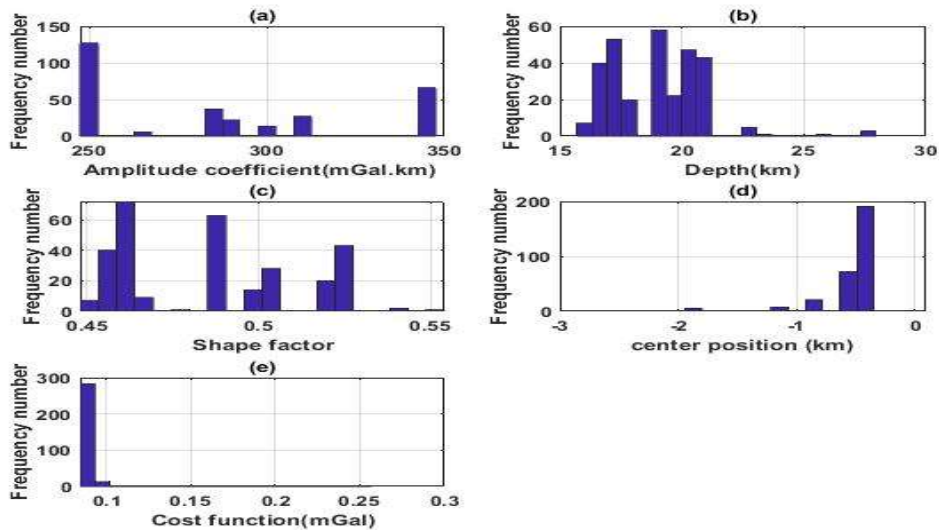
شکل ۱۱. اثر بی‌هنجاری گرانی مشاهده‌ای و تولید شده از وارون‌سازی GWO برای مدل کره در حالت الف) بدون نوفه، ب) با نوفه ۵ درصد.

دست آمد. شکل ۱۳ نمودارهای فراوانی پارامترهای مساله برای مدل استوانه عمودی همراه با نوفه ۵ درصد را نشان می‌دهند. بهترین مقادیر به دست آمده در تکرار آخر برای پارامترهای مدل در جدول ۳ آمده است.

نمودارهای فراوانی تخمین‌های مختلف پارامترها (A, Z, q, x_0) و مقدار Q برای داده‌های مدل استوانه عمودی بدون نوفه در شکل ۱۲ آورده شده است. با توجه به شکل ۱۲، برای مدل وارون تولیدشده توسط GWO ، $mGal.km$ ، $x_0=0/50$ km و $q=1/5$ ، $Z=20/08$ km، $A=313/06$



شکل ۱۲. نمودار فراوانی متناظر با مقادیر به دست آمده برای پارامترهای (a) ضریب دامنه، (b) عمق، (c) فاکتور شکل، (d) مختصات نقطه مبدا و (e) مقدار تابع هدف با استفاده از الگوریتم گرگ خاکستری برای مدل استوانه عمودی بدون نوفه.



شکل ۱۳. نمودار فراوانی متناظر با مقادیر به دست آمده برای پارامترهای (a) ضریب دامنه، (b) عمق، (c) فاکتور شکل، (d) مختصات نقطه مبدا و (e) مقدار تابع هدف با استفاده از الگوریتم گرگ خاکستری برای مدل استوانه عمودی با نوفه ۵ درصد.

جدول ۴. محدوده در نظر گرفته شده برای پارامترهای مدل مصنوعی و نتایج به دست آمده از الگوریتم GWO برای مدل استوانه عمودی.

پارامتر	مقدار واقعی مدل	محدوده جست و جو	مقدار محاسبه شده بدون نوفه	مقدار محاسبه شده با نوفه ۵ درصد
A(mGal.km)	۳۰۰	۲۵۰-۳۵۰	۳۰۲/۸۵	۲۸۵/۸۶
Z(km)	۲۰	۱۰-۳۰	۲۰/۱۷	۱۹/۲۶
q	۰/۵	۰-۲	۰/۵	۰/۴۹
X ₀ (km)	۰	-۵-۵	-۰/۰۲۷	-۰/۳۴
Q			۰/۰۰۸	۰/۰۴۱

جدول ۵. خطای ریشه میانگین مربعات محاسبه شده بین میدان گرانی مدل‌های مصنوعی و میدان گرانی حاصل از پارامترهای تخمین زده شده توسط الگوریتم گرگ خاکستری.

مدل مصنوعی	کروی		استوانه افقی		استوانه عمودی	
	بدون نوفه	نوفه ۵ درصد	بدون نوفه	نوفه ۵ درصد	بدون نوفه	نوفه ۵ درصد
خطای RMS	۰/۰۰۲۵	۰/۰۳۶۷	۰/۰۳۹۸	۰/۸۱۳۷	۰/۱۵۹۰	۱۴/۳۰

۶ میدان گرانی واقعی مربوط به گنبد نمکی

هومبل

در این بخش از مقاله داده گرانی واقعی مربوط به گنبد نمکی هومبل را که قبلاً مورد مطالعه قرار گرفته است، با استفاده از GWO، ارزیابی شده و پارامترهای محاسبه شده با نتایج به دست آمده از دیگر روش‌های مطالعات پیشین مقایسه می‌شوند. در ابتدا برای هر پارامتر مدل یک محدوده جست و جو انتخاب می‌شود، برای داده‌های واقعی گرانی، گستره پارامترهای عمق، ضریب دامنه و فاکتور شکل بایستی براساس مقادیر میدان گرانی واقعی، اطلاعات زمین‌شناسی منطقه و نیز شکل بی‌هنجاری‌ها انتخاب شوند. گنبد‌های نمکی به دلیل داشتن چگالی کم‌تر نسبت به اطراف دارای تباین چگالی منفی بوده و در نقشه‌های گرانی به صورت بی‌هنجاری منفی نمایان می‌شود.

میدان نفتی گنبد نمکی هومبل در دو کیلومتری شهر هومبل در ساحل شمالی خلیج تگزاس در منطقه کانزاس آمریکا واقع شده است (شکل ۱۴). سنگ مخزن مورد مطالعه از نوع آئیدریتی و آهکی سازندهای مربوط به دوره‌های اتوسن، میوسن، آلیگوسن و پلیوسن است. تله‌های

در این مطالعه از معیار آماری ریشه میانگین مربعات (RMS) جهت مقایسه میدان گرانی اندازه گیری شده و میدان گرانی محاسبه شده براساس پارامترهای تخمین زده شده، استفاده می‌شود.

مقدار خطای ریشه میانگین از رابطه ۱۱ بدست می‌آید:

$$Rmse = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N [g(x_i) - g_c(x_i)]^2}{N}} \quad (11)$$

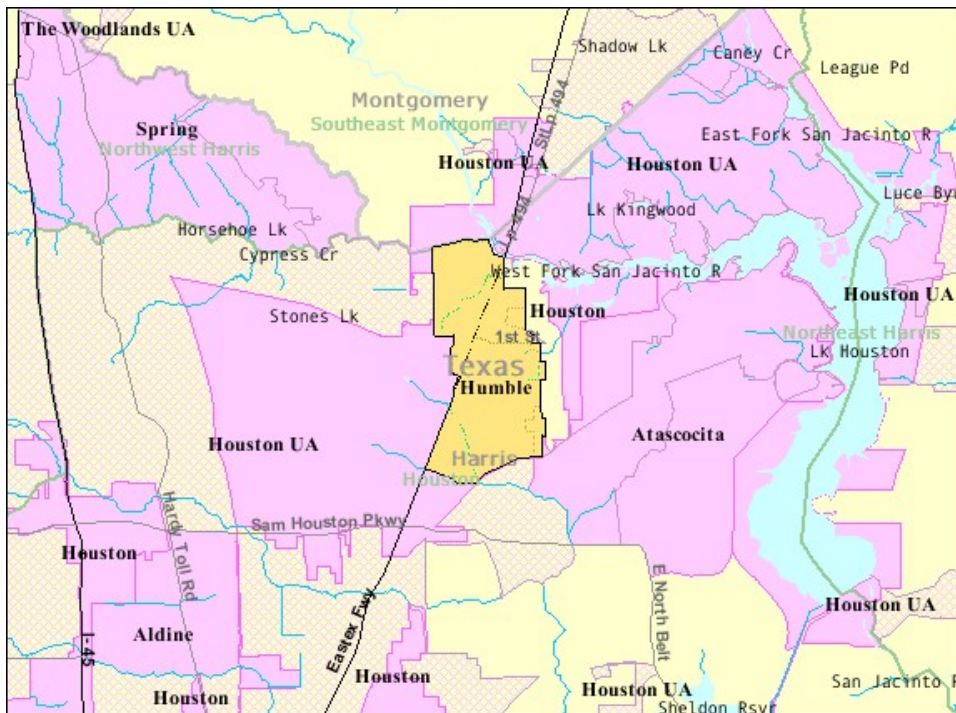
به طوری که $g(x_i)$ مقادیر گرانی مشاهده‌ای و مقادیر

گرانی $g_c(x_i)$ محاسبه‌ای است.

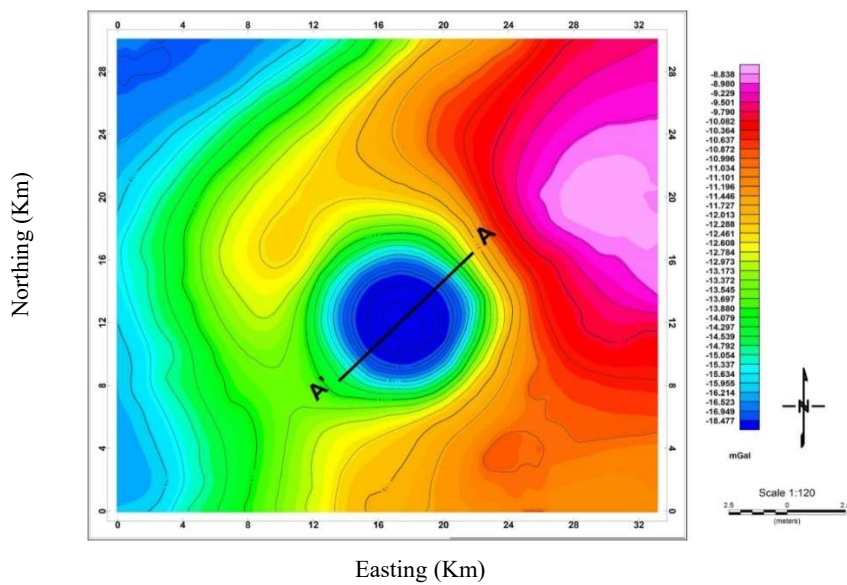
مقدار خطای بین مقادیر میدان گرانی مدل‌های مصنوعی و مقادیر میدان گرانی که از پارامترهای بهینه محاسبه شده توسط الگوریتم گرگ خاکستری حاصل شده است (شکل‌های ۵، ۸ و ۱۱) در جدول ۵ آورده شده است. هرچه مقدار خطای محاسبه شده کم‌تر باشد، موکد پارامترهای فاکتور شکل، ضریب دامنه و عمق بهینه برای بی‌هنجاری گرانی خواهد بود که براساس آن‌ها میدان گرانی محاسبه‌ای برآورد شده است (جدول ۵).

بر اساس شکل ۱۷، نمودار فراوانی مربوط به مقادیر به‌دست آمده برای پارامترهای ضریب دامنه، عمق، فاکتور شکل، مختصات نقطه مبدا و مقدار Q نشان داده شده است. بر اساس شکل ۱۷، مقادیر بیشینه محاسبه شده برای پارامترهای ضریب دامنه، عمق، فاکتور شکل، مختصات نقطه مبدا در محدوده‌های ۳۷۰- تا ۲۲۰- واحد، ۳/۲ تا ۵/۵ کیلومتر، ۱/۲ تا ۱/۷ و ۱۶/۵ تا ۱۷/۵ کیلومتر قرار دارد. همان‌طور که قبلاً ذکر شده است، مقادیر میانگین در این محدوده‌ها به عنوان مقادیر نهایی برای پارامترهای ساختار دفن شده در نظر گرفته می‌شوند که به ترتیب ۲۹۴/۲۵- واحد، ۴/۷۶ کیلومتر، ۱/۴۷ و ۱۷/۳۲ کیلومتر برای پارامترهای ضریب دامنه، عمق، فاکتور شکل، مختصات نقطه مبدا است (جدول ۵). خطای تخمین زده شده نهایی توسط تابع هدف برای داده‌های گرانی ۰/۰۰۳ است. اختلاف بین میدان گرانی مشاهده شده و میدان گرانی محاسبه شده براساس مقادیر به‌دست آمده برای پارامترهای ساختاری ۰/۴۵۱ است.

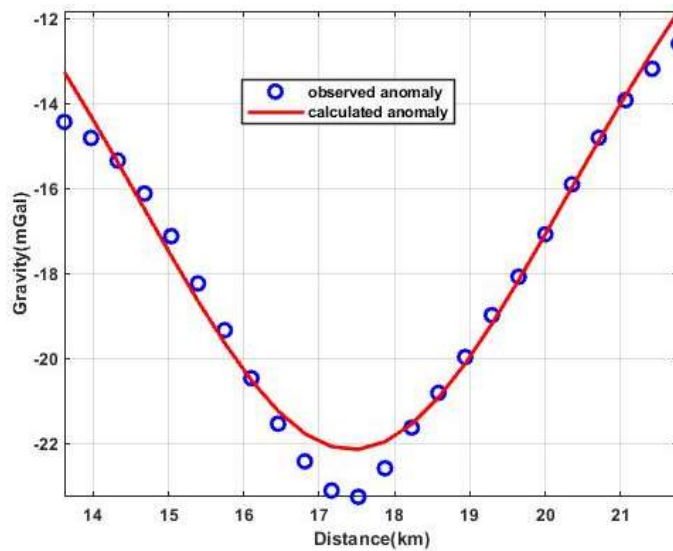
نفی گنبد نمکی هومبل هم در بخش پوش سنگ و هم در بخش دامنه آن دیده می‌شود. نقشه بی‌هنجاری باقی مانده به شکل ۱۵ درآمده است. یک پروفیل (AA') در راستای شمال شرقی-جنوب غربی به طول ۴/۸ کیلومتر با استفاده از نرم‌افزار Geosoft تهیه کرده و مقادیر عددی آن به‌عنوان ورودی برنامه مورد استفاده قرار گرفت. داده برداری در ۲۴ نقطه با فاصله ۰/۲ کیلومتر در پروفیل AA' صورت گرفت. در شکل ۱۶ بی‌هنجاری ناشی از این پروفیل و نتایج مدل‌سازی وارون با GWO نشان داده شده است. ۵۰ مدل اولیه به طور تصادفی برای همه داده‌های بی‌هنجاری گرانی در نظر گرفته می‌شود، مقادیر حاصل از اعمال روش فوق بر بی‌هنجاری گرانی مانده به شرح جدول ۵ است که مقدار عمق تا مرکز مدل ۴/۷۶ کیلومتر و برای فاکتور شکل هندسی آن ۱/۴۷ به‌دست آمده، بنابراین کره بهترین مدل برای شبیه‌سازی این بی‌هنجاری است. افراد دیگری نیز از روش‌هایی دیگر برای به‌دست آوردن پارامترهای گنبد نمکی هومبل استفاده کرده‌اند که در جدول ۵ به نتایج برخی از آن‌ها اشاره شده است.



شکل ۱۴. نقشه موقعیت جغرافیایی گنبد نمکی هومبل.



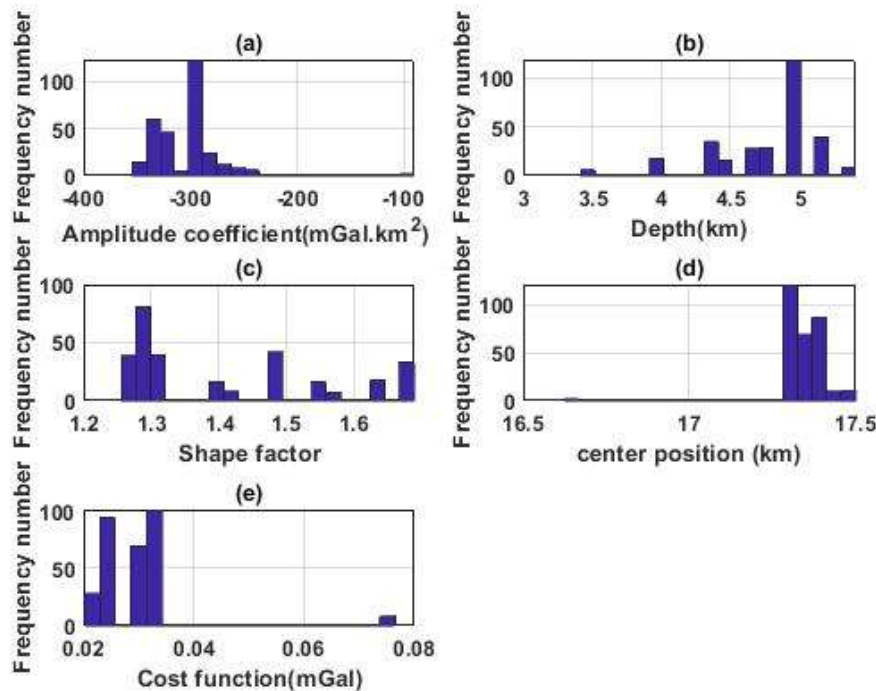
شکل ۱۵. میدان گرانی باقی مانده گنبد نمکی هومبل. موقعیت پروفیل AA' برداشت شده روی بی‌هنجاری مشخص شده است.



شکل ۱۶. الف) اثر بی‌هنجاری گرانی ناشی از پروفیل AA' (دایره های آبی رنگ) و محاسبه شده از وارون سازی GWO (منحنی قرمز رنگ).

جدول ۶. پارامترهای تخمینی برای گنبد نمکی هومبل در ایالات متحده.

X_0 (km)	Q	Z(km)	A(mGal× km ²)	پارامترهای مدل
	۰ تا ۲	۰ تا ۳۰	۰ تا ۵۰۰	رنج جست و جو
----	۱/۴۲	۴/۹۶	-۲۵۸/۱	عبدالرحمان و همکاران، ۲۰۰۱a
----	----	۵/۱۵	---	سالم و همکاران، ۲۰۰۳
۰/۰۱	۱/۴۷	۴/۵۹	-۲۸۳/۱۴	تلاس و همکاران، ۲۰۰۵
----	۱/۴۸	۴/۵۸	-۲۷۹/۸۱	اصفهانی و تلاس، ۲۰۱۲
----	۱/۵	۴/۶۲	-۲۹۲/۵۴	مهانی، ۲۰۱۴
۰/۰۷	۱/۵	۴/۴	-۲۷۵/۶	بیسواز، ۲۰۱۵
۱۷/۳۲	۱/۴۷	۴/۷۶	-۲۹۴/۲۵	روش GWO ارائه شده در این مقاله



شکل ۱۷. نمودار فراوانی متناظر با مقادیر به دست آمده برای پارامترهای (a) ضریب دامنه، (b) عمق، (c) فاکتور شکل، (d) مختصات نقطه مبدا و (e) مقدار تابع هدف با استفاده از الگوریتم گرگ خاکستری برای گنبد نمکی هومبل در ایالات متحده.

گرانی بکار برده ایم. نتایج به دست آمده از مثال‌های عددی نشان می‌دهد که روش بهینه‌سازی گرگ خاکستری قادر به تخمین همزمان پارامترهای مدل با دقت قابل قبول است. به علت عملکرد خوب این روش، از آن برای مدل‌سازی میدان گرانی دوبعدی در ایالات متحده برای گنبد نمکی هومبل استفاده کردیم. پارامترهای تخمینی نزدیک به نتایج مطالعات پیشین می‌باشند که گویای عملکرد مناسب الگوریتم است (جدول ۵). بین میدان گرانی محاسبه شده بر اساس پارامترهای تخمین زده شده با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری و داده‌های جمع‌آوری شده در مسیر پروفیل مشاهده شده تطابق خوبی وجود دارد، به طوری که RMSE بین آنها حدوداً ۰/۴۵۱ است. مقدار تابع هدف برای گنبد نمکی نامبرده در آخرین تکرار به ۰/۰۱۷ رسیده است. در این تحقیق همچنین میزان تاثیرپذیری این الگوریتم در برابر مقادیر مختلف نوفه‌های احتمالی مورد

۷ نتیجه گیری

الگوریتم GWO یک روش بهینه‌سازی است که برای حل مساله وارون دوبعدی استفاده شده است. حل یک سیستم از معادلات غیرخطی با برخی از پارامترهای ناشناخته با روش‌های معمولی مانند کم‌ترین مربعات بدون حدس اولیه غیرممکن است. استفاده از روش‌های بهینه‌سازی مبتنی بر هوش مصنوعی می‌تواند استراتژی مناسبی برای حل این مشکلات باشد.

در این مقاله، از الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری استفاده شد که براساس تعریف جمعیت اولیه برای مدل‌سازی وارون داده‌های گرانی به کار می‌رود. این روش را برای تفسیر داده‌های گرانی باقی‌مانده ناشی از اشکال هندسی ساده بدون نوفه و همراه با نوفه و همچنین بی‌هنجاری گرانی واقعی برای تخمین پارامترهای ضریب دامنه، عمق، فاکتور شکل و موقعیت مرکز بی‌هنجاری‌های

- 513 <https://doi.org/10.3997/1873-0604.2017017>. 452
- Eshaghzadeh. A Seyedi Sahebari.,S.,2020, Multivariable teaching-learning-based optimization (MTLBO) algorithm for estimating the structural parameters of the buried mass by magnetic data. *Journal of Geofizika* 37(2):213-235
- Eshaghzadeh.A. Hajian.,A.,2020, Multivariable Modified Teaching Learning Based Optimization (MM-TLBO) Algorithm for Inverse Modeling of Residual Gravity Anomaly Generated by Simple Geometric Shapes. *Journal of Environmental & Engineering Geophysics* 25(4):463-476
- Essa, K. S., and Elhussein, M., 2018, PSO (Particle Swarm Optimization) for interpretation of magnetic anomalies caused by simple geometrical structures: *Pure and Applied Geophysics*, 175(10), 3539-3553.
- Essa, K.S., 2013. Gravity interpretation of dipping faults using the variance analysis method. *J. Geophys. Eng.* 10, 015003
- Essa, K.S., 2014. New fast least-squares algorithm for estimating the best-fitting parameters *Geophysics* 30, 424e438.
- Gupta, O.P., 1983, A least-squares approach to depth determination from gravity data, *Geophysics*, 48(3), 357-360.
- Hartmann, R.R., Teskey, D., Friedberg, I., 1971. A system for rapid digital aeromagnetic interpretation. *Geophysics* 36, 891e918.
- Mehanee, S.A., 2014. Accurate and efficient regularised inversion approach for the interpretation of isolated gravity anomalies. *Pure and Applied Geophysics* 171, 1897e1937. <http://dx.doi.org/10.1007/s00024-013-0761-z>.
- Miensopust MP .,2017, Application of 3-D electromagnetic inversion in practice: challenges, pitfalls and solution approaches. *Surv Geophys* 38(5):869-933
- Mirjalili S, S. M. Mirjalili and A. Lewis., 2014 , Grey Wolf Optimizer, *Advances in Engineering Software*, Vol.69, pp.46-61.
- Muro C, R. Escobedo, L. Spector and R. بررسی قرار گرفت؛ که نتایج گویای پایداری مناسب این الگوریتم در برابر نوفه‌های تصادفی است.
- منابع**
- اسحق زاده ع.، حاجیان ع.، خلیلی ش.، ۱۳۹۶، مدل سازی وارون دو بعدی میدان گرانی باقی مانده با استفاده از شبکه عصبی پیشخور مدولار : مطالعه موردی یک معدن کرومیت، نشریه پژوهشهای ژئوفیزیک کاربردی، ۴۳-۶۰.
- Abdelrahman EM, Bayoumi AI, Abdelhady YE, Gobash MM, EL-Araby HM., 1989, Gravity interpretation using correlation factors between successive leastsquares residual anomalies. *Geophysics* 54, 1614e1621.
- Abdelrahman, E. M., Bayoumi, A. I., and El-Araby, H. M., 1991. A least-squares minimization approach to invert gravity data. *Geophysics*, 56, 115-118.
- Abdelrahman, E.M., El-Araby, T.M., El-Araby, H.M. and Abo-Ezz, E.R., 2001, A new method for shape and depth determinations from gravity data. *Geophysics*, 66, 1774-1778.
- Agarwal, A. C., S. Shalivahan, and R. K. Singh, 2017, GreyWolf Optimizer: A new strategy to invert geophysical data sets: *Geophysical Prospecting*, accepted.
- Asfahani, J., Tlas, M., 2012. Fair function minimization for direct interpretation of residual gravity anomaly profiles due to spheres and cylinders. *Pure and Applied Geophysics* 169, 157e165.
- Barbosa, V. C. F., and Joao, B., 1994, Generalized compact gravity inversion: *Geophysics*, 59, 57-68.
- Biswas A., 2015, Interpretation of residual gravity anomaly caused by simple shaped bodies using very fast simulated annealing global optimization, *Geoscience Frontiers* 6:875-893
- Chandra, A., Agarwal, A. & Singh, R. K., 2017, Grey wolf optimisation for inversion of layered earth 451 geophysical datasets. *Near Surf. Geophys.* 15(5), 499-

- Coppinger.,2011, "Wolf-pack (Canis Lupus) Hunting Strategies Emerge from Simple Rules in Computational Simulations," Behavioural Processes, Vol.88, No.3, pp.192-197.
- Nandi, B.K., Shaw, R.K. and Agarwal, N.P., 1997, A short note on identification of the shape of simple causative sources from gravity data. Geophys. Prospect., 45, 513–520.
- Odegard, M.E., Berg, J.W., 1965. Gravity interpretation using the Fourier integral.
- Roshan R., Singh U. K., 2017: Inversion of residual gravity anomalies using tuned PSO. Geosci. Instrum. Methods Data Syst., 6, 1, 71–79, doi: 10.5194/gi-6-71-2017.
- Roshan R., Singh U. K., 2017, Inversion of residual gravity anomalies using tuned PSO. Geosci. Instrum. Methods Data Syst., 6, 1, 71–79, doi: 10.5194/gi-6-71-2017.
- Salem, A., Elawadi, E. and Ushijima, K., 2003, Short note: depth determination from residual anomaly using a simple formula. Computer Geosci., 29, 801–804.
- Santos, F. A. M.,2010, Inversion of self – potential of idealized bodies' anomalies using particle swarm optimization, Comput. Geosci., 36, 1185–1190.
- Sen, M.K., Stoffa, P.L., 2013. Global Optimization Methods in Geophysical Inversion. Cambridge University Press, Cambridge, p. 289.
- Sharma, B. and Geldart, L.P., 1968, Analysis of gravity anomalies of two dimensional faults using Fourier transforms. Geophys. Prospect., 16, 77–93.
- Snieder R .,1998,"The role of nonlinearity in inverse problems." Inverse Problems 14.3.
- Song, Xianhai, Tang, Li, Zhao, Sutao, Zhang, Xueqiang, Li, Lei, Huang, Jianquan, & Cai, Wei., 2015, Grey wolf optimizer for parameter estimation in surface waves. *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*, 75, 147-157.
- Tarantola A.,2005, Inverse problem theory and methods for model parameter estimation. Society for Industrial and Applied Mathematics.
- Thompson, D. T. (1982): EULDPH A new technique for making computer-assisted depth estimates from magnetic data, *Geophysics*, 47, p. 31, <https://doi.org/10.1190/1.1441278>.
- Tlas, M., Asfahani, J., Karmeh, H., 2005. A versatile nonlinear inversion to interpret gravity anomaly caused by a simple geometrical structure. Pure and Applied Geophysics 162, 2557e2571.
- Yuan S, Shangxu W, Nan T .,2009, Swarm intelligence optimization and its application in geophysical data inversion. Applied Geophysics 6.2: 166-174.

Using the grey wolf optimization algorithm for estimating parameters of buried geometric objects with gravity data: A case study - Humble salt dome

Mona Ahmadi¹, Ali Nejati Kalatei^{2*} and Afshin Akbari³

¹ Ph.D. Student, Department of Petroleum, Mining and Materials Engineering, Central Tehran Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran

² Associate Professor, Department of Mining, Petroleum, and Geophysics, Shahrood University of Technology, Shahrood, Iran

³ Assistant Professor, Department of Petroleum, Mining and Materials Engineering, Central Tehran Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran

(Received: 15 October 2023, Accepted: 15 February 2023)

Summary

In this article, the Grey Wolf Optimization (GWO) algorithm is discussed, which is considered a global optimization technique capable of improving the global search of particles across the entire search space. The Grey Wolf Algorithm is a relatively new algorithm inspired by the hunting behavior of grey wolves and was first introduced by Mirjalili and his colleagues in 2014. This algorithm has been applied in a few cases to geophysical data. The main goal of the Grey Wolf Optimization Algorithm is to optimize objective functions by drawing inspiration from the behavior of wolf packs to reach better and optimal solutions. Therefore, each of the wolves represents a model with dimensions corresponding to the number of model parameters. The parameters of each wolf (model) include amplitude Coefficient (A), Depth (z), Shape Factor (q), and Center of Mass (x_0). The designed algorithm is run for 300 iterations with 30 search agents (wolves), and it is tested on the objective function 10 times, taking the average optimal solution provided by the software as the final parameter.

To evaluate the performance of this method, the gravity field of three synthetic models, namely a sphere, a horizontal cylinder, and a vertical cylinder, both with and without the addition of random noise, is analyzed. Frequency domain estimation of the model parameters is used for each of these models. The results show that the proposed algorithm can accurately estimate the model parameters. Subsequently, the Grey Wolf Optimization Algorithm is applied to analyze the gravity field of the Humble salt dome area in the United States. The results for the studied region indicate that the buried object's center of mass is approximately 4.76 kilometers deep, the domain coefficient is 294.25 units, and its approximate shape is calculated to be similar to a sphere with a calculated shape factor of 1.47, which aligns well with previous studies. The advantage of GWO inversion is its ability to fine-tune the parameters quickly, avoid local minima, and estimate the optimal parameter values.

In this study, the Root Mean Square (RMS) statistical measure is used to compare the measured gravity field and the gravity field calculated based on the estimated parameters. The error between the gravity field values of the synthetic models and the values calculated from the optimal parameters obtained by the Grey Wolf Optimization Algorithm is very small, indicating the algorithm's good performance. Furthermore, the sensitivity of this algorithm to various levels of random noise is investigated, and the results indicate the algorithm's stability against random noise.

Keywords: Simple geometric shapes, grey wolf optimization algorithm, gravity anomaly, salt dome, inverse modeling