JRAG
نشریه پژوهش های ژئوفیزیک کاربردی
دوره ۶، شماره ۲، ۱۳۹۹، صفحات ۱۸۱–۱۹۳
شناسه دیجیتال (DOI): 10.22044/JRAG.2019.7515.1212

مدل‌سازی وارون غیر خطی داده‌های گرانی سنگ بستر با استفاده از الگوریتم رقابت استعماری

امیر جولائی[1*]، علیرضا عرب‌امیری[2] و علی نجاتی کلاته[2]

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

دریافت مقاله: ۱۳۹۷/۰۷/۲۱؛ پذیرش مقاله: ۱۳۹۷/۱۲/۱۰

* نویسنده مسئول مکاتبات: a.joolaes@shahroodut.ac.ir

واژگان کلیدی

گرانی سنجی
مدل‌سازی سنگ بستر
مدل‌سازی وارون غیرخطی
جستجوی عمومی
الگوریتم رقابت استعماری

چکیده

امروزه با استفاده از وارون‌سازی داده‌های میدان پتانسیل از قبیل داده‌های گرانی‌سنجی و مغناطیس‌سنجی، می‌توان مدل هندسی توده‌های زیر سطحی و یا ضخامت رسوبات را بازسازی نمود. تحقیق پیش‌رو با هدف مدل‌سازی دوبعدی هندسه سنگ بستر یک حوضه رسوبی با استفاده از وارون‌سازی داده‌های گرانی‌سنجی بوسیله الگوریتم رقابت استعماری به انجام رسید. از مدل جمع دو بعدی منشورها به عنوان مدل ریاضی هندسی مدل‌سازی داده‌های گرانی استفاده شد. در این تحقیق، امکان کاربرد الگوریتم جستجوی عمومی رقابت استعماری به عنوان جایگزینی به جای روش‌های جستجوی محلی پاسخ از قبیل مارکوارت-لونبرگ و گاوس-نیوتن؛ در مدل‌سازی غیرخطی سنگ بستر داده‌های گرانی استفاده شد. این الگوریتم که در حدود یک دهه پیش معرفی شده است؛ در همین مدت کوتاه بر روی مسائل بهینه‌سازی در زمینه های گوناگون، به صورت موفقیت آمیز پیاده سازی و اجرا شده است. در این تحقیق، طراحی و پیاده‌سازی الگوریتم در دو مرحله اعتبارسنجی شد. نخست صحت سنجی الگوریتم بر روی داده‌های تولیدی از یک مدل مصنوعی مورد راستی آزمایی واقع شد. بدین منظور کارایی روش پیشنهادی در دو حالت بدون نوفه و همراه با نوفه مورد بررسی قرار گرفت؛ نتایج مدل‌سازی تطابق قابل قبولی با مدل اولیه حتی در حالت داده‌های آلوده به نوفه نشان داد به گونه ای که در مدل‌سازی به ازای درصد نوفه‌های مختلف، پارامتر میانگین مربع خطا برای داده‌های تولیدی با داده‌اولیه از ۱/۶۳ میلی‌گال و مدل بدست آمده با مدل اولیه از ۱۳۰متر فراتر نرفت. در مرحله بعد مدل‌سازی وارون داده‌های واقعی انجام شد و در این بخش نیز نتایج نشانگر عملکرد مناسب الگوریتم طراحی شده بود. همچنین در این تحقیق میزان تاثیرپذیری این الگوریتم در برابر میزان نوفه‌های معمول احتمالی مورد بررسی قرار گرفت و پایداری مناسب این الگوریتم در برابر نوفه‌های سفید گاوسی با دامنه‌های نسبتا بالا به اثبات رسید.

۱- مقدمه

امروزه تعیین هندسه سنگ بستر مدفون؛ شامل تعیین ضخامت رسوبات و تعیین مشخصات گسل‌های احتمالی پی سنگی و در کنار آن تعیین مرز لایه‌های مختلف در اعماق، از اهداف استراتژیک بسیاری پروژه‌های عمرانی از جمله ایجاد ساختگاه‌های سازه‌های بزرگ و همچنین اکتشاف منابع زیرزمینی مانند آب و منابع هیدروکربوری است. به ویژه در اکتشاف منابع هیدروکربوری که پارامتر ضخامت رسوبات از عوامل موثر در ارزش‌گذاری پتانسیل حوزه رسوبی است.

مطالعات ژئوفیزیکی از سریع‌ترین و در بیشتر موارد، کم هزینه‌ترین روش‌ها در مسیر کشف اهداف زیرسطحی می‌باشند. در این میان، روش-های میدان پتانسیل همچون گرانی‌سنجی و مغناطیس‌سنجی مقرون به صرفه‌ترند و با مدل‌سازی داده‌های آنها، مدل هندسی توده‌های زیرسطحی و یا رسوبات قابل توصیف است. در این مدل‌سازی‌ها بر اساس مدلی ریاضی بین پارامترهای مدل مورد نظر و داده های برداشتی، بازسازی هندسی هدف مورد مطالعه انجام می‌شود (Boschetti et al 1997). در مسائل مدل‌سازی وراون، رابطه میان داده‌ها و پارامترهای مدل می‌تواند خطی یا غیر خطی باشد. مدل‌سازی پارامترهای هندسی از قبیل ضخامت و عمق بیشتر غیر خطی است. در مسائل وارون‌سازی غیرخطی با استفاده از داده‌های گرانی و مغناطیس سنجی نیاز به مدل-های هندسی ریاضی است؛ تا بتوان ارتباط بین داده‌ها و ویژگی‌های هندسی اهداف زیرسطحی را به کمک آنها مدل نمود. برای این امر تا کنون مدل‌های مختلفی ارائه شده است؛ که در این میان برای مدل‌سازی دوبعدی غیرخطی ضخامت لایه رسوبات بر روی سنگ بستر دو مدل جمع دوبعدی منشورها (Bott, 1960) و مدل چند ضلعی نامنظم تالوانی رواج و کاربرد بیشتری دارند (Talwani et al., 1959).

در مدل بات[1] ضخامت رسوبات به شکل منشورهایی که دارای تباین مغناطیدگی یا چگالی با سنگ بستر دارند؛ به صورت دو یا سه بعدی مدل می‌شوند. ضخامت این منشورها مجهولات مدل‌سازی‌ها هستند؛ اما در روش چند ضلعی تالوانی[2] مقطع حوزه رسوبی بوسیله یک چند ضلعی نامنظم تقریب زده می‌شود.

روش‌های جستجوی محلی بیشتر بر مبنای روش‌های گاوس- نیوتن[3] و یا بر اساس الگوریتم مارکوارت-لونبرگ[4] همراه با پارامتر منظم‌ساز تیخونوف[5] استفاده می‌شوند. بدین صورت که از یک مدل اولیه با تباین چگالی (ثابت یا متغیر نسبت به عمق) همراه با قیود تکمیلی استفاده می‌شود و با خطی‌سازی تابع هزینه در هر تکرار به انتها می‌رسد (Barbosa et al., 1997; Silva et al., 2006, Chakravarthi, 1995; Mojica and Bassrei, 2015a).

روش‌های محلی در حل مسائل غیرخطی نارسایی‌های دارند؛ که عمده ترین آنها به دام افتادن در نقاط کمینه محلی است. از سوی دیگر پاسخ این روش‌ها به شدت تحت تاثیر مدل و اطلاعات اولیه‌ای است که در شروع مدل‌سازی اعمال می‌شود.

دسته دوم استفاده از روش‌های جستجوی عمومی (سراسری، کلی)[6] است؛ که بر مبنای برخی پدیده‌ها و فرآیندهای فیزیکی موجود در طبیعت شکل گرفته‌اند (snieder, 1998 ، Tarantola, 1998 , yuan et al., 2009). نخستین کاربرد این روش‌ها در مسائل وارون‌سازی ژئوفیزیکی به ویژه میدان پتانسیل به کابرد الگوریتم های انجماد تدریجی فلزات[7] (Nagihara and Hall) و ژنتیک[8] در حدود دو دهه پیش مربوط می‌شود (Boschetti et al., 1997). پس از آنها الگوریتم‌های فراابتکاری[9] بر مبنای هوش جمعی از قبیل مورچگان[10] (Yuan et al., 2008) و تجمع ذرات[11] (Shaw and Srivastava, 2007) از دیگر این روش‌ها بودند؛ که در جستجوی پاسخ مسائل وارون‌سازی میدان پتانسیل به ویژه داده‌های گرانی بکار گرفته شدند.

در این تحقیق بکارگیری الگوریتم رقابت استعماری برای مدل‌سازی غیرخطی داده‌های گرانی مورد ارزیابی قرار گرفته است. این الگوریتم که نخستین بار در سال ۲۰۰۷ توسط آتش‌پز گرگری ارائه شده است (Atashpaz-Gargari and Lucas 2007)؛ در زمانی اندک بر روی مسائل بهینه‌سازی در زمینه های گوناگون، به صورت موفقیت‌آمیز اجرا گردیده است.

در ادامه این مقاله، پس از معرفی الگوریتم مذکور و مدل مورد استفاده در این زمینه، به چگونگی پیاده‌سازی الگوریتم رقابت استعماری برای مدل‌سازی غیر خطی داده‌های گرانی پرداخته شده است. سپس الگوریتم طراحی شده برای داده‌های مصنوعی و داده‌های واقعی گرانی حاصل از رسوبات یک حوزه رسوبی (آتاکامای شیلی) مورد تحلیل قرار گرفته و در انتها نیز به جمع‌بندی نتایج حاصل از این تحقیق پرداخته شده است.

۲- مبانی تئوری تحقیق

۲-۱- مدل به کار گرفته شده برای مدل‌سازی ضخامت رسوبات با استفاده از داده‌های گرانی

برای مدل‌سازی عمق سنگ کف با استفاده از داده‌های گرانی، تا کنون مدل‌های مختلفی با الگوهای پارامترسازی متفاوت ارائه شده‌اند؛ که هر یک بر حسب شرایط دارای مزایا و معایبی هستند. در این تحقیق هم از یکی از پرکاربردترین این مدل‌ها که مدل جمع منشورهای دو بعدی بات

1 Bott
2 Talwani
3 Gauss–Newton (GN)
4 Levenberg-Marquardt
5 Tikhonov's regularization

6 Global Search
7 Simulate Annealing (SA)
8 Genetic Algorithm (GA)
9 Metaheuristic
10 Ant Colony (ACO)
11 Particle Swarm Optimization (PSO)

می‌باشد؛ استفاده شده است. همچنین از مدل باربوسا[1] و سیلوا[2] (Barbosa et al., 1994) به عنوان مدل ریاضی پیشرو برای مدل نمودن تاثیر میدان گرانی یک منشور دوبعدی در یک نقطه اندازه گیری دلخواه استفاده شد. در این روش برای مدل‌سازی داده‌های گرانی یک بلوک دوبعدی؛ از رابطه پیشروی ارائه شده توسط تلفورد[3] (شکل ۱) استفاده شده است (Telford et al., 1990 , Barbosa et al., 1994).

شکل ۱ میدان گرانی در نقاط برداشت (N نقطه) و بلوک بندی دو بعدی میدان منشا (M بلوک) (Pallero et al., 2015)

در این مدل‌سازی به هر بلوک یک چگالی ثابت نسبت داده شد و چگالی کل بلوک‌ها می‌تواند ثابت یا متغیر باشد. رابطه (۱) میدان گرانی هر یک از **M** بلوک نشان داده شده در شکل ۱ را به ازای **N** نقطه مفروض برداشتی ارائه نموده است.

$$F_{ij} = F(x, z, x_m, x_M, z_t, z_b, \rho) \qquad (۱)$$

$$= G\rho[A.Ln\frac{A^2+D^2}{A^2+C^2} - B.Ln\frac{B^2+D^2}{B^2+C^2} - ...$$

$$2C(\arctan\frac{A}{C} - \arctan\frac{B}{C})$$

$$+ 2D(\arctan\frac{A}{D} - \arctan\frac{B}{D})]$$

که در آن، پارامتر **Fij** میدان گرانی بلوک **j**ام در نقطه **i**ام و پارامتر **G** نیز ثابت گرانش[4] نامیده می‌شود و برابر با $۶/۶۷\times۱۰^{-۱۱}$ نیوتن در مجذور متر بر مجذور کیلوگرم است. تعریف پارامترهای **A**، **B**، **C** و **D** در رابطه (۲) آمده است (Barbosa et al., 1994).

$$A = x - x_m, \mathrm{B} = x - x_M \qquad (۲)$$

$$C = Z - Z_t, \mathrm{D} = \mathrm{Z} - \mathrm{Z_b}$$

در این مدل سازی، بسته به شرایط لایه‌ها و فصل مشترک سنگ کف، بلوک‌بندی مدل می‌تواند به صورت منشورهای قائم هم در نظر گرفته شود؛ که در واقع در آن شرایط تنها تغییر در عمق بلوک مدنظر قرار خواهد گرفت (شکل ۲) (Barbosa et al., 2011).

بر اساس آنچه بیان شد و در مدل ارائه شده در شکل ۲ نشان داده شده است، می‌توان مقدار آنومالی گرانی باقیمانده در نقطه برداشتی **i**ام (Δg_i) را مطابق رابطه (۳) تخمین زد (BarBosa et al., 1997).

$$\Delta g_i = \sum_{i=1}^{M} F(\Delta\rho_j, z_j, r_{ij}),\ i = 1.2...., N, \qquad (۳)$$

شکل ۲: بلوک بندی فضای مدل به منشورهای قائم با تغییرات در راستای عمق (Barbosa et al., 2011)

که در این رابطه $\Delta\rho j$ و zj به ترتیب تباین چگالی رسوبات و سنگ بستر و عمق سنگ بستر در منشور jام و rij فاصله افقی بین نقطه اندازه‌گیری iام با منشور jام می‌باشد.

۲-۲- الگوریتم رقابت استعماری

آتش پز گرگری و لوکاس در سال ۲۰۰۷ الگوریتم رقابت استعماری را با الگوی محاسبات تکاملی ارائه نمودند؛ که نه فقط از یک پدیده طبیعی، بلکه از یک پدیده اجتماعی- انسانی الهام گرفته است. از آنجا که روند تکامل‌های اجتماعی- انسانی همواره بسیار سریع‌تر و در عین حال پیچیده تر از سایر تکامل‌ها است، همین تمایز الگو با سایر روش‌های جستجوی عمومی؛ سبب افزایش سرعت همگرایی این روش نسبت به الگوریتم‌های مشابه شده است. در این الگوریتم، هر عنصر جمعیت، یک کشور (پاسخ‌های ممکن مسأله) نامیده می‌شود. در واقع در یک مسأله بهینه‌سازی **N** بعدی با این الگوریتم یک کشور یک آرایه‌ی ۱×**N** است (آتش پز گرگری، ۱۳۸۷) و (Atashpaz and Lucas 2007).

در آغاز این الگوریتم مشابه سایر روش‌های مبتنی بر جمعیت، میزان تابع هزینه برای تمام مدل‌ها تعیین می‌شود؛ که در اینجا هزینه همه کشورها (مدل‌ها) تعیین می‌شود. بر اساس این الگو کشورها به دو دسته مستعمره و استعمارگر تقسیم می‌شوند. پس از محاسبه هزینه همه استعمارگران، هزینه نرمالیزه شده هر استعمارگر بر اساس تعیین خواهد شد (آتش پز گرگری، ۱۳۸۷).

$$C_n = \max_i\{c_i\} - c_n \qquad (۴)$$

که در این رابطه c_n هزینه نرمالیزه شده هر استعمارگر بر مبنای بزرگترین هزینه مشاهده شده میان استعمارگرها می‌باشد.

پس از تعیین هزینه نرمالیزه، قدرت نسبی هر استعمارگر از رابطه (۲) محاسبه شده و بر مبنای آن کشورهای مستعمره، بین استعمارگران تقسیم می‌شوند (Atashpaz and Lucas 2007).

1 Barbosa
2 Silva
3 Telford
4 Gravitational Constant

$$P_n = \left| \frac{C_n}{\sum_{i=1}^{N} C_i} \right| \gamma) \quad (۵)$$

سیاست جذب

هر استعمارگر، بسته به قدرت خود، تعدادی از کشورهای مستعمره را به سلطه خود درآورده و آنها را کنترل می کند. سیاست جذب و رقابت استعماری، هسته اصلی این الگوریتم است. سیاست جذب با حرکت دادن مستعمرات یک امپراطوری، مطابق یک رابطه خاص صورت می پذیرد.

شکل ۳: مدل حرکتی مستعمرات به سمت استعمارگر همراه با یک انحراف تصادفی

الگوریتم برای جلوگیری از همگرایی زودرس و افزایش فرصت اکتشاف مناطق مختلف فضای مدل؛ به مستعمره اجازه داده می‌شود؛ که در مسیر نیل به سمت امپراطور به اندازه زاویه ای مشخص از مسیر مستقیم انحراف باشد. زاویه انحرافی مذکور، به صورت تصادفی در بازه‌ای از پیش تعیین شده نوسان می‌کند. به عبارتی:

$$\theta = U(-\gamma, \gamma) \quad (۶)$$

در این رابطه θ زاویه انحراف، γ حداکثر بازه انحراف نسبت به مسیر و تابع U تابع توزیع یکنواخت است.

رقابت استعماری

رقابت استعماری، بخش مهمی از این الگوریتم را تشکیل می‌دهد. طی رقابت استعماری، امپراطوری‌های ضعیف به تدریج قدرت خود را از دست داده و به مرور زمان با تضعیف شدن از بین می‌روند. معیار سنجش قدرت و ضعف یک امپراطوری بر مبنای قدرت کل آن امپراطوری تعریف می-شود. قدرت هر امپراطوری حاصل جمع قدرت کشور استعمارگر به اضافه درصدی از میانگین قدرت مستعمرات آن است. رابطه (۴) نحوه محاسبه قدرت کل امپراطوری ها را بیان می‌کند (آتش پز گرگری، ۱۳۸۷).

$$T.C_n = Cost(imperialist_n) + \ldots \quad (۷)$$
$$\lambda mean\{Cost\,(colonies of\ empire_n)\}$$

که در این رابطه، $T.C_n$ قدرت امپراطوری کل و λ ضریبی بین صفر تا یک و عمدتا نزدیک به صفر می‌باشد. شکل ۴ شمای کلی رقابت استعماری را نشان می‌دهد.

شکل ۴: شمای کلی رقابت استعماری (امپراطوری‌های با قدرت بیشتر برای جذب اعضای ضعیف امپراطوری‌های ضعیف با یکدیگر رقابت می‌کنند(آتش‌پز گرگی، ۱۳۸۷) با تغییرات).

سقوط امپراطوری‌های ضعیف و همگرایی به سمت قدرت برتر

چرخه رقابت بین امپراطوری‌ها منجر به تضعیف و نابودی امپراطوری‌های ضعیف و قوی و برتر شدن امپراطوری‌های با هزینه کمتر خواهد شد. در نتیجه در آخر همه امپراطوری‌ها منقرض و به استعمار امپراطوری برتر در خواهند آمد. فلوچارت کلی الگوریتم و نیز مقایسه بین یک مسأله بهینه سازی با سیستم الگوریتم رقابت استعماری به ترتیب در شکل ۵ و جدول ۱ ارائه شده است.

جدول ۱: مقایسه بین یک مسأله بهینه سازی با سیستم الگوریتم *ICA*

سیستم الگوریتم رقابت استعماری	مسأله و الگوریتم بهینه سازی
کشورها	راه حل (جواب)
موقعیت کشور	متغیرهای مسئله
هزینه کشور	تابع هدف
استعمارگر بهترین امپراطوری	راه حل بهینه عمومی
سیاست جذب	حرکت به سوی همگرایی
زاویه انحراف	پارامتر افزایش جستجوگری

۳- روش تحقیق

در این تحقیق، امکان کاربرد الگوریتم رقابت استعماری به عنوان روشی جایگزین روش‌های فعلی جستجوی پاسخ در مدل‌سازی غیرخطی سنگ بستر با استفاده از داده‌های گرانی مورد بررسی قرار گرفت. بدین منظور در گام نخست مساله به صورت جستجوی پاسخ بهینه تعریف شد. مجهولات این مساله بهینه‌سازی ضخامت بلوک‌های دو بعدی است؛ که مقطع دو بعدی رسوبات قرار گرفته بر روی سنگ به وسیله آنها بلوک-بندی شده است. به بیانی دیگر هر راه‌حل (پاسخ) بیانگر ضخامت همه این بلوک‌هاست.

شکل ۵: الگوریتم رقابت استعماری

همچنان که در جدول ۱ نشان داده شد، در الگوریتم **ICA** هر کشور نماینده یک راه حل است؛ لذا در این تحقیق هر کشور در واقع یک بردار **n** بعدی است؛ که **n** تعداد منشورهای در نظر گرفته شده برای مدل نمودن مقطع دوبعدی رسوبات و هر مولفه این بردار نشان دهنده ضخامت یکی از این منشورهاست.

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

نخستین گام در الگوریتم های جستجوی عمومی از جمله الگوریتم **ICA**، تعیین فضای جستجوی پاسخ یا معرفی مرزهای جستجو برای هر پارامتر مساله است. قیود از پیش تعیین شده که حاصل اطلاعات از مطالعات پیشتر انجام شده مانند حفاری، برداشت‌های زمین‌شناسی و هر نوع اطلاعات جانبی دیگر می‌توانند در مقید نمودن این مرزها بکار گرفته شوند. در صورتی که هیچ اطلاعاتی هم در دست نباشد، از روابط تخمین عمق از قبیل حداکثر عمق اویلر و ... استفاده می‌شود.

در این تحقیق برای تعیین مرزهای جستجوی ضخامت (عمق) هر منشور از یک تخمین عمق اولیه بر مبنای رابطه تصحیح بوگه استاندارد استفاده شد. بدین شکل که با استفاده از هر یک از داده‌های گرانی، یک تخمین عمق تقریبی سنگ بستر صورت گرفت. چگونگی این تخمین عمق در رابطه ۸ نشان داده شده است (Barbosa et al., 1997).

$$Z_j^0 = \frac{\Delta g_j^{obs}}{2\pi G \Delta\rho} \qquad (۸)$$

که در این رابطه: Z_j^0 تخمین عمق اولیه منشور **j** اُم ، **G** ثابت جهانی گرانش، Δg_j^{obs} آنومالی گرانی در نقطه مرکزی لبه بالایی منشور **j**اُم (در صورتی که در نقطه مزبور چنین داده‌ای وجود نداشته باشد، می‌توان از طریق درون‌یابی داده-های مجاور را تعیین نمود) و $\Delta\rho$ نیز تباین چگالی منشور **j**اُم است.

پس از این تخمین عمق، مرزهای بالا و پایین جستجوی عمق هر منشور (**Z**) برابر را می‌توان از طریق ضرب دو فاکتوری با مشخصات **k_{min}<1** و **k_{max}>1** تعیین نمود (رابطه ۹).

$$Z \in [K_{min}.Z^0, K_{max}.Z^0] \qquad (۹)$$

بدیهی است که به این ترتیب می‌توان برای هر منشور مرزهای جستجو را به اندازه ای مشخص محدود و یا روی بعضی منشورهای خاص به یک مقدار خاص مقید نمود. به طور کلی اعمال قیود در روش‌های جستجوی عمومی تنها با هدف محدود نمودن فضای جستجو به پاسخ‌های سازگار با اطلاعات پیشین و مدل طبیعت زمین است و با اهداف اعمال قیود در روش‌های محلی که برای پایدارسازی عملیات وارون‌سازی انجام می‌شود؛ تفاوت دارد (Pallero et al., 2015). بر این اساس در مدل-سازی‌های به روش جستجوی عمومی برای همخوانی بیشتر پاسخ‌های تولیدی با واقعیت‌های طبیعی مدل زمین، قیودی برای هموارسازی پاسخ‌ها اعمال می‌گردد؛ تا تغییرات پارامترهای مجاور یکدیگر هموار شده و با طبیعت همخوانی بیشتری داشته باشد. یکی از قیود هموارکننده که در مدل‌سازی‌های سنگ بستر می‌توان بکار گرفت، استفاده از پنجره میانگین متحرک است؛ که از تولید مدل‌های دندانه دندانه و اره‌ای شکل که با واقعیت طبیعت همخوانی ندارند؛ جلوگیری می‌نماید(Pallero et al., 2015).

۳-۲- تنظیم پارامترها و اجرای الگوریتم *ICA*

برای اجرای الگوریتم جستجوی عمومی **ICA**، لازم است تمام پارامترهای الگوریتم در مساله مشخص گردند. همان طور که بیان شد، در این مدل‌سازی هر یک از کشورها برداری هستند به ابعاد تعداد پارامترهای مدل (منشورهای دوبعدی). به عبارتی هر کشور نشان دهنده یک موقعیت فضایی در فضای پارامترهای مساله است. ارزیابی مولفه‌های موقعیت یک کشور تعیین کننده هزینه‌های آن کشور در آن وضعیت و به طبع آن نمایانگر قدرت آن کشور در آن موقعیت است.

ارزیابی هزینه کشورها

همان‌طور که اشاره شد، هزینه کشورها از اعمال تبدیل مناسب بر روی تابع هدف مساله، یعنی تابعی که قرار است به مقدار کمینه خود برسد؛ بدست می‌آید.

در این مساله که تابع هدف تابعی از اختلاف آنومالی محاسبه شده از آنومالی اندازه‌گیری شده است؛ در نهایت با بررسی‌و مرور مطالعات مشابه گذشته(Pallero et al., 2015) در زمینه مدل‌سازی داده‌های گرانی؛ تابع هزینه در نظر گرفته شده مطابق رابطه ۱۰ طراحی شد.

$$C^g = \left\| \frac{\Delta g^{obs} - \Delta g^{cal}}{\Delta g^{obs}} \right\|_2 \qquad (۱۰)$$

در این رابطه C^g هزینه و Δg^{obs} و Δg^{cal} به ترتیب آنومالی گرانی

مشاهده‌ای و آنومالی گرانی محاسبه شده بر مبنای راه حل نمونه‌برداری شده از فضای مدل است.

شرط همگرایی

شرط همگرایی این الگوریتم باقی ماندن تنها یک امپراطوری و در نتیجه از بین رفتن رقابت استعماری میان استعمارگران است.

۴- اعتبارسنجی کد توسعه داده شده با مدل مصنوعی سنگ بستر

در این بخش از تحقیق، به منظور ارزیابی توانایی الگوریتم **ICA** توسعه داده شده برای وارون سازی غیرخطی داده‌های گرانی، از داده های شبیه سازی شده یک مدل مصنوعی سنگ بستر با فرضیاتی مشخص استفاده شد.

داده های این مدل مصنوعی در دو حالت بدون نوفه[1] و دیگری همراه با نوفه سفید مستقل تولید و مورد وارون سازی قرار گرفتند.

۴-۱- مدل مصنوعی- بدون نوفه

مدل مصنوعی دو بعدی سنگ بستر در نظر گرفته شده در این تحقیق از ۶۰ منشور با عرض ۵۰۰ متر و تغییرات عمقی نسبتاً پیچیده به صورت دو فروافتادگی با عمق های مختلف تشکیل شده است. توپوگرافی سطح زمین مسطح و تباین چگالی رسوبات و سنگ بستر ۲۵۰ کیلوگرم بر متر مکعب در نظر گرفته شده است.

با استفاده از کد پیشروی توسعه داده شده، در هریک از نقاط اندازه‌گیری فرضی (در سطح زمین با فواصل مساوی و درست در نقطه میانی منشورها در نظر گرفته شد) تاثیر گرانی تک منشورها محاسبه و مقدار آنومالی گرانی مورد انتظار در آن نقاط با استفاده از رابطه (۳) محاسبه شد. در شکل ۶ مدل مصنوعی مزبور به همراه داده های گرانی حاصل از آن نمایش داده شده است.

همان‌طور که در شکل ۶ مشخص است؛ مدل مصنوعی در نظر گرفته شده یک مدل نسبتا بزرگ با طول ۳۰ کیلومتر و دو فروافتادگی به اعماق حدود ۲۵۰۰ متری و دیگری حدود ۱۰۰۰ متری است.

پارامترهای تنظیمی الگوریتم **ICA** طراحی شده برای مدل‌سازی داده-های این مدل مصنوعی، بر اساس مقادیر به کار گرفته شده در گزارش-های منتشر شده پیشین(آتش پز گرگری، ۱۳۸۷) و (Atashpaz and Lucas 2007) برای این مساله با توجه به تعداد پارامترهای مسئله بروزرسانی گردید، پارامترهای مزبور در جدول ۲ ارائه شده است.

همچنین برای تعیین مرزهای جستجو از روابط ۸ و ۹ استفاده شد و مقدار k_{min} و k_{max} با توجه به مقادیر بکار گرفته شده در مطالعات با روش‌های فرا ابتکاری مشابه (Pallero et al., 2015)، به ترتیب ۰/۵ و ۲ تعیین گردید.

شکل ۶: مدل مصنوعی دو بعدی یک حوضه رسوبی منشوربندی شده(تصویر پایین)، آنومالی گرانی بدست آمده از مدل مصنوعی (قرار گرفته در بالای هر منشور) (تصویر بالا).

جدول ۲: پارامترهای تنظیمی الگوریتم *ICA* در این تحقیق

تعداد کشورها	تعداد امپراطوری‌های اولیه	حداکثر زاویه انحراف در حرکت به سمت استعمارگر	ضریب حرکت مستعمره به سمت استعمارگر	فاکتور جهش در پاسخ ها	ضریب محاسبه هزینه کلی یک امپراطوری از میانگین سایر مستعمرات(λ)
۲۵۰	۲۵	π/۴	۲	۰/۱	۰/۱۵

در این تحقیق به منظور اجرای الگوریتم **ICA** و مدل‌سازی داده‌های گرانی و نیز ارائه نتایج به صورت بصری، یک کد در محیط متلب توسعه داده شد. نتایج مدل‌سازی داده‌های مدل مصنوعی بدون نوفه به همراه مدل مصنوعی مفروض در نظر گرفته شده در شکل ۷ آمده است.

شکل ۷: داده‌های مصنوعی به همراه داده‌های مدل تولیدی (تصویر بالا)، مدل مصنوعی به همراه مدل تولیدی (تصویر پایین) $(RMS_{data}=0.11mGal)$ $(RMS_{model}=38.3m)$.

به منظور مقایسه کمی داده‌های محاسباتی با داده‌های اولیه و مدل بدست آمده با مدل مفروض، از تعیین ریشه میانگین مربعات[2] اختلاف

1 noise

2 Root Mean Square (RMS)

پارامترهای دو مدل برای ارزیابی کمی این قیاس استفاده شد.

شکل ۷ نشان می‌دهد اختلاف مدل و داده‌های تولیدی با مدل مصنوعی و داده‌های پیش فرض بسیار کوچک بوده و مدل‌سازی صورت گرفته از دقت مناسبی برخوردار است.

۲-۴- مدل مصنوعی- همراه با نوفه

از آنجا که داده‌های واقعی برداشت شده از طبیعت همواره همراه با نوفه-هایی می‌باشند، لازم است کارایی الگوریتم و کد توسعه داده شده برای مدل‌سازی این نوع از داده‌ها مورد ارزیابی و اعتبارسنجی قرار گیرد. از آن‌جا که توزیع نوفه در حالت طبیعی توزیعی گوسی با میانگین صفر می‌باشد، در این تحقیق به منظور ارزیابی بررسی تاثیرپذیری و عملکرد الگوریتم توسعه داده شده در برابر نوفه‌های سفید گوسی، نوفه‌ای مستقل از داده با توزیع گوسی با دامنه های از ۱تا ۱۰ درصد داده ها به داده‌های خام مدل مصنوعی افزوده شد و برای هر سری از داده‌ها مدل‌سازی‌ها و مقایسه با مدل‌اصلی انجام شد.

در شکل ۸ وضعیت داده‌های بدست آمده پس از اضافه نمودن هر میزان نوفه با داده‌های اصلی بدون نوفه مقایسه شده است.

شکل ۸: اعمال مقادیر مختلف نوفه گاوسی سفید به داده‌ها و مقایسه آنها با داده‌های اصلی.

هر یک از ۱۰ سری داده آلوده به نوفه تولید شده، مدل‌سازی شدند و مدل‌های بدست آمده با مدل‌های اولیه مورد مقایسه کمی قرار گرفتند. نتایج این مدل‌سازی‌ها به همراه مدل در شکل‌های ۹ تا ۱۸ آمده است.

به طور کلی شکل‌های ۹ تا ۱۸ نشان می‌دهند که علی‌رغم نوفه دار شدن داده‌ها و تاثیر شدیدی که این موضوع به ویژه در درصدهای بالا بر روی داده‌ها گذاشته است؛ الگوریتم پایداری بسیار مناسبی از خود نشان داده است.

شکل ۹: مدل‌سازی داده‌های مدل مصنوعی همراه با ۱ درصد نوفه سفید گاوسی (تصویر بالا)، مدل مصنوعی به همراه مدل تولیدی (تصویر پایین) RMS_{data} $(RMS_{model} = 48.1m)$ $(=0.14mGal)$.

شکل ۱۰: مدل‌سازی داده‌های مدل مصنوعی همراه با ۲ درصد نوفه سفید گاوسی (تصویر بالا)، مدل مصنوعی به همراه مدل تولیدی (تصویر پایین) RMS_{data} $(RMS_{model} = 60.3m)$ $(=0.27mGal)$.

شکل ۱۱: مدل‌سازی داده‌های مدل مصنوعی همراه با ۳ درصد نوفه سفید گاوسی (تصویر بالا)، مدل مصنوعی به همراه مدل تولیدی (تصویر پایین) RMS_{data} $(RMS_{model} = 81.4m)$ $(=0.51mGal)$.

شکل ۱۲: مدل‌سازی داده‌های مدل مصنوعی همراه با ۴ درصد نوفه سفید گاوسی (تصویر بالا)، مدل مصنوعی به همراه مدل تولیدی (تصویر پایین) $(RMS_{data}=0.26mGal)$ $(RMS_{model}=90.9m)$.

شکل ۱۳: مدل‌سازی داده‌های مدل مصنوعی همراه با ۵ درصد نوفه سفید گاوسی (تصویر بالا)، مدل مصنوعی به همراه مدل تولیدی (تصویر پایین) $(RMS_{data}=0.77mGal)$ $(RMS_{model}=93.3m)$.

شکل ۱۴: مدل‌سازی داده‌های مدل مصنوعی همراه با ۶ درصد نوفه سفید گاوسی (تصویر بالا)، مدل مصنوعی به همراه مدل تولیدی (تصویر پایین) RMS_{data} $(=0.94mGal)$ $(RMS_{model}=121m)$.

شکل ۱۵: مدل‌سازی داده‌های مدل مصنوعی همراه با ۷ درصد نوفه سفید گاوسی (تصویر بالا)، مدل مصنوعی به همراه مدل تولیدی (تصویر پایین) RMS_{data} $(=1.01mGal)$ $(RMS_{model}=87.7m)$.

شکل ۱۶: مدل‌سازی داده‌های مدل مصنوعی همراه با ۸ درصد نوفه سفید گاوسی (تصویر بالا)، مدل مصنوعی به همراه مدل تولیدی (تصویر پایین) RMS_{data} $(=1.61mGal)$ $(RMS_{model}=96.1m)$.

۵- مدل‌سازی داده‌های واقعی

پس از اطمینان از صحت عملکرد کلی الگوریتم و کد توسعه داده شده، آخرین بخش این تحقیق بررسی کاربرد این الگوریتم بر روی داده‌های واقعی در منطقه‌ای می‌باشد که پیشتر مورد مطالعه قرار گرفته و امکان اعتبارسنجی نتایج الگوریتم با نتایج پیشین وجود داشته باشد. از این رو داده‌های یک پروفیل گرانی در صحرای آتاکاما (در کشور شیلی) که قبلا نیز در دو مطالعه جداگانه با الگوهایی متفاوت مورد مطالعه و مدل‌سازی قرار گرفته؛ برای مدل‌سازی در نظر گرفته شد. در شکل ۱۹ موقعیت جغرافیایی منطقه مورد نظر آمده است.

شکل ۱۷: مدل‌سازی داده‌های مدل مصنوعی همراه با ۹ درصد نوفه سفید گاوسی (تصویر بالا)، مدل مصنوعی به همراه مدل تولیدی (تصویر پایین) RMS_{data} $(RMS_{model} = 130.3m)$ $(=1.46mGal)$.

شکل ۱۸: مدل‌سازی داده‌های مدل مصنوعی همراه با ۱۰درصد نوفه سفید گاوسی (تصویر بالا)، مدل مصنوعی به همراه مدل تولیدی (تصویر پایین) RMS_{data} $(RMS_{model} = 102.2m)$ $(=1.63mGal)$.

شکل ۱۹: موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه (Gabalda et al., 2005).

منطقه مذکور، حوزه‌ای رسوبی در حاشیه رشته کوه‌های آند[1] است؛ که با حجم عظیمی از رسوبات قاره‌ای ناشی از فرسایش کوه‌های آند پر شده است. این رسوبات که به عنوان سازند گراول آتاکاما[2] نیز شناخته می‌شوند؛ اغلب از رسوبات با چگالی وزنی پایین (شن‌های رودخانه ای و ماسه و رس) تشکیل شده‌اند؛ که در سمت غربی کمان آتشفشانی آند و بر روی سنگ بستری آندزیتی[3] قرار گرفته‌اند. به سبب اختلاف چگالی شدیدی که بین رسوبات این حوزه با سنگ بستر آندزیتی (حدود ۸۰۰ کیلوگرم بر مترمکعب (Gabalda et al., 2005) آن وجود دارد این منطقه می‌تواند نامزد خوبی برای حل مسائل وارون سازی داده‌های گرانی سنجی باشد.

در این تحقیق از داده‌های یک پروفیل برداشت داده‌های گرانی که در سال ۲۰۰۴ در این حوزه رسوبی (در دره ال سالادو[4]) با هدف شناسایی توپوگرافی سنگ بستر سازند آتاکاما انجام پذیرفته و گزارش آن مطالعات انتشار یافته است؛ استفاده شد. شکل ۲۰موقعیت این برداشت ها را بر روی تصویر توپوگرافی **STRM** منطقه نشان می‌دهد.

شکل ۲۰: موقعیت نقاط برداشت داده های گرانی(مثلث‌های سیاه‌رنگ) به همراه موقعیت ایستگاه مبنا(مربع تو خالی) بر روی تصویر توپوگرافی *SRTM* (Gabalda et al., 2005)

پروفیل مذکور برداشت گرانی ۵۳ نقطه در فواصل نامنظم در مسیری به طول حدود ۳۱ کیلومتر است؛ که به وسیله دستگاه گرانی‌سنج سینترکس[5] **CG3-3M** برداشت شده اند. دقت تقریبی این داده‌ها حدود ۲۰ میکروگال است. در شکل ۲۱ داده‌های آنومالی بوگه باقیمانده این پروفیل (پس از انجام تصحیحات لازم و نیز کاستن یک روند سطحی ناشی از صفحه فرورانش) نمایش داده شده است.

1 Andes mountains
2 Atacama gravel formation
3 Andesitic
4 El Salado valley
5 Scintrex

شکل ۲۱: داده های آنومالی پسماند گرانی حاصل از کاستن روند ناحیه ای از داده های بوگه کل در پروفیل.

برای مدل‌سازی این داده‌ها، ابتدا مقطع رسوبات بوسیله ۶۳ منشور با عرض ۵۰۰ متر مدل شد و پارامترهای تنظیمی الگوریتم و نیز پارامترهای تنظیمی فضای جستجو مطابق شرایط شرح داده شده در جدول ۲ در نظر گرفته شد. برای اعمال قید هموارساز از فیلتر میانگین متحرک به صورت پنج نقطه ای تولید شده بر اساس توزیع نرمال، استفاده شد و بر روی هر راه حل تولیدی پیش از مرحله ارزیابی راه حل در تابع هزینه؛ اعمال گردید. شکل ۲۲ نتایج این مدل‌سازی را به همراه داده‌های برداشت و داده‌های مدل نهایی نشان می‌دهد. مدل ارائه شده با نتایج مطالعات پیشتر انجام شده (Gabalda et al., 2005) و (Pallero, et al., 2015) همخوانی داشته و صحت نتایج مدل‌سازی با الگوریتم **ICA** را تایید می‌نماید.

شکل ۲۲ :مدل‌سازی دوبعدی پروفیل گرانی حوزه رسوبی آتاکاما: آنومالی گرانی محاسبه شده و داده‌های برداشتی(تصویر بالا) مدل تولید شده و مرزهای فضای جستجو؛(تصویر پایین) $(RMS_{data} = 0.3mGal)$.

۶- نتیجه گیری

در این تحقیق، طراحی و پیاده‌سازی الگوریتم **ICA** به عنوان ابزاری توانمند برای مدل‌سازی غیرخطی دوبعدی داده‌های گرانی در دو مرحله مجزا مورد بررسی قرار گرفت. نخست اعتبارسنجی الگوریتم با داده‌های حاصل از یک مدل مصنوعی، برای بررسی کارایی روش پیشنهادی و در مرحله دوم مدل‌سازی وارون داده‌های واقعی که مقایسه نتایج این مدل-سازی نیز با مطالعات از طریق سایر روش‌ها، عملکرد مناسب الگوریتم طراحی شده را به اثبات می‌رساند. در این تحقیق همچنین میزان تاثیرپذیری این الگوریتم در برابر مقادیر مختلف نوفه‌های احتمالی مورد بررسی قرار گرفت؛ که نتایج گویای پایداری مناسب این الگوریتم در برابر نوفه‌های سفید گاوسی با دامنه‌های نسبتا بالاست.

۷- منابع

آتش پز گرگری، ا.، ۱۳۸۷، پایان‌نامه کارشناسی ارشد. توسعه الگوریتم بهینه-سازی اجتماعی و توسعه کاربرد آن، دانشکده فنی، دانشگاه تهران.

Atashpaz-Gargari, E. and Lucas, C.,2007, Imperialist Competitive Algorithm: An Algorithm for Optimization Inspired by Imperialist Competition, IEEE Congress on Evolutionary Computation, pp. 4661-4667, 2007.

Barbosa, V.C.F., and Silva, J.B.C., 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.

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 Appl. Geophysics. 145 (2), 327–335.

Gabalda, G., Nalpas, T. and Bonvalot, S., 2005, The Base of the Atacama Gravels Formation (26°S, Northern Chile): first results from gravity data. 6th International Symposium on Andean Geodynamics (ISAG 2005, Barcelona). IRD, Paris, pp. 286–289 (Extended Abstracts).

Mojica, O.F., and Bassrei, A., 2015, Lanczos bi diagonalization method for parallel 3-D gravity inversion application to basement relief definition: 85th Annual International Meeting, SEG, Expanded Abstracts.

Nagihara, S. and Hall, S.A. 2001. Three-dimensional gravity inversion using simulated annealing: Constraints on the diapiric roots of allochthonous salt structures. Geophysics, 66(5), 1438-1449.

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.

Shaw, R. and Srivastava, S., 2007, Particle swarm optimization: A new tool to invert geophysical data, Geophysics, VOL. 72, NO. 2, F75–F83.

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.

Snieder, R., 1998, The role of nonlinearity in inverse problems. Inverse Problems 14.3

Talwani, M., Worzel, J. and Ladisman, M., 1959, Rapid computation of gravitational attraction of three dimensional bodies of arbitrary shape. Journal of Geophysical research 64(1) 49-59.

Tarantola, A., 2005, Inverse problem theory and methods for model parameter estimation. Society for Industrial and Applied Mathematics.

Telford, W. M., Telford, W. M., Geldart, L.P., and Sheriff, R. E. 1990, Applied geophysics (Vol. 1). Cambridge university press.

Yuan, S., Shangxu W., and Nan T. 2009, Swarm intelligence optimization and its application in geophysical data inversion. Applied Geophysics, 6. 2: 166-174.

Yuan, S., Tian, N., Chen, Y., Liu, H., and Liu, Z. 2008. Nonlinear geophysical inversion based on ACO with hybrid techniques. In Natural Computation, ICNC'08. Fourth International Conference on (Vol. 4, pp. 530-534).

JOURNAL OF RESEARCH ON APPLIED GEOPHYSICS

(JRAG)
2020, VOL 6, NO 2
(DOI): 10.22044/JRAG.2019.7515.1212

Nonlinear inverse modeling of gravity data for basement relief using imperial competition algorithm

Amir Joolaei[1*], Alireza Arab-Amiri[2] and Ali Nejati[2]

1- PhD candidate, School of Mining, Petroleum and Geophysics, Shahrood University of Technology, Shahrood, Iran.
2- Associate Professor, School of Mining, Petroleum and Geophysics, Shahrood University of Technology, Shahrood, Iran.

Received: 13 October 2018; Accepted: 1 March 2019

Corresponding author: a.joolaes@shahroodut.ac.ir

Keywords

Nonlinear gravity inversion
Potential fields
Global optimization
Imperialist competitive algorithm
Sedimentary basin

Extended Abstract

Summary

Gravity inversion is a classical tool in applied geophysics. Inversion of basement relief of sedimentary basins is an important application among the nonlinear techniques. Classically, local deterministic optimization techniques have been employed to solve the non-linear gravity inverse problem. Swarm intelligence algorithms, such as ant colony algorithm or particle swarm optimizers, are promising alternatives to classical inversion methods. In this study, imperialist competitive algorithm (ICA), was designed and utilized for two-dimensional (2D) gravity inversion of basement relief in sedimentary basins. Reliability of this technique was tasted by modeling of gravity data acquired from a synthetic model, and then, the synthetic model parameters were obtained from this modeling approach with acceptable accuracy. Moreover, the results of utilizing this approach on noisy data showed that this approach was robust to the presence of noise in the data. For the case of real data, this approach was applied on a real gravity profile in Atacama Desert (north Chile) and the results were confirmed with previously published works related to this area. Generally, compared to techniques already proposed for 2D nonlinear gravity inversion, the ICA technique, proposed here, appears as a powerful tool for estimating the basement relief of sedimentary basins.

Introduction

Gravity inversion is a classical tool in applied geophysics. Gravity inversion is defined as a procedure that constructs a model of subsurface density variation or geometries from gravity measured data and other prior information. Gravity methods have been vastly used to estimate the basement of sedimentary basins. Bottom relief determination in sedimentary basins is a common task, as a former step for different posterior studies in oil and gas exploration, etc. A common way to approach this problem consists of discretizing the basin using polygons (or other geometries), and iteratively solving the nonlinear inverse problem by local optimization. This procedure provides a solution that is highly dependent on the initial model and on the prior information that are used. Besides, due to non-linearity of this inverse problem, local optimization methods would fail whenever there is no reliable initial model. Global optimization methods, particularly methods based on dwarm intelligence algorithms, such as ant colony algorithm or particle swarm optimizers, are promising alternatives to classical inversion methods because the quality of their solutions does not depend on the initial model, and also, they do not use the derivatives of the objective function. In this paper, imperialist competitive algorithm (ICA) as one of new evolutionary algorithms, is used to solve the non-linear gravity inverse problem.

Methodology and Approaches

ICA algorithm mimics the competition between imperialist countries to control more colonies in order to strengthen their empires through a process of imperialistic. In recent years, ICA has been applied in many optimization problems. In this study, ICA was designed and utilized to 2D gravity inversion of basement relief in sedimentary basins. For this purpose, we developed a computer code as a MATLAB-based program. For validation of this developed algorithm, it was tasted on both synthetic example (including free noise data and data with presence of white Gaussian noise) and a real dataset from Atacama Desert (north Chile).

Results and Conclusions

Modeling of the data from the synthetic model using the developed algorithm was carried out, and acceptable results

were obtained. As a result, topography of the basement in the synthetic model was obtained from this approach with acceptable accuracy. Furthermore, the results of applying this algorithm on noisy data indicate that this approach is robust to the presence of noise in the data. Finally, the reliability of the proposed method for the inversion of a real gravity profile in the Atacama Desert was tested, and the results were confirmed as the results of this modeling are in good agreement with previously published results from this area.