نشریه علمی پژوهشی مهندسی فناوری اطلاعات مکانی

سال هفتم، شماره سوم، پاییز ۱۳۹۸
Vol.7, No.3, Autumn 2019
۱۹۹-۲۱۲
مقاله پژوهشی

بهینه‌سازی ساختار توابع کسری با استفاده از پیکربندی جدیدی از الگوریتم بهینه‌سازی توده ذرات در شرایط وجود نقاط کنترل محدود

سعید قلی‌نژاد[۱]، امین علیزاده نائینی[۲*]، علیرضا امیری سیمکوئی[۳]

۱- دانشجوی دکتری سنجش‌ازدور، گروه مهندسی نقشه‌برداری، دانشکده عمران و حمل‌ونقل، دانشگاه اصفهان
۲- استادیار گروه مهندسی نقشه‌برداری، دانشکده عمران و حمل‌ونقل، دانشگاه اصفهان
۳- استاد گروه مهندسی نقشه‌برداری، دانشکده عمران و حمل‌ونقل، دانشگاه اصفهان

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۹۷/۰۴/۱۷ تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۸/۰۱/۲۴

چکیده

روش‌های فراابتکاری به‌طور گسترده‌ای در تعیین ساختار بهینه مدل توابع کسری استفاده می‌شوند. در این روش‌ها با حذف تعدادی از ضرایب توابع کسری، صحت تصحیح هندسی تصاویر ماهواره‌ای با قدرت تفکیک بالا را افزایش می‌دهند. روش‌های مذکور برای تعیین مقادیر ضرایب توابع کسری، از روش کمترین مربعات برمبنای تعدادی نقطه‌ی کنترل زمینی استفاده می‌کنند. به دلیل هزینه‌بر بودن استفاده از نقاط کنترل زمینی، مسأله استفاده از نقاط کنترل زمینی محدود، به چالشی جدی در پژوهش‌های جدید تبدیل شده است. ازآنجاکه تابع سازگاری در روش‌های فرا ابتکاری خود تابعی از تعداد نقاط کنترل زمینی است، در این مطالعه، یک پیکربندی جدید و صحیح از الگوریتم بهینه‌سازی توده ذرات برای یافتن تعداد ضرایب توابع کسری بهینه در شرایط استفاده از تعداد نقاط کنترل محدود تحت عنوان الگوریتم بهینه‌سازی گسسته-باینری توده ذرات برای مدل توابع کسری (*DBPSORFM*) ارائه شده است. با تکیه بر این اصل که حداکثر تعداد ضرایب موجود در ساختار توابع کسری دوبرابر تعداد نقاط کنترل است، در شرایط استفاده از نقاط کنترل با تعداد محدود، یا به عبارتی تعداد کمتر از ۳۹ نقطه، نمی‌توان تمامی ۷۸ ضریب ممکن را در ساختار توابع کسری دخیل کرد. ازاین‌رو در روش پیشنهادی به جای استفاده از شکل مرسوم ذره‌ها با مقادیر باینری، از ذره‌ای با یک بخش گسسته و یک بخش باینری استفاده شده است. تعداد بیت‌های هر ذره در این الگوریتم چهار برابر تعداد نقاط کنترل است که نیمی از آن‌ها به بخش گسسته و نیم دیگر به بخش باینری اختصاص دارند. بخش گسسته شامل شماره ضرایب توابع کسری و بخش باینری با دارا بودن مقادیر صفر و یک، حضور یا عدم حضور ضریب متناظر در بخش گسسته را در ساختار توابع کسری نشان می‌دهد. ایده‌ی اصلی این پژوهش تعریف ساختار گسسته-باینری الگوریتم فراابتکاری توده ذرات در مسأله مدل توابع کسری است. این روش از طرفی با ذات الگوریتم‌های فرا ابتکاری سازگار بوده و از طرف دیگر با کاهش قابل‌توجه فضای جستجو به بهبود نتایج می‌انجامد. روش پیشنهادی برروی انواع مختلفی از داده‌ها با قدرت تفکیک بالا آزمایش شد که نتایج پژوهش حاکی از برتری روش پیشنهادی در مقایسه با رویکرد متداول در الگوریتم‌های فرا ابتکاری موجود بود.

کلیدواژه‌ها: مدل توابع کسری، الگوریتم بهینه‌سازی توده ذرات، نقاط کنترل زمینی محدود.

*نویسنده مکاتبه کننده: اصفهان، خیابان هزار جریب، دانشگاه اصفهان، دانشکده عمران و حمل و نقل، گروه نقشه برداری.
تلفن: ۰۳۱-۳۷۹۳۵۰۸۵

Email : a.alizadeh@eng.ui.ac.ir

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]

[DOI: 10.29252/jgit.7.3.199]

۱- مقدمه

گسترش روزافزون تصاویر ماهواره‌ای با قدرت تفکیک بالا موسوم به *HRSI*[1] امکان مطالعه‌ی جزئیات مکانی سطح زمین را فراهم آورده است. این اطلاعات مکانی می‌توانند در پژوهش‌های مختلف سنجش‌ازدوری از قبیل مباحث محیطی و کشاورزی *[۱، ۲، ۳ و ۴]* پایش عوارض شهری *[۵، ۶، ۷، ۸ و ۹]* و مدیریت بحران *[۱۰، ۱۱، ۱۲ و ۱۳]* مورد استفاده قرار گیرند. علیرغم مزایای فراوان این تصاویر، وجود عواملی چون تغییرات موقعیت و دوران سنجنده، کرویت زمین و خطاهای مربوط به سنجنده، استخراج دقیق اطلاعات مکانی از این تصاویر را با مشکل روبرو می‌کند *[۱۴]*. ازاین‌رو لزوم استفاده از تبدیل‌هایی مناسب برای نگاشت تصویر به زمین به شدت احساس می‌شود. در این میان استفاده از مدل‌های توابع کسری[2] *(RFM)* برای برقراری ارتباط بین فضای تصویر و فضای زمین بیش از سایر مدل‌ها موردتوجه قرار گرفته است *[۱۵]*.

مدل‌های توابع کسری با استفاده از چندجمله‌ای‌هایی تبدیل بین فضای تصویر به فضای زمین و بالعکس را انجام می‌دهند. این مدل‌ها که مستقل از نوع سنجنده هستند، بدون داشتن اطلاعات مداری سنجنده تصحیح هندسی تصویر را انجام می‌دهند *[۱۵]*. مدل‌های توابع کسری با هر نوع سیستم مختصات (از قبیل مختصات ژئودتیک و ژئوسنتریک) و هر نوع سیستم تصویر سازگار هستند. علاوه بر این، به دلیل عدم وجود ارتباط ریاضی بین مختصات مداری سنجنده‌ها و ضرایب توابع کسری (*RPC*[3])، اطلاعات فیزیکی سنجنده‌ها محرمانه می‌مانند *[۱۶]*.

متداول‌ترین نوع از مدل‌های توابع کسری مدل‌هایی با چندجمله‌ای‌هایی از درجه سه هستند که در سنجش‌ازدور مورد استفاده قرار می‌گیرند. از منظر روش‌های تخمین *RPC*ها، توابع کسری به دو دسته مدل‌های زمین-مستقل[4] و مدل‌های زمین-وابسته[5] تقسیم می‌شوند *[۱۵]*. در مدل‌های زمین-مستقل *RPC*ها با استفاده از اطلاعات جانبی که به‌وسیله‌ی سیستم ناوبری اینرشیال[6]، گیرنده‌های سیستم تعیین موقعیت جهانی *(GPS*[7]*)* بر روی سنجنده، و دوربین-های نجومی[8] تخمین زده می‌شوند. در مدل‌های زمین-وابسته که تمرکز اصلی این پژوهش بر روی آن‌هاست، ضرایب *RPC* با استفاده از تعدادی نقطه‌ی کنترل، که به‌طور مناسبی در سطح تصویر توزیع شده‌اند، به‌دست می‌آیند. وجود تعداد بالای ضرایب در این مدل‌ها که همبستگی شدیدی نیز بین آن‌ها وجود دارد، باعث رخداد پدیده بیش‌برازش[9] می‌شود و تعیین ضرایب توابع کسری را به مسأله‌ای بدوضع[10] تبدیل می‌کند *[۱۷]*. راهکارهای مختلفی برای حل این مسئله در پژوهش‌های مختلف ارائه شده است.

از متداول‌ترین راه‌های حل این مسأله استفاده از روش پایدارسازی است که بدون حذف ضرایب سعی در حل پدیده بیش‌برازش دارند. یکی از رایج‌ترین این روش‌ها تیخونوف می‌باشد *[۱۸]*. در این روش مقدار پارامتر پایدارسازی که از اهمیت بالایی در نتایج نهایی برخوردار است، از طریق منحنی L و با استفاده از نقاط کنترل متعدد به دست می‌آید. استفاده از روش بهینه‌سازی لونبرگ-مارکوارت[11] *(LM)* به‌جای بهینه‌سازی کمترین مربعات[12] *[۱۹]*، روش تکراری *ICCV*[13] *[۲۰]*، سرشکنی بلوکی به روش باندل[14] *[۲۱]*

[1] *High Resolution Satellite Images*
[2] *Rational Function Models*
[3] *Rational Polynomial Coefficient*

[4] *Train-Independent Models*
[5] *Train-dependent Models*
[6] *Inertial navigation system*
[7] *Global positioning system*
[8] *Stellar cameras*
[9] *Overparameterization*
[10] *Ill-posed*
[11] *Levenberg-Marquardt*
[12] *Least Squares*
[13] *Iteration by Correcting Characteristic Value*
[14] *Bundle Block Adjustment*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]
[DOI: 10.29252/jgit.7.3.199]

و روشی با ترکیب *LM* و تبدیل متعامد ماتریس ضرایب *[۲۲]* از دیگر روش‌هایی هستند که بدون حذف ضرایب توابع کسری اقدام به یافتن مقادیر بهینه آن‌ها می‌کنند. اما دسته‌ای دیگر از روش‌ها برای یافتن ضرایب توابع کسری، روش‌های برمبنای انتخاب متغیر هستند. اساساً لزومی براستفاده از تمامی ضرایب توابع کسری وجود ندارد که این مسأله به دلیل وجود همبستگی بالای بین این ضرایب است؛ بنابراین حذف تعدادی از آن‌ها برای غلبه بر مسأله بیش‌برازش ضروری به نظر می‌رسد. بر این اساس، پژوهش‌های متفاوتی در راستای حذف تعدادی از این ضرایب انجام گرفته‌اند. حذف مستقیم ضرایب با درجه سه *[۲۳]*، استفاده از ماتریس پراکندگی *[۲۴]* و رگرسیون‌های تودرتو *[۲۵]* ازجمله روش‌هایی هستند که برای انتخاب ضرایب بهینه مورد ارائه شده‌اند.

یکی از متداول‌ترین راه‌ها برای انتخاب تعدادی از متغیرها از میان یک جمعیت بزرگ، استفاده از نرم l_0 است. علی‌رغم کارایی بالا در انتخاب ضرایب بهینه، مسأله‌ی بهینه‌سازی نرم l_0 از لحاظ محاسباتی، مسأله‌ای سنگین با درجه‌ی سختی[1] نمایی است. برای فایق آمدن بر این مسئله، روش‌های فرا ابتکاری ارائه شده‌اند. این روش‌ها به‌طور آگاهانه فضای جواب را جستجو می‌کنند. از مهم‌ترین روش‌های فرا ابتکاری می‌توان به الگوریتم‌های ژنتیک[2] *(GA) [۲۶]* و الگوریتم بهینه‌سازی توده ذرات[3] *(PSO) [۲۷]* اشاره کرد. ولدان زوج و همکاران، در پژوهشی در سال ۲۰۰۷ به‌طور موفقیت‌آمیزی از الگوریتم ژنتیک در یافتن ضرایب توابع کسری بهینه استفاده کردند *[۱۶]*. در پژوهشی دیگر نمونه‌ی بهبودیافته‌ای از الگوریتم ژنتیک توسط جنتی و همکاران ارائه شد که در آن به هرکدام از ضرایب توابع کسری مقدار شایستگی اختصاص یافت و کروموزوم‌های بهبودیافته‌ای برمبنای این مقادیر شایستگی برای استفاده در مرحله بعد تولید شدند *[۲۸]*. این پژوهشگران در مطالعه‌ای دیگر روشی دانش‌محور براساس الگوریتم ژنتیک ارائه دادند که در آن ضرایب توابع کسری بهینه در فرآیندی چندمرحله‌ای تعیین شدند *[۲۹]*.

همان‌طور که ذکر شد، الگوریتم بهینه‌سازی توده ذرات از دیگر الگوریتم‌های فرا ابتکاری متداول در مباحث بهینه‌سازی است که با توجه به سرعت بالاتر این الگوریتم و جواب‌های قابل‌قبول، در مطالعات متعددی برای تعیین ضرایب توابع کسری بهینه مورد استفاده قرار گرفته است. یاوری و همکاران در سال ۲۰۱۳، از نسخه‌ی باینری این الگوریتم در یافتن ضرایب توابع کسری بهینه استفاده کردند *[۳۰]*. این پژوهشگران در مطالعه‌ای دیگر در سال ۲۰۱۷، نسخه‌ی دیگری از این الگوریتم را بر مبنای استفاده از خطوط کنترل[4] به‌جای نقطه کنترل ارائه دادند *[۳۱]*. همچنین در مطالعاتی دیگر، روش‌های *FCA-PSO [۱۷]* و *POS-KFCV [۳۲]* به‌ترتیب بر مبنای استفاده از نقاط مدل رقومی ارتفاعی[5] و اعتبارسنجی متقابل *k-fold* در تابع شایستگی الگوریتم *PSO* ارائه گردیدند که به‌طور مؤثری پایداری این الگوریتم را نسبت به تکرارهای مختلف افزایش دادند.

یکی از چالش‌های موجود در پژوهش‌های ذکرشده، استفاده از تعداد نقاط کنترل زمینی محدود برای یافتن ضرایب توابع کسری بهینه است. این موضوع با توجه به هزینه‌بر بودن استفاده از نقاط کنترل زمینی متعدد حائز اهمیت است. اساساً استفاده از نقاط کنترل زمینی محدود، حوزه‌ی جواب مسئله را کوچک‌تر می‌کند. در این حالت، نسخه باینری الگوریتم فرا ابتکاری نمی‌تواند به‌خوبی فضا را جستجو کند. به بیان روشن‌تر، الگوریتم فرا ابتکاری تعداد و ترکیب ضرایب توابع کسری را

[1] *Computational Complexity*
[2] *Genetic Algorithm*
[3] *Particle Swarm Optimization*
[4] *Ground Control Line*
[5] *Digital Elevation Model*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]
[DOI: 10.29252/jgit.7.3.199]

تعیین می‌کند و مقادیر آن‌ها به‌وسیله کمترین مربعات به دست می‌آید. برای ذره‌هایی که ضرایب انتخاب‌شده بیشتر از دو برابر تعداد نقاط کنترل زمینی باشد، درجه آزادی منفی خواهد بود. در این حالت، مقدار خطای باقیمانده بسیار زیاد بوده و طبیعتاً مقدار شایستگی برای این ذره‌ها بسیار پایین خواهد شد. این رویکرد برای پیدا کردن تعداد و ترکیب بهینه ضرایب توابع کسری باعث بزرگ شدن فضای جستجوی الگوریتم فرا ابتکاری به‌صورت بیهوده می‌شود؛ این در حالی است که ذره‌هایی با تعداد ضرایب بهینه بیش از دو برابر تعداد نقاط کنترل را می‌توان با اضافه کردن یک شرط ساده از جستجو خارج کرد. در این حالت ذات استفاده از الگوریتم فرا ابتکاری زیر سؤال می‌رود و لذا می‌بایست نحوه‌ی جستجوی فضا را تغییر داد.

در این پژوهش برای حل مشکل الگوریتم‌های فراابتکاری در شرایط استفاده از نقاط کنترل زمینی محدود، روشی نوین مبتنی بر الگوریتم بهینه‌سازی توده ذرات ارائه شده است. در این روش یک پیکربندی جدید از الگوریتم بهینه‌سازی توده ذرات برای بهینه‌سازی ساختار توابع کسری تحت عنوان *Discrete-Binary PSO for RFM (DBPSORFM)* ارائه شده است. در این روش هر ذره از دو بخش تشکیل شده است: بخش گسسته و بخش باینری. ازآنجاکه با تعداد $n<39$ نقطه کنترل زمینی، حداکثر تعداد ضرایب بهینه $2n$ خواهد بود، در بخش گسسته‌ی هر ذره $2n$ بیت وجود خواهد داشت که با مقادیر اعداد طبیعی بین ۱ تا ۷۸ (معرف تعداد ضرایب توابع کسری) پر می‌شود. در بخش باینری نیز $2n$ بیت وجود دارد که بیت iام آن معرف حضور یا عدم حضور بیت iام بخش گسسته است. به‌طور خلاصه، نوآوری‌های مقاله‌ی حاضر در موارد زیر خلاصه شده است:

الف) برای اولین بار شکل گسسته-باینری ذرات در الگوریتم *PSO* به مسئله بهینه‌سازی ضرایب توابع کسری وارد شده است. برای اضافه کردن بخش گسسته و تعداد ذرات آن توجیه مسئله به این شرح است که تعداد ضرایبی را که با تعداد نقاط کنترل محدود (یعنی نقاطی با تعداد کمتر از ۳۹) می‌توان به دست آورد دو برابر تعداد نقاط است. بدین‌صورت، اگر تعداد نقاط کنترل nباشد، از میان ۷۸ ضریب حداکثر می‌توان $2n$ ضریب را استخراج کرد.

ب) این ساختار در الگوریتم‌های فراابتکاری برای حالت استفاده از نقاط کنترل با تعداد محدود ساختاری دقیق‌تر و درست‌تر نسبت به حالت باینری آن، که در روش‌هایی چون *PSORFO [۳۰]* و *FCA-PSO [۱۷]* استفاده شده است، می‌باشد. در استفاده از نسخه‌ی باینری *PSO*، در صورتی که تعداد نقاط کنترل زمینی محدود باشد برای ذره‌ای با تعداد ضریب بیش از دوبرابر تعداد نقاط کنترل، مقدار تابع شایستگی بسیار زیاد شده و به این ترتیب جواب نهایی از این ذرات دور می‌شود. حال آن‌که در واقع نیازی به بررسی این ذره‌ها وجود ندارد. زیرا همان‌طور که می دانیم با تعداد نقاط کنترل محدود نمی‌توان ذره‌ای با هر تعداد ضریب را نتیجه گرفت.

ج) ساختار پیشنهادی باعث کوچک‌شدن فضای جستجوی الگوریتم *PSO* می‌گردد. به‌طور مثال، در استفاده از سی و هشت نقطه کنترل، فضای جستجو طبق ساختار پیشنهادی $C(78,38)$است. در نتیجه کل حالات ممکن برابر با 2.6573×10^{22} خواهد بود. درحالی‌که در ساختار متداول باینری کل حالات ممکن برابر با $2^{78}=2.0223\times10^{23}$ می باشد. به بیان روشن‌تر فضای جستجو در ساختار متداول باینری تقریبا ۱۱ برابر فضای جستجو در حالت گسسته-باینری می باشد. چنان‌چه تعداد نقاط کنترل تا ۱۰ نقطه کاهش پیدا کند، این نسبت تا حدود 2×10^{11} برابر افزایش خواهد یافت. $\left(\frac{2^{78}}{C(78,10)}=2.4901\times10^{11}\right)$

در ادامه در بخش۲ مدل توابع کسری، الگوریتم بهینه‌سازی توده ذرات و روش پیشنهادی مطرح خواهد شد. در بخش۳ آزمایش‌های انجام‌شده بر روی داده‌های

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]
[DOI: 10.29252/jgit.7.3.199]

با قدرت تفکیک بالا مورد ارزیابی قرار خواهد گرفت. بخش نهایی به نتیجه‌گیری اختصاص خواهد داشت.

۲- روش‌شناسی

در این بخش ابتدا پیش‌زمینه نظری مربوط به مطالعه‌ی حاضر مورد بررسی قرار خواهد گرفت. در این راستا، ابتدا توابع کسری و روابط موجود در آن و در ادامه الگوریتم بهینه‌سازی توده ذرات تشریح می‌شوند. پس از ارائه‌ی این پیش‌زمینه، جزئیات روش پیشنهادی *DBPSORFM* توضیح داده خواهد شد.

۲-۱- مدل توابع کسری

مدل توابع کسری از دو رابطه ریاضی تشکیل شده است که ارتباط مکانی بین فضای تصویر و فضای زمین را برقرار می‌کنند. هرکدام از این دو رابطه (روابط (۱) و (۲)) از تقسیم دو چندجمله‌ای از درجه ۳ به‌صورت روابط (۱ و ۲) تشکیل شده است.

چندجمله‌ای‌های موجود در روابط(۱و۲) از طریق روابط (۳) تا (۶) قابل محاسبه هستند.

رابطه(۱)
$$l = \frac{P_1(X,Y,Z)}{P_2(X,Y,Z)}$$

رابطه(۲)
$$s = \frac{P_3(X,Y,Z)}{P_4(X,Y,Z)}$$

رابطه(۳)
$$\begin{aligned} P_1(X,Y,Z) = {} & a_1 + a_2X + a_3Y + a_4Z + a_5XY \\ & + a_6XZ + a_7YZ + a_8X^2 + a_9Y^2 + a_{10}Z^2 \\ & + a_{11}YXZ + a_{12}X^3 + a_{13}XY^2 + a_{14}XZ^2 + a_{15}X^2Y \\ & + a_{16}Y^3 + a_{17}YZ^2 + a_{18}X^2Z + a_{19}Y^2Z + a_{20}Z^3 \end{aligned}$$

رابطه(۴)
$$P_2(X,Y,Z) = b_1 + b_2X + b_3Y + b_4Z + \cdots + b_{20}Z^3$$

رابطه(۵)
$$P_3(X,Y,Z) = c_1 + c_2X + c_3Y + c_4Z + \cdots + c_{20}Z^3$$

رابطه(۶)
$$P_4(X,Y,Z) = d_1 + d_2X + d_3Y + d_4Z + \cdots + d_{20}Z^3$$

در روابط فوق l و s مختصات نرمالیزه‌شده نقاط در تصویر و X، Y و Z مختصات نرمالیزه‌شده نقاط بر روی زمین هستند. a_i، b_i، c_i و d_i $(i = 1, \cdots, 20)$ ضرایب توابع کسری هستند. با توجه به وجود ۲۰ ضریب گویا در هر چندجمله‌ای، درمجموع تعداد ۸۰ ضریب گویا وجود دارد. از این میان ضرایب b_1 و d_1 ضرایب وابسته هستند که مقدار آن‌ها برابر ۱ در نظر گرفته می‌شود. بنابراین درنهایت ۷۸ ضریب در مدل توابع کسری از درجه ۳ وجود خواهد داشت.

راهکار اولیه برای یافتن ضرایب توابع کسری استفاده از روش کمترین مربعات است. بدین منظور ابتدا با خطی‌سازی روابط (۱) و (۲)، روابط (۷) و (۸) به شکل زیر حاصل می‌شوند.

رابطه(۷)
$$P_1(X,Y,Z) - l\,P_2(X,Y,Z) = 0$$

رابطه(۸)
$$P_3(X,Y,Z) - s\,P_4(X,Y,Z) = 0$$

با افزودن نقاط کنترل زمینی، برای هر نقطه دو معادله به شکل بالا تشکیل می‌شود که با مشتق گرفتن از این معادلات نسبت به مجهولات، مسأله (ضرایب توابع کسری) ماتریس طرح ایجاد می‌شود. نهایتاً، رابطه نهایی به شکل رابطه‌ی (۹) خواهد بود.

رابطه(۹)
$$B = A^T L + E$$

در رابطه فوق $A \in R^{2n \times 78}$، $B \in R^{2n \times 1}$ و $E \in R^{2n \times 1}$ به ترتیب ماتریس طرح، ماتریس مشاهدات و ماتریس باقیمانده‌ها هستند و در آن‌ها n تعداد نقاط کنترل زمینی است. همچنین ماتریس $L \in R^{78 \times 1}$، ماتریس شامل ضرایب توابع کسری است. با توجه با این

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]
[DOI: 10.29252/jgit.7.3.199]

پارامترها، جواب تحلیلی مسئله بر اساس کمترین مربعات به شکل رابطه (۱۰) خواهد بود.

$$L=\left(A^TA\right)^{-1}A^TB \qquad \text{رابطه(۱۰)}$$

۲-۲- الگوریتم بهینه‌سازی توده ذرات

الگوریتم بهینه‌سازی توده ذرات، روشی فرا ابتکاری مبتنی بر حرکت جمعیتی از پرندگان یا ماهی‌ها می‌باشد. در الگوریتم بهینه‌سازی توده ذرات یک جواب اولیه در یک فرآیند تکراری براساس تابعی تحت عنوان تابع شایستگی بهبود پیدا می‌کند. در این الگوریتم پس از تولید جمعیت اولیه در مرحله نخست، براساس تابع شایستگی به هر عضو/ذره مقدار شایستگی اختصاص می‌یابد. براساس مقادیر شایستگی برای هر ذره، بهترین ذره *(gBest)* و بهترین خاطره هر ذره *(lBest)* تعیین می‌شود. مقدار *lBest* در هر مرحله با مقایسه‌ی مقدار تابع شایستگی ذره با مقدار شایستگی آن در مرحله قبلی به‌دست می‌آید. اصل اساسی در الگوریتم بهینه‌سازی توده ذرات محاسبه سرعت ذره است که این سرعت در تعیین موقعیت جدید ذره و مقادیر جدید آن نقش دارد. در طول اجرای فرآیند الگوریتم بهینه‌سازی توده ذرات، سرعت هر ذره از طریق رابطه (۱۱) به‌روزرسانی می‌شود.

$$V_i^{k+1}=\omega(k)V_i^{k}+c_1r_1\left(lBest-P_i^{k}\right)+c_2r_2\left(gBest-P_i^{k}\right) \qquad \text{رابطه(۱۱)}$$

در رابطه فوق V_i^{k+1} سرعت ذره iام در مرحله $k+1$، P_i^{k} موقعیت آن در مرحله k، r_1 و r_2 دو مقدار تصادفی در بازه *[0,1]* و c_1 و c_2 مقادیر ثابت شتاب هستند. در رابطه فوق $\omega(k)$ تابع وزن لختی است که در این پژوهش مطابق با پژوهش *[۳۰]* به شکل رابطه(۱۲) تعریف می شود.

$$\omega(k)=\omega_{\min}+(\omega_{\max}-\omega_{\min})\frac{k_{\max}-k}{k_{\max}} \qquad \text{رابطه(۱۲)}$$

مقادیر $\omega_{\min}$ و $\omega_{\max}$ مقادیر ثابتی هستند که توسط کاربر تعریف می‌شوند. $k_{\max}$ نیز تعداد تکرارهای الگوریتم بهینه‌سازی توده ذرات خواهد بود. پس از به‌روزرسانی سرعت هر ذره توسط رابطه (۱۱)، موقعیت آن وابسته به نوع الگوریتم به شکل‌های مختلف زیر به‌روزرسانی می‌شود. در الگوریتم متداول بهینه‌سازی توده ذرات که مقادیر بیت‌ها پیوسته هستند، موقعیت جدید هر ذره از طریق رابطه (۱۳) به‌دست می‌آید.

$$P_i^{k+1}=P_i^{k}+V_i^{k+1} \qquad \text{رابطه(۱۳)}$$

در استفاده از نسخه باینری الگوریتم بهینه‌سازی توده ذرات، از رابطه (۱۴) برای یافتن موقعیت جدید ذره‌ها استفاده می‌شود.

$$P_i^{k+1}=\begin{cases}1 & if\ \ r_i<\varphi(V_i)\\ 0 & else\end{cases} \qquad \text{رابطه(۱۴)}$$

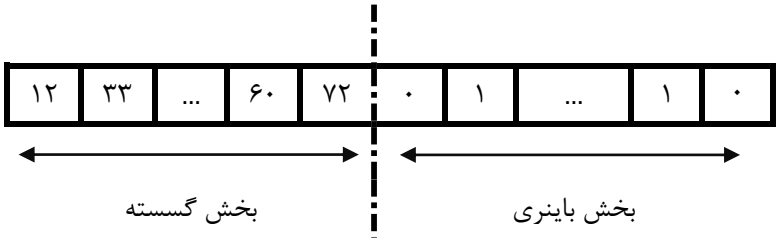
در رابطه فوق r_i یک مقدار تصادفی و $\varphi(.)$ یک تابع نرمالیزه‌کننده است که تابع *sigmoid* در نظر گرفته می‌شود (*[۳۰]* و *[۳۳]*). چنانچه از نسخه گسسته الگوریتم بهینه‌سازی توده ذرات استفاده شود، معمولاً جزء صحیح مقادیر به‌دست‌آمده از رابطه (۱۳) یا مقادیر رند شده آن‌ها به‌عنوان موقعیت جدید ذره در نظر گرفته می‌شود.

۲-۳- روش پیشنهادی

در برآورد ضرایب توابع کسری مبتنی بر الگوریتم‌های فراابتکاری، تعداد و ترکیب ضرایب را خود این الگوریتم تعیین می‌کند؛ درحالی‌که مقادیر ضرایب براساس روش کمترین مربعات تخمین زده می‌شود. الگوریتم فرا ابتکاری در مطالعات پیشین شامل ذره‌ای با تعداد عضو ۷۸ (به اندازه‌ی تعداد ضرایب توابع کسری) و شامل مقادیر باینری، یعنی صفر و یک، می‌باشد. مقادیر یک و صفر به ترتیب به معنای حضور و عدم حضور ضریب متناظر در معادلات توابع کسری می‌باشند. پس از مشخص شدن ضرایب حاضر در توابع کسری، برآورد مقادیر آن‌ها به‌وسیله‌ی روش کمترین مربعات و با

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]
[DOI: 10.29252/jgit.7.3.199]

کمک تعدادی نقطه‌ی کنترل صورت می‌پذیرد. به ازای هر نقطه کنترل دو معادله تشکیل می‌شود. دراین‌حالت، چنان‌چه تعداد ضرایب انتخاب‌شده بیشتر از دو برابر نقاط کنترل باشد، درجه آزادی منفی شده و بنابراین تخمین ضرایب به‌طور صحیح انجام نمی‌شود. در این حالت الگوریتم فرا ابتکاری مقدار پایینی را به تابع شایستگی این ذره اختصاص داده و در نتیجه جواب نهایی از این ذره دور می‌شود. بنابراین، چنان‌چه از تعداد نقاط کنترل محدود استفاده شود، تعداد بهینه ضرایب توابع کسری کمتر از دو برابر نقاط کنترل خواهد بود. با تکیه بر این اصل، در این پژوهش ساختار جدیدی از الگوریتم بهینه‌سازی توده ذرات برای بهینه-سازی ضرایب توابع کسری ارائه شده است که در آن هر ذره به‌صورت رشته‌ای شامل $4n$ بیت است که n تعداد نقاط کنترل زمینی می‌باشد. نمونه‌ای از ذره‌های این روش در شکل (۱) به‌صورت شماتیک نمایش داده شده است.



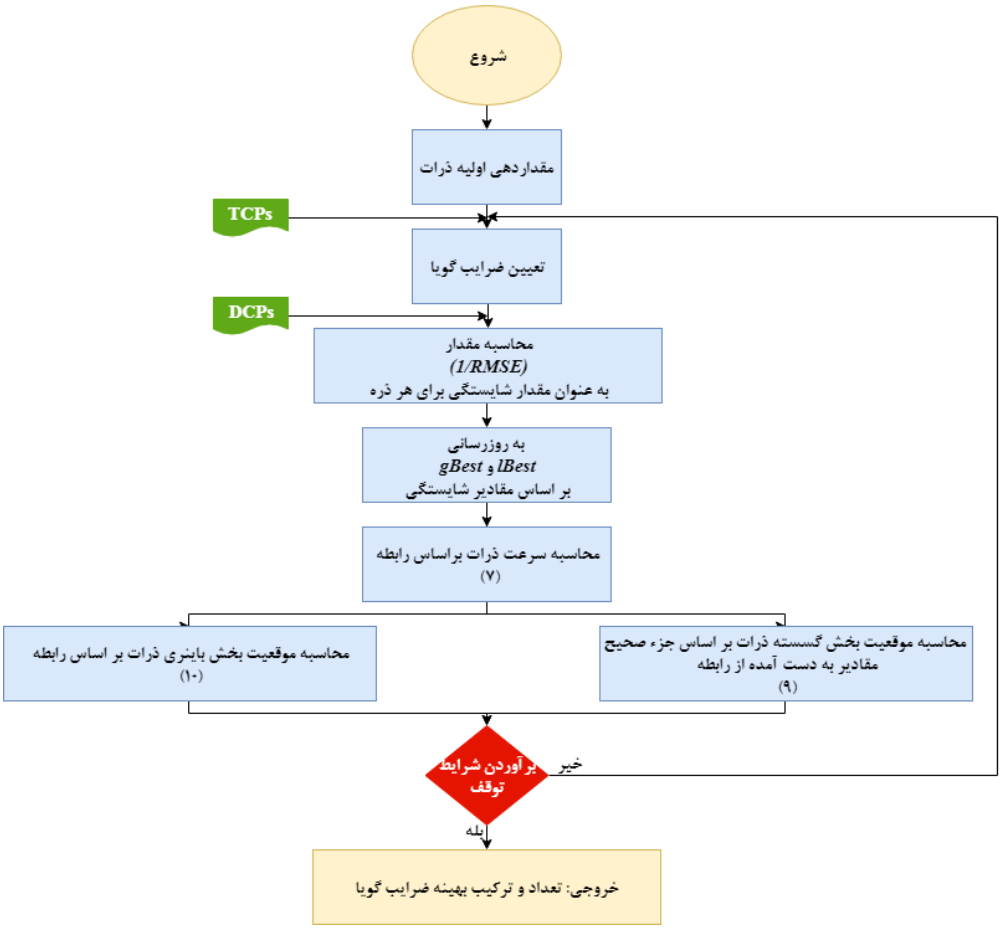
شکل ۱: شمایی از ذره استفاده‌شده در روش پیشنهادی

همان‌طور که در شکل مذکور دیده می‌شود، بخش گسسته ذره شامل $2n$ بیت بوده که هرکدام از آن‌ها نشان‌دهنده‌ی شماره‌ی ضریبی از ضرایب توابع کسری است. این مقادیر می‌توانند از ۱ تا ۷۸ تغییر کنند که به ترتیب مربوط به ضرایب P_1 تا P_4 هستند. در بخش باینری که شامل مقادیر ۰ و ۱ می‌باشد، به ترتیب عدم حضور یا حضور ضریب متناظر آن در بخش گسسته مورد بررسی قرار می‌گیرد. همان‌طور که گفته شد، حداکثر تعداد ضرایب بهینه دو برابر تعداد نقاط کنترل بوده و تعداد ضرایب توابع کسری می‌تواند کمتر از آن نیز باشد. وجود بخش باینری کمتر بودن تعداد ضرایب توابع کسری از دو برابر تعداد نقاط کنترل را جستجو می‌کند. برای روشن‌تر شدن ساختار ذره، به‌عنوان مثال، چنان‌چه بیت اول ذره‌ای در بخش گسسته برابر ۱۹ و در بخش باینری برابر ۱ باشد، ضریب نوزدهم از ضرایب توابع کسری، یعنی a_{19} (طبق رابطه‌ی ۳)، در توابع کسری حضور خواهد داشت. لازم به ذکر است که به منظور پیشگیری از رخداد اعداد تکراری در بخش گسسته ذرات، از عملیات بستن موقعیت[1] استفاده شده است. همان‌طور که در کارهای مشابه رایج است (*[۱۷]* و *[۳۰]*)، نقاط کنترل موجود به سه قسمت تقسیم می‌شوند: نقاط آموزش *(TCP*[2]*)*، نقاط ارزیابی *(DCP*[3]*)* و نقاط چک *(ICP*[4]*)*. نقاط آموزش برای یافتن مقادیر ضرایب توابع کسری در طی فرآیند کمترین مربعات به کار می‌روند. از نقاط ارزیابی برای یافتن مقادیر شایستگی هر ذره در طی اجرای الگوریتم بهینه‌سازی توده ذرات استفاده می‌شود. برای این کار پس از محاسبه ضرایب توابع کسری برای یک ذره مشخص به‌وسیله کمترین مربعات، مقدار خطای ریشه میانگین مربعات*(RMSE)* روی نقاط *DCP* محاسبه می‌شود *[۱۷]*. سپس مقدار شایستگی متناظر با آن ذره از رابطه $\frac{1}{RMSE}$ محاسبه می‌شود. نهایتاً نقاط چک نیز برای

[1] *position clamping*
[2] *Training Control Points*
[3] *Dependent Check Points*
[4] *Independent Check Points*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]
[DOI: 10.29252/jgit.7.3.199]

ارزیابی کلی الگوریتم فرا ابتکاری استفاده می‌شود. فلوچارت کلی کار در شکل (۲) نشان داده شده است. همان‌طور که در این شکل مشخص است، ابتدا ذرات با ساختار توضیح‌داده‌شده، به طور تصادفی مقداردهی اولیه می‌شوند. آن‌گاه با استفاده از نقاط آموزش و برمبنای روش کمترین‌مربعات، مقادیر ضرایب تعیین می‌شوند. پس از آن، با استفاده از ضرایب تعیین‌شده و برمبنای مدل توابع کسری مختصات عکسی نقاط *DCP* محاسبه می‌شود. اختلاف مقادیر محاسباتی و مقادیر واقعی با استفاده از شاخص *RMSE* تعیین شده و معکوس این اختلاف به عنوان مقدار شایستگی ذره‌ای که در تعیین ضرایب مورداستفاده قرار گرفته است، در نظر گرفته می‌شود. پس از تعیین مقادیر شایستگی برای ذرات مختلف، مطابق با آنچه در بخش ۲-۲ گفته شد، *gBest* و *lBest* تعیین می‌شوند؛ آن‌گاه برمبنای رابطه (۱۱) سرعت ذرات محاسبه می‌شود. با استفاده از سرعت‌های محاسبه‌شده، موقعیت جدید ذرات در دو بخش باینری و گسسته به ترتیب براساس روابط (۱۳) و (۱۴) تعیین می‌شود. در الگوریتم پیشنهادی، تعداد تکرارها تنها شرط توقف الگوریتم است. در صورت برآورده شدن این شرط، *gBest* به‌عنوان ساختار بهینه ضرایب توابع کسری انتخاب شده و ضرایب متناظر با آن براساس روش کمترین مربعات تعیین می‌شود.



شکل ۲: فلوچارت کلی روش پیشنهادی *DBPSORFM* به منظور یافتن تعداد و ترکیب بهینه ضرایب توابع کسری

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]
[DOI: 10.29252/jgit.7.3.199]

۳- آزمایش‌ها و نتایج

در این پژوهش برای بررسی کارایی روش پیشنهادی از سه تصویر چندطیفی با قدرت تفکیک بالا استفاده شده است که هرکدام از آن‌ها توسط یک سنجنده تصویربرداری اخذ شده است. اطلاعات مربوط به این تصاویر در جدول (۱) نمایش داده شده است.

جدول ۱: اطلاعات تصاویر استفاده‌شده در این پژوهش

مجموعه داده	سنجنده	موقعیت	GSD (متر)	# نقاط کنترل
Geo-ISF	*GeoEye-1*	استان اصفهان، ایران.	۰/۵	۷۰
PL-ISF	*Pleiades*	استان اصفهان، ایران.	۰/۵	۷۰
WV-ISF	*Worldview-3*	استان اصفهان، ایران.	۰/۴۱	۶۵

به‌منظور ارزیابی نتایج حاصل از روش پیشنهادی، روش *PSORFO* که مبتنی بر نسخه باینری الگوریتم بهینه‌سازی توده ذرات است به‌عنوان روش مقایسه‌ای در نظر گرفته شده است*[۳۰]*. در روش *PSORFO* چندجمله‌ای‌های P_2 و P_4 (مخرج‌ها) برابر در نظر گرفته شده و از ضرایب درجه سوم به‌جز a_{11} و c_{11} صرف نظر شده است؛ بنابراین از میان ۷۸ ضریب موجود در توابع کسری تنها ۳۲ ضریب در محاسبات لحاظ شده است. در این پژوهش مدل مرسوم توابع کسری در جوامع سنجش‌ازدوری که دارای ۷۸ ضریب است، مورد استفاده قرارگرفته است. بدین ترتیب برای ایجاد امکان مقایسه، روش *PSORFO* به نحوی پیاده‌سازی شده است که بتواند همانند روش پیشنهادی از میان ۷۸ ضریب گویا ضرایب بهینه را انتخاب کند. پارامترهای مختلف الگوریتم *DBPSORFM* در جدول (۲) نمایش داده شده است. لازم به ذکر است که تمامی پارامترها مطابق یک پژوهش انجام شده در این زمینه تنظیم شده است *[۳۰]*. تنها برای بخش گسسته موجود در الگوریتم *DBPSORFM* مقدار بیشینه سرعت و کمینه سرعت متفاوت از بخش باینری آن و برمبنای آزمون و خطا به‌ترتیب برابر ۳۰- و ۳۰+ اتخاذ شده است.

برای بررسی کارایی روش‌های موجود در کار با تعداد نقاط کنترل زمینی محدود، آزمایش‌ها برروی تصاویر مختلف بااستفاده از ۱۰، ۱۵ و ۲۰ نقطه کنترل زمینی که به‌طور مناسبی در سطح تصویر توزیع شده‌اند، انجام شده است. توزیع نقاط کنترل استفاده‌شده برای آموزش و چک الگوریتم‌ها در شکل (۳) نمایش داده شده است. در شکل مذکور ۲۰ نقطه‌ی کنترل برای هر داده مشخص شده است. از میان این نقاط، ۱۰ و ۱۵ نقطه‌ی کنترل برای دو حالت دیگر آزمایشات (آزمایشات با ۱۰ و ۱۵ نقطه کنترل) انتخاب شده است. در هر آزمایش از میان تعداد نقاط کنترل زمینی ۸۰٪ نقاط به‌عنوان نقاط *TCP* و مابقی به‌عنوان *DCP* در نظر گرفته شده‌اند.

اجرای چندباره الگوریتم‌های فرا ابتکاری نتایج مختلفی در پی خواهد داشت. ازاین‌رو در این مقاله روش‌های موردبررسی ۱۰ بار تکرار شدند. مقدار میانگین *RMSE*های به‌دست‌آمده از این۱۰ تکرار به‌عنوان دقت الگوریتم و میزان انحراف معیار[1] *(SD)* آن‌ها به‌عنوان میزان پایداری نتایج محاسبه شد.

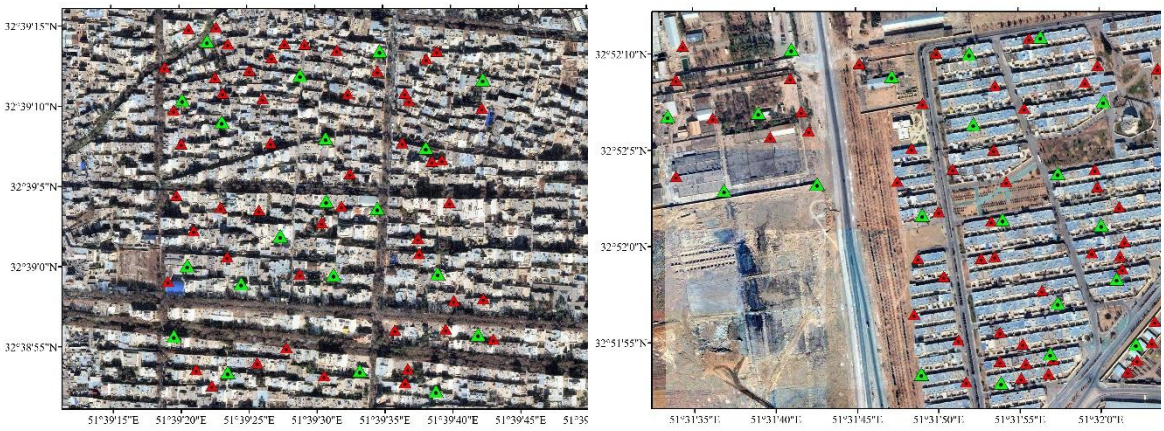
[1] *Standard Deviation*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]

[DOI: 10.29252/jgit.7.3.199]

جدول ۲: پارامترهای مختلف الگوریتم *DBPSORFM*.

تعداد تکرار			۲۰۰
جمعیت			۳۰
وزن لختی (ω)	بیشینه		۱
	کمینه		۰٫۰۲
سرعت (v)	بخش باینری	بیشینه	+۳
		کمینه	-۳
	بخش گسسته	بیشینه	+۳۰
		کمینه	-۳۰
ضریب c_1			۱٫۵
ضریب c_2			۱٫۵



(ب) (الف)

(ج)

شکل ۳: توزیع نقاط کنترل آموزش (نقاط سبزرنگ) در کنار نقاط چک (نقاط قرمزرنگ) در داده‌های مختلف بر روی تصاویر گوگل ارث. الف) داده‌ی *Geo-ISF*، ب) داده‌ی *PL-ISF*، ج) داده‌ی *WV-ISF*.

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]

[DOI: 10.29252/jgit.7.3.199]

نتایج حاصل از آزمایش‌های انجام‌شده بر روی تصاویر چندطیفی با قدرت تفکیک بالا در جدول (۳) نمایش داده شده است. همان‌طور که در این جدول مشخص است روش *DBPSORFM* در تمامی موارد نتایج دقیق‌تری نسبت به روش *PSORFO* داشته است و مقدار میانگین *RMSE* پایین‌تری گزارش شده است. براساس اطلاعات این جدول برای روش پیشنهادی، مقدار میانگین *RMSE* بالاتر از ۳٫۹۲ گزارش نشده است؛ این در حالی است که برای روش *PSORFO* مقادیری همچون ۲۵٫۸۸ و ۲۶٫۷۴ پیکسل نیز به چشم می‌خورد. به علت ذات تصادفی الگوریتم‌های فراابتکاری در برخی موارد مقادیر میانگین *RMSE* در استفاده از ۱۰ یا ۱۵ نقطه کنترل بهتر از حالتی است که از ۲۰ نقطه کنترل استفاده شده است. علاوه بر ذات تصادفی الگوریتم‌ها، وابستگی شدید به توزیع افقی و ارتفاعی نقاط کنترل نیز می‌تواند عامل دیگری در ضعیف‌ترشدن نتایج در موارد ذکرشده باشد.

همان‌طور که در جدول (۳) دیده می‌شود از نقطه‌نظر پایداری الگوریتم نیز روش پیشنهادی *DBPSORFM* بهتر از روش *PSORFO* عمل کرده است. این الگوریتم حتی در برخی موارد مقادیر انحراف معیار در حد زیرپیکسل نیز نتیجه داده است که در روش *PSORFO* چنین نتیجه‌ای دیده نمی‌شود. از طرف دیگر، همانند آنچه در مورد مقادیر میانگین *RMSE* گفته شد، مقادیر انحراف معیار بالا در نتایج الگوریتم *DBPSORFM* دیده نمی‌شود که این مسأله پایداری بالای آن درمقایسه با روش *PSORFO* را نشان می‌دهد. درمجموع، مقدار میانگین *RMSE*ها به‌طور متوسط برای روش‌های *PSORFO* و *DBPSORFM* به‌ترتیب برابر با ۱۲٫۷۹ و ۲٫۴۸ بود که حاکی از رشد ۸۰٪ دقت نتایج است. هم‌چنین از نقطه‌نظر پایداری الگوریتم، مقادیر انحراف معیار به‌طور متوسط ۲۱٫۵۶ برای روش *PSORFO* و ۲٫۵۳ برای روش *DBPSORFM* بوده است که در این قسمت نیز رشدی ۸۸٪ مشاهده می‌شود.

جدول ۳: نتایج حاصل از اجرای روش‌های *PSORFO* و *DBPSORFM* بر روی داده‌های مختلف.

داده	نقاط آموزش-چک	میانگین *RMSE* (برحسب پیکسل)		انحراف معیار (برحسب پیکسل)	
		PSORFO	*DBPSORFM*	*PSORFO*	*DBPSORFM*
Geo-ISF	۱۰-۶۰	۲٫۳۶۵۳	۱٫۵۴۱۴	۱٫۴۶۵۱	۰٫۶۳۰۲
	۱۵-۵۵	۱۸٫۲۴۷۸	۳٫۵۸۷۶	۲۳٫۷۷۱۰	۳٫۲۱۳۷
	۲۰-۵۰	۱٫۶۳۰۴	۰٫۹۶۲۶	۱٫۳۸۶۳	۰٫۱۵۲۱
PL-ISF	۱۰-۶۰	۲۵٫۸۸۱۵	۲٫۴۱۸۲	۳۶٫۰۷۲۲	۱٫۸۸۱۰
	۱۵-۵۵	۲۶٫۷۴۹۵	۱٫۵۹۲۱	۷۲٫۰۱۱۸	۰٫۵۶۸۵
	۲۰-۵۰	۱۸٫۷۲۶۲	۲٫۴۲۱۱	۳۳٫۸۴۲۸	۴٫۰۵۴۳
WV-ISF	۱۰-۵۵	۷٫۵۰۷۹	۳٫۶۲۷۰	۸٫۸۲۶۴	۳٫۵۱۶۴
	۱۵-۵۰	۹٫۰۹۵۳	۳٫۹۱۸۸	۹٫۳۵۸۲	۶٫۲۸۰۹
	۲۰-۴۵	۴٫۹۰۹۰	۲٫۲۷۴۹	۷٫۳۴۵۸	۲٫۳۳۹۷

۴- نتیجه‌گیری و پیشنهادها

در این پژوهش نسخه‌ی بهبودیافته‌ای از الگوریتم بهینه‌سازی توده ذرات برای یافتن ضرایب توابع کسری بهینه (ترکیب و تعداد آن‌ها) در شرایط استفاده از نقاط کنترل با تعداد محدود ارائه شد. تفاوت الگوریتم پیشنهادی با الگوریتم مشهور *PSORFO*، که پیش‌ازاین برای بهینه‌سازی توابع کسری ارائه شده بود، در نحوه‌ی

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]
[DOI: 10.29252/jgit.7.3.199]

تعریف ذره موجود در الگوریتم بود. به‌ازای هر نقطه کنترل زمینی دو معادله در توابع کسری تشکیل می‌شود؛ درنتیجه چنان‌چه تعداد ضرایب توابع کسری (مجهولات مسئله) بیش از دو برابر نقاط کنترل زمینی باشد، درجه آزادی مسئله منفی خواهد شد. این مسأله بدین معنی است که در الگوریتم‌های فراابتکاری که مقادیر شایستگی در آن‌ها تابعی از تعداد نقاط کنترل زمینی است، بیشینه تعداد ضرایب توابع کسری به‌دست‌آمده دو برابر تعداد نقاط کنترل خواهد بود.. بر این اساس، ذره روش پیشنهادی از یک بخش گسسته شامل شماره ضرایب توابع کسری و یک بخش باینری به معنای حضور یا عدم حضور آن‌ها در توابع کسری تشکیل شده است. این نوع تعریف ذره، فضای جستجوی الگوریتم را به‌طور قابل‌توجهی کاهش می‌دهد و درنتیجه صحت نتایج حاصل از الگوریتم فرا ابتکاری به‌طور چشمگیری افزایش می‌یابد.

نتایج پژوهش حاضر نشان داد که الگوریتم پیشنهادی از حیث دقت و پایداری به‌ترتیب به میزان ۸۰٪ و ۸۸٪ بهتر از نمونه مشابه خود یعنی الگوریتم *PSORFO* بوده است. هرچند الگوریتم پیشنهادی بر روی داده‌های *Geo-ISF* و *WV-ISF* نتایج بهتری نسبت به روش *PSORFO* داشت، بااین‌حال بهبود دقت در استفاده از داده‌ی *PL-ISF* به‌طور ویژه‌ای خود را نشان داد.

هدف این پژوهش ساختاری جدید از الگوریتم بهینه‌سازی توده ذرات برای تعیین ضرایب توابع کسری بهینه بود که بتوان به‌وسیله‌ی آن به‌طور صحیح‌تر و دقیق‌تری به نتایج بهتر دست یافت. ازآنجاکه در شرایط استفاده از تعداد نقاط کنترل محدود، تعریف ذره باینری متداول در روش‌های فرا ابتکاری موجود با ذات این الگوریتم‌ها در تضاد است؛ روش پیشنهادی می‌تواند در کنار بهبود قابل‌توجه نتایج، این مشکل را نیز برطرف سازد. این ساختار، به همان طریقی که بر روی روش *PSORFO* پیاده‌سازی شد، قابلیت پیاده‌سازی بر روی سایر روش‌های فرا ابتکاری با توابع هدف گوناگون و پیچیده را نیز دارد. بر این اساس، استفاده از ساختار ارائه‌شده در این پژوهش برای الگوریتم‌های فرا ابتکاری پیشرفته‌تر با توابع سازگاری قدرتمندتر در پژوهش‌های آتی پیشنهاد می‌شود.

مراجع

[1] *M. S. Moussavi et al., "Derivation and validation of supraglacial lake volumes on the Greenland Ice Sheet from high-resolution satellite imagery," Remote sensing of environment, vol. 183, pp. 294-303, 2016.*

[2] *X.-P. Song et al., "National-scale soybean mapping and area estimation in the United States using medium resolution satellite imagery and field survey," Remote sensing of environment, vol. 190, pp. 383-395, 2017.*

[3] *Y.-S. Hsiao et al., "High-resolution depth and coastline over major atolls of South China Sea from satellite altimetry and imagery," Remote Sensing of Environment, vol. 176, pp. 69-83, 2016.*

[4] *R. Colombo, D. Bellingeri, D. Fasolini, and C. M. Marino, "Retrieval of leaf area index in different vegetation types using high resolution satellite data," Remote Sensing of Environment, vol. 86, no. 1, pp. 120-131, 2003.*

[5] *P. M. Dare, "Shadow analysis in high-resolution satellite imagery of urban areas," Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, vol. 71, no. 2, pp. 169-177, 2005.*

[6] *Y. Qian, W. Zhou, W. Yu, and S. T. Pickett, "Quantifying spatiotemporal pattern of urban greenspace: new insights from high resolution data," Landscape ecology, vol. 30, no. 7, pp. 1165-1173, 2015.*

[7] *M. Vakalopoulou, K. Karantzalos, N. Komodakis, and N. Paragios, "Building detection in very high resolution multispectral data with deep learning features," in 2015 IEEE International*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]

[DOI: 10.29252/jgit.7.3.199]

Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2015: IEEE, pp. 1873-1876.

[8] A. Albert, J. Kaur, and M. C. Gonzalez, "Using convolutional networks and satellite imagery to identify patterns in urban environments at a large scale," in Proceedings of the 23rd ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery and data mining, 2017: ACM, pp. 1357-1366.

[9] Y. Qian, W. Zhou, W. Li, and L. Han, "Understanding the dynamic of greenspace in the urbanized area of Beijing based on high resolution satellite images," Urban Forestry & Urban Greening, vol. 14, no. 1, pp. 39-47, 2015.

[10] X. Tong et al., "Building-damage detection using pre-and post-seismic high-resolution satellite stereo imagery: A case study of the May 2008 Wenchuan earthquake," ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, vol. 68, pp. 13-27, 2012.

[11] D. Brunner, G. Lemoine, and L. Bruzzone, "Earthquake damage assessment of buildings using VHR optical and SAR imagery," IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 48, no. 5, pp. 2403-2420, 2010.

[12] P. Li, H. Xu, and J. Guo, "Urban building damage detection from very high resolution imagery using OCSVM and spatial features," International Journal of Remote Sensing, vol. 31, no. 13, pp. 3393-3409, 2010.

[13] P. Li, H. Xu, and B. Song, "A novel method for urban road damage detection using very high resolution satellite imagery and road map," Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, vol. 77, no. 10, pp. 1057-1066, 2011.

[14] T. Toutin, "Geometric processing of remote sensing images: models, algorithms and methods," International journal of remote sensing, vol. 25, no. 10, pp. 1893-1924, 2004.

[15] C. V. Tao and Y. Hu, "A comprehensive study of the rational function model for photogrammetric processing," Photogrammetric engineering and remote sensing, vol. 67, no. 12, pp. 1347-1358, 2001.

[16] M. J. Valadan Zoej, M. Mokhtarzade, A. Mansourian, H. Ebadi, and S. Sadeghian, "Rational function optimization using genetic algorithms," International journal of applied earth observation and geoinformation, vol. 9, no. 4, pp. 403-413, 2007.

[17] S. H. Alizadeh Moghaddam, M. Mokhtarzade, and S. A. Alizadeh Moghaddam, "Optimization of RFM's Structure Based on PSO Algorithm and Figure Condition Analysis," IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, vol. 15, no. 8, pp. 1179-1183, 2018.

[18] Y. Xiuxiao and L. Xianyong, "A method for solving rational polynomial coefficients based on ridge estimation," Geomatics and Information Science of Wuhan University, vol. 33, no. 11, pp. 1130-1133, 2008.

[19] Q. Zhou, W. Jiao, and T. Long, "Solution to the rational function model based on the Levenberg-Marquardt algorithm," in 2012 9th International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery, 2012: IEEE, pp. 2795-2799.

[20] X. Wang, D. Liu, Q. Zhang, and H. Huang, "The iteration by correcting characteristic value and its application in surveying data processing," J. Heilongjiang Inst. Technol, vol. 15, no. 2, pp. 3-6, 2001.

[21] Z. Xiong and Y. Zhang, "Bundle adjustment with rational polynomial camera models based on generic method," IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 49, no. 1, pp. 190-202, 2010.

[22] Y. Wu and Y. Ming, "A fast and robust method of calculating RFM parameters for satellite imagery," Remote sensing letters, vol. 7, no. 12, pp. 1112-1120, 2016.

[23] Z. Li-ping, L. Feng-de, L. Jian, and W. Wei, "Research on Reducing Term of Higher

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]

[DOI: 10.29252/jgit.7.3.199]

Order in RFM Model," Science of Surveying and Mapping, vol. 32, no. 4, p. 14, 2007.

[24] Y. Zhang, Y. Lu, L. Wang, and X. Huang, "A new approach on optimization of the rational function model of high-resolution satellite imagery," IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 50, no. 7, pp. 2758-2764, 2011.

[25] L. Tengfei, J. Weili, and H. Guojin, "Nested regression based optimal selection (NRBOS) of rational polynomial coefficients," Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, vol. 80, no. 3, pp. 261-269, 2014.

[26] K. Sastry, D. Goldberg, and G. Kendall, "Genetic Algorithms," in Search Methodologies: Introductory Tutorials in Optimization and Decision Support Techniques: Springer, 2014, pp. 93-117.

[27] J. Kennedy, "Particle swarm optimization," in Encyclopedia of machine learning, vol. 10: Springer, 2010, pp. 760-766.

[28] M. Jannati and M. J. Valadan Zoej, "Introducing genetic modification concept to optimize rational function models (RFMs) for georeferencing of satellite imagery," GIScience & Remote Sensing, vol. 52, no. 4, pp. 510-525, 2015.

[29] M. Jannati, M. Valadan Zoej, and M. Mokhtarzade, "A Knowledge-Based Search Strategy for Optimally Structuring the Terrain Dependent Rational Function Models," Remote Sensing, vol. 9, no. 4, p. 345, 2017.

[30] S. Yavari, M. J. V. Zoej, A. Mohammadzadeh, and M. Mokhtarzade, "Particle swarm optimization of RFM for georeferencing of satellite images," IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, vol. 10, no. 1, pp. 135-139, 2013.

[31] S. Yavari, M. J. Valadan Zoej, M. R. Sahebi, and M. Mokhtarzade, "Accuracy improvement of high resolution satellite image georeferencing using an optimized line-based rational function model," International journal of remote sensing, vol. 39, no. 6, pp. 1655-1670, 2018.

[32] S. Gholinejad, A. Alizadeh Naeini, and A. Amiri-Simkooei, "Robust Particle Swarm Optimization of RFMs for High-Resolution Satellite Images Based on K-Fold Cross-Validation," IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, vol. 12, no. 8, pp. 2594 - 2599, 2019.

[33] J. Kennedy and R. C. Eberhart, "A discrete binary version of the particle swarm algorithm," in 1997 IEEE International conference on systems, man, and cybernetics. Computational cybernetics and simulation, 1997, vol. 5: IEEE, pp. 4104-4108.

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]

[DOI: 10.29252/jgit.7.3.199]

K. N. TOOSI UNIVERSITY OF TECHNOLOGY
FACULTY OF GEODESY AND GEOMATICS ENGINEERING

Journal of Geospatial Information Technology
Vol.7, No.3, Autumn 2019

Research Paper

Optimization of RFM's Structure Using a New Reformulation of PSO in Case of Limited GCPs

Saeed Gholinejad [1], Amin Alizadeh Naeini [2]*, Alireza Amiri-Simkooei [3]

1- PhD student of remote sensing in Department of Geomatics, Faculty of Civil Engineering and Transportation, University of Isfahan
2- Assistant professor in Department of Geomatics, Faculty of Civil Engineering and Transportation, University of Isfahan
3- Professor in Department of Geomatics, Faculty of Civil Engineering and Transportation, University of Isfahan

Abstract

Metaheuristic algorithms have been widely used in determining the optimum rational polynomial coefficients (RPCs). By eliminating a number of unnecessary RPCs, these algorithms increase the accuracy of geometric correction of high-resolution satellite images. To this end, these algorithms use ordinary least squares and a number of ground control points (GCPs) to determine RPCs' values. Due to the cost of GCPs collection, using limited GCPs has become an attractive topic in various researches. In this study, a new reformulation of particle swarm optimization (PSO) algorithm, namely, Discrete-Binary PSO for Rational Function Model (DBPSORFM), is presented to find the optimal number and combination of RPCs in the case of limited GCPs. Based on the fact that the maximum number of RPCs, the values of which are obtained through least squares, is twice the number of GCPs, the particle of the proposed algorithm is composed of two binary and discrete parts. The discrete part contains the number of rational coefficients that can vary from 1 to 78. In the binary section, which contains 0 and 1 values, the absence or presence of the corresponding coefficient in the discrete section is investigated. This method is not only compatible with the nature of the metaheuristic algorithms but also significantly reduces the search space. The proposed method has been tested on various types of high-resolution data. The results of the experiments indicate the superiority of the proposed method in comparison with the conventional approach in metaheuristic algorithms.

Key words: *Rational Function Models (RFMs), Particle Swarm Optimization (PSO), Limited number of GCPs.*

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-13]

[DOI: 10.29252/jgit.7.3.199]

Correspondence Address. *Department of Geomatics, Faculty of Civil Engineering and Transportation, University of Isfahan, Isfahan, Iran*
Tel+98 3137935085.
Email: *a.alizadeh@eng.ui.ac.ir*