فیزیک زمین و فضا، دوره ۴۴، شماره ۳، پاییز ۱۳۹۷، صفحهٔ ۵۷۵- ۵۸۳
DOI: 10.22059/jesphys.2018.252876.1006978

برآورد پارامتر منظم‌سازی به‌روش متعادل‌سازی قید فعال در وارون‌سازی دو بعدی داده‌های گرانی‌سنجی

میثم مقدسی[۱]، علی نجاتی کلاته[۲*] و محمد رضایی[۳]

۱. دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک، دانشگاه صنعتی شاهرود، شاهرود، ایران
۲. دانشیار، دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک، دانشگاه صنعتی شاهرود، شاهرود، ایران
۳. استادیار، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه ملایر، ملایر، ایران

(دریافت: ۹۶/۱۲/۸، پذیرش نهایی: ۹۷/۷/۳)

چکیده

مدل‌سازی وارون داده‌های گرانی، یکی از مؤثرترین ابزارهای عددی به‌منظور به‌دست‌آوردن تصاویر سه‌بعدی از ساختارهای زمین‌شناسی است. یکی از پارامترهای مؤثر برای تولید مدلی مناسب در مدل‌سازی معکوس داده‌های گرانی همانند اغلب روش‌های مدلسازی معکوس داده‌های ژئوفیزیکی پارامتر منظم‌سازی است. روش‌های مختلفی برای این پارامتر در وارون‌سازی داده‌های گرانی مورد استفاده بوده است. در این مقاله از روش متعادل‌سازی قید فعال (ACB) به‌عنوان روشی جدید برای تخمین مناسب این پارامتر در وارون‌سازی دوبعدی داده‌های گرانی‌سنجی پرداخته می‌شود. برای این منظور الگوریتم طراحی شده بر روی یک مدل مصنوعی و یک مجموعه داده‌های واقعی گرانی‌سنجی مربوط به ذخیره کرومیت در منطقه ماتانزاس در کشور کوبا مورد مطالعه قرار گرفته است. نتایج حاصل از وارون‌سازی دوبعدی در این منطقه با حفاری‌های موجود سازگاری دارند و نشان می‌دهد که الگوریتم پیشنهادی می‌تواند تخمین مناسبی از توزیع چگالی و ساختارهای زیرسطحی ماده معدنی ارائه کند.

واژه‌های کلیدی: وارون‌سازی، داده گرانی، پارامتر منظم‌سازی، روش (ACB).

۱. مقدمه

روش گرانی‌سنجی، به‌دلیل سادگی به‌صورت گسترده‌ای در ژئوفیزیک اکتشافی استفاده می‌شود و روش مناسبی برای بررسی ساختارهای درون زمین است (یوچیدا و باربوسا، ۲۰۱۲). روش‌های متعددی در تفسیر داده‌های گرانی ناشی از توده‌های زیرسطحی مورد استفاده قرار می‌گیرد که به‌تعیین پارامترهایی نظیر موقعیت، هندسه توده، عمق و تباین چگالی توده با محیط اطراف می‌پردازد (روی و همکاران، ۲۰۰۰؛ لی و همکاران، ۲۰۱۰؛ اولیوریا وهمکاران، ۲۰۱۱). وارون‌سازی داده‌های گرانی یکی از مهمترین مراحل در تفسیر داده‌های حاصل از این روش می‌باشد. هدف در وارون‌سازی داده‌های گرانی، به‌منظور باز تولید داده‌های مشاهده‌ای بر سطح زمین به‌دنبال یافتن چگالی و تخمین پارامترهای مدل زیر سطحی زمین می‌باشد (وطن‌خواه و همکاران، ۲۰۱۵). در حل منظم مسائل معکوس، پارامتر منظم‌سازی دارای اهمیت اساسی برای رسیدن به یک حل پایدار و همگرایی مناسب است.

پارامتر منظم‌سازی حساسیت حل منظم پارامترهای مدل را نسبت به آشفتگی داده‌های مشاهده‌ای کنترل می‌کند. یکی از مشکلات اصلی در وارون‌سازی داده‌های گرانی‌سنجی، عدم‌یکتایی در جواب ناشی از وارون‌سازی داده‌های این روش ژئوفیزیکی است (لی و اولدنبرگ، ۱۹۹۸). یکی از روش‌های مورد استفاده برای انتخاب مدل مناسب، حداقل نمودن تابع هدف است که این تابع، عدم‌برازش داده‌ها را با یک شرط دیگر مثل شرط منظم‌سازی تیخونوف ترکیب می‌کند. روش‌های متعددی برای تخمین پارامترهای منظم‌سازی در مسائل وارون‌سازی خطی داده‌های ژئوفیزیکی وجود دارد که ممکن است تحت شرایط خاصی نتایج مناسبی ارائه نماید ولی تحت شرایط دیگر جواب خوبی نداشته باشد (هنسن، ۲۰۱۰). تعدادی از محققین روش اعتبارسنجی متقاطع تعمیم یافته (GCV) را به‌عنوان روشی مناسب برای تخمین پارامتر منظم‌سازی پیشنهاد کردند (مارکوات، ۱۹۷۰؛ واهابا، ۱۹۹۰؛

*نگارنده رابط: nejati_ali@yahoo.com

هنسن،۱۹۹۷؛ هابر و همکاران، ۲۰۰۰؛ فرکوهارسون و اولدنبرگ، ۲۰۰۴؛ سانتوس و باسری، ۲۰۰۷؛ هنسن، ۲۰۰۷؛ وطن‌خواه و همکاران، ۲۰۱۴؛ رضایی و همکاران، ۲۰۱۷). الدنبرگ و لی (۲۰۰۵) از روش‌های منحنی L، اصل اختلاف واعتبارسنجی متقاطع تعمیم یافته برای تعیین پارامتر منظم‌سازی در وارون‌سازی داده‌های میدان پتانسیل استفاده کردند. روش اصل اختلاف، زمانی بکار گرفته می‌شود که مقدار نوفه در داده‌ها ومقادیر انحراف معیار در نوفه به‌طور کامل مشخص باشد هر چند منحنی L روش خوبی برای انتخاب پارامتر منظم‌سازی است، ولی ضمانتی برای اینکه همیشه پارامتر منظم‌سازی خوب به‌دست آید، وجود ندارد. ولی تابع مورد استفاده در روش (GCV) در بیشتر اوقات خوب عمل می‌کند (لی و الدنبرگ، ۲۰۰۵). یی و همکاران (۲۰۰۳) با استفاده از ضرایب لاگرانژ به معرفی روش متعادل‌سازی قید فعال (Active Constraint Balancing) پرداختند. لی و همکاران (۲۰۰۹) با استفاده از روش متعادل‌سازی قید فعال به وارون‌سازی هموار داده‌های مگنتوتلوریک پرداختند. قائدرحمتی و همکاران (۱۳۹۴) به بهبود و مقایسه انتخاب پارامتر منظم‌سازی با استفاده از روش‌های (ACB) و (GCV) پرداختند. در تحقیق پیش‌رو، به مدل‌سازی داده‌های میدان گرانی با استفاده ازانتخاب پارامتر منظم‌سازی با روش متعادل‌سازی قید فعال و الگوریتم وارون‌سازی هموارساز پرداخته می‌شود.

۲. روش تحقیق

۲-۱. مدل‌سازی پیشرو

در وارون‌سازی خطی داده‌های میدان پتانسیل معمولاً زیر سطح زمین به بلوک‌های کوچک تقسیم می‌شود. سپس اختلاف چگالی هر یک از این بلوک‌های کوچک پارامترهای مدلی است که باید در طی فرآیند وارون‌سازی تخمین زده شوند (وطن‌خواه و همکاران، ۲۰۱۵). رابطه‌ی بین پارامترهای مدل و داده‌ها را به‌صورت زیر بیان می‌کنیم

$$d = G\rho \qquad (۱)$$

در رابطه بالا $d\epsilon R^m$ بردار داده‌ها است که از داده‌های اندازه‌گیری شده تشکیل شده است. G ماتریس حساسیت (کرنل) و $\rho \in R^n$ بردار پارامترهای مدل است. به‌دلیل وجود نوفه در هنگام برداشت داده‌ها $e\epsilon R^m$ می‌توان نوشت (لی و الدنبرگ، ۲۰۰۵).

$$d_{obs} = d + e \qquad (۲)$$

که در آن؛ $d_{obs}\epsilon R^m$، بردار داده‌های مشاهده‌ای است. هدف از وارون‌سازی داده‌های گرانی به‌دست آوردن پارامترهای مدل (ρ) با استفاده از داده‌های مشاهده‌ای است به‌گونه‌ای که توزیع چگالی سنگ‌ها و کانی‌ها را در زیر سطح زمین شرح دهد و این مدل از نظر واقعیت‌های زمین‌شناسی قابل قبول باشد.

۲-۲. وارون‌سازی داده‌ها

مشکل اصلی در وارون‌سازی داده‌های میدان پتانسیل، عدم‌یکتایی در جواب ناشی از وارون‌سازی داده‌های این روش ژئوفیزیکی است و مسأله وارون در اصطلاح فروتخمین و ناجور و یا بدحالت است (لی و اولدنبرگ، ۱۹۹۸). پارامترهای مدل با کمینه نمودن تابع هدف تیخونوف که بدحالت بودن آن کمتر است، با استفاده از رابطه زیر به‌دست می‌آید (تیخونوف و آرسنین، ۱۹۷۷).

$$\rho_\lambda = arg\left(min_\rho\{\|d_{obs} - G\rho\|_2^2 + \lambda\|L\rho\|_2^2\}\right) \qquad (۳)$$

که در آن ρ_λ پارامترهای مدل تخمین‌زده شده است، $\|d_{obs} - G\rho\|_2^2$ تابع عدم‌برازش بوده و $\|L\rho\|_2^2$ تابع منظم‌ساز تیخونوف است. L عملگر ماتریس هموارساز در رابطه (۶) می‌باشد، که با اعمال این عملگر پارامترهای مدل به‌صورت هموار در فرآیند وارون‌سازی بازتولید می‌شود. پارامتر λ در رابطه (۳) پارامتر منظم‌سازی است که تعادل بین تابع عدم برزاش و تابع منظم‌ساز تیخونوف را برقرار می‌کند $(\lambda > 0)$. در نهایت پارامترهای مدل از حل معادله زیر محاسبه می‌شود (استر وهمکاران، ۲۰۱۳).

$$(G^T G + \lambda L^T L)\rho_\lambda = G^T d_{obs} \quad (۴)$$

در وارون‌سازی داده‌های میدان پتانسیل به‌دلیل حساس نبودن داده‌ها به پارامترهای مدل موجود در اعماق بیشتر باید تابع وزنی عمق را در فرآیند وارون‌سازی وارد نمود. به عبارت دیگر اثر واپاشی گرانشی با مجذور فاصله‌ی پارامترهای مدل از سطح رابطه‌ی معکوس دارد. در اینجا تابع وزنی به‌صورت $w(z) = (z + z_0)^{\frac{\beta}{2}}$ تعریف می‌شود (لی و اولدنبرگ، ۱۹۹۸). اثر این تابع در فرآیند وارون‌سازی از پدیده‌ای به نام واپاشی کرنل جلوگیری می‌کند. z_0 پارامتر عمقی است که به اندازه سلول‌های پارامترهای مدل در سطح بستگی دارد. z عمق هریک از پارامترهای مدل بوده و β در وارون‌سازی داده‌های گرانی به‌طور معمول برابر ۲ در نظر گرفته می‌شود. تابع وزنی عمق یک ماتریس قطری را تشکیل می‌دهد که در رابطه (۴) به جای ماتریس همانی (I_n) قرار می‌گیرد. محاسبه‌ی رابطه (۷) به‌صورت مستقیم برای مسائل بزرگ‌مقیاس بسیار مشکل است، و به‌جای آن می‌توان از روش‌های تکرارپذیر استفاده کرد. دوقطری‌سازی لنکزوس یک روش سریع و تکرارپذیر است که کاربرد فراوانی در وارون‌سازی داده‌های میدان پتانسیل دارد (عابدی وهمکاران، ۲۰۱۳).

۳-۲. محاسبه پارامتر منظم‌سازی به‌روش متعادل‌ساز قید فعال (ABC)

تعیین مقدار بهینه پارامتر منظم‌سازی (ضرایب لاگرانژ)، در حالتی‌که تعادل بین تابع عدم‌برازش و تابع منظم‌ساز تیخونوف را حفظ کند، از اهمیت بالایی برخوردار است. در مدل‌سازی معکوس سعی می‌شود برآورد خوبی ازضرایب لاگرانژ داشته باشیم. اما پیدا کردن بهترین ضریب، کار ساده‌ای نیست. به‌لحاظ نظری، مقادیر بزرگ برای ضریب لاگرانژ، قیدهای بیشتری را به جواب اعمال می‌کند و تفکیک‌پذیری ضعیف‌تری از پارامترها را به‌دست می‌دهد. از سوی دیگر مقایر کم ضریب لاگرانژ بر پایداری وارون اثر منفی دارد. یک مقدار بینابینی برای ضریب لاگرانژ به‌منظور دست‌یابی به تفکیک‌پذیری و پایداری لازم است. این رهیافت این حقیقت را نادیده می‌گیرد که همه پارامترها، تفکیک‌پذیری یکسانی ندارند. برای یک پارامتر غیرقابل تفکیک، درصورتی‌که ضریب لاگرانژ داده شده خیلی کوچک باشد، باعث تولید جواب‌های پایدار پر خطا خواهد شد. برای پارامترهای با تفکیک‌پذیری زیاد، تفکیک‌پذیری کاهش یافته و اطلاعات زمین قابل بازیابی نخواهد بود. بنابراین تغییر ضریب لاگرانژ در حین همگرایی معکوس‌سازی برای دست‌یابی به تفکیک‌پذیری بیشتر و پایداری ترجیح داده می‌شود (نمت و کین، ۱۹۹۷). لذا این روش در مقایسه با حالتی که یک مقدار ثابت برای ضریب لاگرانژ در وارون به‌کار می‌رود دقیق‌تر است. یک رهیافت به‌منظور استفاده از ضریب لاگرانژ متغیر با تکرار در فرآیند وارون، استفاده از ضریب لاگرانژ متغیربا مکان است (ساسکی، ۱۹۸۹). که این روش با آزمون و خطا قابل حصول است. برای مشخص کردن تفکیک‌پذیری از تابع توزیع باکوس-گیلبرت (منکه، ۱۹۸۹) که به‌منظور ارزیابی توزیع مکانی بردارهای سطری ماتریس کیفیت به‌کار می‌رود، استفاده می‌شود. یک مقدار بزرگ تابع توزیع برای یک پارامتر مشخص بیانگر از بین رفتن تفکیک‌پذیری آن پارامتر و یا برعکس‌است. این تابع توزیع برای i اُمین پارامتر به‌صورت زیر نوشته می‌شود.

$$SP_i = \sum_{j=1}^{N}\left(w_{ij}\left(1 - s_{ij}\right)R_{ij}\right)^2 \quad (۵)$$

که در آن N تعداد پارامترها و w_{ij} ضریب وزنی قابل محاسبه از فاصله مکانی بین دو پارامتر i و j است. در اینجا s_{ij} ماتریس مورد استفاده برای هموارسازی در فرآیند وارون است (برای مثال تاثیر قیدهای هموارکننده ویا میرایی). R ماتریس حساسیت است که حاصل‌ضرب ماتریس کرنل(G) در ماتریس شبه وارون کرنل (G^+) می‌باشد

$$R = G^+ G \quad (۶)$$

در این پژوهش، علی‌رغم مطالعات پیشین در مورد روش متعادل‌سازی فعال، محاسبه ماتریس حساسیت از روش دوقطری سازی لنکزوس استفاده شده است. استفاده از این روش، کارایی و عملکرد الگوریتم ارائه شده را در مسائل بزرگ‌مقیاس بیشتر می‌کند. متعادل سازی فعال روشی برای مشخص کردن ضرایب لاگرانژ متغیر با مکان است. در متعادل سازی فعال، ابتدا تابع توزیع ماتریس تفکیک را از راه معادلات (۷) و (۸) با یک مقدار کوچک برای ضریب لاگرانژ (برای مثال ۰/۰۰۵) پیدا می‌کنیم. سپس تابع توزیع را به ضرایب لاگرانژ متغیر با مکان محدود شده با مقادیر از پیش تعیین شده تبدیل می‌کنیم. اگر تابع توزیع پارامتر بزرگ باشد (که نشان دهنده تفکیک پذیری کم است)، متعادل‌سازی فعال مقدار بزرگی را برای ضریب لاگرانژ به آن پارامتر اختصاص می‌دهد و برعکس. بر طبق توابع توزیع، ضرایب لاگرانژ به‌صورت خطی در فضای لگاریتمی بین محدوده از پیش انتخاب شده پایین و بالا اختصاص داده می‌شوند.فضای لگاریتمی از آن جهت انتخاب می‌شود که تابع توزیع به‌صورت لگاریتمی بنا به‌موقعیت پارامترهای مدل تغییر می‌کند و میزان تفکیک‌پذیری به‌صورت معکوس با نسبت لگاریتم تابع توزیع ارتباط دارد. تابع زیر ضریب لاگرانژ را براساس تابع توزیع تخصیص می‌دهد (یی و همکاران، ۲۰۰۳).

$$log(\lambda_i) = log(\lambda_{min}) + \frac{log(\lambda_{max}) - log(\lambda_{min})}{log(SP_{max}) - log(SP_{min})} \times \{log(SP_i) - log(SP_{min})\} \quad (۷)$$

که در آن، λ_i ضریب لاگرانژ برای پارامتر i و SP_i تابع توزیع پارامتر i است. λ_{max} و λ_{min} به‌ترتیب مقادیر کم و زیاد برای ضریب لاگرانژ هستند SP_{min} و SP_{max} به‌ترتیب مقادیر کم و زیاد برای تابع توزیع هستند. باید دقت شود که تابع توزیع برای یک پارامترخاص باید بین مقادیر SP_{min} و SP_{max} قرار گیرد. در انتخاب مقادیر زیاد و کم برای تابع توزیع و ضریب لاگرانژ، ضروری است که ضریب لاگرانژ و تابع توزیع به دقت بررسی شود. تغییرات تابع توزیع می‌باید بین دو حد بیشینه و کمینه تعیین شده برای تابع توزیع باشد. برای مقادیر زیاد و کم ضریب لاگرانژ نیز دو مقدار کمینه و بیشینه در نظرمی‌گیریم. به‌عبارت دیگر، در روش متعادل‌سازی قید فعال کاربر می‌تواند با انتخاب دو مقدار بیشنه و کمینه بازه تغییرات پارامتر منظم‌سازی را تعیین کند. براساس مقادیر تخصیص داده شده برای حدود بالا و پایین تابع توزیع و ضریب لاگرانژ می‌توان توزیع ضریب لاگرانژ را به‌صورت خودکار در فضای یک، دو و سه بعدی عملی ساخت رهیافت متعادل سازی فعال قادر است ویژگی‌های مدل و داده را در فرآیند وارون نشان دهد. این ویژگی‌ها به‌آسانی قابل درک هستند زیرا تابع توزیع از کرنلی بهره می‌گیرد که وابسته به ویژگی های پارامترهای مدل و داده است.

۴-۲. روش دوقطری‌سازی لنکزوس

روش دو قطری‌سازی‌لنکزوس یک روش حل تکراری است که بردارهای پایه متعامد برای زیرفضای کریلف K_k را ایجاد می‌کند. در این روش سیستم معادلات اصلی با یک سیستم معادلات با ابعاد کمتر جایگزین می‌شود در این روش سیستم معادلات اصلی با یک سیستم معادلات با ابعاد کمتر جایگزین می‌شود در نتیجه سرعت حل مسأله با دقت بالا افزایش می‌یابد (عابدی و همکاران، ۲۰۱۳). اگر سیستم معادلات به‌صورت رابطه (۴) باشد می‌توان بردار پارامترهای مدل را از رابطه زیر به‌دست آورد.

$$\boldsymbol{\rho} = (G^T G + \lambda I)^{-1} G^T \boldsymbol{d}^{obs} \quad (۸)$$

در این روش با کوچک‌تر کردن ماتریس حساسیت به‌صورت یک ماتریس دوقطری، فضای ذخیره‌سازی در رایانه کاهش پیدا می‌کند. برای حل مسائل فروبرآورد که در آنها تعداد پارامترهای مدل از تعداد داده‌ها بیشتر است (N<<M) روش دوقطری سازی لنکزوس روشی

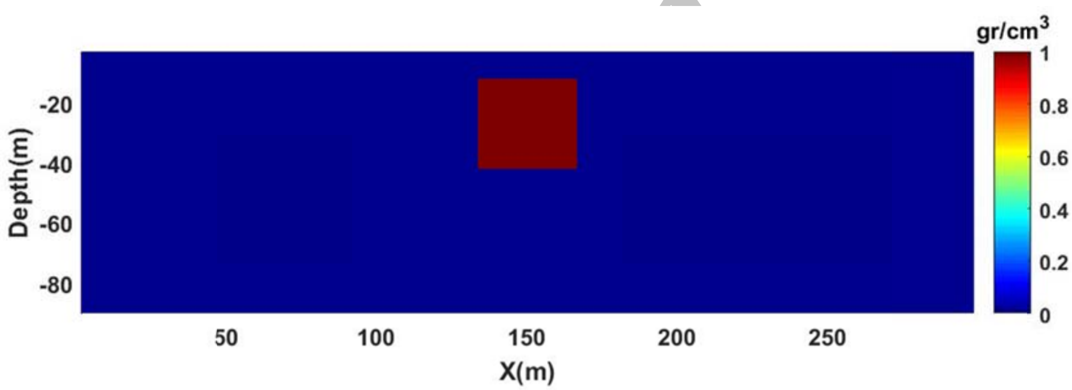
مناسب برای تخمین پارامترهای مدل است. رابطه (۱) را می‌توان با کمینه کردن نرم ۲ عبارت عدم‌برازش $(min\|G\rho - d\|_2^2)$ حل نمود. دراین‌صورت می‌توان نشان داد که جواب ρ بعد از k مرحله تکرار از الگوریتم وارون‌سازی به‌روش دو قطری‌سازی لنکزوس به‌دست می‌آید (پیاژه و ساندرز، ۱۹۸۲). با استفاده از الگوریتم وارون‌سازی به‌روش دوقطری سازی لنکزوس مسأله حداقل مربعات رابطه (۳) را می‌توان به‌شکل زیر نوشت:

$$min \left\| \begin{bmatrix} G \\ \sqrt{\lambda} L \end{bmatrix} \rho - \begin{bmatrix} d^{obs} \\ 0 \end{bmatrix} \right\|_2^2 \qquad (۹)$$

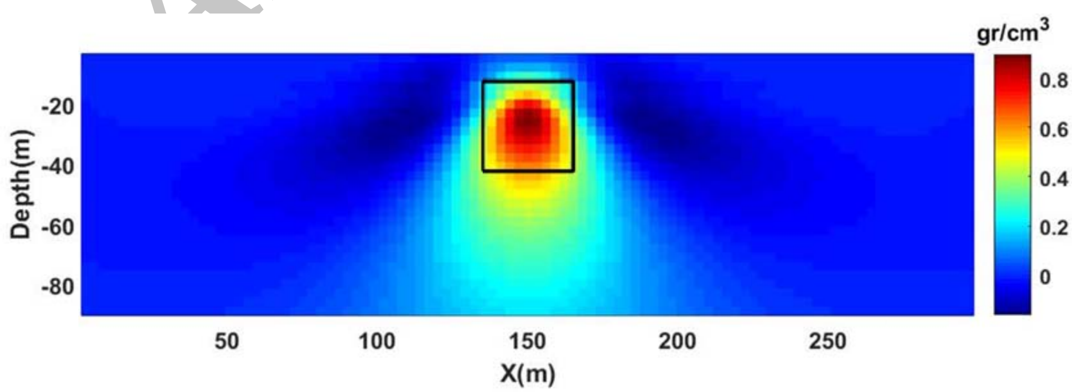
و جواب مسأله وارون را به‌دست آورد. در این مقاله از این روش برای حل مسأله وارون هموار استفاده می‌شود.

۳. مدل مصنوعی

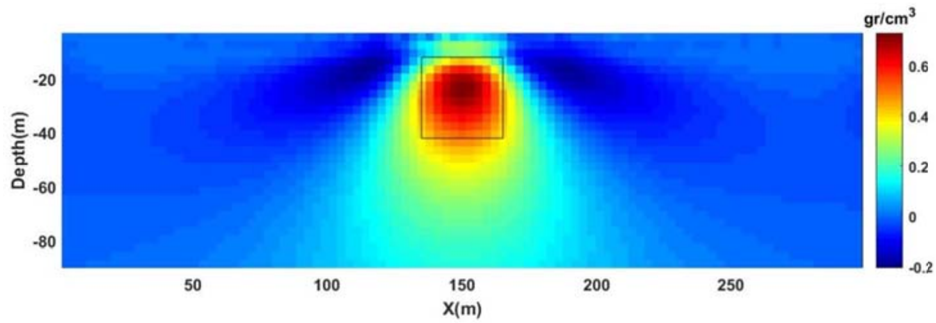
مدل مصنوعی ارائه شده در اینجا یک بلوک با ابعاد ۳×۳ است که سطح بالایی آن در عمق ۱۲ متری از سطح زمین قرار دارد. اختلاف چگالی این بلوک با محیط اطراف (gr / cm³) ۱ است (شکل ۱). زیر سطح زمین به سلول‌هایی مربعی با ابعاد ۳ متر تقسیم شده است. تعداد این سلول‌ها ۳۰۰۰=۳۰×۱۰۰ است. در ابتدا داده‌های حاصل از این مدل مصنوعی با استفاده از مدل‌سازی پیشرو تولید شده است. سپس ۵ درصد نوفه‌ی تصادفی با توزیع نرمال روی داده‌ها اعمال شد. در نهایت پارامتر منظم سازی با استفاده از روش متعادل‌سازی قید فعال (ACB) به‌صورت خودکار انتخاب شده است (شکل ۲). مراحل فوق با برنامه‌نویسی در محیط MATLAB نسخه 2017a انجام گرفته است.



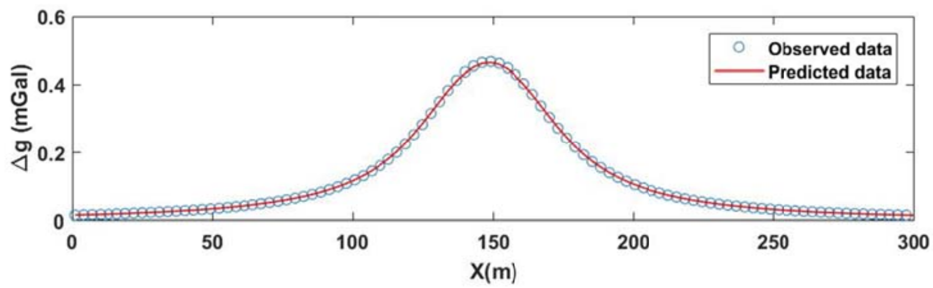
شکل ۱. تصویر دوبعدی از موقعیت و عمق مدل مصنوعی.



شکل ۲. مدل حاصل از وارون‌سازی مدل مصنوعی با استفاده از روش متعادل‌سازی قید فعال.



شکل۳. مدل حاصل از وارون‌سازی مدل مصنوعی با استفاده از روش اصل اختلاف.

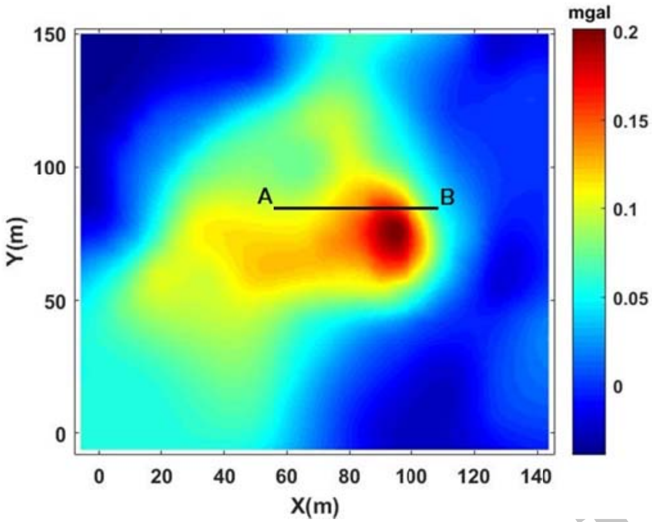


شکل۴. برازش داده‌های مشاهده‌ای و محاسبه‌ای.

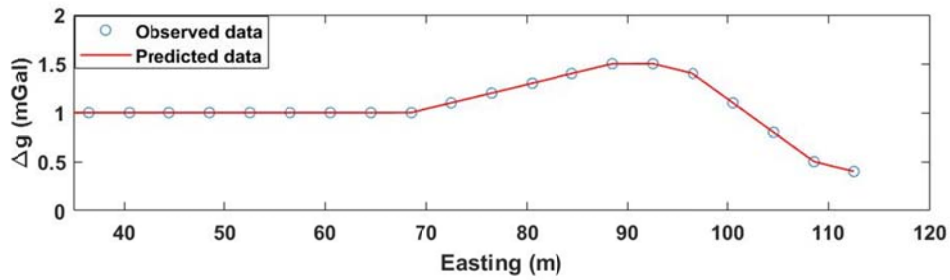
نتایج نشان می‌دهد که ابعاد بلوک با نسبت بسیارخوبی تعیین شده و مدل به‌دست آمده شباهت مناسبی با مدل مصنوعی دارد (شکل ۲). نتایج حاصل از وارون‌سازی داده‌های مصنوعی به‌روش ACB در مقایسه با روش اصل اختلاف، نشان می‌دهد که روش متعادل‌ساز قید فعال برآورد مطلوبی از مدل مصنوعی از نظر هندسه و چگالی داشته است (شکل ۳). در نهایت وارون‌سازی داده‌ها با استفاده از الگوریتم دوقطری‌سازی لنکزوس انجام گرفت. لی و الدنبرگ ۲۰۰۵) پیشنهاد نمودند که در صورت موفق نبودن نتیجه روش GCV در انتخاب پارامتر منظم‌سازی بهینه، پارامتر منظم‌سازی بهینه دوباره با استفاده از روش اصل اختلاف تعیین شده و وارون‌سازی انجام شودکه این کار باعث افزایش زمان حل مسأله وارون خواهد شد (اولدنبرگ و لی، ۲۰۰۵). یکی از معایب روش اصل اختلاف، ناتوانی این روش در تخمین عمق زیرین مدل می‌باشد.

۴. وارون‌سازی داده‌های واقعی

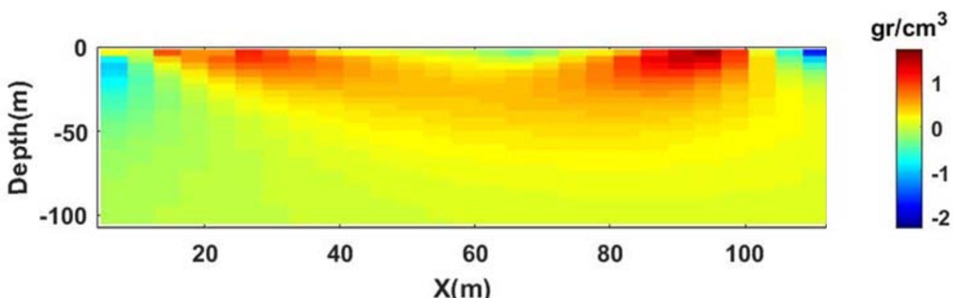
داده‌های واقعی مورد استفاده در این تحقیق مربوط به توده‌ی معدنی کرومیت در نزدیکی شهر ماتانزاس در کشور کوبا است. ذخایر کرومیت در کشور کوبا به‌صورت دونیت و پریدوتیت‌های سرپانتینی شده در تماس با سنگ‌های فلدسپاتیک مانند گابرو وتروکتولیت و یا سنگ‌هایی با منشاء ولکانیکی می‌باشند (فلینت و همکاران، ۱۹۴۸). کاربرد موثر روش گرانی در اکتشاف ذخایر کرومیت در ماتانزاس وابسته به تباین چگالی بین کرومیت و سنگ‌های پیرامون آن دارد. اختلاف چگالی بین کرومیت و سنگ‌های در برگیرنده‌ی آن که دونیت و پریدوتیت‌های سرپانتینی شده هستند، حدود ۱/۵ گرم بر سانتیمترمکعب می‌باشد (فلینت و همکاران، ۱۹۴۸). مقطع (A-B) به‌عنوان داده‌های واقعی از روی نقشه شکل۴ انتخاب شده‌است. در شکل ۵ مشاهده می‌شود که روش متعادل‌سازی قید فعال برازش مناسبی بین داده‌های واقعی و داده‌های محاسبه‌ای ارائه کرده است. با مقایسه شکل) و شکل۷ مشاهده می‌شود که روش متعادل‌سازی قید فعال تخمین مطلوب‌تری را نسبت به‌روش اصل اختلاف ارائه کرده است.



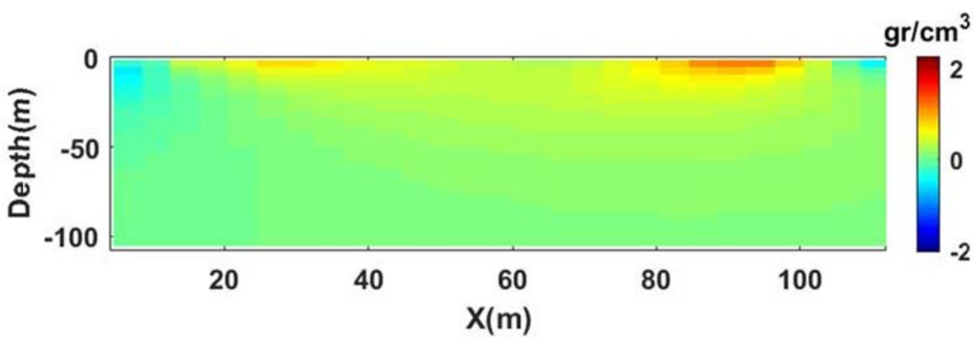
شکل ۴. نقشه کلی ناهنجاری بوگه داده‌های گرانی‌سنجی. پروفیل (A-B) مقطع برش‌زده شده از روی داده‌های گرانی‌سنجی.



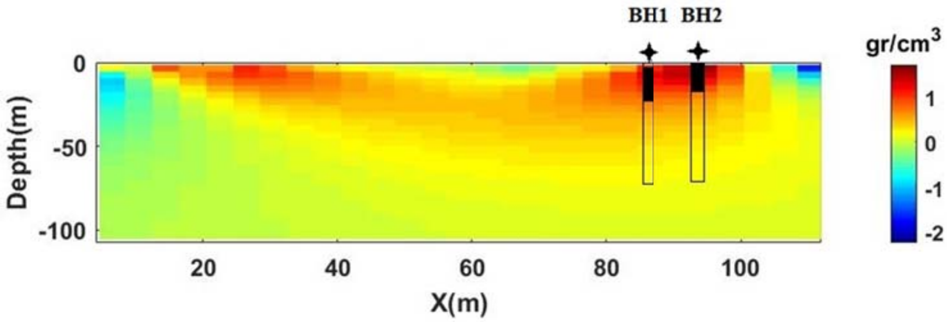
شکل ۵. برازش داده‌های واقعی و داده‌های حاصل از وارون‌سازی در مدل واقعی.



شکل ۶. مدل حاصل از وارون‌سازی داده‌های واقعی با استفاده از روش ACB.



شکل ۷. مدل حاصل از وارون‌سازی داده‌های واقعی با استفاده از روش اصل اختلاف.



شکل۸. مطابقت نقاط حفاری موجود در منطقه با مدل حاصل از الگوریتم پیشنهادی.

جدول ۱. عمق ماده معدنی حاصل از مدل‌سازی و نتایج حفاری.

گمانه	عمق ماده معدنی حاصل از وارون‌سازی (m)		عمق ماده معدنی در گمانه (m)	
	از	تا	از	تا
BH1	۶	۲۲	۶	۳۰
BH2	۰	۱۹	۰	۲۶

با توجه به نتایج به‌دست آمده از اعمال داده‌های واقعی روی الگوریتم پیشنهادی توانسته است برآورد مناسبی از مدل حاصل از وارون‌سازی با روند تغییرات داده‌ها شکل۶ و اطلاعات موجود از حفاری‌هاارائه دهد (شکل ۸).

با توجه به نتایج حفاری عمق بالای ماده معدنی به‌خوبی تخمین زده شده‌است (جدول ۱)، اما در محاسبه عمق زیرین برخلاف روش‌های GCV و اصل اختلاف که برآورد مطلوبی ارائه نمی‌کردند، در روش ACB توانسته است مقادیر عمق زیرین با تخمین بهتری نسبت به اطلاعات حفاری ارائه کند.

۵. نتیجه‌گیری

در مطالعه حاضر روش متعادل‌سازی قید فعال برای وارون‌سازی دوبعدی هموارساز داده‌های گرانی توسعه داده شده است. نتیجه بررسی‌ها نشان می‌دهد که روش متعادل‌سازی قید فعال روش مناسبی برای تعیین خودکار مقدار بهینه پارامتر منظم‌سازی در وارون‌سازی دوبعدی داده‌ها گرانی است. نتایج وارون‌سازی هموار داده‌های گرانی حاصل از مدل‌های مصنوعی و داده‌های واقعی با الگوریتم ارائه شده نشان می‌دهد که با این روش می‌توان وضعیت توده‌های آنومال را با سرعت و دقت خوبی نسبت روش اصل اختلاف تعیین نمود. مقایسه نتایج حفاری‌های انجام شده و تطابق خوب آنها با نتایج حاصل از وارون-سازی دوبعدی داده‌های گرانی در منطقه ماتانزاس در کشور کوبا نشان از عملکرد خوب الگوریتم توسعه داده شده در جهت مدل‌سازی وارون دوبعدی داده‌ها گرانی دارد.

مراجع

قائدرحمتی، ر.، مرادزاده، ع.، فتحیان‌پور، ن. و لی، س.، ۱۳۹۴، بهبود وارون‌سازی دوبعدی داده‌های مگنتوتلوریک با استفاده از روش‌های خودکار انتخاب پارامتر منظم‌سازی، مجله ژئوفیزیک ایران، ۹ (۱)، ۴۵–۳۰.

Abedi, M., Gholami, A., Norouzi, G.-H. and Fathianpour, N., 2013, Fast inversion of magnetic data using Lanczos bidiagonalization method. Journal of Applied Geophysics, 90, 126–137.

Aster, R. C., Borchers, B. and Thurber, C. H., 2013, Parameter Estimation and Inverse Problems 2, nd edition, Elsevier.

Farquharson, C. G. and Oldenburg, D. W., 2004, A comparison of automatic techniques for estimating the regularization parameter in non-linear inverse problems. Geophys. J. Int., 156, 411–425.
Flint, D. E., Francisco de Albear, J. and Guild, P. W., 1948, Geology and chromite deposits of the Camaguey district, Camaguey Province, Cuba: U. S., Geol. Survey Bull. 954-B, 61-62.
Haber, E. and Oldenburg, D. W., 2000, A GCV based method for nonlinear ill-posed problems, Comput. Geosci., 4, 41–63.
Hansen, P. C., 1997, Rank-defficient and discrete ill-posed problems. SIAM, Philadelphia, 14-44.
Hansen, P. C., 2007, Regularization Tools: A Matlab Package for Analysis and Solution of Discrete Ill-Posed Problems Version 4:1 for Matlab 7:3 , Numerical Algorithms, 46, 189-194.
Hansen, P. C., 2010, Discrete inverse problems: insight and algorithms 7, SIAM.
Lee, S. K., Kim, H. J., Song, Y., Lee, C., 2009, MT2DInvMatlab- A program in MATLAB and FORTRAN for two dimensional magnetotelluric inversion, Computers and Geosciences, 35, 1722-1735.
Li, Y. and Oldenburg, D. W., 1998, 3-D inversion of gravity data, Geophysics, 63(1), 109-119.
Li, H., Xu, S., Yu, H., Wei, W. and Fang, J., 2010, Transformations between aeromagnetic gradients in frequency domain. Journal of Earth Science, 21(1), 114-122.
Marquardt, D. W., 1970, Generalized inverses, ridge regression, biased linear estimation, and nonlinear estimation, Technometrics, 12 (3), 591-612.
Menke, W., 1984, Geophysical Data Analysis: Discrete Inverse Theory. Academic Press, Inc.
Nemeth, T., Normark, E. and Qin, F., 1997, Dynamic smoothing in crosswell traveltime tomography, Geophysics, 62, 168–176.
Oldenburg, D. W. and Li, Y., 2005, Inversion for applied geophysics: A tutorial. Investigations in geophysics, 13, 89-150.
Oliveira Jr, V. C., Barbosa, V. C. and Silva, J. B., 2011, Source geometry estimation using the mass excess criterion to constrain 3-D radial inversion of gravity data. Geophysical Journal International, 187(2), 754-772.
Paige, C. C. and Saunders, M. A., 1982, LSQR: An algorithm for sparse linear equations and sparse least squares", ACM Trans. Math. Soft. (TOMS), 8, 1, pp.43.
Rezaie, M., Moradzadeh, A. and Kalateh, A. N., 2017, Fast 3D inversion of gravity data using solution space priorconditioned lanczos bidiagonalization. Journal of Applied Geophysics, 136, 42-50.
Roy, L., Agarwal, B. N. P. and Shaw, R. K., 2000, A new concept in Euler deconvolution of isolated gravity anomalies. Geophys. Prospect. 48, 559–575.
Santos, E. T. F. and Bassrei, A., 2007, Application of GCV in geophysical diffraction tomography. In: 69th EAGE Conference and Exhibition, London.
Sasaki, Y., 1994, 3D resistivity inversion using the finite element method. Geophysics 59, 1839-1848
Tikhonov, A. N. and Arsenin, V. Y., 1977, Solution of Ill-Posed Problems: V. H. Winston and Sons.
Uieda, L. and Barbosa, V. C., 2012, Robust 3D gravity gradient inversion by planting anomalous densities, Geophysics, 77(4), G55-G66.
Vatankhah, S., Ardestani, V. E., and Renaut, R . A., 2014, Automatic estimation of the regularization parameter in 2D focusing gravity inversion: application of the method to the Safo manganese mine in the northwest of Iran. Journal of Geophysics and Engineering, 11(4), 045001.
Vatankhah, S., Ardestani, V. E. and Renaut, R. A., 2015, Application of the $\chi 2$ principle and unbiased predictive risk estimator for determining the regularization parameter in 3-D focusing gravity inversion, Geophysical Journal International, 200(1), 265-277.
Wahba, G., 1990, Spline Models for Observational Data, vol. 59. SIAM, Philadelphia.
Yi, M.-J., Kim, J.-H. and Chung, S.-H., 2003, Enhancing the resolving power of least-squares inversion with active constraint balancing. Geophysics 68, 931–941.

Estimation of regularization parameter by active constraint balancing for 2D inversion of gravity data

Moghadasi, M.[1], Nejati Kalateh, A.[2*] and Rezaie, M.[3]

1. M.Sc. Student, Department of Petroleum and Geophysics, Faculty of Mining, Petroleum and Geophysics Engineering, Shahrood University of Technology, Shahrood, Iran
2. Associate Professor, Department of Petroleum and Geophysics, Faculty of Mining, Petroleum and Geophysics Engineering, Shahrood University of Technology, Shahrood, Iran
3. Assistant Professor, Faculty of Civil Engineering, Malayer University, Malayer, Iran

(Received: 27 Feb 2018, Accepted: 25 Sep 2018)

Summary

Inversion method is very common in the interpretation of practical gravity data. The goal of 3D inversion is to estimate density distribution of an unknown subsurface model from a set of known gravity observations measured on the surface. The regularization parameter is one of the effective parameters for obtaining optimal model in inversion of the gravity data for similar inversion of other geophysical data. For estimation of the optimum regularization parameter the statistical criterion of Akaike's Bayesian Information Criterion (ABIC) usually used. This parameter is experimentally estimated in most inversion methods. The choice of the regularization parameter, which balances the minimization of the data misfit and model roughness, may be a critical procedure to achieve both resolution and stability. In this paper the Active Constraint Balancing (ACB) as a new method is used for estimating the regularization parameter in two- dimensional (2-D) inversion of gravity data. This technique is supported by smoothness-constrained least-squares inversion. We call this procedure "active constraint balancing" (ACB). Introducing the Lagrangian multiplier as a spatially-dependent variable in the regularization term, we can balance the regularizations used in the inversion. Spatially varying Lagrangian multipliers (regularization parameters) are obtained by a parameter resolution matrix and Backus-Gilbert spread function analysis. For estimation of regularization parameter by ACB method use must computed the resolution matrix R. The parameter resolution matrix R can be obtained in the inversion process with pseudo-inverse G^+ multiplied by the kernel G.

$$R = G^+G \tag{1}$$

The spread function, which accounts for the inherent degree of how much the ith model parameter is not resolvable, defined as:

$$SP_i = \sum_{j=1}^{N}\left(w_{ij}\left(1 - s_{ij}\right)R_{ij}\right)^2 \tag{2}$$

where M is the total number of inversion parameters, w_{ij} is a weighting factor defined by the spatial distance between the ith and jth model parameters, and s_{ij} is a factor which accounts for whether the constraint or regularization is imposed on the ith parameter and its neighboring parameters. In other words, the spread function defined here is the sum of the squared spatially weighted spread of the ith model parameter with respect to all of the model parameters excluding ones upon which a smoothness constraint is imposed. In this approach, the regularization parameter λ(x,z) is set by a value from log-linear interpolation.

$$\log(\lambda_i) = \log(\lambda_{min}) + \frac{\log(\lambda_{max}) - \log(\lambda_{min})}{\log(SP_{max}) - \log(SP_{min})} \times \{\log(SP_i) - \log(SP_{min})\} \tag{3}$$

where SP_{min} and SP_{max} are the minimum and maximum values of spread function SP_i, respectively, and the λ_{min} and λ_{max} are minimum and maximum values of the regularization parameter λ(x,z), which must be provided by the user. With this method, we can automatically set a smaller value λ(x,z) of the regularization parameter to the highly resolvable model parameter, which corresponds to a smaller value of the spread function SP_i in the inversion process and vice versa. Users can choose these minimum and maximum regularization parameters by setting variables LambdaMin and LambdaMax. For getting the target an algorithm is developed that estimates this parameter. The validity of the proposed algorithm has been evaluated by gravity data acquired from a synthetic model. Then the algorithm used for inversion of real gravity data from Matanzas Cr deposit. The result obtained from 2D inversion of gravity data from this mine shows that this algorithm can provide good estimates of density anomalous structures within the subsurface.

Keywords: Inversion, Gravity data, Regularization parameter, ACB method.

* Corresponding author: nejati_ali@yahoo.com