

Evaluation of the Deep Learning-Based Sat-MVSF Algorithm in DSM Extraction from High Resolution Satellite Images

Amir Hossein Ghourkhanehchi Zirak, Amin Sedaghat*, Nazila Mohammadi, Nima Ahmadian

Dep of Geomatics Engineering, Faculty of Civil Engineering, University of Tabriz, Tabriz, Iran

* Corresponding Author a.sedaghat@tabrizu.ac.ir:

The extraction of 3D geospatial information from the Earth's surface using remote sensing and photogrammetric data has become a pivotal and widely utilized subject within the field of geosciences, attracting increasing attention from researchers in recent years. One of the most significant outputs of such data is the Digital Surface Model (DSM), which, in addition to representing the Digital Elevation Model (DEM), includes all natural and man-made features such as vegetation, trees, buildings, and other structures. DSM extraction plays a crucial role in a wide array of applications, including urban planning, building detection, disaster management, 3D modeling, and change monitoring. In recent years, remarkable advances in deep learning have significantly influenced the process of 3D information extraction from remote sensing data. Traditional 3D reconstruction methods often face challenges such as managing large datasets, complexity in extracting features, and difficulty in accessing accurate details. In this context, the use of deep neural networks for extracting complex features from multi-view images has introduced a transformative approach in this domain. A novel deep learning-based algorithm, Sat-MVSF, has recently been developed for DSM extraction from multi-view satellite images. This algorithm is designed to extract DSM from multi-view satellite images and performs all steps, from image preprocessing to final DSM generation, based on deep learning. Given the limited availability of training data and the authors' claims regarding the generalizability of the trained model weights, the objective of this study is to evaluate the performance of the Sat-MVSF algorithm in generating DSMs from high-resolution satellite images. The main innovations of this research include: 1) Preparation of three sets of WorldView-2 satellite data and two sets of ZY3-2 satellite data, involving block bundle adjustment for RPC refinement and reference DSM generation using LiDAR point clouds. 2) DSM extraction using the Sat-MVSF algorithm for multi-view images from both WorldView-2 and ZY3-2 sensors, followed by performance comparison against existing algorithms such as SPP and SS-DSM, as well as commercial software including CATALYST and ERDAS IMAGINE. To ensure a comprehensive evaluation, the performance of all algorithms is analyzed across three types of areas: (1) non-built areas, (2) building areas with moderate elevation changes, and (3) building areas with significant elevation changes. The dataset used in this study consists of five sets of satellite images—three from WorldView-2 and two from ZY3-2—with each set containing three overlapping images. The results demonstrate that Sat-MVSF outperforms many existing algorithms and commercial software in DSM extraction. For WorldView-2 imagery, Sat-MVSF achieves an average vertical accuracy of 1.1 meters and completeness of 88%, surpassing SS-DSM and commercial tools. On the other hand, SPP provides slightly better height accuracy (1.0 meters), suggesting Sat-MVSF is less precise in terms of elevation RMSE but still competitive. However, the performance of the SPP algorithm on the WV2-2 dataset is highly dependent on the study area, given that it has low elevation completeness. In the ZY3-2 datasets, Sat-MVSF achieves elevation accuracies of 2.43 and 3.27 meters, indicating

acceptable performance. More specifically, in the first two WorldView-2 datasets, S2P attains the best performance with completeness of 90.76% and 90.16%, and elevation accuracies of 0.94 and 1.1 meters, respectively. In the third dataset, Sat-MVSF leads with a completeness of 83% and a elevation accuracy of 1.04 meters. The obtained results show that S2P performs best in building zones with significant elevation changes with accuracies of 1.03, 1.14, and 0.88 meters for the first, second, and third datasets, respectively and CATALYST application achieves the highest accuracy in non-built-up areas with values of 0.71, 1.12, and 0.68 meters across the same datasets. Overall, commercial software such as CATALYST and ERDAS IMAGINE exhibit higher height errors in built-up areas which have significant elevation differences. The reason for this is that these softwares use interpolation methods to fill gaps, which reduces accuracy in building areas with height differences. Given that if the height threshold limit is considered to be a large number in calculating the height accuracy and height completeness evaluation criteria, the error increases, meaning that pixels with a high height error are considered as correct pixels, and both the height accuracy and height completeness criteria will optimistically have a high value. At a small height threshold limit, both criteria will have a low value.

Key Word: 3D reconstruction, Digital Surface Model extraction, Large-scale satellite images, Deep learning, Rational Polynomial Coefficients

ارزیابی الگوریتم مبتنی بر یادگیری عمیق Sat-MVSF در تولید مدل رقومی سطح از تصاویر ماهواره‌ای با حد تفکیک مکانی بالا

امیر حسین قورخانه‌چی زیرک، امین صداقت^{*}، نازیلا محمدی، نیما احمدیان
گروه مهندسی نقشه‌برداری، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران
^{*}نویسنده عهده دار مکاتبات: a.sedaghat@tabrizu.ac.ir

چکیده

استخراج اطلاعات مکانی سه‌بعدی از سطح زمین با بهره‌گیری از داده‌های سنجش‌ازدور و فتوگرامتری، یکی از موضوعات محوری و پرکاربرد در حوزه علوم زمین محسوب می‌شود که در سال‌های اخیر توجه بسیاری از پژوهشگران را به خود جلب کرده است. یکی از مهم‌ترین محصولات حاصل از این داده‌ها، مدل رقومی سطح (DSM) است که علاوه بر مدل ارتفاعی زمین (DEM)، تمامی عوارض طبیعی و ساخت بشر نظیر پوشش‌های گیاهی، درختان، ساختمان‌ها و سایر سازه‌های انسانی را نیز شامل می‌شود. استخراج DSM نقش کلیدی در کاربردهای گوناگون از جمله طراحی شهری، شناسایی و استخراج ساختمان‌ها، مدیریت بحران، مدل‌سازی سه‌بعدی و پایش تغییرات ایفا می‌کند. در سال‌های اخیر، پیشرفت چشمگیر در حوزه یادگیری عمیق، تأثیر قابل‌توجهی بر فرآیند استخراج اطلاعات سه‌بعدی از داده‌های سنجش‌ازدور داشته است. روش‌های سنتی بازسازی سه‌بعدی با چالش‌هایی از قبیل مدیریت حجم انبوه داده‌ها، پیچیدگی در استخراج ویژگی‌ها و دشواری در دستیابی به جزئیات دقیق روبرو هستند. در این راستا، بهره‌گیری از شبکه‌های عصبی عمیق برای استخراج ویژگی‌های پیچیده از تصاویر چندمنظری، زمینه‌ساز تحول در این حوزه شده است. یکی از الگوریتم‌های نوین مبتنی بر یادگیری عمیق که به‌تازگی توسعه یافته، Sat-MVSF نام دارد. این الگوریتم با هدف استخراج DSM از

تصاویر ماهواره‌ای چندمنظری طراحی شده و تمامی مراحل، از پیش‌پردازش تصاویر تا تولید نهایی DSM، را بر مبنای یادگیری عمیق انجام می‌دهد. با توجه به محدودیت داده‌های آموزشی و همچنین ادعای نویسندگان مبنی بر قابلیت تعمیم بالای وزن‌های آموزش‌دیده، هدف این پژوهش، ارزیابی عملکرد الگوریتم Sat-MVSF در تولید مدل رقومی سطح با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای با حد تفکیک مکانی بالا است. نوآوری این تحقیق شامل (۱) آماده‌سازی سه دسته داده ماهواره‌ای از سنجنده ۳-Worldview و دو دسته داده ماهواره‌ای از سنجنده ۲-ZY۳ به منظور تصحیح ضرایب RPC با استفاده از سرشکنی بلوک تصاویر برای هر دسته از داده‌ها و تهیه DSM مرجع از ابر نقاط لیدار و (۲) استخراج DSM با استفاده از الگوریتم یادگیری عمیق Sat-MVSF برای تصاویر ماهواره‌ای چندمنظری ۳-WorldView و ۲-ZY۳ و ارزیابی و مقایسه آن با DSM استخراج‌شده توسط الگوریتم‌های S۲P و SS-DSM و نرم‌افزارهای تجاری CATALYST و ERDAS IMAGINE، است. به منظور ارزیابی دقیق‌تر، عملکرد تمامی الگوریتم‌ها در سه نوع منطقه شامل (۱) مناطق غیر ساختمانی، (۲) مناطق ساختمانی با تغییرات ارتفاعی متوسط و (۳) مناطق ساختمانی با تغییرات ارتفاعی زیاد مورد تحلیل قرار گرفته است. داده‌های مورد استفاده شامل پنج مجموعه تصاویر ماهواره‌ای (سه مجموعه داده ۳-WorldView و دو مجموعه داده ۲-ZY۳) هستند که هر کدام شامل سه تصویر پوشش‌دار می‌باشند. بر اساس نتایج به‌دست‌آمده، الگوریتم Sat-MVSF در مقایسه با بسیاری از الگوریتم‌ها و نرم‌افزارهای تجاری، عملکرد مطلوب‌تری در استخراج DSM از خود نشان داده است. در تصاویر ۳-WorldView، این الگوریتم با میانگین دقت ارتفاعی ۱.۱ متر و کامل بودن ارتفاعی ۸۷ درصد، نسبت به الگوریتم SS-DSM و نرم‌افزارهای تجاری برتری دارد. از سوی دیگر، الگوریتم S۲P با استخراج DSM با میانگین دقت ارتفاعی ۱ متر سبب شده تا الگوریتم Sat-MVSF نسبت به این الگوریتم عملکرد ضعیفی از لحاظ دقت ارتفاعی داشته باشد. باین‌حال، الگوریتم S۲P در مجموعه داده ۳-WV۳ با توجه به این که کامل بودن ارتفاعی پایینی داشته، عملکرد این الگوریتم بسیار وابسته به منطقه مطالعاتی است. در داده‌های ۲-ZY۳، عملکرد الگوریتم Sat-MVSF با دقت‌های ارتفاعی ۲.۴۳ و ۳.۲۷ متر، نتایج قابل قبولی ارائه داده است. به‌طور دقیق‌تر، در دو مجموعه اول داده‌های ۳-WorldView، الگوریتم S۲P با کامل بودن ۹۰.۷۶٪ و ۹۰.۱۶٪ و دقت‌های ۰.۹۴ و ۱.۱ متر، بهترین عملکرد را داشته است. در مجموعه سوم، الگوریتم Sat-MVSF با کامل بودن ۸۳٪ و دقت ۱.۰۴ متر، از سایر الگوریتم‌ها پیشی گرفته است. نتایج بدست‌آمده نشان می‌دهد که الگوریتم S۲P در مناطق ساختمانی با تغییرات ارتفاعی زیاد در دسته داده اول، دوم و سوم به ترتیب با مقدار ۱.۰۳، ۱.۱۴ و ۰.۸۸ متر و نرم‌افزار CATALYST در مناطق غیر ساختمانی در دسته داده اول، دوم و سوم به ترتیب با مقدار ۰.۷۱، ۱.۱۲ و ۰.۶۸ متر بهترین عملکرد را از لحاظ دقت ارتفاعی در مقایسه با سایر الگوریتم‌ها دارند. به‌طور کلی مطابق نتایج، نرم‌افزارهای تجاری CATALYST و ERDAS IMAGINE در مناطق ساختمانی که دارای اختلاف ارتفاعی هستند، خطای ارتفاعی بالاتری را به نسبت الگوریتم‌های Sat-MVSF و S۲P دارند. دلیل این امر به این صورت است که این نرم‌افزارها از روش‌های درون‌یابی برای پر کردن گپ‌ها استفاده می‌کنند که سبب کاهش دقت در مناطق ساختمانی با اختلاف ارتفاع می‌شود. با توجه به این که اگر حد آستانه ارتفاعی در محاسبه معیارهای ارزیابی دقت ارتفاعی و کامل بودن ارتفاعی عددی بزرگ در نظر گرفته شود، خطا بالا می‌رود یعنی پیکسل‌هایی که خطای ارتفاعی بالایی دارد به عنوان پیکسل‌های صحیح در نظر گرفته می‌شود و معیار دقت ارتفاعی و کامل بودن ارتفاعی هر دو به صورت خوشبینانه مقداری بالا خواهند داشت. در حد آستانه ارتفاعی کوچک، هر دو معیار به همین صورت مقداری پایین خواهند داشت. در واقع الگوریتمی بهتر عمل می‌کند که عین این که دقت ارتفاعی پایین‌تری دارد، معیار کامل بودن بالاتری داشته باشد. بر اساس همین امر، همچنین در این تحقیق تأثیر حد آستانه ارتفاعی در ارزیابی و محاسبه معیار دقت ارتفاعی و کامل بودن بررسی شد. بر این اساس، آستانه‌هایی بین ۱ تا ۶ متر به کار گرفته شده و نتایج نشان دادند که در بازه ۲.۵ تا ۶ متر (یعنی حدود چهار برابر تفکیک مکانی DSM)، الگوریتم‌های Sat-MVSF و S۲P دقت بهتری نسبت به نرم‌افزارهای تجاری دارند. همچنین، با کاهش آستانه از ۶ به ۳ متر، کاهش

چشمگیر در معیارهای دقت و کامل بودن برای نرم‌افزارهای CATALYST و ERDAS IMAGINE مشاهده شد. این موضوع نیز به روش‌های درون‌یابی این نرم‌افزارها مربوط می‌شود که سبب برآوردهای خوش‌بینانه در آستانه‌های بالا و کاهش دقت در آستانه‌های پایین می‌شود. نتایج این پژوهش نشان می‌دهد که الگوریتم Sat-MVSF، به‌ویژه در شرایطی که داده‌های با کیفیت بالا در دسترس باشد، قادر است DSM‌هایی با دقت و کامل بودن مناسب تولید کند. در مقایسه با نرم‌افزارهای تجاری و الگوریتم‌های سنتی، این الگوریتم در بسیاری از موارد عملکرد بهتری داشته و می‌تواند به عنوان روشی کارآمد برای استخراج DSM از تصاویر ماهواره‌ای چندمنظری مطرح شود.

واژگان کلیدی: بازسازی سه‌بعدی، استخراج مدل رقومی سطح، تصاویر ماهواره‌ای بزرگ‌مقیاس، یادگیری عمیق

۱- مقدمه

مدل رقومی سطح (DSM)^۱ یکی از پرکاربردترین محصولات فتوگرامتری و سنجنش‌ازدور است که در کاربردهای مختلفی همچون طراحی شهری، استخراج ساختمان، مدیریت بحران، مدل‌سازی سه‌بعدی و آشکارسازی تغییرات مورد استفاده قرار می‌گیرد. امروزه با توجه به پیشرفت‌های اخیر در سنجنده‌ها، تصاویر ماهواره‌ای با حد تفکیک مکانی بالا در اختیار کاربران قرار می‌گیرند که با توجه به پوشش وسیع و مشترک بین این تصاویر، فرآیند استخراج و مدل‌سازی سه‌بعدی با دقت بالایی قابل انجام است (Marí et al., ۲۰۱۹). به‌طور کلی، مراحل اصلی استخراج DSM از تصاویر ماهواره‌ای شامل پنج مرحله (۱) پیش پردازش تصاویر، (۲) مدل‌سازی هندسی، (۳) تناظریابی متراکم، (۴) تقاطع فضایی برای تولید ابر نقاط سه‌بعدی و (۵) مثلث‌بندی و درون‌یابی ارتفاعی برای تولید DSM نهایی از ابر نقاط است. در مرحله پیش پردازش تصاویر، به‌منظور بهبود شرایط روشنایی تصاویر ابتدا بهبود کنتراست تصاویر با الگوریتم‌هایی همچون تطبیق هیستوگرام صورت گرفته و سپس تصاویر مناسب برای استخراج DSM با توجه به پارامترهایی همچون میزان پوشش و زاویه تقاطع انتخاب می‌شوند (Shariat et al., ۲۰۰۸).

در مرحله دوم برای انجام مدل‌سازی هندسی تصاویر لازم است تا ارتباط بین فضای تصاویر و فضای زمین برقرار شود. این فرآیند با استفاده از دو مدل فیزیکی و غیرفیزیکی قابل انجام است (Poli & Toutin, ۲۰۱۲). مدل‌سازی هندسی تصاویر با استفاده از مدل فیزیکی بر اساس شرط هم خطی بوده که نیازمند پارامترهای توجیه خارجی تصاویر است که در بیشتر موارد در اختیار کاربران قرار داده نمی‌شود. براین اساس در بیشتر موارد از مدل غیر فیزیکی برای برقراری ارتباط بین فضای تصویر و فضای زمین استفاده می‌شود (Kim & Jeong, ۲۰۱۱). متداول‌ترین مدل غیرفیزیکی، مدل توابع گویا، RFM^۲ است که متشکل از نسبت دو چندجمله‌ای درجه سه هستند (Tao & Hu, ۲۰۰۱). ضرایب چندجمله‌ای‌های سه بعدی در مدل توابع گویا، ضرایب RPC^۳ نامیده می‌شود. ذکر این نکته ضروری است که ضرایب RPC که به کاربران ارائه می‌شود، عموماً به دلیل خطای موجود در پارامترهای مربوط به توجیه دورانی و انتقالی ماهواره‌ها ناشی از خطای زمانی گیرنده و اغتشاشات مداری ماهواره، دارای خطای سیستماتیک هستند. تصحیح خطای سیستماتیک ضرایب RPC تحت فرآیند ویژه‌ای با عنوان سرشکنی بلوک تصاویر و با استفاده از یک مجموعه از نقاط کنترل زمینی، نقاط گرهی و مدل‌های تبدیل دو بعدی نظیر افاین انجام می‌گیرد (Marí et al., ۲۰۱۹).

مرحله سوم تولید DSM، انجام تناظریابی متراکم است. برای افزایش سرعت و قابلیت اطمینان تناظریابی متراکم در تصاویر معمولی، معمولاً هر جفت تصویر ورودی به‌صورت تصاویر نرمال تصحیح می‌شوند که با عنوان فرآیند تصحیح استریو^۴ یا تصحیح اپی‌پلار^۵ نیز شناخته می‌شود. در این فرآیند خطوط تصویری با استفاده از پارامترهای توجیه تصاویر و مدل تبدیل پروژکتیو با یکدیگر موازی شده

^۱ Digital Surface Model

^۲ Rational Function Model

^۳ Rational Polynomial Coefficients

^۴ Stereo rectification

^۵ Epipolar rectification

و در امتداد سطرهای تصویر قرار می گیرند. با توجه به اینکه تصاویر ماهواره‌ای به صورت آرایه خطی برداشت می شوند، لذا هندسه اپی پولار آن‌ها به صورت منحنی بوده و تصحیح استریو آن‌ها با تصاویر هندسه فریم معمولی متفاوت است (Habib et al., ۲۰۰۵). برای تصحیح استریو تصاویر ماهواره‌ای، روش‌هایی همچون تقریب مدل افاین (Morgan et al., ۲۰۰۶) و نمونه برداری مجدد اپی پولار چندجمله‌ای (Oh et al., ۲۰۱۰) توسعه داده شده‌اند.

بعد از انجام تصحیح استریو و تولید تصاویر نرمال، فرآیند تناظریابی متراکم انجام می شود. در این فرآیند مطابقت میان تصاویر به صورت متراکم (معمولاً پیکسل به پیکسل) تعیین می گردد. الگوریتم‌های تناظریابی به دو صورت ناحیه مبنا و عارضه مبنا هستند (Eckert & Hollands, ۲۰۱۰). در روش‌های ناحیه مبنا، فرآیند تناظریابی بر روی نواحی کوچک موجود در تصاویر پوشش دار با استفاده از یک معیار مشابهت یا اختلاف انجام شده و بیشینه شباهت یا کمینه اختلاف به عنوان نواحی متناظر انتخاب می شوند. در مقابل، روش‌های عارضه مبنا عوارض مکانی موجود در هر یک از تصاویر را استخراج کرده و فرآیند تناظریابی با مقایسه خصوصیات این عوارض انجام می شود. روش‌های ناحیه مبنا به تغییرات هندسی و رادیومتریکی تصویر حساس بوده و در مناطق با بافت یکنواخت دارای ضعف هستند ولی روش‌های عارضه مبنا در مقابل تغییرات هندسی و رادیومتریکی و نویز پایدار هستند (Alobeid et al., ۲۰۱۰).

بعد از انجام تناظریابی متراکم مرحله بعد انجام تقاطع فضایی با استفاده از ضرایب RPC برای تولید ابر نقاط سه بعدی است. بعد از آن در مرحله آخر با مثلث بندی و درون یابی ارتفاعی، DSM نهایی از ابر نقاط سه بعدی تولید می شود (Kuschk et al., ۲۰۱۴).

با توجه به پیشرفت علوم داده در سالیان اخیر به خصوص مدل‌های یادگیری عمیق، این روش‌ها کاربرد فراوانی در سنجش از دور دارند (Ahmadian et al., ۲۰۲۴). روش‌های یادگیری عمیق قابلیت استخراج ویژگی به صورت خودکار از تصاویر ماهواره‌ای را دارند که در بسیاری از فرآیندها در صورت آموزش مناسب، دقت بهتری نسبت به روش‌های کلاسیک ارائه می دهند (Laga et al., ۲۰۲۲). روش‌های مبتنی یادگیری عمیق برای انجام تناظریابی متراکم و تولید DSM در تصاویر معمولی در بینایی ماشین استفاده شده‌اند که به عنوان مثال می توان به الگوریتم‌های GA-Net^۶ (Zhang et al., ۲۰۱۹)، GC-Net^۷ (Kendall et al., ۲۰۱۷)، GWC-Net^۸ (Guo et al., ۲۰۱۹)، HSM-Net^۹ (Yang et al., ۲۰۱۹)، PSM-Net^{۱۰} (Chang & Chen, ۲۰۱۸) اشاره کرد.

به سه دلیل اصلی که ناشی از تفاوت‌های تصاویر ماهواره‌ای با تصاویر معمولی هستند، تا به امروز الگوریتم‌های یادگیری عمیق بسیار کمی برای استخراج DSM در تصاویر ماهواره‌ای ارائه شده‌اند. دلیل اول تفاوت هندسه تصویر برداری آرایه خطی در تصاویر ماهواره‌ای با هندسه فریم در بینایی ماشین است که نوع مدل سازی هندسی آن‌ها را پیچیده می سازد. دلیل دوم ویژگی‌های تصاویر ماهواره‌ای نظیر ابعاد بالای تصاویر و اختلافات شدید روشنایی و هندسی آن‌ها با یکدیگر است که فرآیند تناظریابی متراکم را بسیار پیچیده تر می سازد و دلیل سوم نیز هزینه بالای تهیه یک مجموعه بزرگ از داده‌های آموزشی از تصاویر ماهواره‌ای از سنجنده‌های گوناگون به همراه ضرایب RPC تصحیح شده و همین طور DSM مرجع دقیق به عنوان داده حقیقت زمینی است.

اخیراً الگوریتم جدیدی مبتنی بر یادگیری عمیق با عنوان Sat-MVSF^{۱۱} برای استخراج DSM از تصاویر ماهواره‌ای چندمنظری ارائه شده است که تمامی مراحل استخراج DSM در آن از پیش پردازش تصاویر تا تولید DSM نهایی که بر اساس یادگیری عمیق است (Gao et al., ۲۰۲۳). طبق نظر Gao و همکاران (۲۰۲۳) و همین طور طبق بررسی نویسندگان این تحقیق، الگوریتم Sat-MVSF تا به امروز به عنوان تنها الگوریتمی محسوب می شود که فرآیند استخراج DSM از ابتدا تا انتها را با استفاده از یادگیری عمیق انجام می دهد. الگوریتم Sat-MVSF برای آموزش و ارزیابی از یک مجموعه نسبتاً بزرگ از تصاویر ماهواره‌ای سنجنده ZY۳-۰۲ از مجموعه

^۶ Guided Aggregation Net for End-to-end Stereo Matching

^۷ Geometry and Context Network

^۸ Group-wise Correlation Stereo Network

^۹ Hierarchical Deep Stereo Matching Network

^{۱۰} Pyramid Stereo Matching Network

^{۱۱} Multi-View Stereo reconstruction Framework for Satellite images

داده WHU-TLC^{۱۲} (Gao et al., ۲۰۲۱) استفاده کرده است. هر دسته داده ZY۳-۰۲ در این مجموعه داده از سه تصویر شامل یک تصویر نادیر، یک تصویر جلونگر و یک تصویر عقب‌نگر تشکیل شده است. اندازه پیکسل زمینی در تصویر نادیر برابر ۲.۱ متر و در تصاویر جلونگر و عقب‌نگر برابر ۲.۵ متر است. بر اساس نظر Gao و همکاران (۲۰۲۳) با وجود اینکه برای فرآیند آموزش الگوریتم Sat-MVSF از تصاویر ZY۳-۰۲ استفاده شده است؛ اما این الگوریتم قابلیت استفاده در دیگر تصاویر ماهواره‌ای با حد تفکیک مکانی بالاتر را نیز دارد.

هدف از این تحقیق پیاده‌سازی و ارزیابی عملکرد الگوریتم Sat-MVSF برای استخراج DSM در تصاویر ماهواره‌ای با حد تفکیک مکانی بالا و مقایسه آن با دیگر الگوریتم‌های مطرح و نرم‌افزارهای تجاری موجود در حوزه فتوگرامتری و سنجش‌ازدور است. به‌طور کلی نوآوری‌های اصلی این تحقیق به‌صورت زیر قابل بیان هستند:

- آماده‌سازی سه دسته داده ماهواره‌ای از سنجنده Worldview-۳ و دو دسته داده ماهواره‌ای از سنجنده ZY۳-۲ که هر کدام شامل سه تصویر پوشش‌دار هستند. برای تصاویر هر دسته داده ضرایب RPC با استفاده از سرشکنی بلوک تصاویر تصحیح شده و یک DSM مرجع مستخرج از ابر نقاط LIDAR به‌عنوان داده حقیقت زمینی تهیه شده است.
- پیاده‌سازی الگوریتم Sat-MVSF برای استخراج DSM در تصاویر Worldview-۳ و ZY۳-۲ و ارزیابی کامل نتایج آن در مقایسه با روش‌های موجود استخراج DSM شامل الگوریتم‌های SS-DSM^{۱۳} (Serati et al., ۲۰۲۲) و S2P^{۱۴} (de Franchis et al., ۲۰۱۴) و نرم‌افزارهای تجاری ERDAS IMAGINE (۲۰۱۴)، ERDAS IMAGINE (Professional, ۲۰۲۱) و CATALYST (Catalyst)

۲- تحقیقات پیشین

با ظهور سنجنده‌هایی همچون IKONOS که تصاویر ماهواره‌ای چندمنظری با حد تفکیک مکانی بالا را در اختیار ما قرار می‌دهند، امکان استخراج DSM از تصاویر ماهواره‌ای فراهم شد (Grodecki & Dial, ۲۰۰۱). عوامل مهمی در فرآیند استخراج DSM از تصاویر ماهواره‌ای چندمنظری تأثیرگذار هستند. یکی از مهم‌ترین عوامل، زاویه تقاطع و طول خط مبنای^{۱۵} بین تصاویر است که نقشی کلیدی در دقت ارتفاعی DSM مستخرج را دارد (Gong & Fritsch, ۲۰۱۹). تاکنون تحقیقات وسیعی در رابطه با استخراج DSM از تصاویر ماهواره‌ای انجام شده است که نخستین تحقیق در رابطه استخراج DSM از تصاویر ماهواره‌ای IKONOS توسط توتین و همکاران (۲۰۰۱) ارائه شد که در آن مدل رقومی سطح برای مناطق مختلف با دقت ارتفاعی ۱ الی ۴ متری استخراج شد (Toutin et al., ۲۰۰۱). به‌طور کلی، روش‌های استخراج مدل رقومی سطح از تصاویر ماهواره‌ای را می‌توان به دو دسته روش‌های کلاسیک و روش‌های مبتنی بر یادگیری عمیق دسته‌بندی کرد که در ادامه مورد بررسی قرار می‌گیرند.

۲-۱- روش‌های کلاسیک

روش‌های کلاسیک از شیوه معمول با استفاده از مدل‌سازی هندسی، تناظریابی متراکم و تقاطع فضایی مدل رقومی سطح را تولید می‌کنند. یکی از معروف‌ترین روش‌های کلاسیک تناظریابی متراکم که برای استخراج DSM استفاده می‌شود، الگوریتم SGM^{۱۶} است (Hirschmuller, ۲۰۰۸). این الگوریتم، یک روش تناظریابی پیکسل‌مبنا است که با محاسبه معیار MI^{۱۷} و ترکیبی از قیود دوبعدی و تک‌بعدی تصویر اختلاف^{۱۸} تخمین زده می‌شود.

^{۱۲} Wuhan University-three-line camera dataset

^{۱۳} Structural Similarity based DSM Extraction

^{۱۴} Satellite Stereo Pipeline

^{۱۵} Base line

^{۱۶} Semi Global Matching

^{۱۷} Mutual Information

^{۱۸} Disparity map

Zhang و همکاران (۲۰۰۸) فرآیند استخراج DSM از تصاویر ماهواره‌ای با حد تفکیک مکانی بالا را برای دستیابی به جزئیات بالا با استفاده از الگوریتم‌های استخراج و تناظریابی نقاط و لبه‌ها انجام داده‌اند. در این روش، ابتدا فرآیند استخراج نقاط و لبه‌ها انجام شده و سپس فرآیند تناظریابی با استفاده از نقاط استخراج شده انجام شده و DSM اولیه حاصل شده است. سپس با استفاده از تناظریابی لبه‌ها، DSM نهایی تولید شده و با DSM حاصل از داده لیدار مقایسه شده است (Zhang & Fraser, ۲۰۰۸). در تحقیقی دیگر، Qin و همکاران (۲۰۱۹) فرآیند استخراج DSM از تصاویر هوایی و ماهواره‌ای با تناظریابی خطوط برای تصحیح تصاویر اختلاف انجم داده‌اند. نتایج حاصل از این تحقیق نشان می‌دهد که DSM نهایی دارای کیفیت بهتری در لبه‌ها نسبت به DSM حاصل از الگوریتم SGM است (Qin et al., ۲۰۱۹).

Eckert و همکاران (۲۰۱۰) فرآیند استخراج DSM از تصاویر استریو IKONOS مربوط به مناطق شهری را با استفاده از چهار نرم‌افزار بررسی و با یکدیگر مقایسه کرده‌اند. در این تحقیق، از چهار نرم‌افزار LPS^{۱۹}، ENVI، PCI Geomatica و RSG^{۲۰} استفاده شده است. نتایج حاصل از این تحقیق نشان می‌دهد که با توجه به انواع عوارض و ساختمان‌های موجود در تصاویر، نرم‌افزارهای مختلف دارای نتایج متفاوتی هستند (Eckert & Hollands, ۲۰۱۰).

همچنین در تحقیقی، Gong و همکاران (۲۰۱۹) برای استخراج DSM، ابتدا تصاویر مناسب بر اساس زاویه دید و زمان اخذ را انتخاب کرده و جفت تصاویر اپی پولار را تولید کرده‌اند. سپس، ابر نقاط سه بعدی پس از تناظریابی با الگوریتم SGM^{۲۱} و مثلث‌بندی ایجاد شده است. در نهایت، از فیلتر میانه برای ترکیب DSM‌های استخراج شده و تولید DSM نهایی استفاده شده است (Gong & Fritsch, ۲۰۱۹).

در تحقیقی دیگر، صراطی و همکاران (۲۰۲۲) الگوریتمی به نام SS-DSM را ارائه کردند که از توصیفگر HOPC^{۲۲} و الگوریتم SIFT-Flow^{۲۳} برای تناظریابی متراکم بین تصاویر و تولید DSM استفاده می‌کند. به دلیل استفاده از توصیفگر HOPC برای مقابله با تغییرات روشنایی و توسعه روشی خودکار برای استخراج نقاط گرهی به صورت یکنواخت برای تصحیح ضرایب RPC، DSM‌های حاصل از این روش نتایج خوبی در تصاویر ماهواره‌ای WorldView-3 داشته است (Serati et al., ۲۰۲۲).

۲-۲- روش‌های مبتنی بر یادگیری عمیق

در سالیان اخیر با توجه پیشرفت علوم داده، شبکه‌های یادگیری عمیق عملکرد خوبی را در زمینه پردازش تصاویر و استخراج ویژگی به صورت خودکار داشته‌اند. از روش‌های مبتنی بر یادگیری عمیق در مراحل مختلف استخراج DSM از تصاویر ماهواره‌ای چندمنظری همچون تناظریابی متراکم، استخراج ویژگی و حذف نویز ابر نقاط سه بعدی استفاده شده است.

در تحقیقی، Zheng و همکاران (۲۰۲۴) یک الگوریتم مبتنی بر یادگیری عمیق برای پوشش نقاط ضعف فرآیند تولید تصاویر اختلاف از تصاویر ماهواره‌ای برای تولید DSM توسعه داده‌اند. در این روش، ابتدا تصاویر ماهواره‌ای به ابعاد کوچک‌تر تقسیم‌بندی شده و سپس فرآیند تولید تصاویر اختلاف بر اساس شبکه یادگیری عمیق HF^{۲۴}Net انجام شده است. این شبکه از تابع هزینه و الگوریتم استخراج ویژگی چندمقیاسه استفاده کرده که به دلیل جداسازی ویژگی‌های ساختاری و بافتی، تصاویر اختلاف بهتری تولید می‌کند. در نهایت، DSM نهایی از ترکیب DSM‌های حاصل از تصاویر تقسیم‌بندی شده حاصل می‌شود (Zheng et al., ۲۰۲۴).

^{۱۹} Leica Photogrammetry Suite

^{۲۰} Remote Sensing Software Graz

^{۲۱} tube-based Semi Global Matching

^{۲۲} histogram of orientated phase congruency

^{۲۳} scale-invariant feature transform

^{۲۴} hybrid feature fusion network

Albanwan و همکاران (۲۰۲۲)، از مدل‌های یادگیری عمیق ^{۲۵}GC-Net، ^{۲۶}PSMNet و ^{۲۷}LEAStereo تنها برای انجام تناظریابی متراکم از تصاویر ماهواره‌ای استفاده کرده و نتایج حاصل از آن‌ها را با الگوریتم SGM مقایسه کرده‌اند. نتایج حاصل از این تحقیق نشان می‌دهد که روش‌های مبتنی بر یادگیری عمیق نسبت به روش SGM پایداری بالاتری به تغییرات هندسی داشته و دقت هندسی بالاتری دارند (Albanwan & Qin, ۲۰۲۲).

در تحقیقی دیگر، Stucker و همکاران (۲۰۲۲) با هدف بهبود دقت و حذف نویز در DSM مستخرج از تصاویر ماهواره‌ای، الگوریتم ^{۲۸}ResDepth را توسعه دادند. در این تحقیق، با توجه به اینکه شرایط تصویربرداری ماهواره‌ای پیچیده بوده و باعث ایجاد نویز در تناظریابی متراکم شده که در نهایت دقت DSM نهایی را کاهش می‌دهد. الگوریتم مبتنی بر یادگیری عمیق ^{۲۸}ResDepth با یادگیری ویژگی‌های هندسی از تصاویر، فرآیند حذف نویز را در مرحله تناظریابی متراکم انجام داده و باعث بهبود DSM نهایی به صورت کمی و کیفی می‌شود (Stucker & Schindler, ۲۰۲۲).

امیرکلایی و عارفی (۲۰۱۹) امکان استخراج DSM را از تک تصویر ماهواره‌ای با حد تفکیک مکانی بالا با استفاده از مدل یادگیری عمیق بررسی کرده‌اند. در این تحقیق از یک شبکه عصبی کانولوشنی (CNN^{۲۹}) که دارای ساختار رمزگذار-رمزگشا^{۳۰} است برای استخراج ویژگی استفاده شده است. این الگوریتم با اضافه کردن عوارض غیرزمینی به همراه اطلاعات ارتفاعی به مدل رقومی ارتفاعی SRTM^{۳۱} با وضوح ۳۰ متر، DSM نهایی را تولید می‌کند. ارزیابی الگوریتم با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای و DSM‌های متناظر نشان داد که برای DSM‌های نهایی مقدار دقت ارتفاعی به طور متوسط ۴.۶۲۵ متر به دست آمد (Amini Amirkolaee & Arefi, ۲۰۱۹). طبق نظر Gao و همکاران (۲۰۲۳) الگوریتم Sat-MVSF تا به امروز تنها الگوریتم کامل یادگیری عمیق استخراج DSM از تصاویر ماهواره‌ای است که تمامی مراحل آن (از پیش پردازش تا تولید DSM نهایی از ابر نقاط سه بعدی) بر اساس مدل‌های یادگیری عمیق است. در این الگوریتم، فرآیند تصحیح هندسی و رادیومتریکی در مرحله پیش پردازش انجام شده و فرآیند استخراج ویژگی و تناظریابی متراکم برای ایجاد نقشه‌های ارتفاعی با یادگیری عمیق انجام می‌شود. در نهایت، DSM نهایی پس از حذف نویز تولید می‌گردد (Gao et al., ۲۰۲۳).

۳- روش تحقیق

مطابق شکل ۱، هدف از این تحقیق، استخراج DSM از تصاویر ماهواره‌ای چندمنظری با حد تفکیک مکانی بالا با استفاده از مدل یادگیری عمیق Sat-MVSF و مقایسه عملکرد آن با الگوریتم‌های کلاسیک S2P و SS-DSM و نرم‌افزارهای تجاری ERDAS IMAGINE و CATALYST است. همچنین به منظور ارزیابی دقیق‌تر مدل‌های رقومی تولیدشده در این پژوهش، صحت ضرایب RPC تصاویر ورودی با استفاده از داده‌های لیدار برای عوارض مشخص و قابل تمایز محاسبه و مورد تحلیل قرار گرفت. در این تحقیق، مزایا و معایب هر کدام از روش‌های ذکر شده بررسی شده و نتایج آن‌ها با یکدیگر مقایسه خواهد شد. همچنین، مجموعه داده مورد استفاده در این تحقیق معرفی می‌شود.

^{۲۵} Geometry and Context Network

^{۲۶} Pyramid Stereo Matching Network

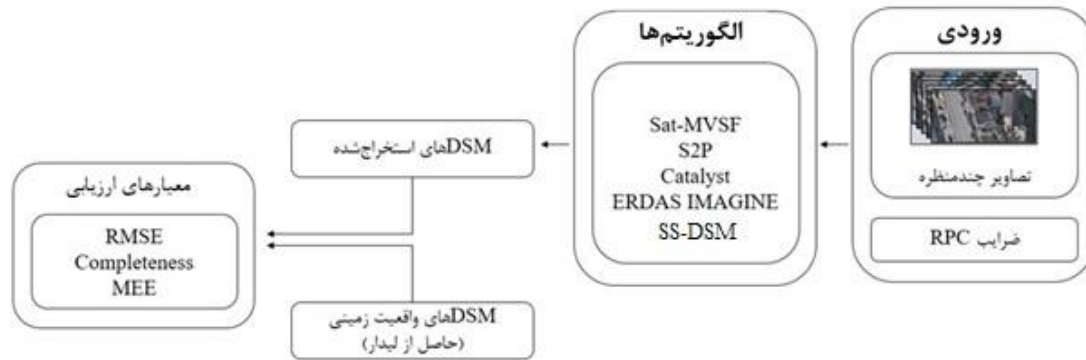
^{۲۷} Hierarchical Neural Architecture Search

^{۲۸} A deep residual prior for ۳D reconstruction from high-resolution satellite images

^{۲۹} Convolutional Neural Network

^{۳۰} Encoder-Decoder

^{۳۱} Shuttle Radar Topography Mission



شکل ۱: ساختار کلی تحقیق

۳-۱- مجموعه داده

مجموعه داده مورد استفاده در این تحقیق، شامل سه دسته داده ماهواره‌ای از سنجنده ۳-WorldView و دو دسته داده ماهواره‌ای از سنجنده ۲-ZY3 است. داده ماهواره‌ای از سنجنده ۳-WorldView دارای حد تفکیک مکانی ۳۰ سانتی‌متر است که از مجموعه داده MVS-Benchmark انتخاب و آماده‌سازی شده است (Bosch et al., ۲۰۱۶). مجموعه تصاویر ماهواره‌ای از سنجنده ۲-ZY3 از مجموعه داده WHU-TLC انتخاب و آماده‌سازی شده است که هر مجموعه داده شامل یک تصویر عقب‌نگر و یک تصویر جلونگر با حد تفکیک مکانی ۲.۷ متر و همچنین یک تصویر نمای نادیر با حد تفکیک مکانی ۲.۱ متر است.

۳-۱-۱- مجموعه داده ۳-WorldView

هر دسته داده از این مجموعه شامل سه تصویر اخذ شده از موقعیت و زمان متفاوت است. این مجموعه داده مربوط به مناطقی از کشور آرژانتین با محدوده طول جغرافیایی از $54^{\circ} 33' 58''$ تا $59^{\circ} 35' 58''$ و عرض جغرافیایی از $2^{\circ} 26' 34''$ تا $10^{\circ} 30' 34''$ است. مطابق شکل ۲، تصاویر مربوط به مناطق شهری با ساختمان‌ها با ارتفاع‌های مختلف، جاده‌ها، درختان و همین‌طور مناطق بایر هستند که امکان ارزیابی استخراج DSM را برای مناطق با شرایط و خصوصیات گوناگون فراهم می‌کنند. ابعاد این تصاویر 5120×5120 پیکسل بوده و دارای ضرایب RPC استاندارد هستند. برای هر دسته داده، یک DSM مرجع به‌عنوان داده حقیقت زمینی با استفاده از داده لیدار هوایی موجود با استفاده از نرم‌افزار ENVI ۵.۱ تولید شده است. با توجه به اینکه ضرایب RPC تصاویر ماهواره‌ای در حالت خام دارای خطای سیستماتیک هستند؛ لذا برای امکان استخراج DSM دقیق با استفاده از این تصاویر باید خطای سیستماتیک آن‌ها تصحیح شود. برای این منظور در ابتدا در هر دسته داده تعداد ۱۰ نقطه کنترل زمینی در تصاویر با استفاده از DSM مرجع انتخاب شده است. علاوه بر این در هر دسته داده چند صد نقطه گرهی بسیار دقیق با توزیع مکانی خوب با استفاده از روش صراطی و همکاران (۲۰۲۲) استخراج شده است. در ادامه فرآیند سرشکنی بلوک تصاویر برای تصحیح ضرایب RPC با استفاده از نقاط کنترل و گرهی انتخاب شده مطابق با روش Fraser و همکاران (۲۰۰۶) انجام شده است (Fraser et al., ۲۰۰۶).

ذکر این نکته نیز ضروری است که اختلاف زمانی میان تصاویر مورد استفاده در هر دسته داده بین یک تا ۱۲ ماه بوده و این مسئله باعث ایجاد تغییرات نسبتاً قابل توجه در تصاویر و افزایش پیچیدگی فرآیند استخراج DSM از آن‌ها به دلیل سخت تر شدن فرآیند تناظریابی متراکم می‌شود.

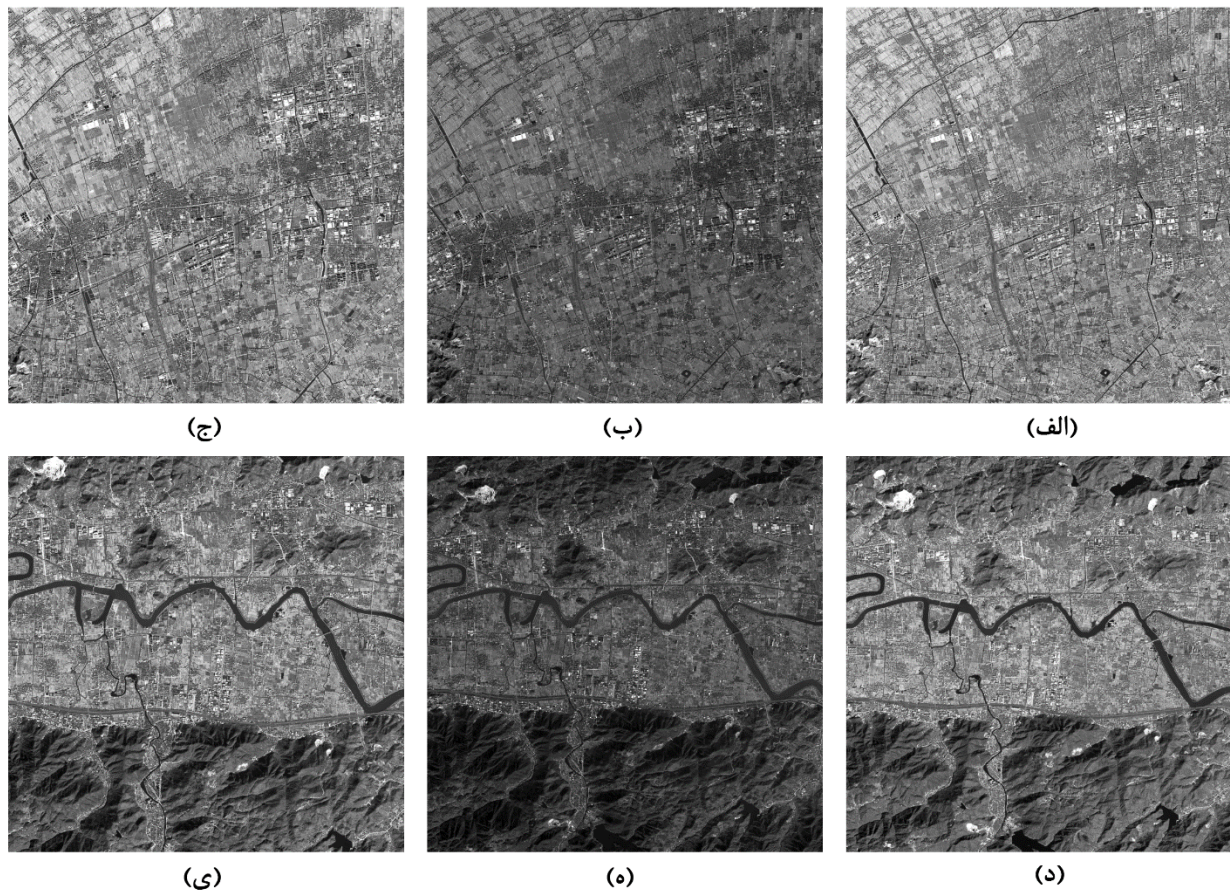


شکل ۲: محدوده مربوط به مجموعه داده‌های WorldView-۳ در نرم‌افزار Google Earth از سمت راست به چپ به ترتیب: WV۳-۱، WV۳-۲، WV۳-۳

۳-۱-۲- مجموعه داده ZY۳-۲

این مجموعه داده جغرافیای متنوعی نظیر مناطق شهری و روستایی پوشش می‌دهد تا بتواند صحنه‌های گوناگونی را برای آزمون و آموزش ارائه دهد. علاوه بر تصاویر ماهواره‌ای، این مجموعه شامل مدل‌های رقومی سطح به‌عنوان داده‌های حقیقت زمینی است که با حد تفکیک مکانی ۵ متر ذخیره شده‌اند و برای ارزیابی دقت روش‌های بازسازی سه‌بعدی کاربرد دارند. نظیر مجموعه داده قبلی، این مجموعه داده آماده‌سازی شده و ضرایب RPC مربوط به تصاویر آن‌ها از طریق سرشکنی بلوک تصاویر با استفاده از تعدادی از نقاط کنترل تصحیح شد. مطابق شکل ۳، مجموعه تصاویر ماهواره‌ای مورد استفاده نمایش داده شده است.

یک نکته اساسی در خصوص این مجموعه داده این است که ضرایب RPC تصاویر توسط عرضه‌کنندگان دستکاری شده است به طوری که مناطق موجود در تصاویر با مناطق با این موقعیت در روی زمین یکسان نیستند. این فرآیند به منظور مسائل امنیتی انجام شده تا DSM مستخرج با استفاده از این مجموعه داده برای کاربردهای غیر پژوهشی قابل استفاده نباشند. در نهایت DSM حقیقت زمینی نیز متناسب با تغییر اعمال شده به ضرایب RPC نیز تصحیح شده است تا امکان مقایسه و ارزیابی فراهم باشد.



شکل ۳: مجموعه تصاویر ماهواره‌ای ZY۳-۲: (الف-ج) به ترتیب تصویر ماهواره‌ای عقب‌نگر، نادیر و جلونگر مربوط به دسته داده ZY۳-۲-۱ و (د-ی) به ترتیب تصویر ماهواره‌ای عقب‌نگر، نادیر و جلونگر مربوط به دسته داده ZY۳-۲-۲

۲-۳- الگوریتم‌های مورد استفاده برای مقایسه و ارزیابی

در این تحقیق، عملکرد الگوریتم Sat-MVSF در استخراج DSM از تصاویر ماهواره‌ای چندمنظری با حد تفکیک مکانی بالا ارزیابی شده و با DSM‌های استخراج شده توسط الگوریتم‌های S²P و SS-DSM و نرم‌افزارهای تجاری CATALYST و ERDAS IMAGINE مقایسه می‌شود. در ادامه ویژگی‌ها و روش‌های مورد استفاده در هر کدام از این الگوریتم‌ها و نرم‌افزارها به‌طور مختصر بیان و بررسی می‌شود.

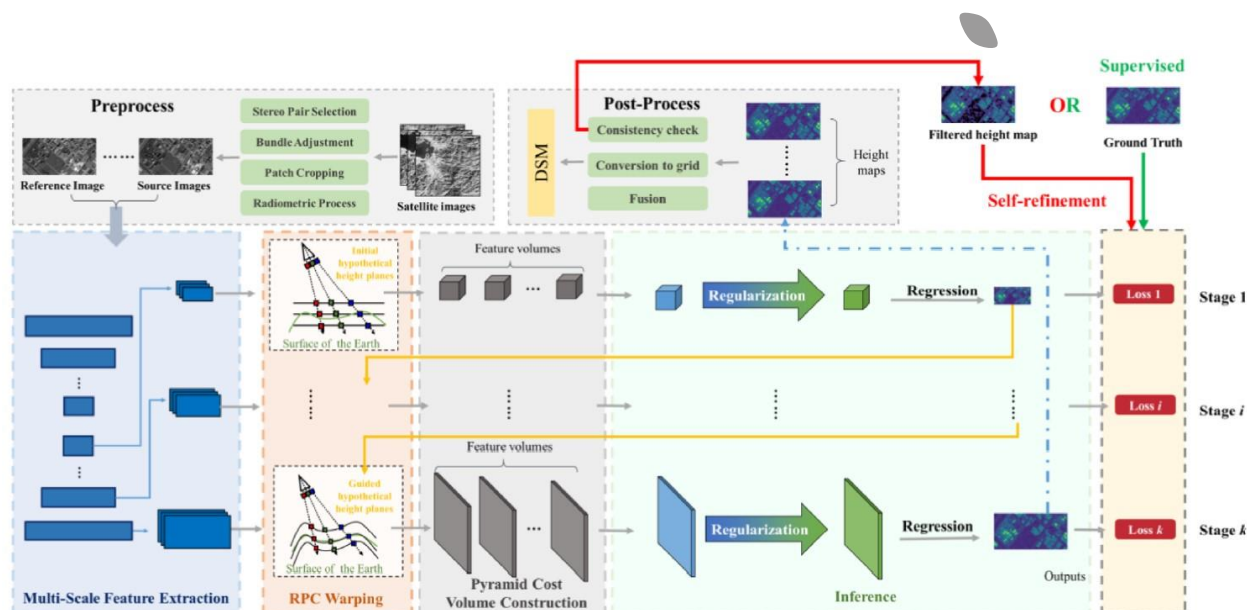
فرآیند پیاده‌سازی الگوریتم Sat-MVSF در محیط ابری Google Colab Pro با استفاده از ۱۶GB GPU SXM۲ - Tesla V۱۰۰ به همراه ۲۵ گیگ حافظه دسترسی انجام شده است. پیاده‌سازی سایر الگوریتم‌ها با استفاده از یک کامپیوتر با سرعت پردازشی ۳.۲۰ گیگاهرتز و حافظه ۱۶ گیگابایت انجام شده است.

۳-۲-۱- الگوریتم Sat-MVSF

این الگوریتم، یک روش مبتنی بر یادگیری عمیق برای بازسازی سه‌بعدی تصاویر ماهواره‌ای و استخراج DSM از آن‌ها است. از مزیت‌های این الگوریتم، استخراج ویژگی از تصاویر ماهواره‌ای به‌صورت خودکار، عدم نیاز به تولید تصاویر اپی‌پولار در فرایند استخراج

DSM و امکان پردازش تصاویر ماهواره‌ای به صورت جفت تصویر، سه تصویر و تصاویر چندمنظری است. ساختار کلی این الگوریتم مطابق شکل ۴ است.

این الگوریتم، تصاویر ماهواره‌ای چندمنظری و ضرایب RPC را به عنوان ورودی دریافت کرده و DSM را به عنوان خروجی تولید می‌کند. الگوریتم Sat-MVSF دارای شش مرحله اصلی به ترتیب زیر است:



شکل ۴: ساختار الگوریتم Sat-MVSF (Gao et al., ۲۰۲۳)

۱) استخراج ویژگی با یادگیری عمیق

در این مرحله، از هر تصویر ورودی فرآیند استخراج ویژگی با استفاده از یک مدل یادگیری عمیق چندمقیاسه انجام می‌شود. در این روش، از شبکه عصبی کانولوشنی چندمقیاسه^{۳۲} برای استخراج سه ویژگی به صورت خودکار از قسمت‌های مختلف مدل برای هر تصویر استفاده می‌شود. در این فرآیند سه نقشه ویژگی با مقیاس‌های مختلف با نام‌های F_1 ، F_2 و F_3 تولید می‌شود که ابعاد آن‌ها به ترتیب $1/16$ ، $1/4$ و اندازه کامل تصویر ورودی است و دارای تعداد کانال‌های ۶۴، ۳۲ و ۸ هستند. این ساختار، یک هرم ویژگی چندمقیاسی را تشکیل می‌دهد. هدف از این استخراج سه مرحله‌ای، ایجاد یک نمایش چندمقیاسی از ویژگی‌ها است تا بتوان هم جزئیات کلی و هم جزئیات دقیق تصاویر را برای بازسازی سه بعدی متراکم ترکیب کرد. این ویژگی‌ها در مرحله بعدی یعنی ساخت تابع هزینه هر می^{۳۳} به کار گرفته می‌شوند که امکان تناظریابی را به صورت تدریجی و از مقیاس کلی به جزئی فراهم می‌کند. این رویکرد برای مدیریت اختلافات ارتفاعی بزرگ روی سطح زمین ضروری است. علاوه بر این، این طراحی باعث می‌شود ارتفاع پیش‌بینی شده برای هر پیکسل به صورت تدریجی در مقیاس‌های مختلف اصلاح شود و در نتیجه، هم دقت بازسازی افزایش می‌یابد و هم کارایی محاسباتی بهینه می‌گردد.

۲) RPC warping

^{۳۲} Multi-scale Convolutional Neural Network

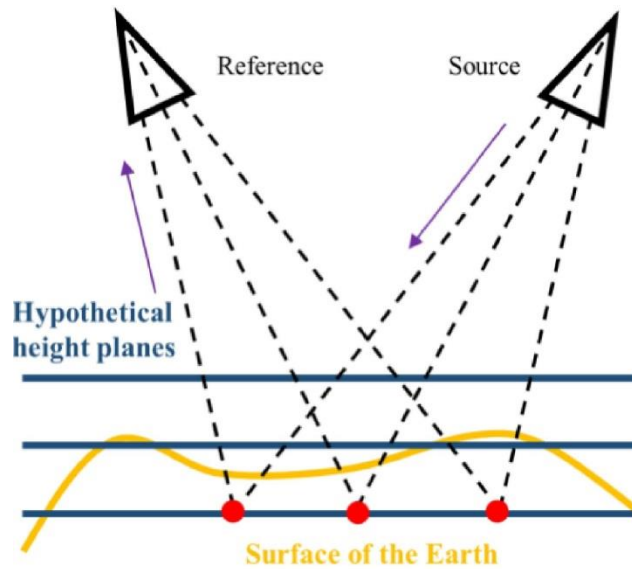
^{۳۳} Cost Volume

بخش RPC Warping یکی از مراحل کلیدی شبکه Sat-MVSF است که وظیفه برقراری ارتباط هندسی بین تصاویر ماهواره‌ای چندمنظری در فضای سه‌بعدی را بر عهده دارد. این بخش به منظور رفع چالش‌های هندسی دوربین‌های آرایه خطی طراحی شده است که به طور قابل توجهی با مدل دوربین Pinhole مورد استفاده در روش‌های کلاسیک MVS، متفاوت هستند. این مازول بر مبنای ضرایب RPC توسعه داده شده است که قابلیت بازسازی سه‌بعدی تصاویر ماهواره‌ای را بدون نیاز به تولید تصاویر اپی‌پولار و تنها از طریق نمونه برداری مجدد تصاویر فراهم می‌کند. این فرآیند، بر مبنای مدل RFM مستقیم و معکوس مطابق با روابط (۱) و (۲) است:

$$\begin{aligned} s &= \frac{P_1(X, Y, Z)}{P_r(X, Y, Z)} \\ l &= \frac{P_r(X, Y, Z)}{P_t(X, Y, Z)} \end{aligned} \quad (1)$$

$$\begin{aligned} X &= \frac{P_\delta(s, l, Z)}{P_\varphi(s, l, Z)} \\ Y &= \frac{P_\psi(s, l, Z)}{P_\lambda(s, l, Z)} \end{aligned} \quad (2)$$

که در آن (X, Y, Z) بیانگر مختصات زمینی و (s, l) بیانگر مختصات تصویری نقاط بوده و P_1 تا P_λ نیز بیانگر چندجمله‌ای‌های سه‌بعدی از درجه سه هستند. معادلات RFM مستقیم مطابق با رابطه (۱) برای برقرار ارتباط از فضای زمین به فضای تصویر و معادلات RFM معکوس مطابق با رابطه (۲) برای انتقال از فضای تصویر به زمین و انجام عملیات نمونه‌برداری مجدد^{۳۴} برای تولید تصویر تصحیح یافته در فرآیند RPC warping استفاده می‌شود. در این الگوریتم از یک فرآیند ویژه بر اساس تابع تبدیل مبتنی بر RPC به منظور برقراری ارتباط هندسی استفاده می‌شود. این فرآیند به این صورت است که ارتباط تصویر مبدأ به تصویر مرجع از طریق مجموعه‌ای از سطوح ارتفاعی موازی فرضی در فضای زمینی برقرار می‌شود. به طور کلی، مطابق شکل ۵ این فرآیند به سه بخش اصلی شامل (۱) انتقال تصویر مبدأ به فضای سه‌بعدی بر اساس معادلات معکوس RFM، (۲) انتقال دوباره آن به تصویر مرجع بر اساس معادلات مستقیم RFM و (۳) نمونه‌برداری مجدد تقسیم می‌شود.



شکل ۵: فرآیند برقراری ارتباط هندسی بر اساس تابع تبدیل مبتنی بر RPC (Gao et al., ۲۰۲۳)

برای افزایش کارایی محاسباتی، فرآیند RPC Warping از یک فرم مکعبی چهارگانه (QCF^{۳۵}) توسعه یافته استفاده می کند که امکان تبدیل همزمان تمامی پیکسل های تصویر از طریق تمامی صفحات ارتفاع فرضی را فراهم می کند. این رویکرد نه تنها دقت توجیه هندسی تصاویر را افزایش می دهد، بلکه کارایی پردازش تصاویر ماهواره ای با وضوح بالا را نیز بهبود می بخشد. از آنجایی که معادلات RPC در فرم مستقیم و معکوس مشابه همدیگر هستند. صرفاً انتقال از فضای سه بعدی به تصویر مرجع در فرم تنسور ضرایب اشاره خواهد شد. این تنسور ضرایب مبتنی بر RPC نشان دهنده چندجمله ای های صورت و مخرج معادلات RPC است.

برای این منظور مکعب چهارعنصری QCF بر اساس معادلات فرم مستقیم RFM تشکیل می شود. می توان این چندجمله ای ها را مطابق معادله های زیر بیان کرد که در آن (x_1, x_2, x_3) مختصات سه بعدی نرمال، x_4 مقدار یک و a_{ijk} ضرایب چندجمله ای کسری هستند. بردار X مختصات همگن^{۳۶} موقعیت های نرمال شده است.

$$X = (x_1, x_2, x_3, x_4) \quad (۴)$$

$$f(x_1, x_2, x_3, x_4) = \sum a_{ijk} x_i x_j x_k \quad (i, j, k \in \{1, 2, 3, 4\}) \quad (۵)$$

پس از معادله سازی برای بردار X ، از تنسور ضرایب که در حقیقت همان مکعب چهارعنصری QCF است، به منظور ثبت ضرایب RPC استفاده می شود. رابطه بین عنصرهای تنسور $T(i, j, k)$ در موقعیت های مختلف i, j, k و ضرایب چندجمله ای های کسری به صورت زیر است:

$$T(i, j, k) = \begin{cases} a_{ijk} & i=j=k \\ \frac{a_{ijk}}{3} & i=j \text{ or } j=k \text{ or } i=k \\ \frac{a_{ijk}}{6} & i \neq j \neq k \end{cases} \quad (۵)$$

^{۳۵} Quaternary Cubic Form

^{۳۶} Homogeneous Coordinates

در ادامه، تابع f را مطابق رابطه ۶ بازنویسی کرد تا رابطه‌های چندجمله‌ای صورت و مخرج در فرم مستقیم معادلات RFM را به صورت برداری با ابعاد $4 \times 4 \times 4$ تنسوری بیان کند. که در آن $X^{(i)}$ نماینده جزء i ام از بردار X است.

$$f(X) = \sum_{i,j,k=1}^4 T^{(i,j,k)} X^{(i)} X^{(j)} X^{(k)} \quad (6)$$

پس از محاسبه ضرایب در صورت و مخرج و ساخت تنسور ضرایب، دسته‌بندی بر اساس المان‌های تنسور ضرایب انجام می‌شود. در ادامه به منظور نمونه‌برداری مجدد از یک روش متفاوت درون‌یابی دوخطی استفاده می‌شود. در نهایت مطابق شکل ۳ تصویر مبدأ از طریق صفحات ارتفاع فرضی در فضای شی به تصویر مرجع منتقل می‌شود.

۳) ایجاد تابع هزینه هرمی (pyramid cost volume construction)

در الگوریتم Sat-MVSF در ابتدا فرآیند استخراج ویژگی توسط مدل یادگیری عمیق برای هر تصویر به صورت جداگانه صورت می‌گیرد، سپس ویژگی‌های استخراج‌شده از هر تصویر با استفاده از ضرایب RPC به تصویر مرجع در سطوح ارتفاعی مختلف انتقال داده می‌شود. در ادامه با ترکیب این ویژگی‌ها که در سطوح ارتفاعی مختلف هستند، هرم حجم‌های ویژگی^{۳۷} ایجاد می‌شود. این کار برای بهبود وضوح بصری و ساده‌تر کردن فرآیند آموزش انجام می‌گیرد. در نهایت، با ترکیب این هرم حجم‌های ویژگی و محاسبه واریانس مقادیر نقاط متناظر، یک هرم ویژگی نهایی ایجاد می‌شود.

۴) استنتاج و تولید DSM (Inference)

در این مرحله، نقشه‌های ارتفاعی از سطوح مختلف هرم ویژگی تولید می‌شود. این قسمت، دارای دو مرحله اصلی منظم‌سازی^{۳۸} و رگرسیون^{۳۹} است. در مرحله منظم‌سازی، با استفاده از شبکه‌های عصبی اطلاعات مربوط به ویژگی‌های مجاور با یکدیگر ترکیب می‌شود. در الگوریتم Sat-MVSF از یک ساختار رمزگذار-رمزگشا که شامل مدل‌های ConvGRU^{۴۰} (Yao et al., ۲۰۱۹) و U-Net (Ronneberger et al., ۲۰۱۵) است، برای استخراج ویژگی و ترکیب اطلاعات هندسی و بافتی در بعد ارتفاع استفاده شده است. در مرحله رگرسیون، با استفاده از عملیات softmax در بعد ارتفاع، احتمالات مربوط به ارتفاع هر نقطه از حجم ویژگی نهایی پیش‌بینی می‌شود تا نقشه ارتفاعی نهایی حاصل شود.

۵) تابع ضرر آموزش نظارت‌شده (Supervised training loss)

در مرحله پنجم در الگوریتم Sast-MVSF، در صورت وجود داده واقعی زمینی، فرآیند آموزش استخراج نقشه‌های ارتفاعی برای هر مرحله با کمینه کردن رابطه ۷ به ترتیب زیر انجام می‌شود:

$$L_i = \begin{cases} \sum_{x \in Valid} \cdot \Delta(h_{i,x} - \tilde{h}_{i,x})^\gamma & \text{if } |h_{i,x} - \tilde{h}_{i,x}| < 1 \\ \sum_{x \in Valid} (|h_{i,x} - \tilde{h}_{i,x}| - \cdot \Delta) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

^{۳۷} Pyramid Cost Volume

^{۳۸} Regularization

^{۳۹} Regression

^{۴۰} Convolutional variant of the Gated Recurrent Unit

که $h_{i,x}$ نشان دهنده مقدار پیکسل در نقشه ارتفاعی پیش‌بینی شده و $\tilde{h}_{i,x}$ نشان دهنده مقدار پیکسل در نقشه ارتفاعی واقعیت زمینی است. در نهایت، خطای کلی از رابطه ۸ صورت زیر محاسبه می‌شود که L_i خطای مربوط به هر مرحله و w_i وزن آن مرحله است که با توجه به مقیاس تعیین می‌شود:

$$Loss = \sum_{i=1}^N w_i \cdot L_i \quad (۸)$$

۶ تولید ابر نقاط از نقشه‌های ارتفاعی و تولید DSM

در این مرحله، ابتدا با انتقال نقشه‌های ارتفاعی به فضای سه‌بعدی، ابر نقاط سه‌بعدی با استفاده از ضرایب RPC تولید می‌شود. سپس با انتقال عمودی ابر نقاط به یک تصویر با سطر و ستون معین، DSM ایجاد می‌شود. برای تعیین مقدار هر پیکسل در این DSM، بیشترین مقدار ارتفاع نقاط مربوط به هر پیکسل در نظر گرفته می‌شود. در نهایت، خطاهای موجود در DSM‌ها با الگوریتم MAD^{۴۱} (Leys et al., ۲۰۱۳) حذف شده و DSM نهایی از ترکیب و میانگین‌گیری DSM‌های موجود تولید می‌شود.

۳-۲-۲ الگوریتم S²P (Satellite Stereo Pipeline)

S²P یک الگوریتم خودکار تولید DSM است (de Franchis et al., ۲۰۱۴). برخلاف الگوریتم Sat-MVSF، این الگوریتم فقط با جفت و سه تصویر کار می‌کند. ساختار کلی این الگوریتم، مطابق شکل ۶ است:



شکل ۶: ساختار کلی الگوریتم S²P (de Franchis et al., ۲۰۱۴)

با توجه به اینکه، در تصاویر ماهواره‌ای آرایه‌خطی^{۴۲} خطوط اپی‌پلار به صورت منحنی هستند، در این الگوریتم، ابتدا تصاویر موردنظر به قسمت‌های کوچک با نام کاشی تقسیم‌بندی می‌شوند تا بتوان تصاویر را با استفاده از مدل افاین تصحیح کرده و تصاویر اپی‌پلار را تولید کرد. برای این کار، ابتدا با استفاده از نقاط متناظر مجازی تصویری، مدل رقومی ارتفاعی SRTM و ضرایب RPC، ماتریس

^{۴۱} Median Absolute Deviation

^{۴۲} Pushbroom

بنیادی^{۴۳} افاین بین دو تصویر محاسبه شده و بر اساس آن، دو ماتریس تبدیل هوموگرافی برای تصحیح و تولید تصاویر اپی پلار ایجاد می‌شود. روند کلی تولید تصاویر اپی پلار ماهواره‌ای این الگوریتم، مطابق جدول ۱ است.

جدول ۱: روند کلی تولید تصاویر اپی پلار در الگوریتم S^۲P (de Franchis et al., ۲۰۱۴)

تصحیح افاین تصاویر آرایه خطی به صورت محلی	
داده: ضرایب RPC تصاویر ورودی، مختصات ROI زمینی، مدل رقومی ارتفاعی SRTM (اختیاری)	
نتیجه: ماتریس‌های تبدیل هوموگرافی H_1 و H_2	
مرحله ۱	تخمین محدوده ارتفاعی منطقه موردنظر با ضرایب RPC و SRTM
مرحله ۲	استخراج نقاط متناظر مجازی
مرحله ۳	محاسبه ماتریس Fundamental با استفاده از نقاط متناظر مجازی
مرحله ۴	محاسبه ماتریس‌های تبدیل هوموگرافی H_1 و H_2 با استفاده از ماتریس Fundamental

با توجه به اینکه، به دلیل خطای زمانی گیرنده‌های GPS^{۴۴} یا INS^{۴۵} نصب شده روی سکو و اغتشاشات مداری ماهواره، ضرایب RPC دارای خطا هستند، ابتدا بایستی برای تولید تصاویر اپی پلار و مثلث‌بندی دقیق این ضرایب را تصحیح کرد. رابطه ۹ نشان‌دهنده فرمول این خطا است:

$$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d(x'_i, \text{epi}_{uv}^{x_i}(R)) \quad (9)$$

که در آن u و v دو تصویر ورودی، (x_i, x'_i) مجموعه نقاط متناظر، $\text{epi}_{uv}^{x_i}(R)$ منحنی اپی پلار نقطه x_i و d فاصله بین نقطه x'_i و $\text{epi}_{uv}^{x_i}(R)$ بر اساس پیکسل است.

در این روش، برای تصحیح نسبی ضرایب RPC، پس از تقسیم تصویر به تصاویر کوچک‌تر، از یک روش خودکار که نیاز به نقاط کنترل زمینی ندارد، استفاده شده است. برای این منظور، با اعمال یک تابع تبدیل T روی تصاویر تقسیم‌بندی‌شده، خطای ناشی از ضرایب RPC که منجر به ایجاد اختلاف بین نقاط متناظر و خطوط اپی پلار شده است، تصحیح شده و رابطه ۱۰ کمینه می‌شود.

$$T^* = \arg_T \min \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d(Tx'_i, \text{epi}_{uv}^{x_i}(R)) \quad (10)$$

درنهایت، برای تصحیح ضرایب RPC در سطح کل تصویر، با توجه به توابع تبدیل تصاویر تقسیم‌بندی‌شده، یک تابع تبدیل کلی بر روی کل تصویر اعمال می‌شود تا خطا کمینه شود.

^{۴۳} Fundamental

^{۴۴} Global Navigation System

^{۴۵} Inertial Navigation System

پس از تصحیح نسبی تصاویر استریو، تصویر اختلاف برای هر تصویر تقسیم‌بندی شده با استفاده از الگوریتم SGM محاسبه می‌شود. سپس با استفاده از این تصویر اختلاف که نشان‌دهنده نقاط متناظر است، عملیات مثلث‌بندی با استفاده از ضرایب RPC تصحیح شده انجام شده و ابر نقاط سه‌بعدی و بعد از آن DSM نهایی حاصل می‌شود.

۳-۲-۳ الگوریتم SS-DSM

الگوریتم SS-DSM یک رویکرد خودکار و نوآورانه برای استخراج مدل‌های رقومی سطح از تصاویر ماهواره‌ای با حد تفکیک مکانی بسیار بالا را ارائه کرده است. این الگوریتم از توصیفگر مبتنی بر هیستوگرام HOPC و الگوریتم SIFT-Flow برای تناظریابی متراکم تصاویر ماهواره‌ای چندمنظری استفاده می‌کند. فرآیند با استخراج نقاط گرهی از تصاویر ماهواره‌ای چندمنظری آغاز می‌شود. از توصیفگر HOPC که پایداری بالایی در برابر تغییرات روشنایی دارد برای این منظور استفاده شده است. این توصیفگر ویژگی‌ها را با محاسبه تناسب فاز تشخیص می‌دهد، که به جای تکیه بر مقادیر شدت پیکسل، بر ویژگی‌های ساختاری تصاویر تمرکز می‌کند. این فرآیند امکان تعیین بهتر مطابقت عوارض در شرایط نوری مختلف را فراهم می‌کند.

پس از استخراج توصیفگرها، الگوریتم SIFT-Flow برای تناظریابی متراکم آنها و تعیین نقشه اختلاف در تصاویر ماهواره‌ای چندمنظری مورد استفاده قرار می‌گیرد. SIFT-Flow یک روش تناظریابی سراسری است که یک تابع انرژی را برای یافتن مطابقت بین پیکسل‌ها در تصاویر به حداقل می‌رساند. نرمی، اختلاف و ثبات روشنایی را در نظر می‌گیرد که با کمینه‌سازی یک تابع انرژی، به تعیین بهترین متناظرها بین پیکسل‌های تصاویر کمک می‌کند. این الگوریتم علاوه بر در نظر گرفتن معیارهایی همچون پیوستگی مکانی و پایداری روشنایی، مرزهای بین اشیای مختلف را نیز حفظ می‌کند که منجر به بهبود دقت در فرآیند تناظریابی می‌شود. در مرحله بعدی الگوریتم SS-DSM، با استفاده از تقاطع ضرایب RPC، مختصات مختصات سه‌بعدی نقاط متناظر در فضای شیء محاسبه می‌شود. در نهایت، با ادغام ابرهای نقطه حاصل از جفت تصاویر مختلف و اعمال فرآیندهای کاهش نویز، مدل DSM نهایی از طریق درون‌یابی ارتفاعی تولید می‌گردد. این فرآیند امکان حذف نقاط نامعتبر را فراهم کرده و منجر به تولید مدلی با دقت بالا برای کاربردهای سنجش‌ازدور و فتوگرامتری می‌شود.

۳-۲-۴ نرم‌افزار CATALYST Professional

نرم‌افزار CATALYST، یکی از معروف‌ترین نرم‌افزارهای تجاری در حوزه فتوگرامتری و سنجش‌ازدور است که قابلیت مدل‌سازی سه‌بعدی و استخراج DSM از تصاویر استریو و چندمنظری را دارد (Catalyst Professional, ۲۰۲۱). جزئیات کامل از الگوریتم مورد استفاده در این نرم‌افزار برای استخراج DSM از تصاویر ماهواره‌ای مشخص نیست و تنها الگوریتم SGM به عنوان الگوریتم تناظریابی متراکم مورد استفاده در آن در راهنمای نرم‌افزار ذکر شده است. برای استخراج DSM از این نرم‌افزار، ابتدا از بخش OrthoEngine، نوع تصاویر و مدل توابع گویا که بر اساس ضرایب RPC است، انتخاب می‌شود. سپس تصاویر موردنظر بارگذاری شده و سیستم تصویر انتخاب می‌شود. در ادامه، جفت تصاویر موردنظر برای استخراج DSM تعیین شده و تصاویر اپی‌پلار تولید می‌شود. سپس برای تناظریابی و ایجاد نقشه اختلاف از الگوریتم SGM موجود در این نرم‌افزار استفاده شده است. در نهایت پس از تعیین حد تفکیک DSM نهایی و روش ادغام DSM‌های تولیدشده از جفت تصاویر موجود که در این تحقیق از گزینه Merge استفاده شده است، DSM نهایی ایجاد می‌شود.

۳-۲-۵ نرم‌افزار ERDAS IMAGINE

نرم‌افزار ERDAS IMAGINE، یکی از کامل‌ترین نرم‌افزارهای موجود در زمینه فتوگرامتری و سنجش‌ازدور است که از آن می‌توان برای بازسازی سه‌بعدی و استخراج DSM استفاده کرد (ERDAS IMAGINE, ۲۰۱۴). این نرم‌افزار دارای تمامی مراحل مربوط به استخراج DSM و تولید ارتوفتو همچون توجیه نسبی، توجیه مطلق، تصحیح هندسی، تناظریابی متراکم و مثلث‌بندی است (Wang et al., ۲۰۱۹). برای تولید DSM با استفاده از نرم‌افزار ERDAS IMAGINE، ابتدا از قسمت IMAGINE Photogrammetry یک

بلوک بر اساس توابع گویا و ضرایب RPC ایجاد می‌شود. سپس سیستم تصویر موردنظر انتخاب شده و تصاویر استریو یا چندمنظری به همراه ضرایب RPC بارگذاری می‌شود. سپس فرآیند توجیه نسبی و مطلق تصاویر با ضرایب RPC انجام شده و در مرحله آخر حد تفکیک مکانی DSM نهایی تعیین شده و پس از استخراج ابر نقاط توسط ماژول ATE که بر اساس الگوریتم SGM است، فرآیند استخراج DSM انجام می‌شود.

۳-۳- معیارهای ارزیابی

همان‌طور که پیشتر بیان شد، برای ارزیابی کیفیت عملکرد روش‌های مختلف، DSM مستخرج با استفاده از آن‌ها با یک DSM مرجع حاصل از داده لیدار، به‌عنوان داده واقعیت زمینی، مقایسه می‌شود. ذکر این نکته ضروری است که با توجه به این‌که DSM مرجع حاصل از ابر نقاط سه‌بعدی ثبت شده توسط لیدار در سیستم مختصات UTM هستند، بایستی DSM‌های استخراج‌شده توسط الگوریتم‌های مختلف نیز در سیستم مختصات UTM تولید شوند. به‌منظور ارزیابی عملکرد و کارایی الگوریتم‌های مورد استفاده در این تحقیق و مقایسه DSM‌های استخراج‌شده توسط آن‌ها با یکدیگر، از سه معیار ارزیابی متداول شامل (۱) کامل بودن (Comp)^{۴۶} (۲) معیار جذر میانگین مربعات خطای ارتفاعی (RMSE^{۴۷}) و (۳) میانگین خطای ارتفاعی (MEE^{۴۸}) استفاده می‌شود (Serati et al., ۲۰۲۲). برای محاسبه این معیارها در ابتدا میزان خطای ارتفاعی هر پیکسل از DSM تولیدشده توسط روش‌های مختلف، با استفاده از اختلاف ارتفاع حاصل از آن با ارتفاع حاصل از DSM مرجع به ترتیب زیر محاسبه می‌شود:

$$dZ_i = Z_i - ZT_i, \quad i = 1, \dots, N \quad (11)$$

که در آن Z_i بیانگر ارتفاع پیکسل i ام در DSM تولیدشده، ZT_i بیانگر ارتفاع پیکسل نظیر آن در DSM مرجع، dZ_i بیانگر خطای ارتفاعی و N نیز تعداد کل پیکسل‌هایی از DSM تولید شده است که در DSM مرجع دارای مقدار هستند. با توجه به اینکه DSM مرجع مورد استفاده در این تحقیق تمام منطقه مربوط به تصاویر دسته داده‌های مختلف را پوشش داده و فاقد فضای خالی است، مقدار N برابر با کل پیکسل‌های DSM تولیدشده توسط هر روش خواهد بود. معیار کامل بودن در هر DSM تولیدشده برابر نسبت تعداد پیکسل‌ها با ارتفاع درست، به تعداد کل پیکسل‌ها به ترتیب زیر محاسبه می‌شود:

$$\text{Comp} = \frac{NC}{N} \quad (12)$$

که در آن N بیانگر تعداد کل پیکسل‌های DSM تولیدشده و NC بیانگر تعداد پیکسل‌ها با ارتفاع درست در DSM تولیدشده است. پیکسل‌ها با ارتفاع درست نیز برابر پیکسل‌هایی در نظر گرفته می‌شوند که خطای ارتفاعی dZ در آن‌ها از یک مقدار آستانه ارتفاعی T_{dz} کمتر باشد. مقدار آستانه معمولاً سه برابر اندازه پیکسل زمینی DSM در نظر گرفته می‌شود (Serati et al., ۲۰۲۲). در این تحقیق به‌منظور تعیین یک مقدار مناسب برای حد آستانه، فرآیند ارزیابی برای یک مجموعه از آستانه‌ها در گام‌های مختلف استفاده شده است. بعد از محاسبه معیار Comp، معیار RMSE به‌عنوان دقت ارتفاعی DSM تولیدشده، با استفاده از جذر میانگین مربعات خطای ارتفاعی مطابق رابطه زیر محاسبه می‌شود:

^{۴۶} Completeness

^{۴۷} Root Mean Squared Error

^{۴۸} Median Elevation Error

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{NC} dZ_i^2}{NC - 1}} \quad (13)$$

در نهایت برای محاسبه معیار MEE نیز میزان میانه خطای ارتفاعی نقاط محاسبه می‌شود. با توجه به احتمال وجود پیکسل‌هایی که اختلاف ارتفاعی آن‌ها از داده واقعیت زمینی مقدار پرتی داشته باشد، معیار گرایش مرکزی میانه ابزاری مفید برای ارزیابی مجموعه داده‌ها با مقادیر شدید در نظر گرفته می‌شود. در زمینه تحقیقاتی استخراج DSM، معیار میانه خطای ارتفاعی بیانگر وجود خطای سیستماتیک یا بایاس^{۴۹} در DSM استخراج شده است.

۴- نتایج و بحث

در این بخش، در ابتدا نتایج مربوط به تصحیح خطای ضرایب RPC بیان شده و سپس نتایج DSM‌های استخراج شده از تصاویر ماهواره‌ای با استفاده مدل یادگیری عمیق Sat-MVSF بررسی شده و با DSM‌های استخراج شده از نرم‌افزارهای تجاری ERDAS IMAGINE، CATALYST و الگوریتم‌های SS-DSM و S²P مقایسه می‌شود. همچنین، معیارهای ارزیابی برای هر کدام از این روش‌ها محاسبه شده و با یکدیگر مقایسه می‌شوند. به منظور ارزیابی و مقایسه عملکرد الگوریتم‌های مختلف در مناطق با محتوای مختلف، DSM‌های تولید شده در چهار حالت شامل (۱) کل تصویر، (۲) مناطق غیر ساختمانی، (۳) مناطق ساختمانی با تغییرات ارتفاعی متوسط و (۴) مناطق ساختمانی با تغییرات ارتفاعی زیاد انجام می‌شود.

قبل از بیان نتایج ذکر این نکته ضروری است که دسته داده‌های مربوط به سنجنده ZY۳-۲ انتخابی از مجموعه داده WHU-TLC، همانطور که پیشتر بیان شد، دستکاری شده بوده و مطابق با موقعیت واقعی در روی زمین نیستند. این مسئله باعث ایجاد اشکال در عملکرد نرم‌افزار ERDAS می‌شود. چراکه این نرم‌افزار برای تولید DSM، از یک DSM تقریبی جهانی استفاده می‌کند و با توجه به اینکه موقعیت حاصل از ضرایب RPC با این DSM مطابقت ندارد، نتایج نرم‌افزار با خطای فراوانی همراه می‌شود. بنابراین با توجه به این موضوع، برای این مجموعه داده نتایج الگوریتم ERDAS ارائه نمی‌شود. همچنین در این دو دسته داده به منظور ارزیابی و بررسی معیارها، مقدار حد آستانه ارتفاعی چهار برابر حد تفکیک مکانی DSM یعنی ۲۰ متر در نظر گرفته شده است. با توجه به این که مجموعه داده‌های WorldView-۳ در بازه‌های زمانی مختلف اخذ شده و در نتیجه آن تفاوت‌های هندسی متفاوتی دارند، به منظور استخراج DSM مقدار حد آستانه ارتفاعی نیز مقدار ۳ متر در نظر گرفته شده است.

۴-۱- نتایج تصحیح خطای ضرایب RPC و ارزیابی دقت آنها

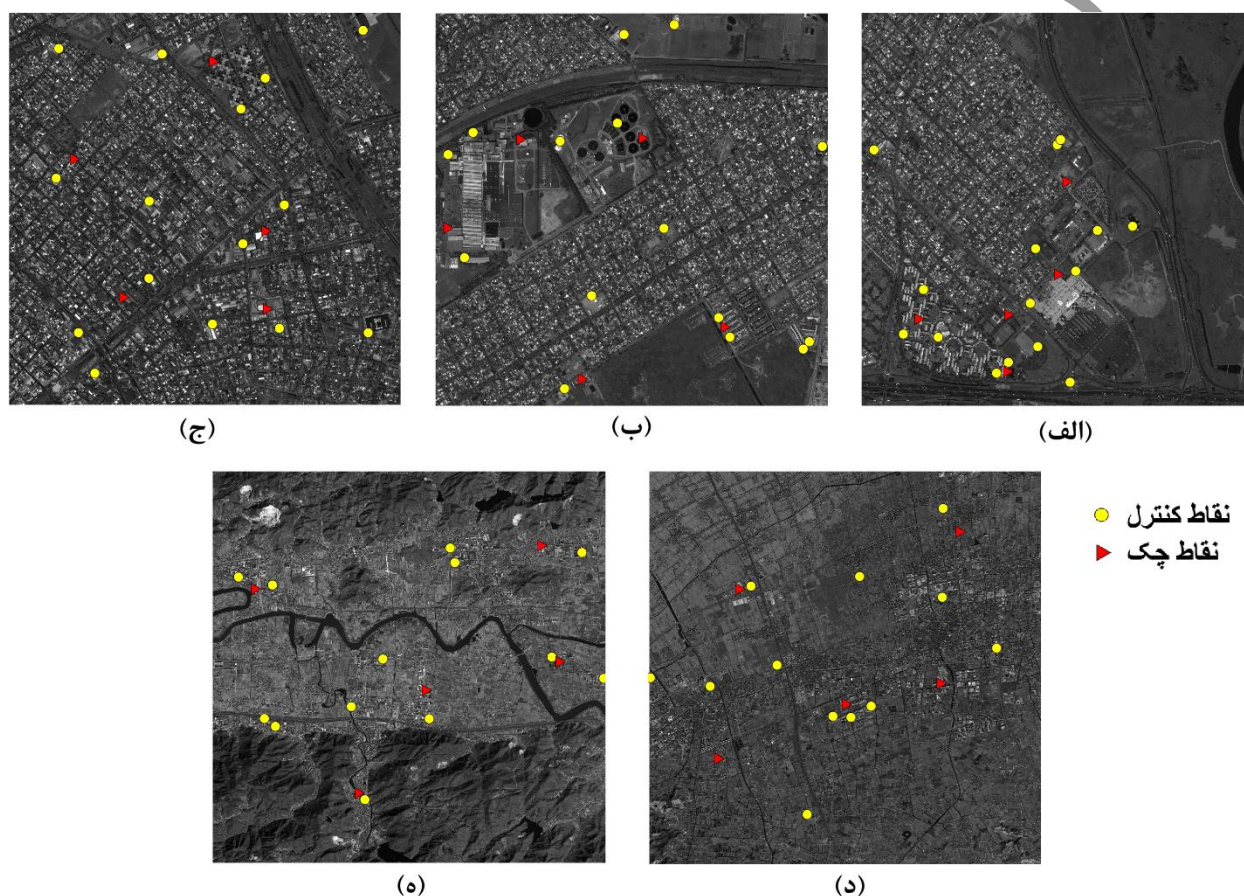
ضرایب RPC نقشی کلیدی در کیفیت مدل رقومی ارتفاعی مستخرج در تصاویر ماهواره‌ای ایفا می‌کنند. این ضرایب در حالت خام دارای خطای سیستماتیک بوده و قبل از انجام فرآیند استخراج DSM باید خطای آنها برطرف شود. برای این منظور در این تحقیق فرآیند سرشکنی بلوک ضرایب RPC^{۵۰} برای تصحیح خطای آنها با استفاده از یک مجموعه از نقاط کنترل زمینی مطابق با تحقیق (Fraser et al., ۲۰۰۶) انجام شده است. در این روش فرآیند تصحیح خطای ضرایب RPC از طریق سرشکنی کمترین مربعات همزمان مجموعه تصاویر و بادر نظر گرفتن یک مجموعه از پارامترهای اضافه برای مدل چندجمله‌ای‌های کسری برای هر تصویر انجام می‌گیرد. مدل تبدیل مورد استفاده برای پارامترهای اضافه مدل تبدیل افاین در نظر گرفته می‌شود.

به منظور تهیه نقاط کنترل زمینی برای هر تصویر در هر دسته داده تعداد ۲۰ نقطه کنترل زمینی با استفاده از DSM مرجع مربوط به داده LiDAR به صورت دستی استخراج شده است. این نقاط توسط یک شخص ماهر و برای مناطق مشخص بین تصاویر و DSM مرجع انجام پذیرفت. از تعداد ۲۰ نقطه کنترل انتخاب شده تعداد ۶ عدد از آنها به عنوان نقطه چک کنار گذاشته شده و تنها از ۱۴

^{۴۹} bias

^{۵۰} RPC block adjustment

نقطه باقیمانده برای انجام فرآیند تصحیح خطای ضرایب RPC استفاده شد. شکل ۷ توزیع نقاط کنترل و چک مورد استفاده در هر دسته داده را بر روی یکی از تصاویر مربوط به آنها نشان می‌دهد. جدول ۲ مقدار ریشه میانگین خطای نقاط چک (RMSE) را قبل و بعد از انجام فرآیند تصحیح خطای ضرایب RPC نشان می‌دهد. همانطور که ملاحظه می‌شود، برای تصاویر سنجنده Worldview-۳ میزان خطای ضرایب RPC به میزان قابل توجه‌ای بوده و بعد از انجام فرآیند سرشکنی برای تمام تصاویر کمتر از یک پیکسل شده است. برای تصاویر سنجنده ZY۳-۲ نتایج بیانگر این است که خطای ضرایب RPC قبل از انجام فرآیند تصحیح آنها نیز به صورت زیرپیکسل بوده و بعد از تصحیح تغییر خاصی در دقت آنها نشده است. این مسئله به این دلیل است که اساساً ضرایب RPC ارائه شده در دسته داده‌های تحقیق تصحیح شده بوده و نیازی به انجام این فرآیند در آنها نیست.



شکل ۷: توزیع نقاط کنترل و چک برای تصحیح خطای ضرایب RPC، (الف) تا (ه) به ترتیب مربوط به دسته داده‌های WV۳-۱، WV۳-۲، WV۳-۳، ZY۳-۲-۱ و ZY۳-۲-۲

جدول ۲: نتایج تصحیح خطای ضرایب RPC

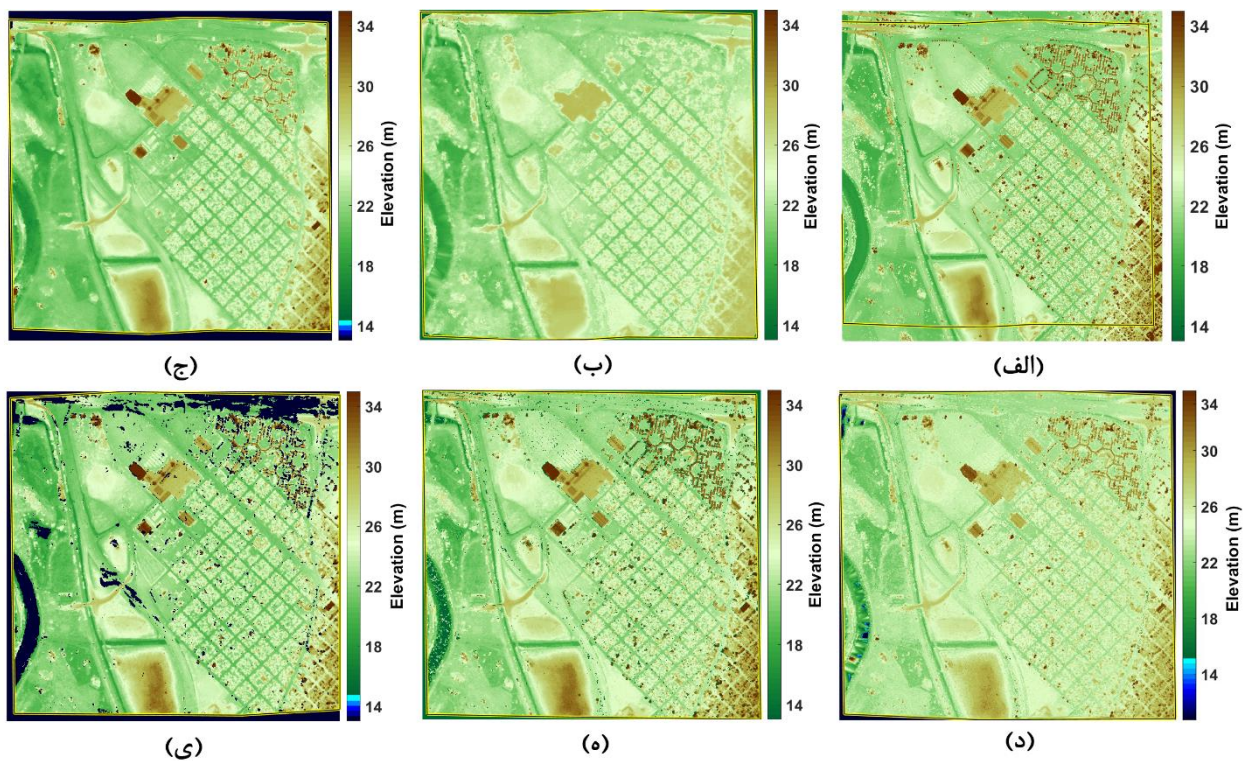
دسته داده	شماره تصویر	RMSE نقاط چک (پیکسل)	
		قبل از تصحیح ضرایب RPC	بعد از تصحیح ضرایب RPC
WV3-۱	۱	۵.۴۶	۰.۹۱
	۲	۴.۹۳	۰.۹۵
	۳	۵.۷۰	۰.۹۷
WV3-۲	۱	۴.۲۱	۰.۹۵
	۲	۴.۸۹	۰.۹۳
	۳	۴.۳۳	۰.۹۸
WV3-۳	۱	۵.۳۹	۱.۰۷
	۲	۵.۵۱	۰.۹۸
	۳	۶.۲۳	۱.۰۵
ZY3-۲-۱	۱	۰.۸۹	۰.۸۵
	۲	۰.۹۴	۰.۹۰
	۳	۰.۸۶	۰.۸۲
ZY3-۲-۲	۱	۰.۹۳	۰.۹۰
	۲	۰.۹۹	۰.۹۱
	۳	۱.۰۶	۰.۹۳

۴-۲- ارزیابی DSMهای استخراج شده توسط الگوریتمهای مختلف

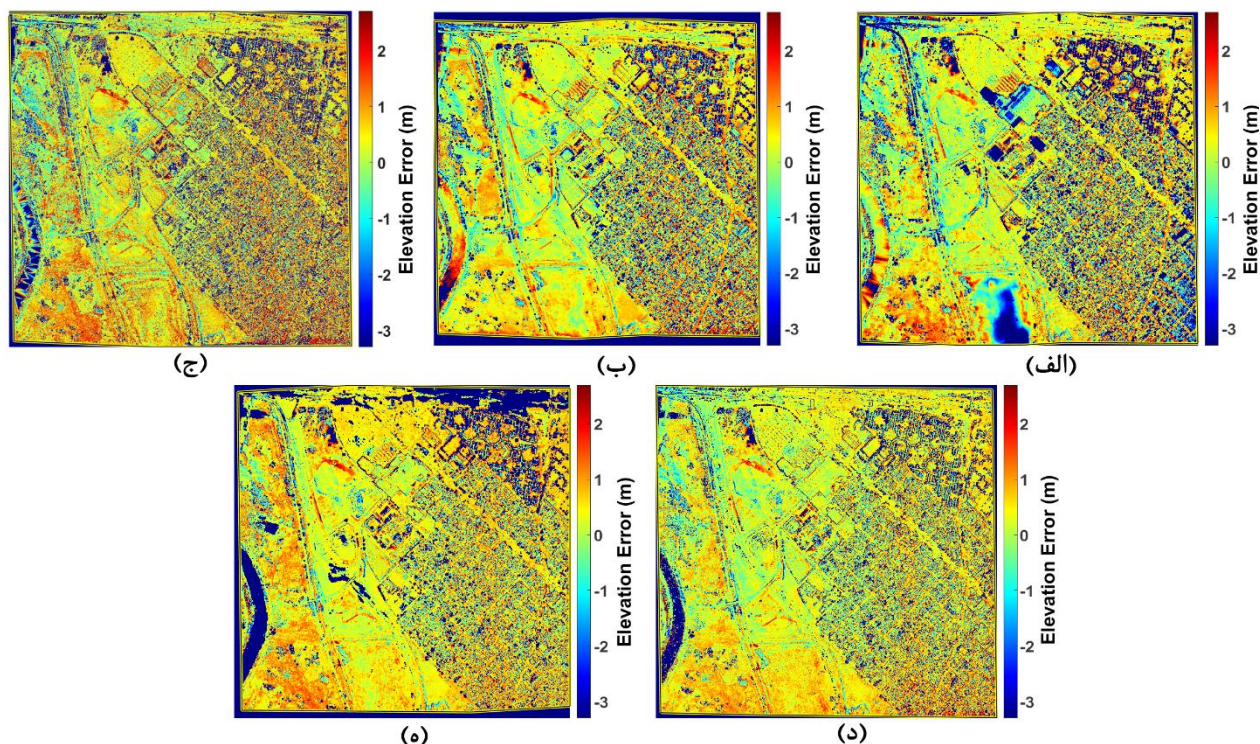
با توجه به اینکه مجموعه داده‌های آموزشی موجود برای استخراج DSM از تصاویر ماهواره‌ای محدود بوده و آموزش مدل یادگیری عمیق برای این کار نیازمند سخت‌افزار پیشرفته است، در این تحقیق در مدل Sat-MVSF، از روش یادگیری انتقالی^{۵۱} استفاده شده است که وزن‌های حاصل از آموزش این مدل با تصاویر سه‌منظره WHU-TLC^{۵۲} (Gao et al., ۲۰۲۱) ماهواره ZY3-۰۲ در مدل بارگذاری شده و عملیات استخراج DSM از تصاویر ماهواره‌ای موردنظر انجام گرفته است. همچنین، اندازه پیکسل زمینی در DSMهای تولیدی برای تمامی روش‌ها و در هر سه دسته داده به میزان دو برابر اندازه پیکسل زمینی تصاویر یعنی ۶۰ سانتی‌متر در نظر گرفته شده است. تمامی DSMها هم در سیستم تصویر UTM تولید شده است. در شکل ۸، DSMهای استخراج شده برای دسته داده اول از سنجنده WorldView-3 (WV3-۱) توسط هر کدام از روش‌های مورد مقایسه به همراه DSM مرجع ارائه شده است. شکل ۹ تصویر خطای ارتفاعی هر کدام از این DSMها را در مقایسه با DSM مرجع برای دسته داده اول نشان می‌دهد. در شکل ۱۰ نیز هیستوگرام خطای ارتفاعی DSM تولید شده توسط هر کدام از روش‌ها را در دسته داده اول نشان می‌دهد.

^{۵۱} Transfer Learning

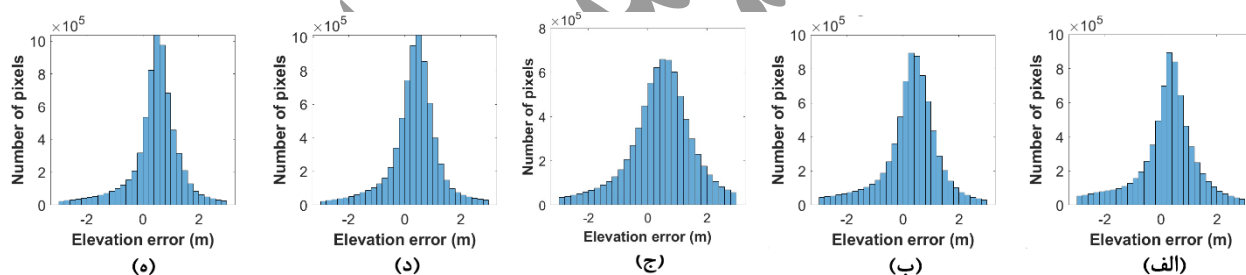
^{۵۲} Wuhan University Three Line Camera



شکل ۸: DSM های استخراج شده توسط الگوریتم های مختلف در دسته داده WV۳-۱ (الف) DSM واقعیت زمینی، (ب) DSM حاصل از نرم افزار ERDAS، (ج) DSM حاصل از نرم افزار CATALYST، (د) DSM حاصل از الگوریتم SS-DSM، (ه) DSM حاصل از الگوریتم S²P، (ی) DSM حاصل از الگوریتم Sat-MVSF

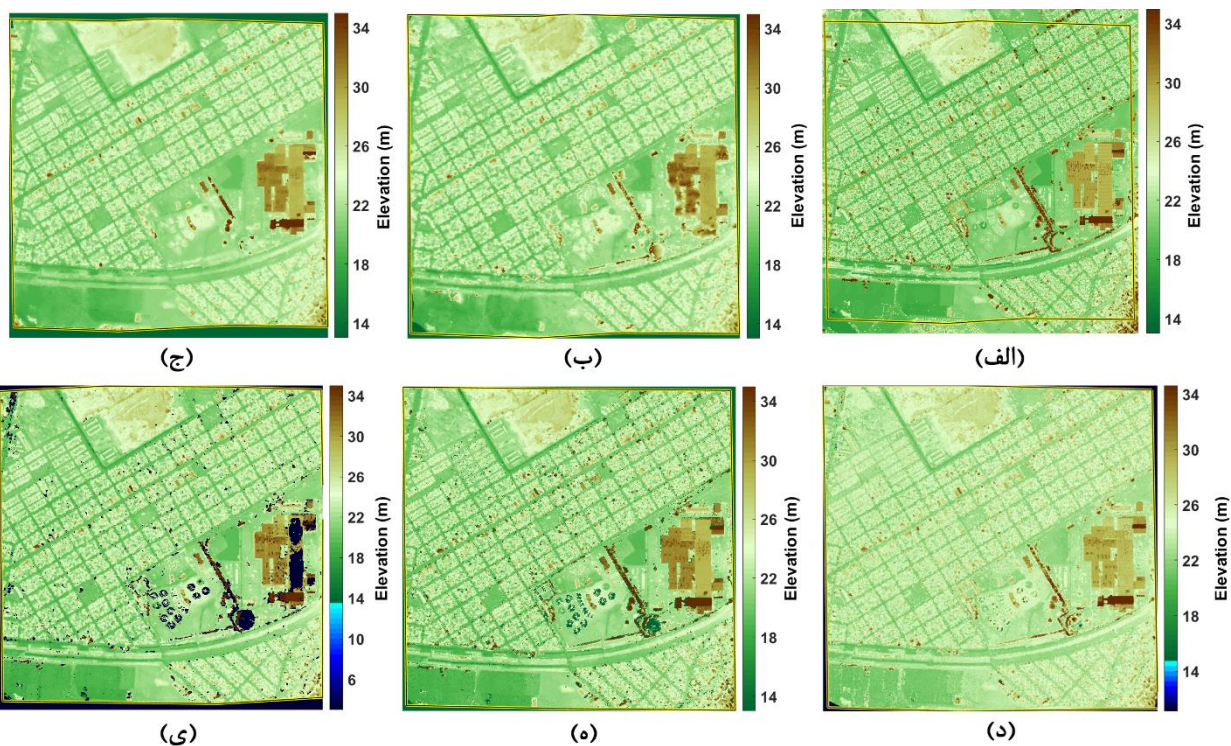


شکل ۹: نقشه‌های اختلاف ارتفاع حاصل از DSM‌های استخراج‌شده توسط الگوریتم‌های مختلف دسته داده WV3-1: (الف) نقشه‌ی اختلاف ارتفاع برای الگوریتم ERDAS، (ب) نقشه‌ی اختلاف ارتفاع برای الگوریتم CATALYST، (ج) نقشه‌ی اختلاف ارتفاع برای الگوریتم SS-DSM، (د) نقشه‌ی اختلاف ارتفاع برای الگوریتم S2P، (ه) نقشه‌ی اختلاف ارتفاع برای الگوریتم Sat-MVSF

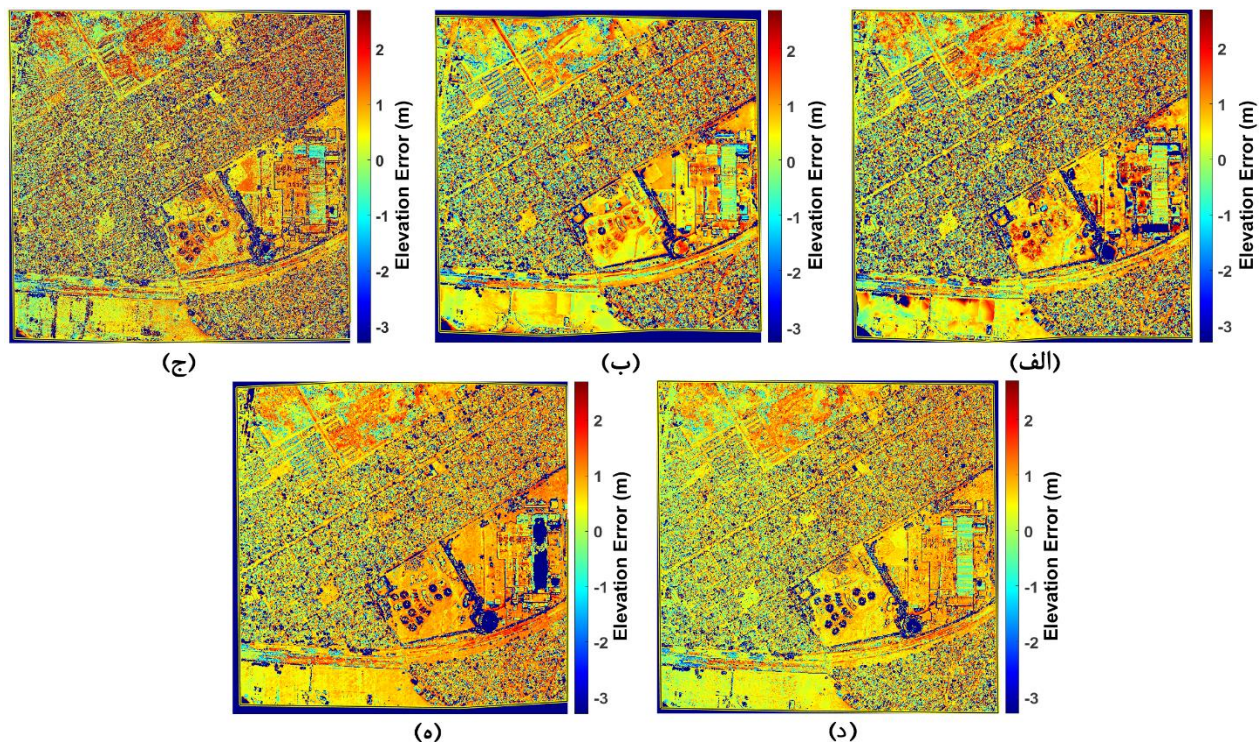


شکل ۱۰: هیستوگرام خطای ارتفاعی DSM‌های استخراج‌شده با استفاده از الگوریتم‌های مختلف دسته داده WV3-1: (الف) هیستوگرام خطای ارتفاعی ERDAS، (ب) هیستوگرام خطای ارتفاعی CATALYST، (ج) هیستوگرام خطای ارتفاعی SS-DSM، (د) هیستوگرام خطای ارتفاعی S2P، (ه) هیستوگرام خطای ارتفاعی Sat-MVSF

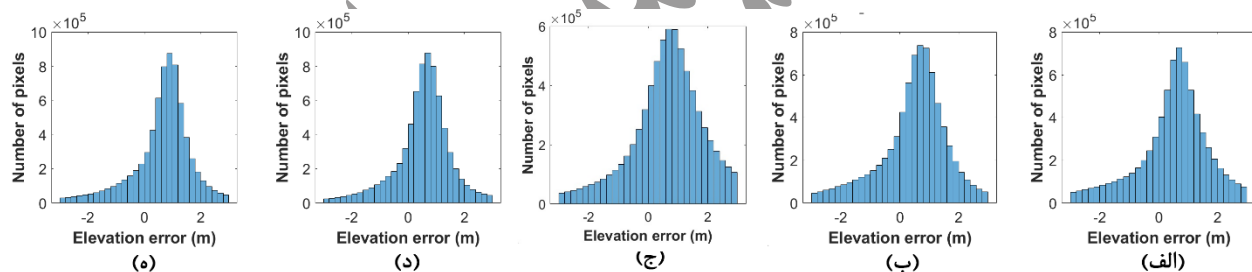
در ادامه در شکل ۱۱، شکل ۱۲ و شکل ۱۳ همین نتایج برای دسته داده دوم (WV3-2)، به ترتیب شامل DSM‌های استخراج‌شده توسط روش‌های مختلف، تصویر خطای ارتفاعی هر کدام از روش‌ها و همین‌طور هیستوگرام خطای ارتفاعی DSM‌های استخراج‌شده نشان داده شده است.



شکل ۱۱: DSM های استخراج شده توسط الگوریتم های مختلف در دسته داده ۲-۷۷۳: الف) DSM واقعی زمینی، ب) DSM حاصل از نرم افزار ERDAS، ج) DSM حاصل از نرم افزار CATALYST، د) DSM حاصل از الگوریتم SS-DSM، ه) DSM حاصل از الگوریتم S²P، و) DSM حاصل از الگوریتم Sat-MVSF

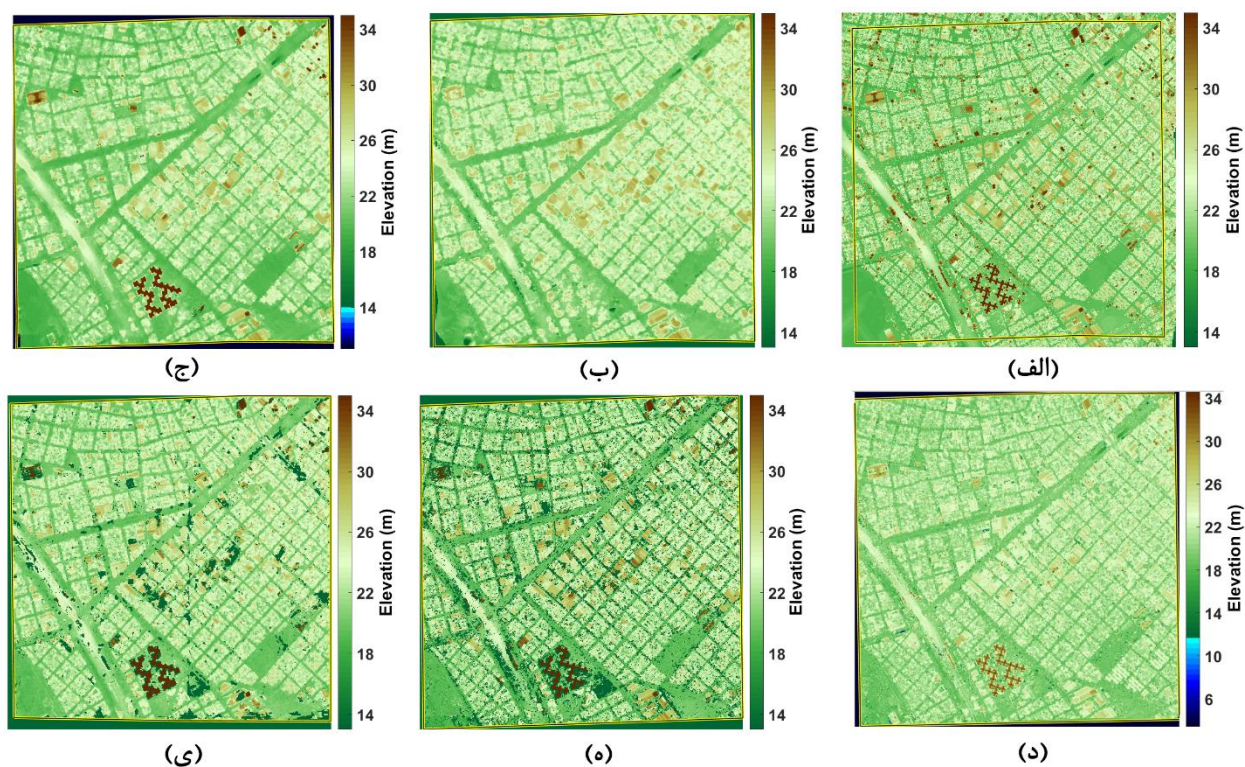


شکل ۱۲: نقشه‌های اختلاف ارتفاع حاصل از DSM‌های استخراج‌شده توسط الگوریتم‌های مختلف دسته داده WV3-2: الف) نقشه‌ی اختلاف ارتفاع برای الگوریتم ERDAS، ب) نقشه‌ی اختلاف ارتفاع برای الگوریتم CATALYST، ج) نقشه‌ی اختلاف ارتفاع برای الگوریتم SS-DSM، د) نقشه‌ی اختلاف ارتفاع برای الگوریتم S²P، ه) نقشه‌ی اختلاف ارتفاع برای الگوریتم Sat-MVSF

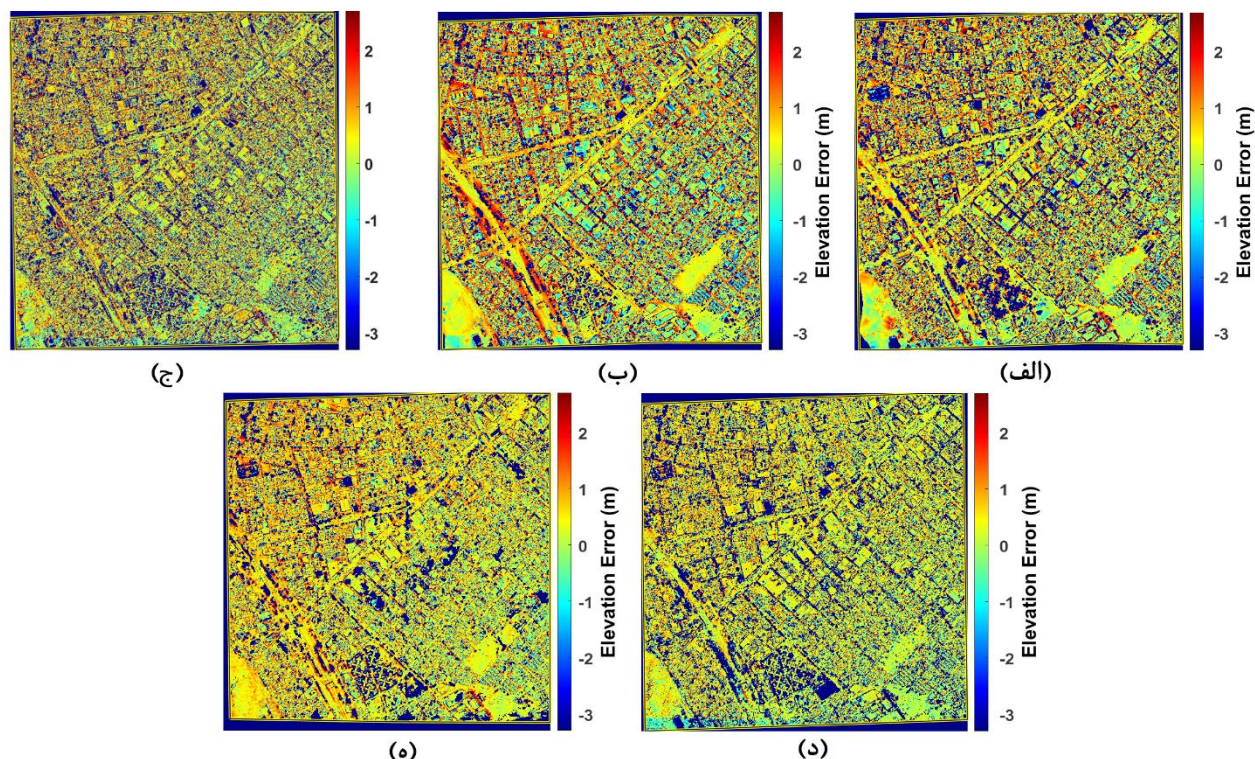


شکل ۱۳: هیستوگرام خطای ارتفاعی DSM‌های استخراج‌شده با استفاده از الگوریتم‌های مختلف دسته داده WV3-2: الف) هیستوگرام خطای ارتفاعی ERDAS، ب) هیستوگرام خطای ارتفاعی CATALYST، ج) هیستوگرام خطای ارتفاعی SS-DSM، د) هیستوگرام خطای ارتفاعی S²P، ه) هیستوگرام خطای ارتفاعی Sat-MVSF

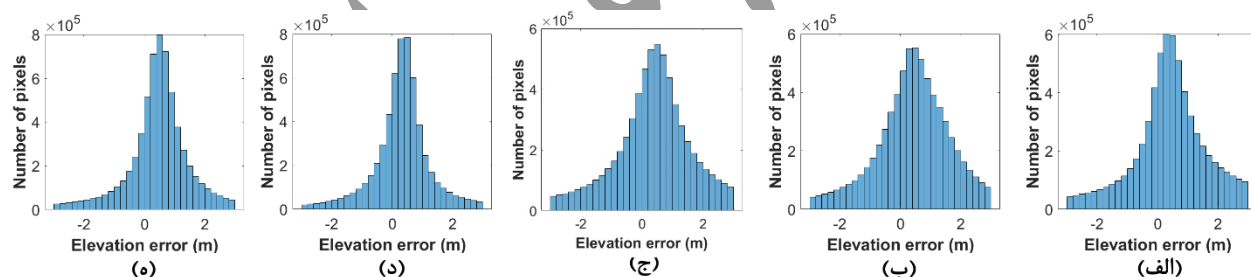
در شکل ۱۴، شکل ۱۵ و شکل ۱۶، نیز همین نتایج برای دسته داده سوم (WV3-3) به ترتیب شامل DSM‌های استخراج‌شده توسط روش‌های مختلف، تصویر خطای ارتفاعی هر کدام از روش‌ها و همین‌طور هیستوگرام خطای ارتفاعی DSM‌های استخراج‌شده نشان داده شده است.



شکل ۱۴: DSM های استخراج شده توسط الگوریتم های مختلف در دسته داده WV۲-۳: (الف) DSM واقعیت زمینی، (ب) DSM حاصل از نرم افزار ERDAS، (ج) DSM حاصل از نرم افزار CATALYST، (د) DSM حاصل از الگوریتم SS-DSM، (ه) DSM حاصل از الگوریتم S^۲P، (ی) DSM حاصل از الگوریتم Sat-MVSF

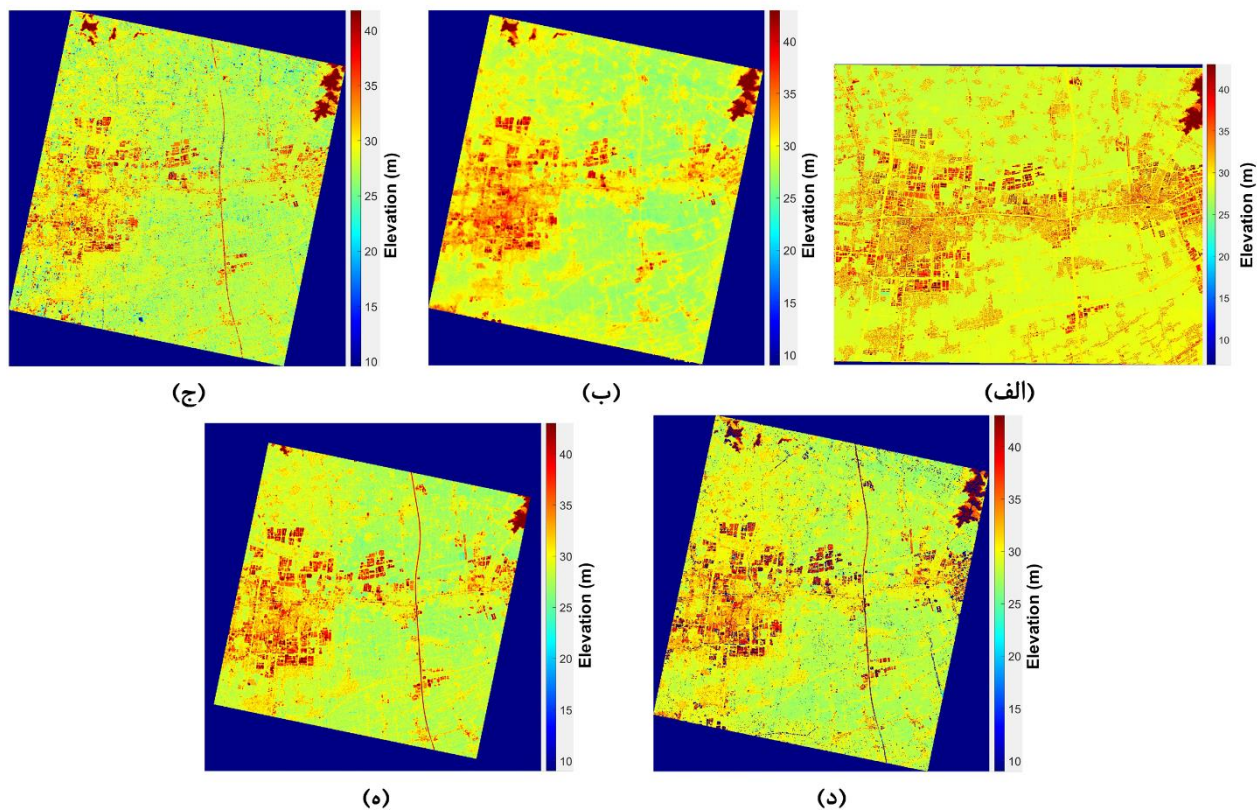


شکل ۱۵: نقشه‌های اختلاف ارتفاع حاصل از DSM‌های استخراج شده توسط الگوریتم‌های مختلف دسته داده WV2-3: (الف) نقشه‌ی اختلاف ارتفاع برای الگوریتم ERDAS، (ب) نقشه‌ی اختلاف ارتفاع برای الگوریتم CATALYST، (ج) نقشه‌ی اختلاف ارتفاع برای الگوریتم SS-DSM، (د) نقشه‌ی اختلاف ارتفاع برای الگوریتم S²P، (ه) نقشه‌ی اختلاف ارتفاع برای الگوریتم Sat-MVSF

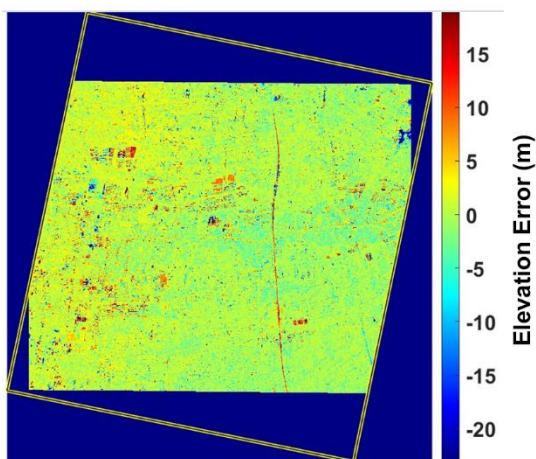


شکل ۱۶: هیستوگرام خطای ارتفاعی DSM‌های استخراج شده با استفاده از الگوریتم‌های مختلف دسته داده WV2-3: (الف) هیستوگرام خطای ارتفاعی ERDAS، (ب) هیستوگرام خطای ارتفاعی CATALYST، (ج) هیستوگرام خطای ارتفاعی SS-DSM، (د) هیستوگرام خطای ارتفاعی S²P، (ه) هیستوگرام خطای ارتفاعی Sat-MVSF

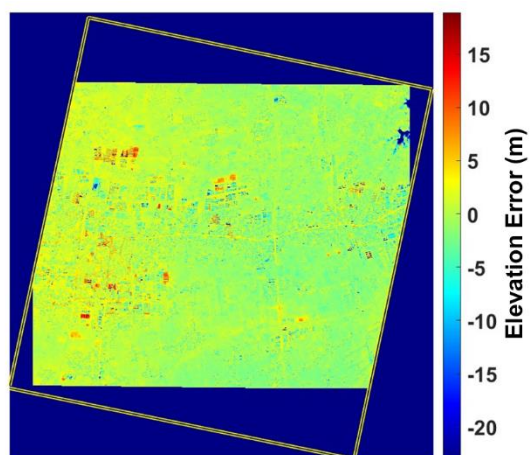
همچنین در شکل ۱۷ و شکل ۲۰، DSM‌های استخراج شده برای دسته داده اول و دوم از سنجنده ZY3-2 توسط هر کدام از روش‌های مورد مقایسه به همراه DSM مرجع ارائه شده است. شکل ۱۸ و شکل ۲۱ تصویر خطای ارتفاعی هر کدام از این DSM‌ها را در مقایسه با DSM مرجع برای دسته داده اول و دوم سنجنده ZY3-2 نشان می‌دهد. شکل ۱۹ و شکل ۲۲ نیز هیستوگرام خطای ارتفاعی DSM تولید شده توسط هر کدام از روش‌ها را در دسته داده اول و دوم سنجنده ZY3-2 نشان می‌دهد.



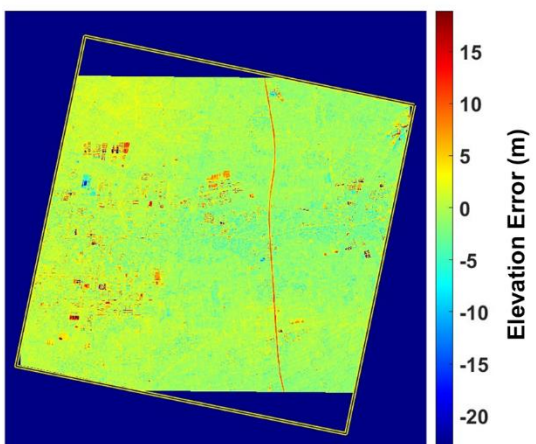
شکل ۱۷: DSM های استخراج شده توسط الگوریتم های مختلف در دسته داده ۱-۲-ZY۳: الف) DSM واقعیت زمینی، ب) DSM حاصل از نرم افزار CATALYST، ج) DSM حاصل از الگوریتم SS-DSM، د) DSM حاصل از الگوریتم S^۲P، ه) DSM حاصل از الگوریتم Sat-MVSF



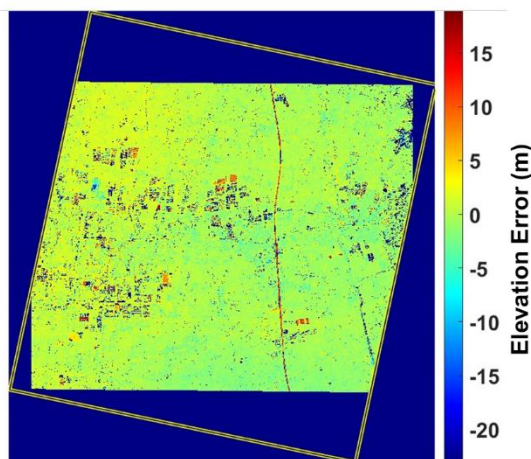
(ب)



(الف)

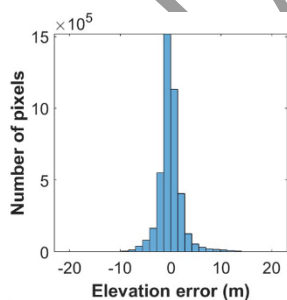


(د)

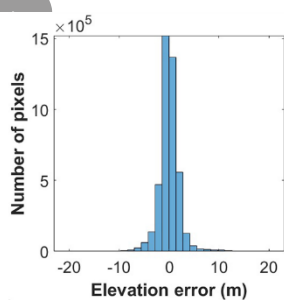


(ج)

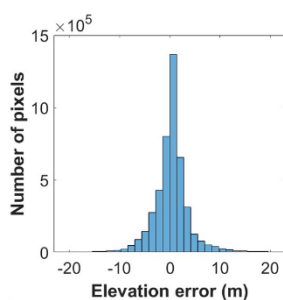
شکل ۱۸: نقشه‌های اختلاف ارتفاع حاصل از DSM‌های استخراج‌شده توسط الگوریتم‌های مختلف دسته داده ZY۳-۲-۱: (الف) نقشه‌ی اختلاف ارتفاع برای الگوریتم CATALYST، (ب) نقشه‌ی اختلاف ارتفاع برای الگوریتم SS-DSM، (ج) نقشه‌ی اختلاف ارتفاع برای الگوریتم SYP، (د) نقشه‌ی اختلاف ارتفاع برای الگوریتم Sat-MVSF



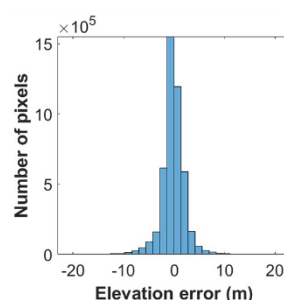
(د)



(ج)

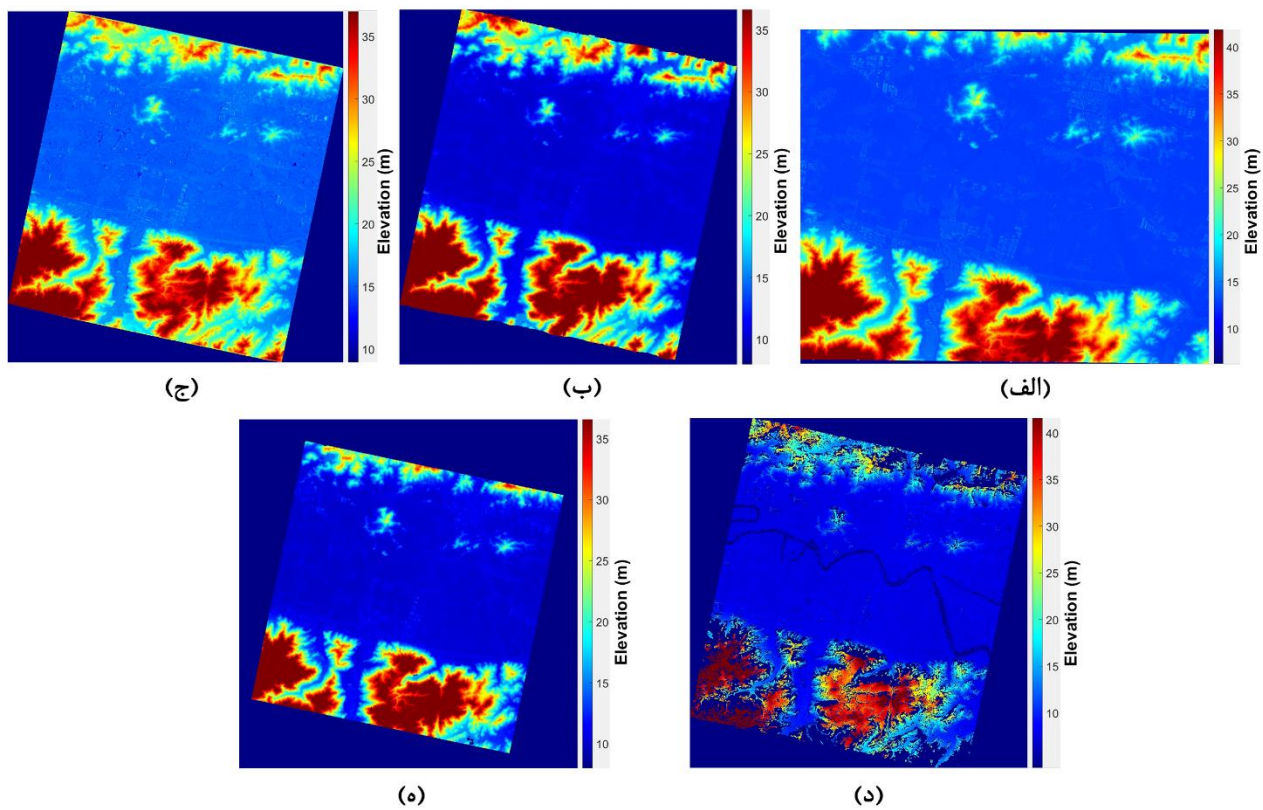


(ب)

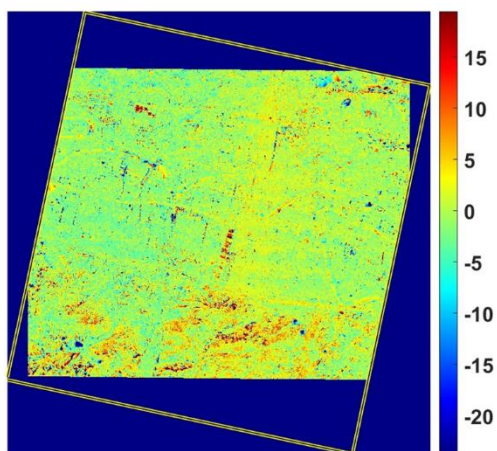


(الف)

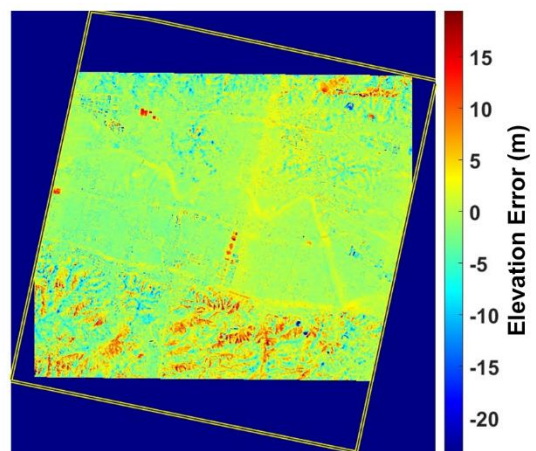
شکل ۱۹: هیستوگرام خطای ارتفاعی DSM‌های استخراج‌شده با استفاده از الگوریتم‌های مختلف دسته داده ZY۳-۲-۱: (الف) هیستوگرام خطای ارتفاعی CATALYST، (ب) هیستوگرام خطای ارتفاعی SS-DSM، (ج) هیستوگرام خطای ارتفاعی SYP، (د) هیستوگرام خطای ارتفاعی Sat-MVSF



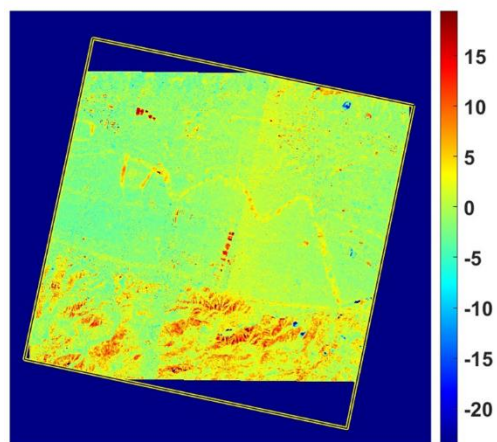
شکل ۲۰: DSM های استخراج شده توسط الگوریتم های مختلف در دسته داده ۲-۳-ZY: الف) DSM واقعیت زمینی، ب) DSM حاصل از نرم افزار CATALYST، ج) DSM حاصل از الگوریتم SS-DSM، د) DSM حاصل از الگوریتم S²P، ه) DSM حاصل از الگوریتم Sat-MVSF



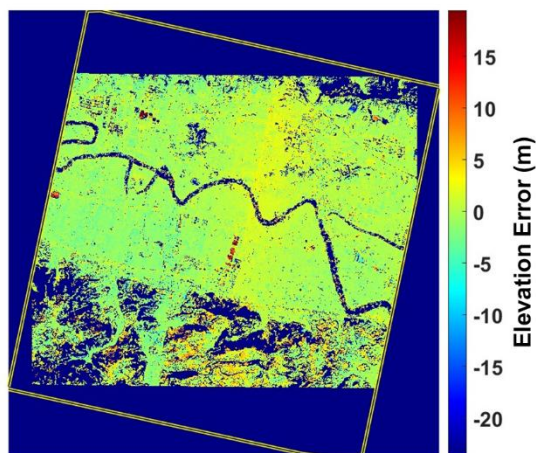
(ب)



(الف)

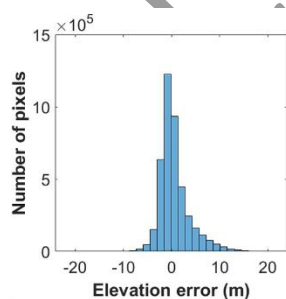


(د)

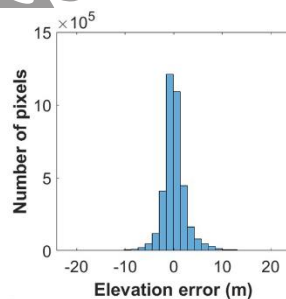


(ج)

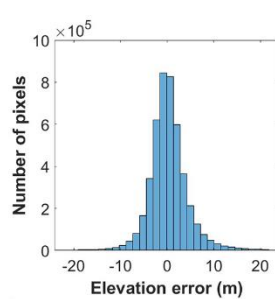
شکل ۲۱: نقشه‌های اختلاف ارتفاع حاصل از DSM‌های استخراج شده توسط الگوریتم‌های مختلف دسته داده ۲-۲-ZY۳: (الف) نقشه‌ی اختلاف ارتفاع برای الگوریتم CATALYST، (ب) نقشه‌ی اختلاف ارتفاع برای الگوریتم SS-DSM، (ج) نقشه‌ی اختلاف ارتفاع برای الگوریتم S²P، (د) نقشه‌ی اختلاف ارتفاع برای الگوریتم Sat-MVSF



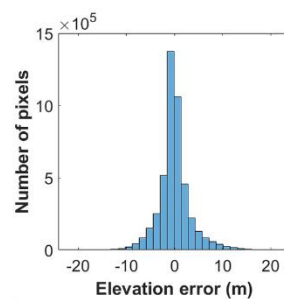
(د)



(ج)



(ب)



(الف)

شکل ۲۲: هیستوگرام خطای ارتفاعی DSM‌های استخراج شده با استفاده از الگوریتم‌های مختلف دسته داده ۲-۲-ZY۳: (الف) هیستوگرام خطای ارتفاعی CATALYST، (ب) هیستوگرام خطای ارتفاعی SS-DSM، (ج) هیستوگرام خطای ارتفاعی S²P، (د) هیستوگرام خطای ارتفاعی Sat-MVSF

در جدول ۳، نتایج مربوط به معیارهای ارزیابی Comp ارتفاعی، RMSE ارتفاعی و MEE ارتفاعی برای DSMهای استخراج شده از الگوریتمهای ERDAS IMAGINE، CATALYST، SS-DSM، S²P و Sat-MVSF برای تمامی داده‌های مورد استفاده، نشان داده شده است. با توجه به جدول ۳، در هر سه مجموعه داده مربوط به سنجنده ۳-WorldView، RMSE ارتفاعی DSMهای استخراج شده در حدود ۱ متر است. به‌طور کلی الگوریتم S²P در دسته داده‌های ۱-WV، ۲-WV و ۳-WV به ترتیب با مقدار ۰.۹۴، ۱.۱ و ۰.۹۷ متر بهترین RMSE ارتفاعی را نسبت به نرم‌افزارهای CATALYST و ERDAS و الگوریتمهای SS-DSM و Sat-MVSF دارد. با این حال، الگوریتم Sat-MVSF نتایج نزدیکی از لحاظ دقت ارتفاعی به الگوریتم S²P دارد. در هر سه دسته داده WV الگوریتم SS-DSM دقت ارتفاعی کمتری نسبت به سایر الگوریتمها در استخراج DSM دارد. از سوی دیگر، نتایج بدست آمده نشان می‌دهد که با توجه به اینکه نرم‌افزارهای کلاسیک ERDAS و CATALYST از درون‌یابی برای پر کردن گپ‌ها استفاده می‌کنند، این امر سبب کاهش RMSE ارتفاعی در مناطق با اختلاف ارتفاعی می‌شود.

در هر دو دسته داده ZY-۲ نیز الگوریتم S²P دقت بالاتری را در استخراج DSM در مقایسه با سایر الگوریتمها دارد. با این حال این الگوریتم نسبت به سایر الگوریتمها عملکرد ضعیفی از لحاظ معیار کامل بودن دارد. از سوی دیگر الگوریتم CATALYST با توجه به اینکه از درون‌یابی برای مقداردهی سلول‌های فاقد اطلاعات استفاده می‌کند، عملکرد بهتری را نسبت به سایر الگوریتمها دارد. با این حال در این دسته داده به جز الگوریتم S²P، سایر الگوریتمها مقدار کامل بودن ارتفاعی بالای ۹۹ درصد را دارند که مقداری بسیار مطلوب در استخراج DSM است.

با توجه به شکل ۱۰، شکل ۱۳ و شکل ۱۶، هیستوگرام خطای ارتفاعی DSMهای استخراج شده با استفاده از الگوریتمهای Sat-MVSF و S²P، توزیع نزدیک به نرمالی برای هر سه دسته از داده‌ها دارد که نشان‌دهنده توزیع خطای تصادفی بین داده‌ها به صورت نرمال بوده و نمودارهای توزیع باقی‌مانده‌ها میانگین نزدیک به صفر دارند. مطابق شکل ۱۹ و شکل ۲۲، همین مورد در دسته داده‌های ZY-۲ نیز نمایان است. همان‌طور که در هیستوگرام خطای ارتفاعی DSMهای استخراج شده نیز مشهود است، در هر سه دسته از داده‌های ۳-WV فراوانی پیکسل‌ها با خطای ارتفاعی نزدیک به صفر در الگوریتمهای Sat-MVSF و S²P به نسبت نرم‌افزارهای ERDAS و CATALYST و الگوریتم SS-DSM مقدار بالاتری است. این نتایج نشان‌دهنده صحت کارایی الگوریتمهای Sat-MVSF و S²P به نسبت سایر الگوریتمها در استخراج DSM از مناطق با بافت غیریکنواخت و دارای اختلاف ارتفاعی می‌باشند. در هر سه دسته از داده‌ها نرم‌افزارهای ERDAS و CATALYST و الگوریتم SS-DSM نسبت به سایر الگوریتمها فراوانی بالاتری را در پیکسل‌هایی با خطای ارتفاعی بیشتر از یک متر را دارند. در هر سه دسته داده WV نرم‌افزارهای ERDAS و CATALYST پراکندگی خطای ارتفاعی بیشتری را به نسبت سایر الگوریتمها داشته که دلیل این امر مسکونی بودن منطقه مورد مطالعه و وجود ساختمان‌ها با اختلاف ارتفاعی است.

با توجه به جدول ۳، DSMهای استخراج شده از الگوریتمهای S²P و CATALYST برای دسته داده‌های ۱-WV و ۲-WV با مقدار حدودی ۹۰ درصد به نسبت سایر الگوریتمها، معیار Comp بالاتری را دارند. در این دو دسته از داده‌ها به‌طور کلی، الگوریتمهای ERDAS و SS-DSM نیز عملکرد نسبتاً ضعیفی از لحاظ RMSE ارتفاعی و Comp داشته است. در دسته داده ۳-WV، نرم‌افزار CATALYST بالاترین مقدار Comp را با مقدار حدودی ۸۶ درصد به نسبت سایر الگوریتمها دارد. در حالی که کمترین مقدار معیار Comp مربوط به الگوریتم S²P است. در دسته داده‌های ZY-۲ نرم‌جدول ۳: نتایج سه معیار ارزیابی COMP، RMSE و MEE برای DSMهای استخراج شده توسط الگوریتمهای ERDAS، CATALYST (CAT)، S²P و Sat-MVSF برای سه

دسته داده

MEE (m)					RMSE (m)					Comp (%)					دسته داده
Sat-MVSF	SS-DSM	S ² P	CAT	ERDAS	Sat-MVSF	SS-DSM	S ² P	CAT	ERDAS	Sat-MVSF	SS-DSM	S ² P	CAT	ERDAS	

۰.۵۳	۰.۵	۰.۴۱	۰.۳۸	۰.۳۳	۰.۹۹	۱.۱۵	۰.۹۴	۱.۰۲	۱.۰۷	۸۶.۴۱	۸۹.۳	۹۰.۷۶	۹۱.۰	۸۷.۷۸	WV۳-۱
۰.۸	۰.۷۲	۰.۶۳	۰.۶۳	۰.۶۳	۱.۲	۱.۳۲	۱.۱	۱.۲۱	۱.۲۶	۸۸.۴۷	۸۶.۱۴	۹۰.۱۶	۸۹.۵۴	۸۷.۶۱	WV۳-۲
۰.۵	۰.۴۲	۰.۳۶	۰.۴۷	۰.۴۲	۱.۰۴	۱.۲۴	۰.۹۷	۱.۲۴	۱.۲۳	۸۳.۰	۸۱.۷۴	۷۵.۷۲	۸۶.۰۲	۸۱.۳۴	WV۳-۳
-۰.۲۵	۰.۴۵	-۰.۰۳	-۰.۲	-	۲.۴۳	۳.۵۹	۲.۱۲	۲.۳۶	-	۹۹.۴۶	۹۹.۵۳	۹۵.۹	۹۹.۸۸	-	ZY۳-۲-۱
-۰.۱	۰.۰۶	-۰.۰۷	-۰.۲۵	-	۳.۲۷	۴.۱۷	۲.۴۷	۳.۳۹	-	۹۹.۷۱	۹۹.۳۳	۸۰.۷	۹۹.۹۳	-	ZY۳-۲-۲

به‌طور کلی، معیار MEE ارتفاعی بر اساس اختلاف ارتفاع بین DSM استخراج‌شده با داده مرجع محاسبه می‌شود. بنابراین، وجود خطای سیستماتیک در معیار میانه خطای ارتفاعی تأثیرگذار است. با توجه به جدول ۳ در دسته داده WV۳-۱ الگوریتم ERDAS با مقدار ۳۳ سانتی‌متر، در دسته داده WV۳-۲ الگوریتم‌های ERDAS، CATALYST و SYP با مقدار ۶۳ سانتی‌متر و در دسته داده WV۳-۳ الگوریتم SYP با مقدار ۳۶ سانتی‌متر کمترین مقدار معیار MEE ارتفاعی را دارند. در مقابل، الگوریتم Sat-MVSF عملکرد ضعیف‌تری از لحاظ MEE ارتفاعی در مقایسه با سایر الگوریتم‌ها دارد.

۳-۴- ارزیابی زمان اجرای الگوریتم‌های مورد مقایسه

زمان انجام فرایند استخراج DSM در الگوریتم‌های مورد مقایسه برای هر دسته از مجموعه داده‌های مورد استفاده اندازه‌گیری شده و در جدول ۴ نمایش داده شده است. فرآیند همانطور که پیشتر در بخش ۳-۲ نیز ذکر شد، زمان بر اساس سخت افزارهای ذکر شده برای هر الگوریتم محاسبه شده است. همانطور که انتظار می‌رود و در جدول ۴ نیز قابل مشاهده است، نرم‌افزارهای تجاری CATALYST و ERDAS در کمترین زمان استخراج DSM را انجام می‌دهند. بعد از این دو نرم‌افزار تجاری، به ترتیب الگوریتم‌های SS-DSM، Sat-MVSF و SYP به طور متوسط زمان محاسباتی کمتری را برای استخراج DSM صرف می‌کنند. نکته قابل ذکر اینکه زمان اجرا در الگوریتم‌های Sat-MVSF و SYP به میزان زیادی وابسته به محتوای تصاویر است و برای مجموعه داده‌های مختلف که همگی ابعاد یکسانی دارند، زمان بسیار متفاوتی ثبت شده است. این در حالی است که برای الگوریتم SS-DSM و نرم‌افزارهای تجاری CATALYST و ERDAS زمان محاسبات برای داده‌های مختلف در حدود یکدیگر است. باید به این موضوع توجه شود که پیاده‌سازی الگوریتم‌های مختلف در محیط‌های متفاوتی و به شکل کاملاً متفاوتی انجام شده و زمان ارائه شده در جدول ۴ تنها یک دید کلی از سرعت اجرای الگوریتم‌ها را در مقایسه با یکدیگر نشان می‌دهد.

جدول ۴: زمان اجرای فرآیند استخراج DSM در الگوریتم‌های مورد مقایسه

زمان اجرا (دقیقه)					مجموعه داده
CATALYST	ERDAS	SYP	SS-DSM	Sat-MVSF	
۰.۴۷	۱.۴۷	۲۶.۵۴	۱۵.۳۲	۱۵.۰۲	WV۳-۱
۰.۵۳	۱.۷۰	۲۳.۰۷	۱۴.۵۱	۱۳.۸۴	WV۳-۲

۰.۵۸	۲.۰۸	۲۴.۷۶	۱۴.۹۵	۱۴.۴۴	WV۳-۳
۰.۵۵	۲.۱۲	۲۶.۱۳	۱۵.۴۴	۲۹.۳۸	ZY۳-۲-۱
۰.۶۰	۲.۱۷	۲۸.۰۷	۱۵.۷۸	۳۴.۹۲	ZY۳-۲-۲
۰.۵۵	۱.۹۱	۲۵.۷۱	۱۵.۲۰	۲۱.۵۲	متوسط

لازم به ذکر است که برای ارزیابی کامل عملکرد مدل یادگیری عمیق Sat-MVSF در مقایسه با الگوریتم‌های ERDAS، CATALYST و SYP باید هر سه معیار زمان محاسبات، RMSE ارتفاعی و معیار Comp به طور هم‌زمان بررسی شود. در بخش بعدی، تأثیرات مناطق با محتوای مختلف و خصوصیات ارتفاعی متفاوت بررسی شده و هر دو معیار RMSE ارتفاعی و معیار Comp به طور هم‌زمان برای DSM‌های به دست آمده از الگوریتم‌های مختلف مورد بحث قرار خواهد گرفت.

۵- بحث

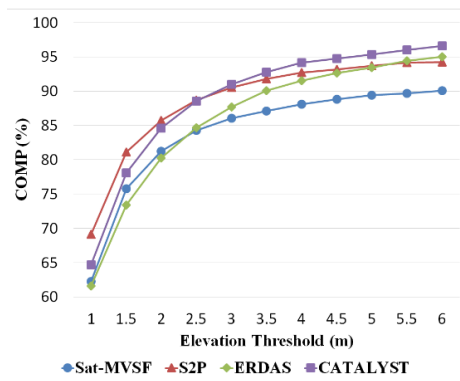
در این تحقیق برای ارزیابی و مقایسه DSM‌های استخراج شده از الگوریتم‌های مختلف، معیارهای Comp، RMSE و MEE محاسبه شده‌اند. لازم به ذکر است که برای محاسبه‌ی این معیارها، یک حد آستانه ارتفاعی T_{dz} برای به دست آوردن پیکسل‌های درست انتخاب می‌شود به طور معمول، این حد آستانه ۳ الی ۴ برابر فاصله نمونه برداری DSM انتخاب می‌شود (Serati et al., ۲۰۲۲). با توجه به این که تصاویر ماهواره‌ای چندمنظری مورد استفاده در این تحقیق مربوط به سنجنده ۳-WorldView در بازه‌های زمانی متفاوت اخذ شده‌اند، دارای اختلافات روشنایی و تغییرات در مناظر به میزان نسبتاً زیادی هستند که فرآیند تناظر یابی متراکم و تولید DSM را دشوار می‌سازد. به منظور اجتناب از اثر مقدار آستانه ارتفاعی T_{dz} بر روی نتایج ارزیابی، مقدار آستانه در بازه یک تا شش متر با گام‌های نیم متری تغییر داده شده و برای هر آستانه فرآیند ارزیابی انجام شده و معیارهای Comp و RMSE محاسبه شده است. در شکل ۲۳، نمودار تغییرات مقدار دو معیار RMSE و Comp برای مقادیر آستانه‌های مختلف برای چهار الگوریتم انتخابی، مقایسه شده و برای مجموعه داده‌های ۳-WorldView بیان شده است. قابل ذکر است که از بیان نتایج عددی برای معیار MEE به دلیل تغییرات جزئی با تغییر میزان آستانه اجتناب شده است.

با توجه شکل ۲۳، همان‌طور که در نمودار معیار Comp مشهود است، نرم‌افزارهای کلاسیک CATALYST و ERDAS در حد آستانه‌های بالاتر از ۳ متر مقادیر بالاتری را نسبت به سایر الگوریتم‌ها دارند. با توجه به این که، این الگوریتم‌ها از روش‌های مختلف درون‌یابی برای پر کردن سلول‌های خالی استفاده می‌کنند و در هر سه دسته از داده‌ها، مناطقی با اختلاف ارتفاعی وجود دارد، در سلول‌های درون‌یابی شده اختلاف ارتفاع آن‌ها با داده مرجع مقدار بالایی را دارند. بنابراین اگر مقدار بیشترین خطای مجاز ارتفاعی، مقداری بالا در نظر گرفته بشود این الگوریتم‌ها معیار Comp بالایی را نسبت به سایر الگوریتم‌ها خواهند داشت. در این تحقیق به منظور اینکه مقایسه بین الگوریتم‌ها در شرایط یکسانی انجام شود و همچنین برای ارزیابی قابل قبول DSM‌های استخراج شده، مقدار حد آستانه ارتفاعی ۳ متر در نظر گرفته می‌شود.

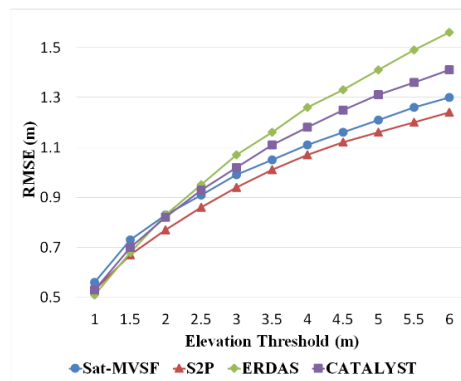
به طور کلی، در هر سه دسته از داده‌ها در حد آستانه ۳ الی ۶ متری، نرم‌افزارهای ERDAS و CATALYST به طور خوشبینانه، معیار Comp بالاتری را در مقایسه با الگوریتم‌های Sat-MVSF و SYP دارند و این اختلاف معیار Comp نرم‌افزارهای ERDAS و CATALYST در مقایسه با الگوریتم‌های Sat-MVSF و SYP با افزایش مقدار حد آستانه به طور شدیدتری بالا می‌رود. به عبارت دیگر، در نرم‌افزارهای ERDAS و CATALYST در حد آستانه‌های بالا (بیشتر از ۳ الی ۴ برابر حد تفکیک مکانی DSM)، معیارهای Comp به دلیل درون‌یابی، مقداری بالاتر از سایر الگوریتم‌ها دارند. با این حال، به دلیل بافت شهری و ساختمانی تصاویر، در هنگام درون‌یابی مناطق با اختلاف ارتفاع، مقدار ارتفاع تخمین زده برای سلول‌های فاقد اطلاعات اعداد غیردقیقی می‌باشند.

مطابق شکل ۲۳، الگوریتم S²P از لحاظ RMSE ارتفاعی در تمامی حد آستانه‌های ارتفاعی بهترین عملکرد را در مقایسه با سایر الگوریتم‌ها دارد. با توجه به این که اختلاف هندسی تصاویر چندمنظری ۳-WorldView و استفاده از نقاط کنترل استخراج شده از داده‌های لیدار برای تصحیح ضرایب RPC، حد آستانه ارتفاعی ۵ برابر دقت تفکیک مکانی DSM در نظر گرفته می‌شود. در این شرایط، تأثیر غیرمنطقی حد آستانه ارتفاعی از روی نتایج خصوصاً DSM‌های استخراج شده از نرم‌افزارهای CATALYST و ERDAS حذف می‌شود. در کاهش حد آستانه ارتفاعی از ۶ متر به ۳ متر، معیار DSM Comp‌های استخراج شده از نرم‌افزارهای CATALYST و ERDAS کاهش شدیدتری به نسبت سایر الگوریتم‌ها دارند. از سوی دیگر RMSE ارتفاعی این نرم‌افزارها در کاهش حد آستانه ارتفاعی از ۶ متر به ۳ متر، به طور منطقی کاهش یافته ولی با این حال، همچنان RMSE ارتفاعی کمتری را در مقایسه با الگوریتم‌های Sat-MVSF و S²P دارند.

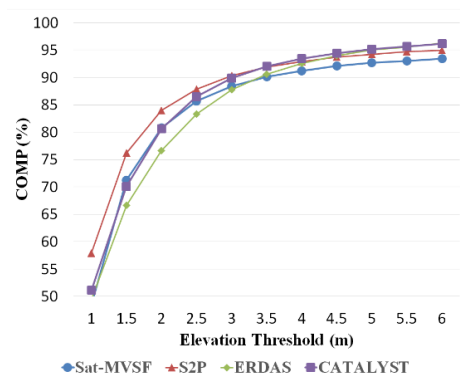
نسخه پیش انتشار



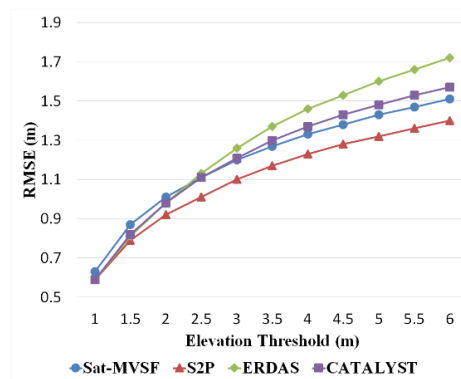
(ب)



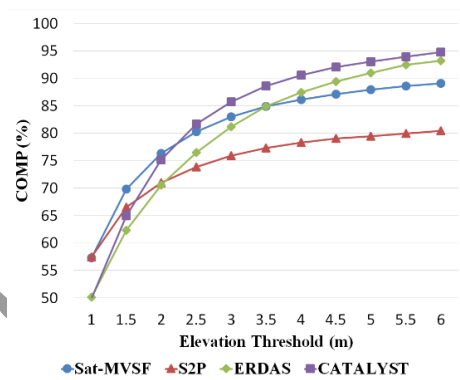
(الف)



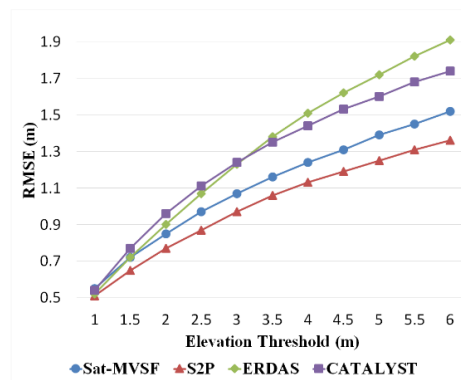
(د)



(ج)



(ی)



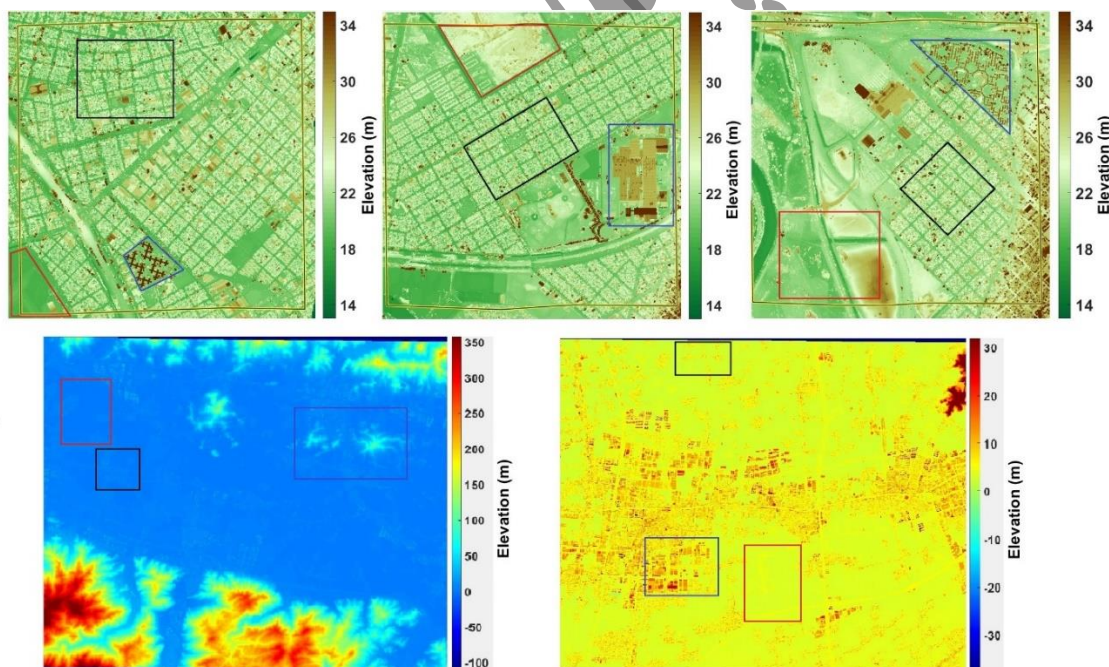
(ه)

شکل ۲۳: نمودارهای دقت ارتفاعی و کامل بودن بر اساس حد آستانه ارتفاعی: (الف) نمودار دقت ارتفاعی WV۳-۱ بر اساس حد آستانه ارتفاعی (ب) نمودار کامل بودن WV۳-۱ بر اساس حد آستانه ارتفاعی (ج) نمودار دقت ارتفاعی WV۳-۲ بر اساس حد آستانه ارتفاعی (د) نمودار کامل بودن WV۳-۲ بر اساس حد آستانه ارتفاعی (ه) نمودار دقت ارتفاعی WV۳-۳ بر اساس حد آستانه ارتفاعی (ی) نمودار کامل بودن WV۳-۳ بر اساس حد آستانه ارتفاعی

در شکل ۲۴، مناطق ساختمانی با تغییرات ارتفاعی زیاد و مناطق ساختمانی با تغییرات ارتفاعی متوسط و مناطق غیر ساختمانی در هر کدام از سه دسته داده WV۳-۳ و دو دسته داده ZY۳-۲ نشان داده شده است. همچنین در جدول ۵، نتایج معیارهای ارزیابی RMSE و Comp برای مناطق ساختمانی با تغییرات ارتفاعی متوسط و زیاد و مناطق غیر ساختمانی برای تمامی مجموعه داده‌ها و هر پنج الگوریتم مورد مقایسه نشان داده شده است. همان‌طور که در نتایج به‌دست آمده نیز مشهود است، در دسته داده WV۳-۱،

الگوریتم S^2P دارای بهترین RMSE ارتفاعی و Comp در مناطق ساختمانی با تغییرات ارتفاعی شدید است. در مناطق ساختمانی با تغییرات ارتفاعی زیاد نرم‌افزار ERDAS از لحاظ کامل بودن ارتفاع عملکرد ضعیف‌تری را نسبت به سایر الگوریتم‌ها دارد. با توجه به این که نرم‌افزارهای تجاری ERDAS و CATALYST از روش‌های درون‌یابی برای پر کردن سلول‌های فاقد اطلاعات استفاده می‌کنند، RMSE ارتفاعی DSM‌های استخراج‌شده از این الگوریتم‌ها در مناطقی نظیر مناطق ساختمانی که دارای اختلاف ارتفاعی هستند، مقدار پایین‌تری نسبت به سایر الگوریتم‌ها دارند. بنابراین، الگوریتم ERDAS با توجه به این که تعداد پیکسل‌های بیشتری با خطای ارتفاعی بیشتر از حد مجاز دارد، دارای کمترین مقدار کامل بودن نسبت به سایر الگوریتم‌ها است. در مناطق غیر ساختمانی الگوریتم‌های CATALYST و S^2P ، به ترتیب RMSE ارتفاعی و Comp ارتفاعی بالاتری دارند. از سوی دیگر در مناطق غیر ساختمانی الگوریتم SS-DSM پایین‌ترین مقدار دقت ارتفاعی را دارد. به‌طور کلی، نرم‌افزار ERDAS در مناطقی که اختلاف ارتفاعی دارند، از لحاظ دقت ارتفاعی عملکرد ضعیفی در استخراج DSM دارد.

در دسته داده WV^{2-3} ، الگوریتم‌های S^2P و CATALYST هم در مناطق ساختمانی هم در مناطق غیر ساختمانی، نتایج تقریباً یکسانی داشته و RMSE ارتفاعی و COMP بودن DSM‌های استخراج‌شده از این دو الگوریتم دارای مقدار بالاتری نسبت به سایر الگوریتم‌ها است. با این وجود، در مناطق ساختمانی با تغییرات ارتفاعی شدید و متوسط، خطای ارتفاعی DSM استخراج‌شده توسط الگوریتم ERDAS مقدار بالاتری در مقایسه با سایر الگوریتم‌ها دارد. در مناطق غیر ساختمانی نیز الگوریتم SS-DSM از لحاظ دقت ارتفاعی عملکرد ضعیفی دارد. در دسته داده WV^{3-3} در مناطق ساختمانی با تغییرات ارتفاعی زیاد و مناطق ساختمانی با تغییرات ارتفاعی متوسط، الگوریتم S^2P بالاترین مقدار دقت ارتفاعی را دارد ولی با این حال از لحاظ عملکرد معیار کامل بودن ضعیف بوده و دارای پایین‌ترین مقدار کامل بودن ارتفاعی است. در مناطق غیر ساختمانی، همانند داده‌های WV^{3-1} و WV^{3-2} ، الگوریتم SS-DSM پایین‌ترین مقدار دقت ارتفاعی را دارد ولی با این حال این الگوریتم از لحاظ کامل بودن بالاترین عملکرد را داشته است.



شکل ۲۴: مناطق ساختمانی با تغییرات ارتفاعی زیاد (آبی)، مناطق ساختمانی با تغییرات ارتفاعی متوسط (سیاه) و مناطق غیر ساختمانی (قرمز) برای تمامی مجموعه داده‌ها به ترتیب ردیف بالا مجموعه داده‌های WV^{3-3} و ردیف پایین مجموعه داده‌های ZY^{3-2}

در دسته داده‌های ZY3-2 ارزیابی معیارها در نواحی مختلف تقریباً نتایج یکسانی داشته است. در هر دو دسته داده، در مناطق غیر ساختمانی نرم‌افزار CATALYST و الگوریتم SS-DSM از لحاظ دقت ارتفاعی به ترتیب بهترین و ضعیف‌ترین عملکرد را نسبت به سایر الگوریتم‌ها دارند. به طور کلی، الگوریتم SS-DSM در تمامی نواحی پایین‌ترین دقت ارتفاعی را در مقایسه با سایر الگوریتم‌ها دارد. در نواحی ساختمانی با تغییرات ارتفاعی شدید، الگوریتم‌های S₂P و Sat-MVSF به ترتیب در دسته داده ZY3-2-1 و ZY3-2-2 بالاترین مقدار دقت ارتفاعی را دارند. همانطور که در شکل ۱۷ و شکل ۲۰ قابل مشاهده است، الگوریتم S₂P در این دو دسته داده عملکرد خوبی از لحاظ کامل بودن ندارد. مطابق با جدول ۵ این مورد در ارزیابی عددی DSM‌های استخراج‌شده نیز مشهود است. با این حال در اکثر نواحی، الگوریتم CATALYST بالاترین مقدار کامل بودن ارتفاعی را نسبت به سایر الگوریتم‌ها در استخراج DSM دارد.

جدول ۵: نتایج معیارهای ارزیابی RMSE و COMP مناطق ساختمانی با تغییرات ارتفاعی متوسط و تغییرات ارتفاعی زیاد و غیر ساختمانی برای تمامی مجموعه داده‌ها

دسته داده	نوع منطقه	COMP (%)					RMSE (m)				
		Sat-MVSF	SS-DSM	S ₂ P	CAT	ERDAS	Sat-MVSF	SS-DSM	S ₂ P	CAT	ERDAS
wv3-1	مناطق ساختمانی با تغییرات ارتفاعی زیاد	۶۳	۷۴.۶۴	۷۴.۷۵	۷۰.۴۳	۶۵.۵۱	۱.۲۹	۱.۳۱	۱.۰۳	۱.۲۸	۱.۲۷
	مناطق ساختمانی با تغییرات ارتفاعی متوسط	۸۷.۱۷	۸۹.۱۲	۹۰.۰۷	۸۶.۵۷	۹۰.۱۸	۱.۲۸	۱.۲۸	۱.۱۱	۱.۳	۱.۱۴
	مناطق غیر ساختمانی	۹۶.۲۳	۹۷.۶۹	۹۸.۵	۹۷.۴۸	۹۸.۱۵	۱.۰	۰.۷۱	۰.۸۱	۱.۰۶	۰.۸۶
wv3-2	مناطق ساختمانی با تغییرات ارتفاعی زیاد	۸۲.۳۷	۹۱.۱۱	۹۱.۰۸	۸۷.۰۷	۷۴.۶۶	۱.۳۳	۱.۱۵	۱.۱۴	۱.۳۲	۱.۲۷
	مناطق ساختمانی با تغییرات ارتفاعی متوسط	۸۵.۰۴	۸۷.۱۷	۸۷.۷۸	۸۱.۷۹	۸۷.۹۸	۱.۳۶	۱.۳۴	۱.۱۶	۱.۳۴	۱.۲۵
	مناطق غیر ساختمانی	۹۷.۴	۹۸.۱۸	۹۷.۷۷	۹۲.۷۶	۹۰.۴۴	۱.۲۸	۱.۱۲	۱.۱۲	۱.۴۲	۱.۱۶
wv3-3	مناطق ساختمانی با تغییرات ارتفاعی زیاد	۷۰.۶۵	۷۸.۷۵	۶۰.۹۴	۶۵.۳۵	۷۰.۸۱	۱.۱۵	۱.۱۳	۰.۸۸	۱.۲۷	۰.۹۹
	مناطق ساختمانی با تغییرات ارتفاعی متوسط	۸۱.۱۳	۸۵	۷۸	۸۲.۲	۸۵.۹۲	۱.۳۲	۱.۳۴	۱.۰۴	۱.۳	۱.۱۸
	مناطق غیر ساختمانی	۸۰.۶۹	۸۶.۳۵	۸۱.۳۲	۹۱.۶۸	۸۶.۴۰	۰.۷۸	۰.۶۸	۰.۷۲	۱.۰۳	۰.۷۷
ZY3-2-1	مناطق ساختمانی با تغییرات ارتفاعی زیاد	-	۹۸.۲۶	۸۹.۳۲	۹۴.۴	۹۸.۰۷	-	۳.۱۱	۲.۵۲	۳.۴۷	۲.۷۶
	مناطق ساختمانی با تغییرات ارتفاعی متوسط	-	۹۹.۹۷	۹۸.۸۸	۹۸.۱۷	۹۹.۹۶	-	۱.۳۱	۱.۵۸	۲.۹۵	۱.۶
	مناطق غیر ساختمانی	-	۹۹.۹۸	۹۸.۴۴	۹۸.۷۵	۹۹.۹۶	-	۱.۱۴	۱.۱۷	۲.۳۷	۱.۲۴
ZY3-2-2	مناطق ساختمانی با تغییرات ارتفاعی زیاد	-	۹۹.۷۹	۹۳.۶۵	۹۸.۴	۹۹.۶۸	-	۲.۴۱	۲.۰۵	۲.۹۳	۲.۰۱
	مناطق ساختمانی با تغییرات ارتفاعی متوسط	-	۹۹.۷۸	۹۸.۷	۹۷.۶۷	۹۹.۹۷	-	۲.۰۴	۱.۷۹	۲.۹۷	۲.۴۹
	مناطق غیر ساختمانی	-	۹۹.۹۳	۸۰.۳۴	۹۹	۹۹.۶۱	-	۱.۳	۱.۶۶	۲.۵۶	۲.۰۵

به طور کلی مطابق جدول ۳، با در نظر گرفتن هر دو معیار RMSE ارتفاعی و Comp، DSM های استخراج شده با الگوریتم S2P در دسته داده های WV3-1 و WV3-2 عملکرد بهتری در مقایسه با سایر الگوریتم ها دارند. در دسته داده WV3-3، الگوریتم RMSE S2P ارتفاعی بالاتری داشته ولی با توجه به مقدار پایین معیار Comp، عملکرد ضعیفی داشته است. با وجود این که الگوریتم Sat-MVSF به طور تقریبی ۲۰ سانتی متر RMSE ارتفاعی بهتری در مقایسه با الگوریتم CATALYST داشته است و این که الگوریتم Sat-MVSF مقدار معیار Comp نزدیکی به نرم افزار CATALYST داشته است، می توان نتیجه گیری کرد که الگوریتم Sat-MVSF در دسته داده WV3-3 عملکرد بهتری در مقایسه با سایر الگوریتم ها از خود نشان داده است. با توجه به جدول ۳ و جدول ۵، در هر سه دسته از داده های سنجنده WV3-3 الگوریتم ERDAS بیشترین میزان خطای ارتفاعی را داشته و معیار DSM Comp های استخراج شده با الگوریتم ERDAS مقدار پایینی دارند، پس می توان نتیجه گرفت که این الگوریتم عملکرد نامناسبی را در استخراج DSM از خود نشان داده است.

به طور کلی با توجه به جدول ۵، در هر سه دسته از داده های WV3-3 نرم افزارهای CATALYST و ERDAS به دلیل استفاده از درون یابی برای پر کردن سلول های با اطلاعات خالی در مناطقی مثل مرز ساختمان ها که تغییرات ارتفاعی ناگهانی و شدید وجود دارد، دارای خطای زیادی بوده و RMSE ارتفاعی پایین تری در مقایسه با الگوریتم های S2P و Sat-MVSF دارند. در مقابل، الگوریتم های Sat-MVSF و S2P در این مناطق عملکرد بهتری را از لحاظ RMSE ارتفاعی دارند و نرم افزار تجاری CATALYST دارای عملکرد نسبتاً بالایی از لحاظ معیار Comp در مقایسه با سایر الگوریتم ها است.

۶- نتیجه گیری

هدف از این تحقیق، ارزیابی عملکرد مدل یادگیری عمیق Sat-MVSF در استخراج DSM از تصاویر ماهواره ای WV3-3 و ZY3-2 و مقایسه عملکرد آن با الگوریتم های کلاسیک S2P و SS-DSM و نرم افزارهای تجاری ERDAS IMAGINE و CATALYST است. در این تحقیق مجموعه داده های مورد استفاده برای استخراج DSM شامل سه دسته تصاویر چندمنظری WV3-3 و دو دسته تصاویر چندمنظری ZY3-2 است. با توجه به نتایج ارزیابی DSM های استخراج شده، می توان نتیجه گرفت که الگوریتم S2P در دسته داده اول و دوم WV3-3 و الگوریتم Sat-MVSF در دسته داده سوم WV3-3 عملکرد بهتری در مقایسه با سایر الگوریتم ها از خود نشان داده اند. در این تحقیق، از روش یادگیری انتقالی برای استخراج DSM با الگوریتم Sat-MVSF استفاده می شود. باین حال، می توان بیان کرد که کمبود مجموعه داده های آموزشی یکی از مهم ترین موانع توسعه یادگیری عمیق در بازسازی سه بعدی از تصاویر ماهواره ای می باشند. همچنین، نرم افزارهای تجاری فتوگرامتری ERDAS و CATALYST به دلیل درون یابی سلول های فاقد اطلاعات، خطای ارتفاعی بالاتری به نسبت سایر الگوریتم ها دارد. باین حال، اگر حد آستانه ارتفاعی به صورت غیرواقعی و غیرمنطقی عددی بالا در نظر گرفته شود، دقت ارتفاعی و کامل بودن آن ها به صورت غیرمنطقی بالا می رود ولی در حد آستانه معقول، DSM های استخراج شده توسط این الگوریتم ها به نسبت الگوریتم های Sat-MVSF و S2P دقت ارتفاعی و کامل بودن پایین تری را دارند. در انتها به عنوان زمینه های تحقیقاتی به منظور افزایش کارایی الگوریتم های استخراج DSM مبتنی بر یادگیری عمیق می توان موارد زیر را پیشنهاد کرد:

- استفاده از شبکه های یادگیری عمیق توانمند برای استخراج ویژگی های پیچیده در تصاویر ماهواره ای با حد تفکیک مکانی بالا
- استفاده از دیگر مجموعه داده های مرجع شامل تصاویر ماهواره ای چندمنظری با حد تفکیک مکانی بالا همراه با ضرایب RPC به منظور آموزش دقیق تر شبکه های یادگیری عمیق برای بازسازی سه بعدی سطح زمین
- استفاده هم زمان از داده های اپتیک و راداری به منظور افزایش دقت و کارایی DSM های استخراج شده

- Ahmadian, N., Sedaghat, A., Mohammadi, N., & Aghdami-Nia, M. (۲۰۲۴). Deep-Learning-Based Edge Detection for Improving Building Footprint Extraction from Satellite Images. *Environmental Sciences Proceedings*, 29(۱), ۶۱. <https://www.mdpi.com/۲۶۷۳-۴۹۳۱/۲۹/۱/۶۱>
- Albanwan, H., & Qin, R. (۲۰۲۲). A comparative study on deep-learning methods for dense image matching of multi-angle and multi-date remote sensing stereo-images. *The Photogrammetric Record*, ۳۷(۱۸۰), ۳۸۰-۴۰۹. <https://doi.org/10.1111/phor.۱۲۴۳۰>
- Alobeid, A., Jacobsen, K., & Heipke, C. (۲۰۱۰). Comparison of Matching Algorithms for DSM Generation in Urban Areas from Ikonos Imagery. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 76(۹), ۱۰۴۱-۱۰۵۰. <https://doi.org/10.1135/PERS.۷۶,۹,۱۰۴۱>
- Amini Amirkolae, H., & Arefi, H. (۲۰۱۹). Digital surface model extraction with high details using single high resolution satellite image and SRTM global DEM based on deep learning [Research]. *Journal of Geospatial Information Technology*, 7(۳), ۱۷۳-۱۹۸. <https://doi.org/10.۲۹۲۵۲/jgit.۷,۳,۱۷۳>
- Bosch, M., Kurtz, Z., Hagstrom, S., & Brown, M. (۲۰۱۶). A multiple view stereo benchmark for satellite imagery. ۲۰۱۶ IEEE Applied Imagery Pattern Recognition Workshop (AIPR), *Catalyst Professional*. (۲۰۲۱). <https://catalyst.earth/tutorial/dem-extraction-satellite-۲/>
- Chang, J.-R., & Chen, Y.-S. (۲۰۱۸). Pyramid stereo matching network. Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition ,
- de Franchis, C., Meinhardt-Llopis, E., Michel, J., Morel, J .M., & Facciolo, G. (۲۰۱۴). An automatic and modular stereo pipeline for pushbroom images. *ISPRS Ann. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci.*, II-3, ۴۹-۵۶. <https://doi.org/10.۵۱۹۴/isprsannals-II-۳-۴۹-۲۰۱۴>
- Eckert, S., & Hollands, T. (۲۰۱۰). Comparison of Automatic DSM Generation Modules by Processing IKONOS Stereo Data of an Urban Area. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 3(۲), ۱۶۲-۱۶۷. <https://doi.org/10.11۰۹/JSTARS.۲۰۱۰.۲۰۴۷.۹۶>
- ERDAS IMAGINE. (۲۰۱۴). <https://hexagon.com/products/imagine-dsm-extractor>
- Fraser, C. S., Dial, G., & Grodecki, J. (۲۰۰۶). Sensor orientation via RPCs. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 60(۳), ۱۸۲-۱۹۴. <https://doi.org/10.1۰۱۶/j.isprsjprs.۲۰۰۵.۱۱.۰۰۱>
- Gao, J., Liu, J., & Ji, S. (۲۰۲۱). Rational polynomial camera model warping for deep learning based satellite multi-view stereo matching. Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision ,
- Gao, J., Liu, J., & Ji, S. (۲۰۲۳). A general deep learning based framework for ۳D reconstruction from multi-view stereo satellite images. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 195, ۴۴۶-۴۶۱. <https://doi.org/10.1۰۱۶/j.isprsjprs.۲۰۲۲.۱۲.۰۱۲>
- Gong, K., & Fritsch, D. (۲۰۱۹). DSM Generation from High Resolution Multi-View Stereo Satellite Imagery. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 85(۵), ۳۷۹-۳۸۷. <https://doi.org/10.1۰۱۴۳۵۸/PERS.۸۵,۵,۳۷۹>
- Grodecki, J., & Dial, G. (۲۰۰۱). IKONOS geometric accuracy. Proceedings of joint workshop of ISPRS working groups I/۲, I/۵ and IV/۷ on high resolution mapping from space ,
- Guo, X., Yang, K., Yang, W., Wang, X., & Li, H. (۲۰۱۹). Group-wise correlation stereo network. Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition ,

- Habib, A. F., Morgan, M., Jeong, S., & Kim, K.-O. (۲۰۰۵). Analysis of Epipolar Geometry in Linear Array Scanner Scenes. *The Photogrammetric Record*, 20(۱۰۹), ۲۷-۴۷. <https://doi.org/10.1111/j.1477-9730.2005.00303.x>
- Hirschmuller, H. (۲۰۰۸). Stereo Processing by Semiglobal Matching and Mutual Information. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 30(۲), ۳۲۸-۳۴۱. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2007.1166>
- Kendall, A., Martirosyan, H., Dasgupta, S., Henry, P., Kennedy, R., Bachrach, A., & Bry, A. (۲۰۱۷). End-to-end learning of geometry and context for deep stereo regression. Proceedings of the IEEE international conference on computer vision ,
- Kim, T., & Jeong, J. (۲۰۱۱). DEM matching for bias compensation of rigorous pushbroom sensor models. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 66(۵), ۶۹۲-۶۹۹. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2011.06.002>
- Kuschk, G., d'Angelo, P., Qin, R., Poli, D., Reinartz, P., & Cremers, D. (۲۰۱۴). DSM Accuracy Evaluation for the ISPRS Commission I Image Matching Benchmark. *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci., XL-1*, ۱۹۵-۲۰۰. <https://doi.org/10.5194/isprarchives-XL-1-195-2014>
- Laga, H., Jospin, L. V., Boussaid, F., & Bennamoun, M. (۲۰۲۲). A Survey on Deep Learning Techniques for Stereo-Based Depth Estimation. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 44(۴), ۱۷۳۸-۱۷۶۴. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2020.3032662>
- Leys, C., Ley, C., Klein, O., Bernard, P., & Licata, L. (۲۰۱۳). Detecting outliers: Do not use standard deviation around the mean, use absolute deviation around the median. *Journal of experimental social psychology*, 49(۴), ۷۶۴-۷۶۶ .
- Mari, R., de Franchis, C., Meinhardt-Llopis, E., & Facciolo, G. (۲۰۱۹) .To bundle adjust or not: A comparison of relative geolocation correction strategies for satellite multi-view stereo. Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshops ,
- Morgan, M., Kim, K.-O., Jeong, S., & Habib, A. (۲۰۰۶). (Epipolar resampling of space-borne linear array scanner scenes using parallel projection. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 72(۱), ۱۲۵۵-۱۲۶۳ .
- Oh, J., Lee, W. H., Toth, C. K., Grejner-Brzezinska, D. A., & Lee, C. (۲۰۱۰). A Piecewise Approach to Epipolar Resampling of Pushbroom Satellite Images Based on RPC. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 76(۱۲), ۱۳۵۳-۱۳۶۳. <https://doi.org/10.14358/PERS.76.12.1353>
- Poli, D., & Toutin, T. (۲۰۱۲). Review of developments in geometric modelling for high resolution satellite pushbroom sensors. *The Photogrammetric Record*, 27(۱۳۷), ۵۸-۷۳ .
- Qin, R., Chen, M., Huang, X., & Hu, K. (۲۰۱۹). Disparity Refinement in Depth Discontinuity Using Robustly Matched Straight Lines for Digital Surface Model Generation. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 12(۱), ۱۷۴-۱۸۵. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2018.2886100>
- Ronneberger, O., Fischer, P., & Brox, T. (۲۰۱۵, ۲۰۱۵//). U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI ۲۰۱۵, Cham.
- Serati, G., Sedaghat, A., Mohammadi, N., & Li, J. (۲۰۲۲). Digital surface model generation from high-resolution satellite stereo imagery based on structural similarity. *Geocarto International*, 37(۲۶), ۱۱۳۹۰-۱۱۴۱۹. <https://doi.org/10.1080/10106249.2022.2050942>

- Shariat, M., Azizi, A., & Saadatseresht, M. (۲۰۰۸). Analysis and the solutions for generating a true digital ortho photo in close range photogrammetry. *Int. Arch. Photogramm., Remote Sens., Spat. Inf. Sci.*, ۳۷, ۴۳۹-۴۴۲.
- Stucker, C., & Schindler, K. (۲۰۲۲). ResDepth: A deep residual prior for ۳D reconstruction from high-resolution satellite images. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 183, ۵۶۰-۵۸۰. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2021.11.009>
- Tao, C. V., & Hu, Y. (۲۰۰۱). A comprehensive study of the rational function model for photogrammetric processing. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 67(۱۲), ۱۳۴۷-۱۳۵۸.
- Toutin, T., Chénier, R., & Carbonneau, Y. (۲۰۰۱). ۳D geometric modelling of Ikonos Geo images. Proceedings of ISPRS joint workshop “High resolution from Space”, Hannover ,
- Wang, S., Ren, Z., Wu, C., Lei, Q., Gong, W., Ou, Q., Zhang, H., Ren, G., & Li, C. (۲۰۱۹). DEM generation from Worldview-۲ stereo imagery and vertical accuracy assessment for its application in active tectonics. *Geomorphology*, 336, ۱۰۷-۱۱۸. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2019.03.016>
- Yang, G., Manela, J., Happold, M & ,Ramanan, D. (۲۰۱۹). Hierarchical deep stereo matching on high-resolution images. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition ,
- Yao, Y., Luo, Z., Li, S., Shen, T., Fang, T., & Quan, L. (۲۰۱۹). Recurrent mvsnet for high-resolution multi-view stereo depth inference. Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition ,
- Zhang, C., & Fraser, C. (۲۰۰۸). Generation of digital surface model from high resolution satellite imagery. *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci.*, 37, ۷۸۵-۷۹۰.
- Zhang, F., Prisacariu, V., Yang, R., & Torr, P. H. (۲۰۱۹). Ga-net: Guided aggregation net for end-to-end stereo matching. Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition ,
- Zheng, Z., Wan, Y., Zhang, Y., Hu, Z., Wei, D., Yao, Y., Zhu, C., Yang, K., & Xiao, R. (۲۰۲۴). Digital surface model generation from high-resolution satellite stereos based on hybrid feature fusion network. *The Photogrammetric Record* .