

ادغام مدل‌های رقومی ارتفاعی جهانی با استفاده از تلفیق مدل رگرسیون وزن دار جغرافیایی و الگوریتم بهینه‌سازی توده ذرات

بهنام تشیع

استادیار گروه مهندسی نقشه‌برداری - دانشکده مهندسی عمران و حمل و نقل - دانشگاه اصفهان
b.tashayoi@eng.ui.ac.ir

(تاریخ دریافت اسفند ۱۳۹۸، تاریخ تصویب اسفند ۱۳۹۹)

چکیده

مدل‌های رقومی ارتفاعی جهانی^۱ یکی از مهم‌ترین منابع داده‌های ارتفاعی هستند. در طی سال‌های اخیر، GDEMs به دلیل پوشش جهانی و قابلیت دسترسی رایگان به صورت فزاینده‌ای مورد توجه محققین مختلف قرار گرفته‌اند. از پرکاربردترین این مدل‌ها می‌توان به ASTER، AW3D و SRTM اشاره نمود. هر یک از این مدل‌ها توسط فناوری‌های مختلف تولید می‌شوند و نقاط قوت و ضعف متفاوتی دارند. این امر موجب شده که مدل‌های مذکور با یکدیگر تطابق کامل نداشته باشند و دقت هر یک از آن‌ها تابع توپوگرافی محلی سطح زمین باشد. هدف اصلی این مطالعه، ادغام مدل‌های رقومی ارتفاعی جهانی جهت تولید مدلی با دقت ارتفاعی بالاتر نسبت به هر یک از مدل‌های اولیه می‌باشد. در همین راستا، در این مطالعه یک روش دو مرحله‌ای برای ادغام مدل‌های رقومی ارتفاعی پیشنهاد شده است. در مرحله اول، با استفاده از مدل رگرسیون وزن دار جغرافیایی^۲ مناطقی از سطح زمین که دارای ویژگی‌های مشابه هستند، در کلاس‌های یکسانی طبقه‌بندی خواهند شد. در مرحله دوم، به منظور ادغام GDEMs، وزن بهینه هر یک از کلاس‌های تعریف شده برای هر یک از مدل‌های AW3D، ASTER و SRTM با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی توده ذرات^۳ برآورد می‌شود. به منظور ارزیابی دقیق روش پیشنهادی، از این روش برای تولید مدل نهایی حاصل شده از ادغام (FusedDEM) در دو منطقه بومهن و تازه‌آباد استفاده شده است. در منطقه مطالعاتی اول (بومهن)، مقدار جذر میانگین مربع خطاها (RMSE) روی نقاط ارزیابی برای مدل‌های رقومی ارتفاعی ASTER، AW3D و SRTM در حالت پنج کلاسه به ترتیب ۴/۵۸، ۸/۶۹ و ۴/۷۰ متر و برای مدل نهایی حاصل شده از ادغام، برابر با ۳/۹۷ متر می‌باشد. به همین ترتیب در منطقه مطالعاتی دوم (تازه‌آباد)، مقدار RMSE روی نقاط ارزیابی برای هر یک از مدل‌های ASTER، AW3D و SRTM به ترتیب ۳/۳۳، ۷/۳۱ و ۳/۱۷ متر و برای مدل نهایی حاصل شده از ادغام، برابر با ۲/۷۴ متر می‌باشد. نتایج حاصل نشان می‌دهند که روش پیشنهادی قادر است با بهره‌گیری از نقاط قوت هر یک از این مدل‌های ورودی در فرآیند ادغام، مدلی با دقت بالاتر نسبت به هر یک از مدل‌های اولیه تولید نماید.

واژگان کلیدی: مدل‌های رقومی ارتفاعی، الگوریتم بهینه‌سازی توده ذرات، مدل رگرسیون وزن دار جغرافیایی، ادغام داده‌های ارتفاعی

^۱ Global digital elevation model (GDEM)

^۲ Geographically weighted regression (GWR)

^۳ Particle swarm optimization (PSO)

۱- مقدمه

از مدل های رقومی ارتفاعی^۱ به عنوان یکی از مهم ترین منابع داده های ارتفاعی یاد می شود که جهت مدل سازی سطح زمین و دیگر فرآیندهای فیزیکی مرتبط با زمین مانند، برنامه ریزی های محیطی و تحلیل های مختلف مکانی مورد استفاده قرار می گیرند. در سال های اخیر شاهد رشد روز افزون کاربرد این مدل ها در زمینه های مختلف علمی- پژوهشی و پروژه های اجرایی بوده ایم [۱].

به عنوان نمونه هایی از کاربردهای مدل های رقومی ارتفاعی می توان به مدل سازی آب های سطحی، شناسایی مناطق مستعد سیل، مدل سازی فرآیندهای توزیع آب مربوط به حوضه های آبریز، تولید نقشه های شیب و جهت شیب اشاره کرد [۲، ۳]. با پیشرفت علوم در سال های اخیر، فناوری های گوناگونی همچون تداخل سنجی راداری، لایدار، فتوگرامتری هوایی، فتوگرامتری فضایی و لیزر اسکنرها جهت تهیه داده های ارتفاعی و به دنبال آن تولید مدل های رقومی ارتفاعی از آن ها، ارائه شده است [۴].

از یک سو ظهور منابع مختلف داده های ارتفاعی و از طرف دیگر ارائه الگوریتم های پردازشی متفاوت منجر به تولید مدل های رقومی ارتفاعی با خصوصیات هندسی و دقت های ارتفاعی متفاوت از یک منطقه یکسان شده است [۵]. نوعی از مدل های رقومی ارتفاعی که در سال های اخیر توجه بسیاری از محققین را به خود جلب کرده مدل های رقومی ارتفاعی جهانی هستند که به صورت رایگان در اختیار عموم قرار گرفته اند. از متداول ترین این مدل ها می توان به مدل های AW3D، ASTER و SRTM اشاره کرد.

از بین مدل های رقومی ارتفاعی نام برده شده، مدل های ASTER و AW3D با بهره گیری از فناوری استریوسکوپي (برجسته بینی) تولید می شوند، که اساس این روش بر اندازه گیری اختلاف پارالاکس نقاط بنا شده است. از رایج ترین عوامل خطا در فناوری استریوسکوپي می توان به وجود اعوجاج در دید پرسپکتیو، وجود ابر در منطقه مورد مطالعه و نواحی پنهان در تصویر اشاره کرد. این عوامل خطا، در وهله اول باعث اختلال در فرآیند تناظریابی و در نهایت باعث به وجود آمدن تغییرات ارتفاعی ناگهانی در مدل های رقومی ارتفاعی تولید شده از این روش می شوند [۵-۷].

از طرف دیگر، فناوری مورد استفاده جهت تولید مدل SRTM فناوری اینترفرومتری (تداخل سنجی) می باشد که اساس آن بر اندازه گیری اختلاف فاز بازگشتی بنا شده است. از آنجایی که این فناوری حساسیت بالایی به هندسه برگشت پذیری دارد، با افزایش فاصله زمانی عبورهای متوالی، میزان خطا افزایش خواهد یافت. همچنین از عوامل دیگری که باعث ایجاد خطا در مدل حاصل از این روش می شود، می توان به تغییرات اتمسفری و تغییرات ناگهانی در ارتفاع اشاره کرد [۶-۹].

در حالت کلی می توان گفت، از آنجایی که در فرآیند تولید مدل های AW3D و ASTER از فناوری برجسته بینی استفاده می شود، لذا این مدل ها در مناطق مسطح (به- خصوص مناطق مسطح همگن) که هر یک از نقاط دارای تغییرات ارتفاعی ناچیزی نسبت به نقاط اطرافشان می باشند و همچنین از نظر ظاهری شباهت بسیار زیادی با یکدیگر دارند (این شباهت ها منجر به اختلال در فرآیند تناظریابی می شود)، عملکرد ضعیف تری خواهند داشت [۵-۷].

از طرف دیگر، مدل SRTM بر اساس فناوری تداخل- سنجی پایه ریزی شده که اساس آن بر اندازه گیری اختلاف فاز بازگشتی می باشد. لذا مدل SRTM در مناطق مسطح همگن عملکرد بهتری نسبت به مدل های AW3D و ASTER خواهد داشت. همچنین مدل SRTM به دلیل دید جانب نگر سیستم راداری در مناطق شهری (با ساختمان های بلند) و مناطق کوهستانی (مناطق با کوه های بلند در مجاورت یکدیگر) که دارای تغییرات ارتفاعی زیادی بوده و نقاط زیادی در سایه نقاط مجاورشان قرار می گیرند عملکرد ضعیف تری داشته است [۶-۹].

در نتیجه هر یک از مدل های رقومی ارتفاعی مذکور، بر اساس نوع داده، الگوریتم مورد استفاده جهت پردازش و خصوصیات توپوگرافی منطقه مورد مطالعه حاوی یکسری خطاهای ذاتی می باشند. این امر موجب شده که این داده ها لزوماً با یکدیگر تطابق کامل نداشته و تا حدودی مکمل یکدیگر باشند [۱۰]. به همین دلیل محققین درصدد آن برآمدند که با ادغام این داده ها، داده ای با دقت بالاتر تولید کنند. در سال های اخیر مطالعات متعددی در زمینه ادغام مدل های رقومی ارتفاعی صورت گرفته که در ادامه به شماری از آن ها اشاره خواهد شد.

^۱ Digital elevation model (DEM)

COSMO-Sky Med به ترتیب شاهد ۶/۹٪ و ۵/۷٪ سلول خالی از اطلاعات بوده‌اند [۸].

Fuss و همکاران (سال ۲۰۱۶) الگوریتم خوشه‌بندی اصلاح شده k-means را جهت ادغام مدل‌های رقومی ارتفاعی ارائه کردند. مراحل اصلی این الگوریتم شامل ۱) حد آستانه گذاری روی مقادیر شیب و ارتفاع مربوط به هر یک از سلول‌های مدل‌های رقومی ارتفاعی اولیه ۲) اعمال الگوریتم خوشه‌بندی k-means روی مقادیر مربوط به تک‌تک سلول‌ها و ۳) اعمال فیلتر میانگین تطبیقی و فیلتر گوسین می‌باشد. یکی از مشکلات الگوریتم مذکور افزایش واریانس مکانی مدل رقومی ارتفاعی تولید شده نسبت به مدل رقومی ارتفاعی اولیه می‌باشد [۱۳].

Pham و همکاران (سال ۲۰۱۸) الگوریتمی ارائه کردند که اساس آن فرموله کردن رابطه بین محصول شیب و وزن در مناطق دارای داده مرجع و سپس بکار بردن روابط توسعه داده شده در مناطق فاقد داده مرجع می‌باشد. ابتدا بر اساس پارامتر SDE و شاخص TPI مناطق مورد مطالعه کلاس‌بندی شده است. سپس در هر کلاس بر اساس مقادیر شیب هر پیکسل و مقدار تعیین شده برای پارامتر k در الگوریتم نزدیک‌ترین همسایه‌ها (K-NN)، زیر کلاس‌هایی تعریف کرده‌اند. سپس بر اساس مقادیر واریانس و همبستگی بین بردارهای خطا، وزن هر کلاس برآورد شده است. در نهایت با استفاده از نقشه وزن تولید شده و میانگین‌گیری وزن‌دار، مدل نهایی حاصل از ادغام را تولید کردند. نتایج حاصل از این تحقیق نشان‌دهنده بهبودی حدود ۴۷٪ و ۲۰٪ در میانگین بایاس برای مناطق کوهستانی به ترتیب نسبت به مدل ASTER و SRTM و همچنین بهبودی حدود ۱۶٪ و ۵۸٪ برای مناطق نسبتاً مسطح نسبت به مدل ASTER و SRTM می‌باشد [۱۴].

Bagheri و همکاران (۲۰۱۸) بیان کردند که DEM‌های حاصل از داده‌های راداری (German TanDEM-x) با وجود اینکه جزء داده‌های ارتفاعی با رزولوشن بالا محسوب می‌شوند ولی به دلیل هندسه تصویربرداری راداری در مناطق شهری با کاهش دقت همراه خواهند بود. از طرف دیگر این محققین بیان کردند که DEM‌های حاصل از تصاویر ماهواره‌های اپتیکی (Cartosat-1) به دلیل هندسه تصویربرداری، در مناطق شهری دارای دقت‌های مطلوب‌تری می‌باشند. لذا این محققین روش ادغامی مبتنی بر الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی ارائه کردند [۱۵].

Honikel (سال ۱۹۹۹) الگوریتمی مبتنی بر پارامتر همبستگی متقابل را جهت ادغام مدل‌های رقومی ارتفاعی ارائه کرده است. بعد از تعیین ضریب همبستگی بین مقادیر درجات خاکستری (که نماینده‌ای از ارتفاع هر سلول هستند) و همین‌طور تعیین ضریب همبستگی فاز، از این پارامترها به-عنوان وزن برای تهیه مدل رقومی ارتفاعی نهایی (FusedDEM) استفاده کرده است. نتایج این تحقیق نشان داد که مقدار RMSE مربوط به مدل‌های ERS-1 و مدل حاصل از تصاویر به ترتیب برابر با ۴/۷ و ۷/۹ متر می‌باشد. این در حالی است که مقدار RMSE محاسبه شده برای FusedDEM تولید شده برابر با ۳/۲ متر محاسبه شده است [۶].

Slatton و همکاران (سال ۲۰۰۲) روشی تحت عنوان، روش نرم کننده کالمن چند مقیاسه جهت ادغام مدل‌های رقومی ارتفاعی ارائه کردند. مطالعات در سه منطقه صورت گرفته که انحراف معیار خطاهای ارتفاعی محاسبه شده برای مدل‌های رقومی ارتفاعی اولیه مربوط به هر یک از نواحی به ترتیب ۱/۹، ۸/۱ و ۱/۶ متر گزارش شده‌اند. انحراف معیار خطاهای ارتفاعی اندازه‌گیری شده برای مدل‌های رقومی ارتفاعی ادغام شده در هر یک از نواحی مورد مطالعه، به ترتیب به ۱/۱، ۰/۷۶ و ۰/۶۰ متر کاهش یافته‌اند [۱۱].

Papasaka و همکاران (سال ۲۰۱۱) یک الگوریتم تحت عنوان sparse-representation ارائه کردند. این روش جزء دسته روش‌های جنریک می‌باشد که مستقل از فناوری‌های مورد استفاده جهت پردازش داده‌های اولیه می‌باشد. در این تحقیق از مدل‌های رقومی ارتفاعی SPOT، ALOS و ERS که در سه حالت مختلف SPOT-ALOS، SPOT-ERS و ALOS-ERS با یکدیگر ادغام شده‌اند، استفاده شده است [۱۲].

Jiang و همکاران (سال ۲۰۱۴) بیان کردند که مدل‌های رقومی ارتفاعی حاصل از داده‌های تداخل‌سنجی راداری با روزنه مصنوعی حاوی یکسری سلول‌های بدون اطلاعات می‌باشند که این سلول‌ها بیشتر در مناطق کوهستانی ایجاد می‌شوند. این محققین بر اساس وزن‌های بهینه تعیین شده و با استفاده از الگوریتم بیشترین شباهت، مدل‌های رقومی ارتفاعی Terra SAR-X (حاصل از مدار صعودی) و COSMO-Sky Med (حاصل از مدار نزولی) را با یکدیگر تلفیق کردند. نتایج حاصل از این تحقیق نشان می‌دهند که در FusedDEM تولید شده فقط ۰/۱۳٪ از کل سلول‌ها، خالی از اطلاعات ارتفاعی است، در حالی که در مدل‌های رقومی ارتفاعی اولیه حاصل از داده‌های Terra SAR-X و

شماری از روش‌های ارائه شده جهت ادغام مدل‌های رقومی ارتفاعی شامل، روش‌های ساده ادغام (روش میانگین، میانه و مد)، روش مبتنی بر همبستگی متقابل، روش کالمن چند مقیاسه، روش مبتنی بر sparse-representation، روش ترکیب مدل‌های حاصل از مدارهای صعودی و نزولی، روش k-means اصلاح شده و روش مبتنی بر شبکه عصبی مصنوعی می‌باشند. اگر چه هر یک از این مدل‌ها منجر به تولید مدلی با دقت بالاتر نسبت به هر یک از مدل‌های اولیه می‌شوند، ولی هر یک با محدودیت‌هایی نیز همراه می‌باشند. به عنوان نمونه می‌توان به عدم توانایی روش‌های ساده ادغام در شناسایی سلول‌های دارای مقادیر خطا دار اشاره کرد [۱۶]. همچنین برخی از روش‌ها فقط منحصر به ادغام مدل‌های رقومی ارتفاعی تولید شده با استفاده از تکنولوژی تداخل سنجی راداری می‌باشند که دلیل این امر لزوم وجود یکسری اطلاعات جهت ادغام می‌باشد که این اطلاعات فقط از داده‌های راداری قابل استخراج هستند، که این نوعی نقص برای روش ارائه شده تلقی می‌گردد. همچنین برخی از روش‌های مذکور نیازمند یکسری داده‌های اضافی (نقشه-های خطای ارتفاعی) می‌باشند، که این داده‌ها یا در دسترس نبوده یا در صورت وجود قابل اطمینان نخواهند بود [۵، ۱۳]. همچنین روش ادغام مبتنی بر شبکه عصبی مصنوعی به داده‌های آموزشی بسیار زیادی نیاز دارد که فراهم کردن آن‌ها در برخی از موارد بسیار پر هزینه و گاهی غیر ممکن می‌باشد. بنابراین ارائه یک روشی که بتواند هم زمان هم تغییرات رفتاری سطح زمین را مدل کند و همچنین بتواند با داده‌های آموزشی کمتری کار کند اهمیت پیدا می‌کند. بر اساس مطالب بیان شده، یکی از نکات بسیار حائز اهمیت تغییر دقت مدل‌های رقومی ارتفاعی در مناطق با توپوگرافی متفاوت می‌باشد که در هیچ یک از تحقیقات پیشین مورد توجه قرار نگرفته است. مناطق با توپوگرافی متفاوت مناطقی هستند نظیر مناطق کوهستانی و مناطق بیابانی که شکل و ویژگی‌های سطح زمین در این مناطق با یکدیگر متفاوت است. علم ژئومورفولوژی پارامترهای متعددی را برای توصیف رفتار سطح زمین معرفی کرده است. با این وجود در مطالعاتی که به ادغام مدل‌های رقومی ارتفاعی می‌پردازند، به غیر از ارتفاع، اغلب پارامترهای شیب و زبری سطح برای توصیف رفتار سطح زمین مورد استفاده واقع می‌شوند [۴، ۵، ۷، ۱۳، ۱۴، ۱۷]. از یک طرف دقت مدل‌های ارتفاعی رقومی به شدت تحت تاثیر این پارامترهای ژئومورفولوژیکی

قرار دارد [۱۰]. از طرف دیگر خود این پارامترها، از مدل‌های ارتفاعی رقومی استخراج می‌شوند [۱۲]. لذا در این تحقیق یک روش جدید جهت ادغام مدل‌های رقومی ارتفاعی ارائه شده است. دو ویژگی اصلی روش پیشنهادی در مقایسه با سایر روش‌های موجود عبارتند از (۱) در نظر گرفتن تغییرات توپوگرافیکی سطح زمین به صورت محلی. در گام اول بعد از تولید خصوصیات ژئومورفولوژیکی هر یک از مدل‌های رقومی ارتفاعی، از GWR برای طبقه‌بندی منطقه مورد بررسی استفاده می‌شود. تعداد کلاس‌ها تاثیر قابل توجهی در خروجی نهایی دارند. اگر تعداد کلاس‌ها زیاد باشد، منطقه مطالعاتی به بخش‌های کوچک زیادی تقسیم می‌گردد که علاوه بر کاهش دقت نهایی، دسته‌بندی نمونه‌ها برای آموزش و آزمایش را با مشکل مواجه می‌سازند. همچنین در این حالت، به دلیل نزدیکی مراکز مناطق با یکدیگر نمی‌توان خودهمبستگی مکانی را به طور موثری کاهش داد. از طرف دیگر در صورتی که تعداد کلاس‌ها بسیار کم باشد، منطقه مطالعاتی به بخش‌های بزرگ محدودی تقسیم می‌گردد که نماینده خوبی از تغییرات توپوگرافیکی سطح زمین نیستند [۲۱]. در بسیاری از مطالعات مربوط به مدل‌های رقومی زمین، سطح زمین به سه کلاس مسطح، تپه‌ماهور و کوهستانی تقسیم می‌شود. بر این اساس در این مطالعه، کمترین مقدار کلاس جهت طبقه‌بندی، سه کلاس و به منظور کنترل تعداد نهایی مناطق، بیشترین تعداد کلاس، هفت کلاس در نظر گرفته شده است. (۲) استفاده از الگوریتم فرا ابتکاری PSO جهت برآورد وزن‌های بهینه هر یک از کلاس‌های توپوگرافی تعریف شده، برای اولین بار در بحث ادغام داده‌های ارتفاعی. در این گام متناسب با هر یک از حالات سه، پنج و هفت کلاسه اجزاء اصلی الگوریتم PSO تشکیل و وزن‌های بهینه مربوط به هر یک از کلاس‌های تعریف شده متناظر با هر یک از مدل‌های AW3D، ASTER و SRTM برآورد می‌شوند.

در ادامه در بخش دوم، مبانی نظری مربوط به مدل رگرسیون وزن دار جغرافیایی و الگوریتم بهینه‌سازی توده ذرات مطرح خواهند شد. در بخش سوم، جزئیات روش پیشنهادی بیان شده است. در بخش چهارم، نتایج به دست آمده از پیاده‌سازی‌های صورت گرفته در دو منطقه مطالعاتی بومهن و تازه‌آباد ارائه شده است. در نهایت بخش پنجم، به نتیجه‌گیری نهایی تخصیص داده شده است.

۲- مبانی نظری

در این بخش مبانی نظری مربوط به مطالعه حاضر مورد بررسی قرار خواهد گرفت. در این راستا، ابتدا مفاهیم و روابط مربوط به مدل رگرسیون وزن دار جغرافیایی و در ادامه ساز و کار الگوریتم بهینه سازی توده ذرات تشریح می شوند.

۲-۱- مدل رگرسیون وزن دار جغرافیایی (GWR)

کمترین مربعات معمولی (OLS) یک تکنیک آماری برای برآورد پارامترهای مجهول یک مدل رگرسیون خطی، با هدف حداقل کردن مجموع مربعات اختلاف بین مقادیر مشاهداتی و مقادیر حاصل از مدل برازش داده شده است [۱۸]. بر اساس تئوری کمترین مربعات معمولی، Fotheringham و همکاران در سال ۱۹۹۸ مدلی تحت عنوان، مدل رگرسیون وزن دار جغرافیایی (GWR) را جهت در نظر گرفتن ناهمگونی های مکانی توسعه دادند. مدل GWR در واقع همان مدل پنجره متحرک اصلاح شده است، با این تفاوت که نقاط واقع شده در پنجره مورد نظر دارای وزن های متفاوتی می باشند که این وزن ها، متناسب با عکس فاصله از نقطه هدف است [۱۸، ۱۹].

تفاوت اصلی مدل GWR نسبت به سایر روش های موجود، در نظر گرفتن اثرات متغیر (non-stationary effects) پارامترهای مورد بحث در فرآیند رگرسیون می باشد. به عبارت دیگر، مدل GWR به جای برآورد پارامترها به صورت سراسری، با برآورد آن ها به صورت محلی منجر به تولید یک سطح پیوسته از پارامترهای مجهول خواهد شد. بنابراین مدل GWR یکی از بهترین مدل ها جهت مدل سازی پدیده های ناهمگون مکانی می باشد که فرم کلی آن به صورت رابطه (۱) است [۱۹، ۲۰].

$$y_i = B_0(u_i, v_i) + \sum_{k=1}^n B_k(u_i, v_i) X_{ik} + \varepsilon_i \quad (1)$$

در این رابطه (u_i, v_i) معرف مختصات نمونه i ام در فضای مورد مطالعه می باشد. همچنین $B_0(u_i, v_i)$ معرف عرض از مبدا مدل خطی برازش داده شده برای نمونه i ام است که در موقعیت (u_i, v_i) قرار دارد. پارامتر X_{ik} معرف k متغیر مستقل موجود در مسئله مورد مطالعه می باشد که مربوط به نمونه i ام است. پارامتر $B_k(u_i, v_i)$ معرف ضریب رگرسیون محلی k امین متغیر مستقل موجود در مسئله که

مربوط به نمونه i ام بوده و در موقعیت (u_i, v_i) قرار گرفته است. y_i معرف متغیر وابسته مسئله بوده و مربوط به نمونه i ام می باشد [۱۹].

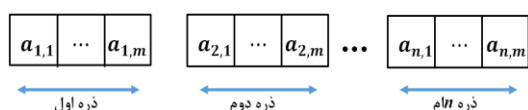
از آنجایی که معمولاً در مسائل تعداد نمونه ها (مشاهدات) از تعداد ضرایب مجهول مسئله بیشتر است، بنابراین جهت برآورد ضرایب مجهول مسئله باید از روش کمترین مربعات استفاده کرد که رابطه آن به صورت رابطه (۲) می باشد.

$$\hat{B}_i = (X^T W_i X)^{-1} * X^T W_i y \quad (2)$$

در رابطه (۲)، ماتریس W_i یک ماتریس قطری $n * n$ است که مولفه های قطر اصلی آن معرف وزن های مورد استفاده در کرنل مدل GWR می باشد [۱۹، ۲۱].

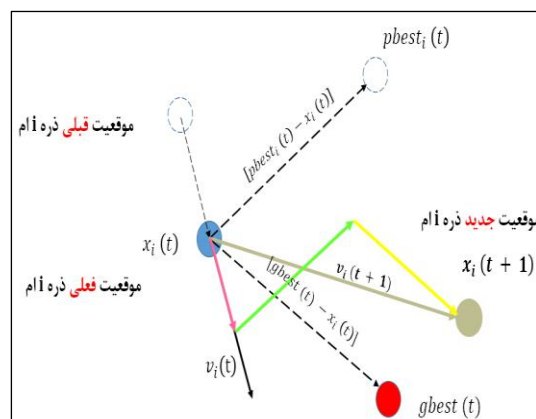
۲-۲- الگوریتم بهینه سازی توده ذرات (PSO)

الگوریتم بهینه سازی توده ذرات، یک الگوریتم فرا ابتکاری است که الهام گرفته شده از رفتار جمعی پرندگان و یا ماهی ها می باشد. اساس این الگوریتم مبتنی بر تعاملات اجتماعی اعضای تشکیل دهنده جامعه آن می باشد که طی یک فرآیند تکراری بر اساس یک ساز و کار مشخص به سمت بهترین جواب های مسئله همگرا می شود [۲۲]. الگوریتم بهینه سازی توده ذرات از دو جزء اساسی تحت عنوان ذره و تابع شایستگی تشکیل شده است. هر ذره در الگوریتم بهینه سازی توده ذرات، یک جواب بالقوه بوده و پتانسیل کامل حل مسئله را دارد. ساختار کلی ذرات در الگوریتم بهینه سازی توده ذرات در شکل (۱) ارائه شده است.



شکل ۱- ساختار کلی ذرات در الگوریتم بهینه سازی توده ذرات

همچنین تابع شایستگی، میزان مطلوبیت هر ذره جهت حل مسئله را مشخص می کند. بر اساس مقادیر شایستگی به دست آمده برای هر ذره طی هر تکرار، بهترین ذره (gbest) و بهترین تجربه هر ذره (pbest) تا آن تکرار تعیین می گردد. مهم ترین بخش الگوریتم بهینه سازی توده ذرات، به روزرسانی موقعیت هر ذره طی تکرارهای متوالی می باشد که براساس بردار سرعت هر ذره صورت می پذیرد. فرآیند به روزرسانی موقعیت هر ذره طی تکرارهای متوالی در شکل (۲) قابل مشاهده می باشد [۲۳، ۲۴].



شکل ۲- فرآیند به روز رسانی موقعیت هر ذره در الگوریتم PSO

همچنین معادله موقعیت و سرعت مورد استفاده جهت به روز رسانی موقعیت هر ذره طی تکرارهای متوالی مطابق رابطه (۳) می باشد.

$$\begin{cases} v_i(t+1) = w(t)v_i(t) + c_1r_1(t)[pbest_i(t) - x_i(t)] + c_2r_2(t)[gbest(t) - x_i(t)] \\ x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \end{cases} \quad (3)$$

در رابطه (۳) پارامتر $x_i(t+1)$ معرف موقعیت جدید ذره i ام در لحظه $t+1$ و $x_i(t)$ موقعیت فعلی ذره مذکور در لحظه t می باشند. همچنین در این رابطه پارامتر $v_i(t+1)$ معرف سرعت جدید ذره i ام در لحظه $t+1$ و $v_i(t)$ سرعت فعلی ذره مذکور در لحظه t می باشند. پارامتر $w(t)$ تحت عنوان ضریب اینرسی شناخته می شود. این ضریب جهت حرکت بعدی ذرات را با جهت حرکت قبلی آنها مرتبط می گرداند. به عبارت دیگر، نشان دهنده میزان تمایل ذره برای حفظ حالت قبلی خود می باشد. در این رابطه r_1 و r_2 مقادیری تصادفی در بازه $[0,1]$ می باشند. همچنین ضرایب c_1 و c_2 به ترتیب معرف ضریب شتاب شخصی و ضریب شتاب جمعی می باشند [۲۳، ۲۴].

۳- روش پیشنهادی

با وجود پیشرفت های اتفاق افتاده در تکنولوژی های مورد استفاده جهت جمع آوری داده های ارتفاعی، همچنان این داده های ارتفاعی حاوی یکسری خطاهای ذاتی می باشند. همین امر باعث شده که این داده ها در مناطق با توپوگرافی متفاوت لزوماً با یکدیگر تطابق کاملی نداشته و تا حدودی مکمل یکدیگر باشند. بنابراین ادغام به عنوان یک راهکار موثر جهت استفاده از پتانسیل هر یک از مدل های

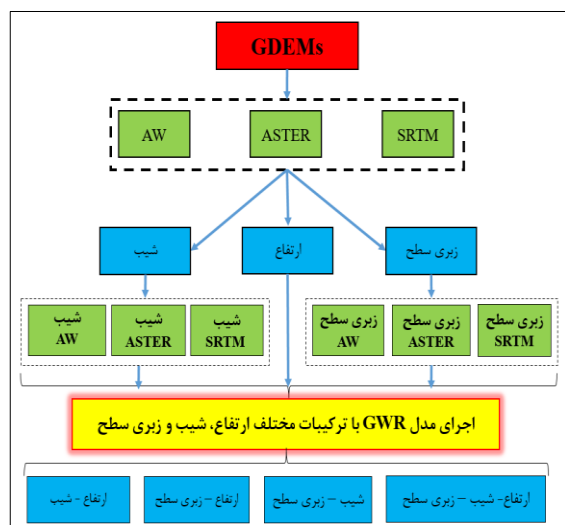
AW3D، ASTER و SRTM با هدف تولید مدلی با دقت و قابلیت اطمینان بالاتر نسبت به هر یک از مدل های مذکور مورد توجه قرار گرفته است. فلوچارت کلی روش پیشنهادی جهت ادغام GDEMs در شکل (۳) قابل مشاهده می باشد. مراحل اصلی روش پیشنهادی در ادامه تشریح خواهند شد.



شکل ۳- فلوچارت کلی روش پیشنهادی

۳-۱- کلاس بندی منطقه با استفاده از مدل GWR

مهم ترین مرحله در گام اول روش پیشنهادی، کلاس بندی مناطق مورد مطالعه با استفاده از مدل GWR می باشد که فرآیند آن در شکل (۴) قابل مشاهده است.



شکل ۴- مراحل کلاس بندی مناطق مورد مطالعه

به هر یک از نقاط آموزشی با مدل محلی برازش داده شده نیز محاسبه شده است. در ادامه مقدار RMSE بین مقادیر ارتفاعی محاسبه شده بر اساس مدل‌های محلی برازش داده شده و مقادیر ارتفاعی استخراج شده از داده مرجع روی نقاط آموزشی محاسبه شده است. از بین سایر ترکیبات معرفی شده (ترکیبات دوتایی و ترکیبات سه‌تایی از متغیرهای مستقل) ترکیبی که دارای کمترین مقدار RMSE است، به‌عنوان بهترین ترکیب از بین حالت‌های ممکن شناسایی شده است. بعد از انتخاب بهترین ترکیب از متغیرهای مستقل، پارامترهای ورودی آن ترکیب به‌عنوان موثرترین پارامترهای مستقل انتخاب شدند. سپس هر یک از مناطق مورد مطالعه بر اساس ضرایب به‌دست آمده از مدل GWR در سه حالت مختلف شامل سه، پنج و هفت کلاسه، طبقه‌بندی شده است.

۳-۲- برآورد وزن‌های بهینه با استفاده از PSO

متداول‌ترین روش مورد استفاده در بحث ادغام داده‌های ارتفاعی، روش میانگین‌گیری وزن‌دار است که رابطه مربوطه در معادله (۴) ارائه شده است [۱۵].

$$\bar{h} = \frac{\sum_{i=1}^n w_i h_i}{\sum_{i=1}^n w_i} = \frac{w_1 h_1 + w_2 h_2 + \dots + w_n h_n}{w_1 + w_2 + \dots + w_n} \quad (4)$$

در رابطه (۴)، W_i معرف وزن‌های برآورد شده برای یک سلول در مدل‌های رقومی ارتفاعی AW3D، ASTER و SRTM می‌باشند. h_i نیز معرف مقادیر ارتفاعی مربوط به یک سلول در GDEMs متناظر، n نیز معرف تعداد مدل‌های رقومی ارتفاعی ورودی و $\bar{h}$ نیز معرف مقدار ارتفاع برآورد شده برای هر سلول در مدل نهایی حاصل از ادغام GDEMs (FusedDEM) می‌باشد. مطابق رابطه ارائه شده، GDEMs که مقدار وزن برآورد شده برای آن عدد بزرگتری است به همان نسبت تأثیر بیشتری در FusedDEM خواهد داشت. بعد از طبقه‌بندی هر یک از GDEMs، جهت ادغام آن‌ها با استفاده از روش میانگین‌گیری وزن‌دار نیاز به برآورد وزن‌های بهینه هر یک از مدل‌ها می‌باشد که بدین منظور از الگوریتم بهینه‌سازی توده ذرات استفاده شده است.

۴- بحث و بررسی نتایج

در این بخش ابتدا مناطق مورد مطالعه معرفی خواهند شد و در ادامه نتایج مربوط به روش پیشنهادی ارائه می‌شوند.

به منظور کلاس‌بندی منطقه با استفاده از مدل GWR از یک مجموعه داده آموزشی شامل ۱۰۰۰ نقطه آموزشی که به صورت تصادفی و با توزیع مناسب در سطح منطقه انتخاب شده، استفاده شده است. توزیع داده‌های آموزشی در شکل‌های (۷) و (۸) به ترتیب برای مناطق مطالعاتی بومهن و تازه‌آباد ارائه شده است. در این نقاط مقادیر مربوط به ارتفاع، شیب و زبری سطح به عنوان پارامترهای مستقل از مدل‌های AW، ASTER و SRTM و ارتفاع به عنوان پارامتر وابسته از داده مرجع استخراج شده است.

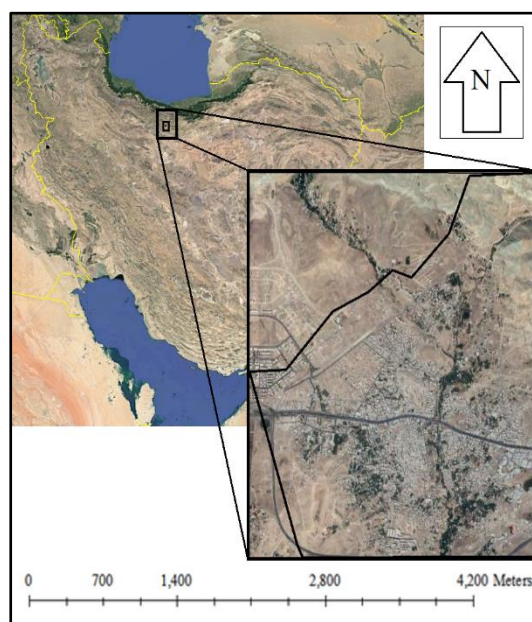
بعد از فراخوانی هر یک از مدل‌های AW3D، ASTER و SRTM و تولید محصولات شیب و زبری سطح برای هر یک از آن‌ها، ترکیبات دوتایی (ارتفاع-شیب، ارتفاع-زبری سطح و شیب-زبری سطح) و ترکیب سه‌تایی (ارتفاع-شیب-زبری سطح) با استفاده از مدل GWR مدل‌سازی شده است. در ترکیب دوتایی ارتفاع-شیب، مقادیر ارتفاعی مربوط به مدل‌های AW3D، ASTER و SRTM و همچنین مقادیر شیب محاسبه شده برای هر یک از مدل‌های AW3D، ASTER و SRTM روی نقاط آموزشی به‌عنوان پارامترهای مستقل به مدل GWR معرفی شده است. همچنین در ترکیب دوتایی ارتفاع-زبری سطح، مشابه حالت قبل مقادیر ارتفاعی مدل‌های AW3D، ASTER و SRTM و مقادیر زبری سطح محاسبه شده برای این مدل‌ها (روی نقاط آموزشی) به‌عنوان پارامترهای مستقل به مدل GWR معرفی شده است. در ترکیب دوتایی شیب-زبری سطح نیز مقادیر شیب و زبری سطح تولید شده برای هر یک از مدل‌های AW3D، ASTER و SRTM به‌عنوان پارامترهای مستقل به مدل GWR معرفی شده است. در حالات مختلف ترکیبات دوتایی (ارتفاع-شیب، ارتفاع-زبری سطح و شیب-زبری سطح) ارتفاع استخراج شده از داده مرجع (روی نقاط آموزشی) به عنوان پارامتر وابسته به مدل GWR معرفی شده است. همچنین در ترکیب سه‌تایی ارتفاع-شیب-زبری سطح، ارتفاع مدل‌های AW3D، ASTER و SRTM و محصولات شیب و زبری سطح هر یک از این مدل‌ها به‌صورت هم‌زمان به‌عنوان پارامترهای مستقل به مدل GWR معرفی شده است. در هر یک از ترکیبات دوتایی و سه‌تایی معرفی شده، بعد از اجرای مدل GWR به ازای هر یک از پارامترهای مستقل معرفی شده، ضرایب آن پارامتر توسط مدل GWR برای نقاط آموزشی برآورد می‌شود. بعد از برآورد ضرایب مربوط به هر یک از پارامترهای مستقل در نواحی محلی، مقادیر ارتفاعی مربوط

۴-۱- مناطق مورد مطالعه

در این مطالعه جهت بررسی میزان کارایی روش پیشنهادی، پیاده سازی‌های صورت گرفته در دو منطقه بومهن و تازه‌آباد واقع در ایران انجام شده است.

۴-۱-۱- منطقه مطالعاتی بومهن

این منطقه در شرق تهران واقع شده است که عرض‌های جغرافیایی ۳۵ درجه و ۴۳ دقیقه تا ۳۵ درجه و ۴۵ دقیقه و طول‌های جغرافیایی ۵۱ درجه و ۵۱ دقیقه تا ۵۱ درجه و ۵۳ دقیقه را پوشش می‌دهد که در شکل (۵) قابل مشاهده می‌باشد. مساحت این منطقه مطالعاتی حدود ۱۸۳۹ هکتار می‌باشد که هر یک از مدل‌های رقومی ارتفاعی مربوط به این منطقه متشکل از ۴۳۹×۴۱۹ (معادل با ۱۸۳۹۴۱ سلول است که ۱۲۴۸۲۳ سلول آن حاوی اطلاعات ارتفاعی می‌باشند) سلول ۱۰ متری می‌باشند. داده مرجع مربوط به این منطقه از طریق مثلث‌بندی بین نقاط استخراج شده از نقشه‌های منحنی میزان ۱:۲۰۰۰ موجود از منطقه، تهیه شده است.

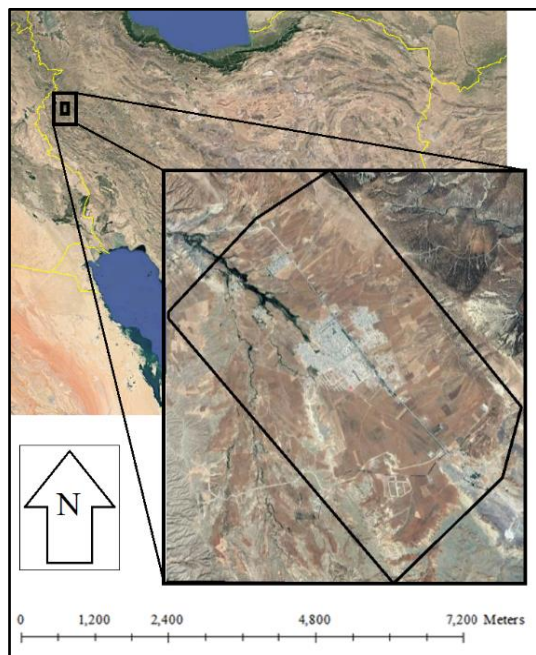


شکل ۵- منطقه مطالعاتی بومهن

۴-۱-۲- منطقه مطالعاتی تازه‌آباد

این منطقه در غرب کرمانشاه واقع شده است که عرض‌های جغرافیایی ۳۴ درجه و ۴۲ دقیقه تا ۳۴ درجه و ۴۵ دقیقه و طول‌های جغرافیایی ۴۶ درجه و ۷ دقیقه تا ۴۶ درجه و ۱۱ دقیقه را پوشش می‌دهد که در شکل (۶) قابل

مشاهده می‌باشد. مساحت این منطقه حدود ۴۴۶۵ هکتار می‌باشد که هر یک از مدل‌های رقومی ارتفاعی مربوط به این منطقه متشکل از ۷۲۶×۶۱۵ (معادل با ۴۴۶۴۹۰ سلول است که ۲۲۵۸۳۰ سلول آن حاوی اطلاعات ارتفاعی می‌باشند) سلول ۱۰ متری می‌باشند. داده مرجع مربوط به این منطقه نیز مشابه منطقه مطالعاتی بومهن، از طریق مثلث‌بندی بین نقاط استخراج شده از نقشه‌های منحنی - میزان ۱:۲۰۰۰ موجود از منطقه تهیه شده است.

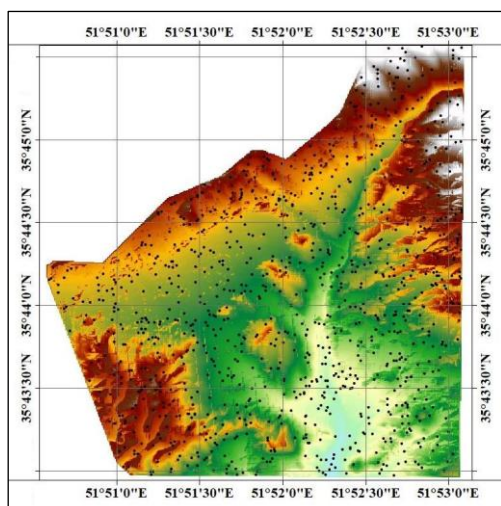


شکل ۶- منطقه مطالعاتی تازه‌آباد

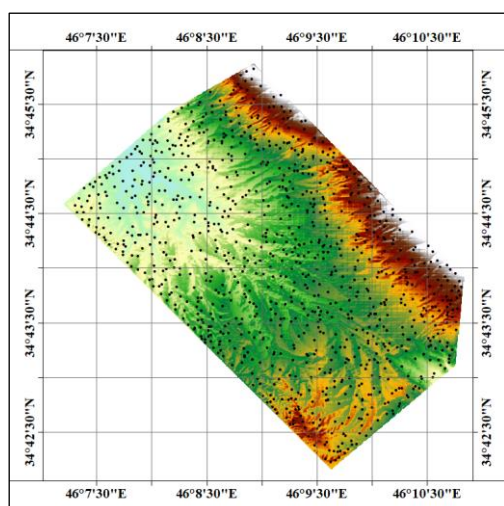
۴-۲- ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی

بعد از تولید محصولات شیب و زبری سطح برای هر یک از مدل‌های رقومی ارتفاعی ASTER، AW3D و SRTM، انواع ترکیبات مربوط به پارامترهای مستقل شامل ترکیبات دو و سه تایی و همچنین حالت منفرد، برای ۱۰۰۰ نقطه آموزشی (نحوه توزیع نقاط آموزشی برای دو منطقه مطالعاتی بومهن و تازه‌آباد به ترتیب در شکل‌های (۷) و (۸) قابل مشاهده می‌باشد) با استفاده از مدل GWR اجرا و نتایج مربوطه در جدول (۱) ارائه شده است.

مطابق با نتایج ارائه شده در جدول (۱) از بین ترکیب‌های دوتایی مربوط به متغیرهای مستقل، بهترین نتایج مربوط به ترکیب ارتفاع- شیب می‌باشد که مقدار RMSE آن برای مناطق مطالعاتی بومهن و تازه‌آباد به ترتیب ۲/۱۰ و ۲/۰۸ متر محاسبه شده است. از بین سایر ترکیبات در نظر گرفته



شکل ۷- نحوه توزیع نقاط آموزشی مورد استفاده در منطقه بومهن



شکل ۸- نحوه توزیع نقاط آموزشی مورد استفاده در منطقه تازه‌آباد

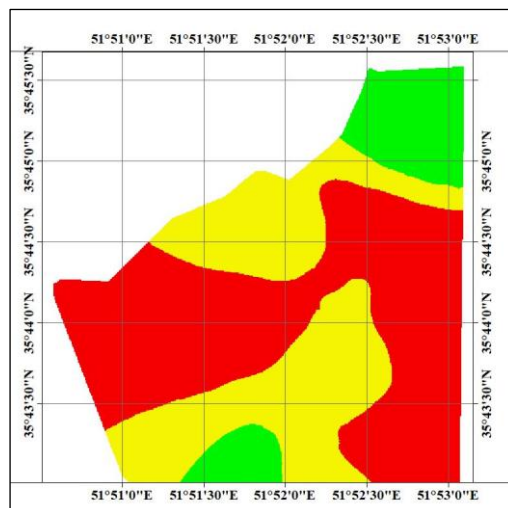
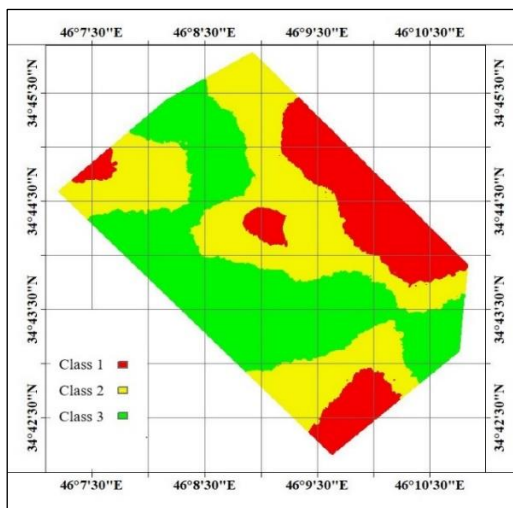
شده (شامل ترکیب‌های دوتایی و سه تایی از متغیرهای مستقل) بهترین نتایج مربوط به ترکیب سه تایی ارتفاع-شیب-زبری سطح است که مقدار RMSE برای مناطق بومهن و تازه‌آباد به ترتیب ۲/۰۷ و ۲/۰۳ گزارش شده است. قبل از ورود به فرآیند طبقه‌بندی، از آنجایی که مدل GWR فقط برای ۱۰۰۰ نقطه آموزشی اجرا شده است، برای سایر سلول‌های موجود در منطقه ضرایب مربوط به پارامترهای مستقل از طریق روش Kriging درونیابی شده است.

بعد از تعیین مقادیر مربوط به پارامترهای مستقل برای سایر سلول‌های تشکیل دهنده مناطق مورد مطالعه، هر یک از آن‌ها در سه حالت مختلف شامل سه، پنج و هفت کلاسه، طبقه‌بندی شده است. نتایج مربوط به طبقه‌بندی‌های صورت گرفته برای دو منطقه بومهن و تازه‌آباد در شکل‌های (۹)، (۱۰) و (۱۱) قابل مشاهده می‌باشند. در ادامه بعد از طبقه‌بندی هر یک از مناطق مورد مطالعه بر اساس ضرایب مربوط به پارامترهای مستقل به دست آمده از مدل GWR، وزن هر یک از کلاس‌ها با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی توده ذرات برآورد شده است.

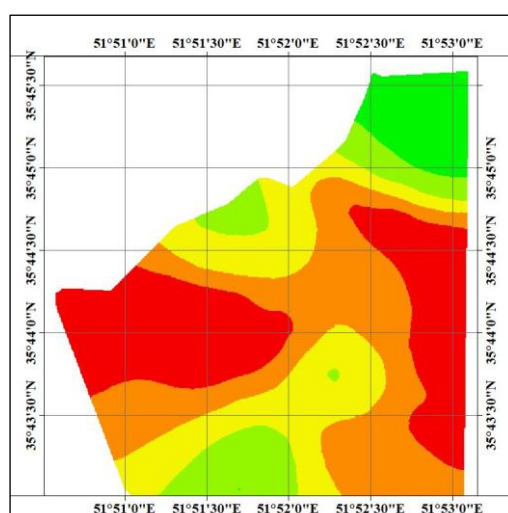
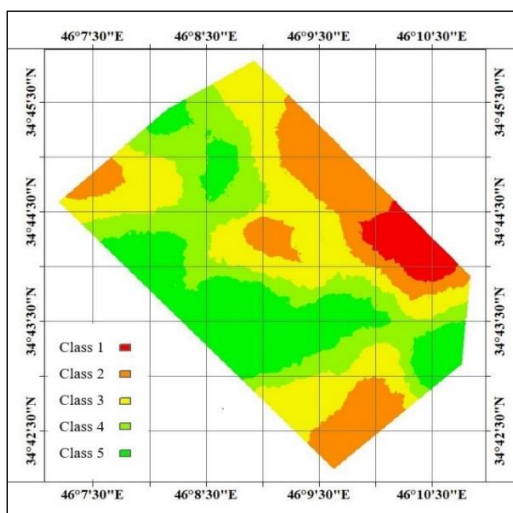
در حالت سه کلاسه، ذرات مورد استفاده در الگوریتم PSO بردارهایی به طول نه هستند. همچنین در حالت‌های پنج و هفت کلاسه ذرات به ترتیب بردارهایی به طول ۱۵ و ۲۱ می‌باشند که با مقادیر بین بازه [0,1] پر شده‌اند. ساختار ذرات در حالت‌های سه، پنج و هفت کلاسه در شکل (۱۲) قابل مشاهده می‌باشد. بعد از برآورد وزن‌های بهینه، FusedDEM نهایی تولید شده در حالت سه کلاسه بر اساس رابطه (۵) تشکیل شده است. همچنین برای حالت‌های پنج و هفت کلاسه FusedDEM نهایی با روابط مشابه با رابطه (۵) تشکیل شده است. تنها تفاوت روابط مربوط به حالت‌های پنج و هفت کلاسه در تعداد پارامتر مجهول مسأله (وزن هر یک از مدل‌ها) می‌باشد.

جدول ۱- نتایج مربوط به مدل GWR در دو منطقه مطالعاتی

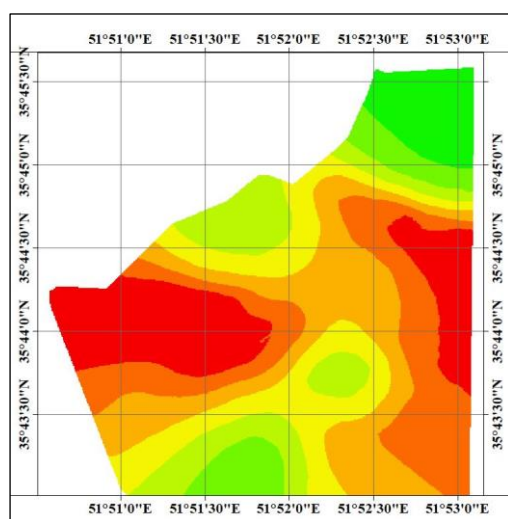
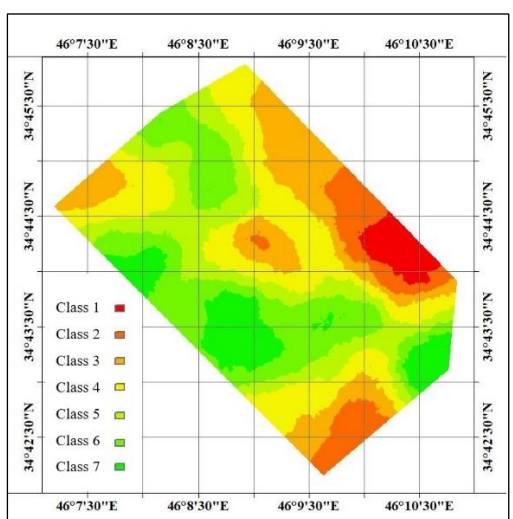
منطقه تازه‌آباد RMSE(m)	منطقه بومهن RMSE(m)	ترکیبات یک، دو و سه تایی
۱/۷۹	۲/۱۸	ارتفاع
۸/۶۶	۱۰/۸۷	شیب
۸/۰۱	۱۰/۶۵	زبری سطح
۲/۰۸	۲/۱۰	ارتفاع _ شیب
۲/۱۳	۲/۱۷	ارتفاع _ زبری سطح
۷/۹۷	۱۰/۷۹	شیب _ زبری سطح
۲/۰۳	۲/۰۷	ارتفاع _ شیب _ زبری سطح



شکل ۹- نتایج مربوط به طبقه بندی هر یک از مناطق بومهن و تازه آباد برای حالت سه کلاسه



شکل ۱۰- نتایج مربوط به طبقه بندی هر یک از مناطق بومهن و تازه آباد برای حالت پنج کلاسه



شکل ۱۱- نتایج مربوط به طبقه بندی هر یک از مناطق بومهن و تازه آباد برای حالت هفت کلاسه

$w_{1,1}$... $w_{1,9}$	$w_{2,1}$... $w_{2,9}$	...	$w_{n,1}$... $w_{n,9}$
ذره اول	ذره دوم		ذره n ام
ساختار ذرات در حالت سه کلاسه			
$w_{1,1}$... $w_{1,15}$	$w_{2,1}$... $w_{2,15}$	...	$w_{n,1}$... $w_{n,15}$
ذره اول	ذره دوم		ذره n ام
ساختار ذرات در حالت پنج کلاسه			
$w_{1,1}$... $w_{1,21}$	$w_{2,1}$... $w_{2,21}$	...	$w_{n,1}$... $w_{n,21}$
ذره اول	ذره دوم		ذره n ام
ساختار ذرات در حالت هفت کلاسه			

شکل ۱۲ - ساختار ذرات الگوریتم PSO در حالت‌های سه، پنج و هفت کلاسه

$$\begin{aligned}
 \text{FusedDEM} = & \frac{(w_1 \times \text{Height}_{\text{AW}_{\text{class1}}}) + (w_2 \times \text{Height}_{\text{ASTER}_{\text{class1}}}) + (w_3 \times \text{Height}_{\text{SRTM}_{\text{class1}}})}{w_1 + w_2 + w_3} \\
 & + \frac{(w_4 \times \text{Height}_{\text{AW}_{\text{class2}}}) + (w_5 \times \text{Height}_{\text{ASTER}_{\text{class2}}}) + (w_6 \times \text{Height}_{\text{SRTM}_{\text{class2}}})}{w_4 + w_5 + w_6} \\
 & + \frac{(w_7 \times \text{Height}_{\text{AW}_{\text{class3}}}) + (w_8 \times \text{Height}_{\text{ASTER}_{\text{class3}}}) + (w_9 \times \text{Height}_{\text{SRTM}_{\text{class3}}})}{w_7 + w_8 + w_9}
 \end{aligned} \quad (5)$$

در ابتدای اجرای الگوریتم میزان جست‌وجوی محلی کمتر باشد، به‌نحوی که الگوریتم بتواند در ابتدا کل فضای جواب‌ها را مورد ارزیابی قرار دهد. سپس، بعد از یافتن چند جواب از بین کل جواب‌های ممکن به‌عنوان محتمل‌ترین جواب‌های مسأله، در اطراف این جواب‌ها به جست‌وجوی محلی بیشتری بپردازد. لذا در این تحقیق مقدار این پارامتر در ابتدای الگوریتم برابر ۰/۵ در نظر گرفته شده است و با پیشرفت الگوریتم، مقدار این پارامتر به‌صورت خطی و بر اساس تعداد تکرارها تا مقدار ۲/۵ افزایش می‌یابد [۲۶، ۲۷].

جدول ۲- پارامترهای مربوط به الگوریتم PSO

پارامتر	تکرار اول	تکرار آخر
جمعیت اولیه	۳۰ ذره	
ضریب اینرسی (W)	۱	کاهشی
ضریب شتاب C_1	۲/۵	۰/۵
ضریب شتاب C_2	۰/۵	۲/۵
ضرایب r_1, r_2	بصورت تصادفی تولید می‌شوند	
تعداد تکرار	۲۰۰ تکرار	

پارامترهای مختلف الگوریتم PSO در جدول (۲) ارائه شده است. این ضرایب متناسب با ماهیت مسأله مورد بحث و با بهره‌گیری از نتایج تحقیقات پیشین تنظیم شده است که تحلیل حساسیت آن‌ها خارج از بحث این تحقیق می‌باشد [۲۵-۲۷]. از آنجایی که ضریب اینرسی (W) نشان دهنده میزان تمایل ذره برای حفظ حالت قبلی خود می‌باشد؛ طبق مفاهیم جست‌وجوی سراسری و جست‌وجوی محلی در الگوریتم PSO این پارامتر در تکرار اول (۱) تنظیم شده و طی تکرارهای مختلف به‌صورت خطی کاهش می‌یابد [۲۵]. از آنجایی که ضریب شتاب C_1 به نوعی معرف مفهوم جست‌وجوی سراسری می‌باشد و باید در ابتدای الگوریتم میزان جست‌وجوی سراسری بیشتر باشد، به‌نحوی که الگوریتم بتواند در ابتدا کل فضای جواب‌ها را مورد ارزیابی قرار دهد. لذا در این تحقیق مقدار این پارامتر در ابتدای الگوریتم برابر ۲/۵ در نظر گرفته شده است و مقدار این پارامتر با پیشرفت الگوریتم به‌صورت خطی و بر اساس تعداد تکرارها تا مقدار ۰/۵ کاهش می‌یابد. همچنین ضریب شتاب C_2 به نوعی معرف مفهوم جست‌وجوی محلی می‌باشد و باید

بعد از تولید FusedDEM، جهت ارزیابی روش پیشنهادی مقدار RMSE مربوط به نقاط ارزیابی برای هر یک از مدل های AW3D، ASTER، SRTM و FusedDEM تولید شده محاسبه و در جدول (۳) ارائه شده است.

جدول ۳- نتایج مربوط به روش پیشنهادی

	بومهن RMSE(m)	تازه آباد RMSE(m)
AW	۴/۵۸	۳/۳۳
ASTER	۸/۶۹	۷/۳۱
SRTM	۴/۷۰	۳/۱۷
حالت سه کلاسه	۴/۰۲	۲/۸۷
حالت پنج کلاسه	۳/۹۷	۲/۷۴
حالت هفت کلاسه	۴/۰۱	۲/۸۸

مطابق نتایج ارائه شده در جدول (۳)، در منطقه مطالعاتی بومهن، FusedDEM تولید شده در حالت پنج کلاسه نسبت به حالت های سه و هفت کلاسه دارای کمترین مقدار RMSE می باشد. مقدار RMSE برای FusedDEM تولید شده در حالت پنج کلاسه برابر با ۳/۹۷ متر محاسبه شده است. این مدل نسبت به مدل های رقومی ارتفاعی اولیه AW3D، ASTER و SRTM به ترتیب حدود ۱۸٪، ۶۳٪ و ۱۴٪ درصد بهبود یافته است. مطابق شکل (۵) بیش از ۷۰٪ منطقه بومهن را مناطق شهری تشکیل می دهند. در این مناطق از یک طرف به دلیل وجود ساختمان های بلند و از طرف دیگر به دلیل هندسه تصویربرداری جانبگر مدل SRTM، این مدل در این منطقه عملکرد ضعیف تری نسبت به مدل AW3D داشته است.

در منطقه مطالعاتی تازه آباد نیز، FusedDEM تولید شده در حالت پنج کلاسه نسبت به حالت های سه و هفت کلاسه دارای کمترین مقدار RMSE می باشد. مقدار RMSE برای FusedDEM تولید شده در حالت پنج کلاسه برابر با ۲/۷۴ متر محاسبه شده است. این مدل نسبت به مدل های رقومی ارتفاعی اولیه AW3D، ASTER و SRTM به ترتیب حدود ۱۳٪، ۵۴٪ و ۱۶٪ درصد بهبود یافته است. در هر دو منطقه مطالعاتی حالت های سه و هفت کلاسه نسبت به مدل های رقومی ارتفاعی اولیه بهبود یافته اند، ولی میزان بهبود حالت پنج کلاسه نسبت به سایر کلاس ها بیشتر بوده است. مطابق شکل (۶) بیش از ۵۰٪ منطقه تازه آباد را مناطق بیابانی تشکیل می دهند که تغییرات ارتفاعی نقاط مجاور ناچیز بوده

و از لحاظ ظاهری شباهت بسیار زیادی با یکدیگر دارند. این شباهت ظاهری نقاط، منجر به اختلال در فرآیند تناظریابی و به دنبال آن تعیین ارتفاع نادرست نقاط در مدل AW3D می شود. به همین دلیل در این منطقه مدل SRTM عملکردی بهتری نسبت به مدل AW3D داشته است.

۵- نتیجه گیری

در این مطالعه یک روش جدید جهت ادغام مدل های رقومی ارتفاعی جهانی ارائه شده است. روش پیشنهادی متشکل از دو گام اصلی می باشد. گام اول، استفاده از مدل رگرسیون وزن دار جغرافیایی جهت طبقه بندی هر یک از مناطق مورد مطالعه و گام دوم، استفاده از الگوریتم بهینه سازی توده ذرات (PSO) جهت برآورد وزن های بهینه مربوط به هر یک از کلاس های تعریف شده می باشد.

از آنجایی که در فرآیند تولید هر یک از مدل های رقومی ارتفاعی AW3D، ASTER و SRTM از تکنولوژی های مختلف با قابلیت های متفاوتی استفاده می شود، لذا این مدل ها در مناطق با توپوگرافی مختلف دارای دقت های متفاوتی می باشند. بنابراین طبقه بندی صحیح هر یک از مدل های رقومی ارتفاعی جهت بهره گیری از پتانسیل هر یک از آن ها می تواند منجر به تولید مدلی با دقت و قابلیت اطمینان بیشتر نسبت به هر یک از مدل های اولیه شود. لذا در گام اول این مطالعه، ترکیب های متفاوتی از پارامترهای مستقل مسأله در مدل GWR اجرا شد. بر اساس مقادیر RMSE محاسبه شده برای هر یک از ترکیب های مربوط به پارامترهای مستقل مسأله، ترکیب سه تایی ارتفاع-شیب-زبری سطح به عنوان گویاترین ترکیب از رفتار سطح زمین انتخاب شده است. سپس هر یک از مناطق مورد مطالعه بر اساس ضرایب به دست آمده از مدل GWR برای هر یک از پارامترهای مستقل، در سه حالت مختلف سه، پنج و هفت کلاسه طبقه بندی شده اند.

در گام دوم، وزن های بهینه مربوط به هر یک از مدل های رقومی ارتفاعی AW3D، ASTER و SRTM برای حالت های مختلف سه، پنج و هفت کلاسه با استفاده از الگوریتم بهینه سازی توده ذرات برآورد شد. جهت برآورد وزن های بهینه، برای هر یک از حالت های سه، پنج و هفت کلاسه ۳۰ ذره به ترتیب با طول های ۹، ۱۵ و ۲۱ که معرف تعداد مجهولات مسأله (وزن های مربوط به کلاس های تولید

نسبت به مدل‌های اولیه در دو منطقه مطالعاتی بومهن و تازه‌آباد حداقل ۱۳٪ بهبود داشته است.

سپاسگزاری

برخود لازم میدانم از آقای مهندس سمیعی که سهم بسزایی در انجام این پژوهش داشته است، صمیمانه سپاسگزاری نمایم. همچنین از داوران محترم که با نظرات ارزشمند خود موجب بهبود کیفیت مقاله گشته‌اند قدردانی می‌شود.

شده برای هر یک از مدل‌های رقومی ارتفاعی AW3D، ASTER و SRTM می‌باشند، ایجاد و الگوتیم PSO اجرا شده است. سپس مدل نهایی حاصل از ادغام (FusedDEM) بر اساس وزن‌های برآورد شده، تولید و مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج به‌دست آمده از این تحقیق نشان داد که طبقه‌بندی پنج کلاسه نتایج بهتری را نسبت به حالت‌های سه و هفت کلاسه داشته است. همچنین نتایج نشان داد FusedDEM تولید شده با استفاده از روش پیشنهادی،

مراجع

- [1] C. Hopkinson, M. Hayashi, and D. Peddle, "Comparing alpine watershed attributes from LiDAR, photogrammetric, and contour-based digital elevation models," *Hydrological Processes: An International Journal*, vol. 23, no. 3, pp. 451-463, 2009.
- [2] W. Kanoua and B. J. Merkel, "Modification of a digital elevation model (DEM) in a flat topographic area with respect to manmade features," *Geosciences Journal*, vol. 20, no. 1, pp. 101-115, 2016.
- [3] C. Hirt, M. Filmer, and W. Featherstone, "Comparison and validation of the recent freely available ASTER-GDEM ver1, SRTM ver4. 1 and GEODATA DEM-9S ver3 digital elevation models over Australia," *Australian Journal of Earth Sciences*, vol. 57, no. 3, pp. 337-347, 2010.
- [4] J. P. Leitão, D. Prodanović, and Č. Maksimović, "Improving merge methods for grid-based digital elevation models," *Computers & geosciences*, vol. 88, pp. 115-131, 2016.
- [5] H. Papasaika, "FUSION OF DIGITAL ELEVATION MODELS," *Doctoral dissertation*, ETH Zurich, 2012.
- [6] M. Honikel, "Strategies and methods for the fusion of digital elevation models from optical and SAR data," *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 32, no. Part 7, pp. 4-3, 1999.
- [7] M. Karkee, M. Kusanagi, and B. L. Steward, "Fusion of Optical and InSAR DEMs: Improving the Quality of Free Data," In 2006 ASAE Annual Meeting, American Society of Agricultural and Biological Engineers, p. 1, 2006.
- [8] H. Jiang, L. Zhang, Y. Wang, and M. Liao, "Fusion of high-resolution DEMs derived from COSMO-SkyMed and TerraSAR-X InSAR datasets," *Journal of Geodesy*, vol. 88, no. 6, pp. 587-599, 2014.
- [9] H. A. Zebker, P. A. Rosen, and S. Hensley, "Atmospheric effects in interferometric synthetic aperture radar surface deformation and topographic maps," *Journal of geophysical research: solid earth*, vol. 102, no. B4, pp. 7547-7563, 1997.
- [10] S. Mukherjee, P. K. Joshi, S. Mukherjee, A. Ghosh, R. Garg, and A. Mukhopadhyay, "Evaluation of vertical accuracy of open source Digital Elevation Model (DEM)," *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, vol. 21, pp. 205-217, 2013.
- [11] K. C. Slatton, S. Teng, and M. Crawford, "Multiscale fusion of InSAR data for hydrological applications," *Symposium on Terrain Analysis for Water Resources Applications*, 2002.
- [12] H. Papasaika, E. Kokiopoulou, E. Baltsavias, K. Schindler, and D. Kressner, "Fusion of digital elevation models using sparse representations," in *ISPRS Conference on Photogrammetric Image Analysis*, 2011, pp. 171-184: Springer.
- [13] C. E. Fuss, A. A. Berg, and J. B. Lindsay, "DEM Fusion using a modified k-means clustering algorithm," *International Journal of Digital Earth*, vol. 9, no. 12, pp. 1242-1255, 2016.
- [14] H. T. Pham, L. Marshall, F. Johnson, and A. Sharma, "A method for combining SRTM DEM and ASTER GDEM2 to improve topography estimation in regions without reference data," *Remote Sensing of Environment*, vol. 210, pp. 229-241, 2018.
- [15] H. Bagheri, M. Schmitt, and X. X. Zhu, "Fusion of TanDEM-X and Cartosat-1 elevation data supported by neural network-predicted weight maps," *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, vol. 144, pp. 285-297, 2018.
- [16] H. Schultz, E. M. Riseman, F. R. Stolle, and D.-M. Woo, "Error detection and DEM fusion using self-consistency," In *The Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision*, vol. 2, pp. 1174-1181, 1999.

- [17] H. Papasaika and E. Baltsavias, "Fusion of LiDAR and photogrammetric generated digital elevation models," In Proceedings ISPRS Hannover Workshop on High-Resolution Earth Imaging for Geospatial Information, Hannover, Germany, pp. 2-5, 2009.
- [18] L. Xiao, Y. Lang, and G. Christakos, "High-resolution spatiotemporal mapping of PM2. 5 concentrations at Mainland China using a combined BME-GWR technique," Atmospheric Environment, vol. 173, pp. 295-305, 2018.
- [19] A. S. Fotheringham, C. Brunson, and M. Charlton, Geographically weighted regression: the analysis of spatially varying relationships. John Wiley & Sons, 2003.
- [20] A. S. Fotheringham, M. Charlton, and C. Brunson, "Measuring spatial variations in relationships with geographically weighted regression," in Recent developments in spatial analysis: Springer, 1997, pp. 60-82.
- [21] X. Yu, Y. Wang, R. Niu, and Y. Hu, "A combination of geographically weighted regression, particle swarm optimization and support vector machine for landslide susceptibility mapping: a case study at Wanzhou in the Three Gorges Area, China," International journal of environmental research and public health, vol. 13, no. 5, p. 487, 2016.
- [22] J. Kennedy and R. Eberhart, "Particle swarm optimization," In Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks, vol. 4, pp. 1942-1948, 1995.
- [23] A. P. Engelbrecht, Computational intelligence: an introduction. South Africa: John Wiley & Sons, 2007.
- [24] A. P. Engelbrecht, "Fundamentals of computational swarm intelligence". Hoboken: John Wiley & Sons, 2006.
- [25] J. C. Bansal, P. Singh, M. Saraswat, A. Verma, S. S. Jadon, and A. Abraham, "Inertia weight strategies in particle swarm optimization," In 2011 Third world congress on nature and biologically inspired computing, pp. 633-640, 2011.
- [26] A. Ratnaweera, "Particle swarm optimization with self-adaptive acceleration coefficients," In Proc. Int'l Conf. Fuzzy Syst. & Knowledge Discovery (FSKD 2002),(Singapore, Nov., , vol. 1, pp. 264-268, 2002.
- [27] A. Ratnaweera, S. K. Halgamuge, and H. C. Watson, "Self-organizing hierarchical particle swarm optimizer with time-varying acceleration coefficients," IEEE Transactions on evolutionary computation, vol .8 ,no. 3, pp. 240-255, 2004.