

تشخیص ساختمان با ایجاد فضای رنگ مشترک در تصاویر قبل و بعد از بلای طبیعی

محمد کاکوئی^۱، یاسر بالغی^۲

^۱ دانشجوی دکترای برق الکترونیک، دانشگاه صنعتی نوشیروانی بابل،

^۲ دانشیار دانشکده برق و کامپیوتر، دانشگاه صنعتی نوشیروانی بابل، y.baleghi@nit.ac.ir

چکیده

گسترش تصویر برداری هوایی با رزولوشن بالا موجب شده تصاویر قبل و بعد از بلایای طبیعی به سرعت در دسترس قرار بگیرند. تشخیص ساختمان‌ها در محیط شهری امری چالش برانگیز است. علاوه بر این، یافتن ساختمان‌های معادل در تصاویر قبل و بعد از بلایای طبیعی از پیچیدگی بیشتری برخوردار است. تشخیص صحیح ساختمان از تصاویر قبل و بعد از بلایای طبیعی دارای اهمیت ویژه‌ای در الگوریتم‌های تخمین تخریب است. در نتیجه، ایده‌ی ایجاد یک فضای رنگ مشترک برای توصیف جفت تصویرها ایجاد شد. برای این منظور از الگوریتم PPI و ISRA برای توصیف تصاویر در یک فضای مشترک استفاده شد. اعضای انتهایی توسط PPI از تصویر قبل از بلای طبیعی استخراج می‌شوند. سپس ISRA به توصیف تصویر قبل و بعد از بلای طبیعی مبتنی بر اعضای انتهایی می‌پردازد. روش پیشنهادی می‌تواند به عنوان گامی از روش‌های مرسوم در تخمین تخریب مورد استفاده قرار بگیرد. به منظور ارزیابی، روش پیشنهادی در دو الگوریتمی که اخیراً ارائه شده‌اند به کار گرفته شده و افزایش کارایی الگوریتم مشخص شد. همچنین، ساختمان‌های معادل در تصاویر قبل و بعد از بلایای طبیعی پیدا می‌شوند.

کلید واژه

شناسایی ساختمان، فضای رنگ، تصویر با رزولوشن خیلی بالا، تصویر قبل از بلای طبیعی، تصویر بعد از بلای طبیعی

مقدمه

ساختمان‌ها از نواحی مورد علاقه در الگوریتم‌های تخمین تخریب هستند تخمین سریع و خودکار تخریب ساختمان بعد از بلایای طبیعی (مانند سیل، زلزله، توفند^۴ و چرخند^۵) می‌تواند به گروه‌های امداد و نجات در شناسایی مکان‌های آسیب‌دیده برای امدادسانی سریع کمک کند. الگوریتم‌های زیادی از مقایسه تصاویر قبل و بعد از بلایای طبیعی بهره می‌برند [۳]. در کنار ساختمان، استخراج جاده‌ها، شناسایی پوشش گیاهی و شناسایی تخریب جنگل از موارد مورد علاقه است.

شناسایی ساختمان‌های متناظر از تصاویر قبل و بعد از بلایای طبیعی چالش برانگیز است. زیرا شرایط هوایی متفاوت است و فاصله زمانی بین تصاویر زیاد است (در مقیاس ماه و سال). در این مقاله، روشی پیشنهاد شده است تا رابطه‌ای بین پیکسل‌های تصویر ایجاد کند تا علاوه بر بهبود شناسایی ساختمان در هر تصویر، الگوریتم به سوی شناسایی ساختمان‌های متناظر هدایت شود. این روش می‌تواند به عنوان پیش‌پردازش و جزئی از بسیاری از الگوریتم‌های موجود باشد.

محققان علوم زمین، سنجش از دور و پردازش تصویر به شناسایی و استخراج ساختمان از تصاویر سنجش از دور علاقه‌مند هستند. تصویربرداری سنجش از دور شامل تصاویر پهپاد، هوایی و ماهواره‌ای است. تعداد باندهای فرکانسی تصاویر (که در منابع مختلف با عنوان طیف تصویر و ابعاد تصویر نیز نامیده می‌شود) دارای گستره‌ی متنوعی است. تصاویر سطح خاکستری تنها دارای ۱ باند هستند. تعداد باندها در تصاویر RGB (قرمز، سبز، آبی) برابر ۳ است. همچنین تصاویر RGB+NIR^۲ دارای ۴ باند می‌باشند که شامل ۳ باند در RGB و یک باند نزدیک مادون قرمز است [۱].

ساختار سقف ساختمان‌ها ویژگی مهمی در شناسایی و استخراج ساختمان‌ها است. شکل و اندازه سقف ساختمان می‌تواند در تعیین مکان ساختمان کمک کننده باشد. محققان زیادی از ترکیب تصاویر چندطیفی، مدل‌سازی سه بعدی و تصاویر دوبینی^۳ برای شناسایی سقف ساختمان‌ها استفاده کرده‌اند [۲].

^۴ Hurricane

^۵ Tornado

^۱ Red, Green, Blue

^۲ Near Infra-Red

^۳ Stereo

تصاویر بهبود می‌یابد. همچنین در تصاویر قبل و بعد از بلایای طبیعی، ساختمان‌های یکسان را شناسایی می‌کند. به این منظور الگوریتم‌های PPI و ISRA به‌کارگرفته شدند که ذاتا برای تصاویر ابرطیفی طراحی شده‌اند.

اعضای انتهایی توسط الگوریتم PPI از تصویر قبل از بلایای طبیعی استخراج می‌شود. سپس ISRA در جفت تصاویر قبل و بعد از بلایای طبیعی استفاده می‌شود. این روند موجب می‌شود که به یک فضای رنگی مشترک برسند. در نتیجه علاوه بر بهبود تشخیص در پیش‌پردازش، ساختمان‌های یکسان از تصاویر قبل و بعد از بلایای طبیعی استخراج شوند.

ساختار مقاله به صورت زیر است. ابتدا در بخش بعد، مروری بر کارهای گذشته می‌شود. سپس روش پیشنهادی و قالب کاری در بخش سوم بیان می‌شود. بخش چهارم مربوط به معرفی دسته داده و نتایج عملی است. نتیجه‌گیری نهایی و کار آینده در بخش پنجم آورده شده است.

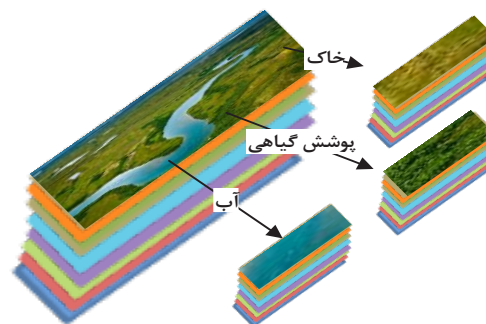
مروری بر کار قبلی

ترکیب تصاویر LiDAR^{۱۰} و هوایی در [۷] استفاده شده است. تصاویر هوایی در چهار باند R، G، B و NIR موجود بودند. باند NIR در تشخیص پوشش گیاهی کارایی قابل توجهی دارد. در دسته‌ی داده‌ی استفاده شده در این مقاله باند NIR وجود ندارد و تنها تصاویر VHR^{۱۱} در باندهای R، G و B استفاده شدند. با این وجود، روش پیشنهادی قابل توسعه به باندهای فرکانسی بالاتر است.

شادون لی^{۱۲} و همکاران از تصاویر پهپاد برای شناسایی حفره‌های ساختمان استفاده کردند. سپس تشخیص دادند که آیا حفره‌ها به خاطر زلزله ایجاد شده است یا خیر. رزولوشن تصاویر ۷/۵ سانتی‌متر به ازای هر پیکسل بود و توسط پهپاد در گوجارات^{۱۳} چین، بعد از زلزله جمع‌آوری شد [۸].

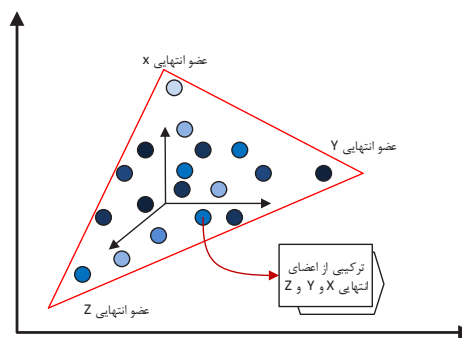
داده SAR^{۱۴} توسط دوک-جین کیم^{۱۵} و همکاران استفاده شده است تا در محیط شهری تغییرات دوره‌ای را از تغییرات ثابت تفکیک کند [۹]. آن‌ها از ML^{۱۶} بهره بردند تا تغییرات را به دو دسته ثابت و گذرا تفکیک کنند. تصاویر گوگل ارث^{۱۷} مورد استفاده قرار گرفتند. در نتیجه میزان خطای تشخیص به صورت چشم‌گیری کاهش یافت.

برخی محققان شکل‌های ثابتی برای ساختمان‌ها در نظر گرفتند و الگوریتم را برای شناسایی این ساختارها طراحی



شکل ۱. تصویر ابر طیفی و نقاط خالص آن

در این‌جا از PPI^{۱۵} [۵] و ISRA^{۱۶} [۶] برای گام پیش‌پردازش بهره برده شده است. تصویربرداری ابرطیفی در کاربردهای علوم زمین و سنجش از دور استفاده می‌شود. در این تصاویر، صداها تصویر در باندهای فرکانسی مختلف از یک مکان هندسی مشخص تهیه می‌شود. توصیف مکان براساس عناصر سازنده (عضو انتهایی) آن قابل بیان است. الگوریتم PPI (شکل ۱) برای استخراج پیکسل‌های خالص از تصویر ابرطیفی استفاده می‌شود. پیاده‌سازی PPI بر روی FPGA^۸ در [۵] انجام شده است. PPI یک الگوریتم تجاری است که در ENVI استفاده شده است. ENVI نرم‌افزاری تجاری برای تجزیه تصویر ابرطیفی است. الگوریتم PPI به استخراج اعضای انتهایی^۹ می‌پردازد. اعضای انتهایی دارای بیشترین فاصله از دیگر پیکسل‌ها هستند. به این پیکسل‌ها، پیکسل‌های خالص می‌گویند (شکل ۲).



شکل ۲. توصیف نقاط با اعضای انتهایی

سپس الگوریتم بازسازی فضای تصویر ISRA برای توصیف تصویر نسبت به پیکسل‌های خالص استفاده می‌شود. ورودی الگوریتم ISRA عبارت است از تصویر و نقاط انتهایی. سپس تصویر نسبت به تمام نقاط انتهایی بازسازی می‌شود. به بیان دیگر، اگر تصویر و اعضای انتهایی به الگوریتم ISRA داده شود، ضرایب توصیف در خروجی گرفته می‌شود [۶].

در این مقاله از روش جدیدی برای شناسایی ساختمان استفاده می‌شود. در نتیجه کاندیداهای مکان ساختمان در پیش‌پردازش

¹⁰ Light Direction And Ranging

¹¹ Very High Resolution

¹² Shaodan Li

¹³ Gujarat

¹⁴ Synthetic Aperture Radar

¹⁵ Duk-jin Kim

¹⁶ Maximum Likelihood

¹⁷ Google Earth

^۹ Pixel Purity Index

^۷ Image Space Reconstruction Algorithm

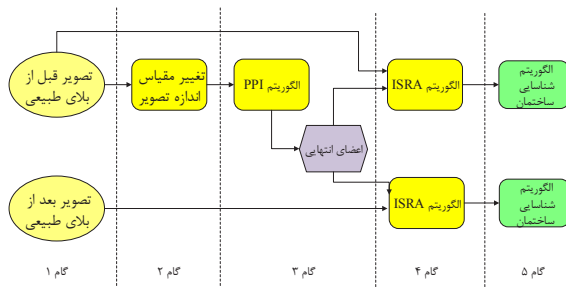
^۸ Field Programmable Gate Array

^۹ Endmember

که به عنوان تخریب شده شناسایی شدند، مبنای مقایسه قرار گرفت.

روش پیشنهادی

برای توضیح روش پیشنهادی ابتدا چارچوب کلی ارائه شده در شکل ۳ را در نظر بگیرید. این نمودار می‌تواند دید کلی از مبنای کار را ایجاد کند. سپس گام‌ها به ترتیب بررسی می‌شوند.



شکل ۳. چارچوب روش پیشنهادی

چارچوب روش پیشنهادی

چارچوب روش پیشنهادی (شکل ۳) به ۵ گام تقسیم شده است. گام ۱ به آماده سازی تصویر قبل و بعد از بلای طبیعی اختصاص دارد. با فرض موجود بودن این دو تصویر، گام دوم اجرا می‌شود. در گام ۲، اندازه تصویر و مقیاس آن تصحیح می‌شوند. مقیاس باید متناسب با الگوریتم PPI باشد که در گام بعدی به تصویر اعمال می‌شود.

در گام سوم، اعضای انتهایی از تصویر قبل از بلای طبیعی استخراج می‌شود. اعضای انتهایی پیکسل‌هایی خالص هستند که دارای تعداد فراوانی زیادی در تصویر هستند و مقادیر تکراری و مشابه آن حذف شده‌اند. چون محیط شهری شامل ساختمان، جاده و پوشش گیاهی است، انتظار می‌رود که اعضای انتهایی این رنگ‌ها را نشان دهند.

در گام چهارم، اعضای انتهایی توسط الگوریتم ISRA استفاده می‌شوند تا از تصاویر قبل و بعد از بلای طبیعی، تصاویر جدید تولید کنند. در گام پنجم، الگوریتم‌های مرسوم شناسایی ساختمان مانند [۲] و [۱۱] قابل استفاده است تا نتایج به کمک آن‌ها مقایسه شوند.

توصیف اجزای سازنده

گام‌های ۲، ۳ و ۴ جزو گام‌های اصلی روش پیشنهادی هستند که در این بخش بررسی می‌شوند. گام ۱ که به توصیف دسته داده می‌پردازد در بخش پیاده‌سازی بیان می‌شود. همچنین، توضیح روش‌های گام ۵ خارج از حوزه بررسی این مقاله است و به کاربرد بستگی دارد. به عنوان نمونه برای گام ۵ از الگوریتم‌های مراجع [۲] و [۱۱] استفاده شده است.

کردند. جونگ ونگ^{۱۸} و همکاران [۱۰] از شناسایی خط برای استخراج ساختمان‌های مستطیل شکل از تصاویر VHR ماهواره QuickBird استفاده کردند.

در [۱۱] ساختمان‌های مستطیل شکل با ویژگی‌های داخلی و خارجی شناسایی شدند. ویژگی داخلی به کمک الگوریتم K-means استخراج شدند. در حالی که ویژگی خارجی با کانتور فعال استخراج شده است. استفاده از کانتور فعال برای استخراج ویژگی خارجی از تصاویر VHR شهری در [۱۲] نیز انجام شده است.

استخراج سقف ساختمان از تصاویر RGB در [۲] بررسی شده است. آن‌ها از سایه برای شناسایی و تفکیک مناطق ساختمانی از غیرساختمانی استفاده کردند. روش پیشنهادی آن‌ها تنها از تصاویر RGB و زاویه تابش خورشید استفاده می‌کند. این روش در تصاویر قبل و بعد از بلای طبیعی عملکرد مناسبی ندارد و نتایج یکسانی تولید نمی‌کند. در نتیجه این الگوریتم نمی‌تواند به عنوان گامی از تخمین تخریب در تصاویر قبل و بعد از بلای طبیعی استفاده شود.

در [۱۳] جهت اصلی ساختمان‌های شناسایی شده استخراج می‌شود تا شناسایی ساختمان بهبود یابد و موارد اشتباه حذف شوند. این روش نیز بدون پیش‌پردازش مناسب در تصاویر قبل و بعد از بلای طبیعی به نتایج یکسان نمی‌رسند.

علی اوزگون اوک^{۱۹} و همکاران از تصاویر VHR سطح خاکستری استفاده کردند. با فرض موجود بودن زاویه تابش خورشید، نواحی پوشش گیاهی را از تصویر استخراج کردند [۱۴].

تقطیع به روش جابجایی میانگین^{۲۰}، روشی تکرار شونده است که برای شناسایی ساختمان در [۱۵] استفاده شده است. به دلیل اینکه محدودیتی در شکل اندازه ساختمان‌ها فرض نشده است، برای محدوده وسیعی از ساختمان‌ها قابل استفاده است.

سودا رادیکا^{۲۱} و همکاران از تصاویر ماهواره‌ای قبل و بعد، برای شناسایی تخریب ناشی از گردباد استفاده کردند [۳]. شناسایی الگو با استفاده از موجک و آموزش شبکه عصبی انجام شد. تعداد پیکسل‌های تخریب شده به صورت دستی شمارش شد و مبنای مقایسه در ارائه نتیجه قرار گرفت.

استخراج ساختمان از تصاویر VHR در [۱۶] ارائه شد. آن‌ها از طبقه‌بندی SVM^{۲۲} و تبدیل هاف^{۲۳} استفاده کردند. نتایج بر روی تصویر زلزله آنکارا، ترکیه ارائه شد. تعداد ساختمان‌هایی

^{۱۸} Jun Wang

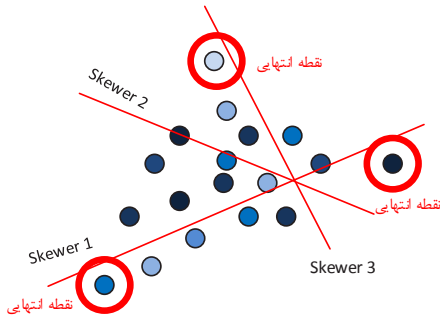
^{۱۹} Ali Ozgun Ok

^{۲۰} Mean shift

^{۲۱} Sudha Radhika

^{۲۲} Support Vector Machine

^{۲۳} Hough



شکل ۴. PPI Skewer و اعضای انتهایی

برای انتخاب نقطه به عنوان نقطه انتهایی، دو آستانه استفاده می‌شود. آستانه V_c به صورت حداقل مجموع فاصله از $N_{PPI}(f_i)$ تعریف می‌شود تا به عنوان نقطه انتهایی انتخاب شود (رابطه ۴).

$$\text{endmember selection } e = \{ f_i \mid N_{PPI}(f_i) \geq V_c \} \quad (4)$$

همچنین به کمک آستانه V_a نقاط زاید حذف می‌شوند. V_a حداقل زاویه بین دو نقطه انتهایی را نشان می‌دهد (رابطه ۵). از دو نقطه که زاویه بین آن‌ها از V_a کمتر باشد، نقطه با امتیاز PPI کمتر حذف می‌شود.

$$\text{Pure point } P = \{ e_i \mid \forall e_j (j \neq i) \angle(e_i, e_j) \geq V_a \} \quad (5)$$

در نهایت K نقطه به عنوان اعضای انتهایی انتخاب می‌شوند و الگوریتم ISRA برای بازنمایی تصاویر قبل و بعد از بلای طبیعی از آن‌ها استفاده می‌کند.

گام ۴: الگوریتم ISRA

ISRA الگوریتم تخمین فراوانی است که هر تصویر را با پیکسل‌های انتهایی توصیف می‌کند (شکل ۲). با فرض اینکه K عضو انتهایی توسط الگوریتم PPI محاسبه شده اند، E ماتریس حاوی اعضای انتهایی است و به صورت رابطه ۶ تعریف می‌شود.

$$E = \{ e_j \}_{j=1}^k \quad (6)$$

الگوریتم ISRA می‌خواهد رابطه ۷ را برای تصویر حداقل کند.

$$\phi = (E^T E)^{-1} E^T \quad (7)$$

روش تکرار شونده حل مسئله حداقل‌سازی فوق به صورت رابطه ۸ حل می‌شود. در این رابطه L نشان‌دهنده تصویر است.

$$L_j^{k+1} = L_j^k \left(\frac{\sum_{i=1}^n (e_{ji} \cdot f_{ji})}{\sum_{i=1}^n (e_{ji} \cdot e_{ji}) \cdot L_j^k} \right) \quad (8)$$

علت استفاده از این دو مرجع، به کارگیری دو راهکار کاملاً متفاوت است که در منابع مختلف پیگیری می‌شود. در الگوریتم [۱۱] از ساختار داخلی (بافت) و خارجی (خطوط) ساختمان استفاده شده است. در حالی که در [۲] از محیط پیرامون ساختمان بهره برده‌است. شیوه‌ای که شامل پوشش گیاهی، سایه ساختمان و تقطیع است. قالب کلی متفاوت این دو مرجع، مورد توجه محققان پیشین نیز قرار داشت.

گام ۲: تغییر مقیاس اندازه تصویر

رزولوشن تصاویر مورد بررسی در حدود ۵۰ سانتی‌متر به ازای هر پیکسل است. فرض می‌شود که حداقل مساحت یک ساختمان برابر ۶۴ مترمربع باشد که برای سادگی به صورت مربع 8×8 فرض می‌شود. در این حالت تعداد پیکسل‌های این تصویر برابر است با $256 = (8 \times 2) \times (8 \times 2)$.

با توجه به استفاده از بافت سقف ساختمان برای توصیف، رزولوشن ۵۰ سانتی‌متر برای این کار خیلی ریز است. به این منظور از تغییر مقیاس ۸ برابری استفاده می‌شود. در این حالت تعداد پیکسل‌های ساختمان فرضی 8×8 برابر ۴ پیکسل خواهد شد $((8 \times 2) / 8 \times (8 \times 2) / 8 = 4)$.

این گام دو مزیت عمده به دنبال دارد:

الف) موجب می‌شود ماشین‌ها، پارکینگ‌های مسقف و دیگر اجزای کوچک به عنوان ساختمان شناسایی نشوند. زیرا در طی نرم کردن همراه با تغییر مقیاس حذف می‌شوند.

ب) زمان اجرای الگوریتم کاهش می‌یابد. این موضوع در تصاویر VHR دارای اهمیت ویژه‌ای است.

گام ۳: الگوریتم PPI

PPI یک الگوریتم جداسازی طیفی برای تصاویر ابرطیفی است. در یک تصویر ابرطیفی N باند فرکانسی وجود دارد. هر پیکسل f_i در تصویر، برداری با N مولفه است (رابطه ۱).

$$f_i = [f_{i1}, f_{i2}, \dots, f_{iN}] \quad (1)$$

PPI پیکسل‌هایی از تصویر را با عنوان پیکسل خالص استخراج می‌کند. یعنی هر پیکسل f_i به صورت رابطه خطی ۲ قابل توصیف است.

$$f_i = \sum_{j=1}^n e_j \phi_j \quad (2)$$

که در آن e_j مولفه هر باند فرکانسی است و ϕ_j نشان‌دهنده فراوانی e_j در باند j -ام است. این الگوریتم به تصویر VHR که RGB است و مقیاس آن تغییر یافته است، اعمال می‌شود. تعدادی پیکسل به صورت اتفاقی به عنوان نقاط اولیه انتخاب می‌شوند که به آن skewer می‌گویند. هدف یافتن k نقطه‌ای است که بیشترین فاصله را با skewerها دارند (شکل ۴). این کار با محاسبه امتیاز PPI انجام می‌شود (رابطه ۳).

$$N_{PPI}(f_i) = \sum_{j=1}^k I_S(\text{skewer}_j)(f_i) \quad (3)$$

به مکانی که توسط دایره قرمز در شکل ۵ مشخص شده است، توجه شود. سقف ساختمانی را نشان می‌دهد که در تصویر قبل از بلای طبیعی دارای رنگ‌هایی متفاوت است. در تصویر بعد از بلای طبیعی، تنها مقداری از سقف تخریب شده است. تطبیق و نتیجه‌گیری در این ساختمان‌ها امری چالش بر انگیز است. همچنین از تصاویر موجود در موتور گوگل ارث (GEE^{۳۱}) مربوط به منطقه هوستون^{۳۲} آمریکا برای ارزیابی الگوریتم استفاده شده است. این تصاویر از سال ۲۰۰۳ در دسترس می‌باشد و جزئی از تصویربرداری هوایی NAIP^{۳۳} به شمار می‌رود. رزولوشن مکانی این تصاویر برابر ۱ متر به ازای هر پیکسل است. در شکل ۶، محدوده‌ی بررسی به مساحت ۲ کیلومتر مربع از شهر هوستون، نشان داده شده است.



شکل ۶: تصویر هوایی منطقه هوستون

توصیف پایگاه داده در جدول ۱ آورده شده است. این داده‌ها از آدرس زیر قابل دسترسی است.

<ftp://doc.nit.ac.ir/cee/electronic/baleghi.yaser/DataSet/>

جدول ۱- پایگاه داده

تصویر	رزولوشن مکانی	مرجع تصویر	زمین مرجع
قبل و بعد از بلای	۰/۵ متر	NOAA	دستی
منطقه هوستون	۱ متر	NAIP	تارنمای BBBike

نتایج پیاده‌سازی

در این بخش ابتدا دسته داده توصیف می‌شود. سپس تصویرها و نمودارهای مربوط به نتایج نمایش داده می‌شود.

داده و منطقه مورد مطالعه

در این مقاله، ابتدا تصاویر VHR که توسط NOAA^{۳۴} فراهم شده‌اند مورد استفاده قرار گرفته است. این موسسه بعد از بلای طبیعی، تصویربرداری هوایی زمین-مرجع^{۳۵} منطقه را در دسترس عموم قرار می‌دهد. دسته‌های داده‌ی بلای طبیعی موجود شامل توفند ایزابل^{۳۶} ۲۰۰۳ تا توفند نیت^{۳۷} ۲۰۱۷ می‌باشد. این موسسه عموماً نواحی جنوب و جنوب شرقی آمریکا که در معرض طوفان‌های استوایی، توفند و چرخند قرار دارند را پوشش می‌دهد.

یک جفت تصویر قبل و بعد از بلای طبیعی که از NOAA دریافت شده است در شکل ۵ نشان داده شده است. رزولوشن مکانی هر دو تصویر برابر ۵۰ سانتی‌متر به ازای هر پیکسل است. فرض می‌شود که دو تصویر منطبق^{۳۸} شده‌اند. به دلیل اینکه تصاویر اصلی منطبق نبودند، از همبستگی فازی^{۳۹} برای تطبیق درشت^{۴۰} آن‌ها استفاده شد.



الف) تصویر قبل از بلای طبیعی



ب) تصویر بعد از بلای طبیعی

شکل ۵. جفت تصاویر ماهواره‌ای

^{۳۴} National Oceanic and Atmospheric Administration

^{۳۵} spatially-referenced

^{۳۶} Isabel

^{۳۷} Nate

^{۳۸} Register

^{۳۹} Phase Correlation

^{۴۰} coarse

^{۳۱} Google Earth Engine

^{۳۲} Houston

^{۳۳} The National Agriculture Imagery Program (NAIP)

پایه‌سازی و نتایج کیفی

برای گام ۵ در روش پیشنهادی از دو الگوریتم ارائه شده در [۲] و [۱۱] استفاده شد. روش پیشنهادی با الگوریتم‌های مد نظر ترکیب شده و نتایج به صورت بصری مقایسه می‌شوند. در شکل ۷، روند دو الگوریتم [۲] و [۱۱] آورده شده است. گام‌های اضافه شده در روند ما با رنگ زرد مشخص شده است.

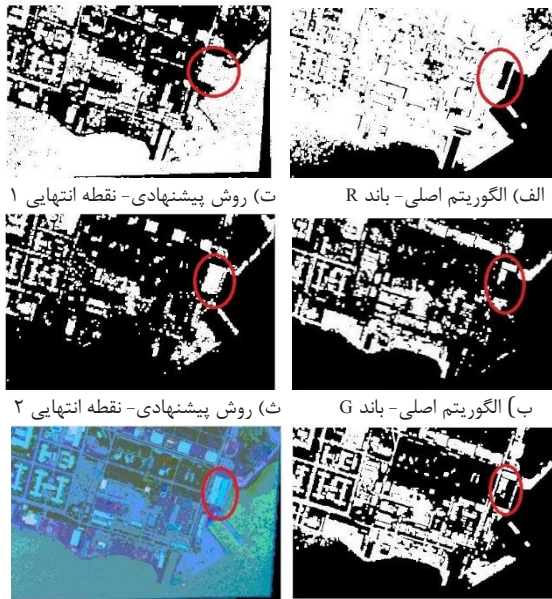
تصحیح روند مقاله [۱۱]

تطبيق تصویر در مناطق شهری، امری چالش برانگیز است. می‌توان با استفاده از شکل ساختمان‌ها که معمولاً مستطیلی است، برای این منظور بهره برد. در [۱۱] ادعا می‌شود که روش‌های مرسوم در محیط شهری کارا نیستند و با توجه به ساختار داخلی (K-means) و ساختار خارجی (کانتور فعال) ساختمان، تطبيق بین تصاویر را ایجاد می‌کند.

روند اجرای الگوریتم [۱۱] در شکل ۷. الف نشان داده شده است. گامی به آن اضافه شده که شامل روش پیشنهادی ما است. با توجه به اینکه PPI نیز مبتنی بر ساختار داخلی است، و بر بخش دیگر اثرگذار نیست، تنها در بخش ساختار داخلی تصحیح ایجاد شد و نتیجه مبتنی بر آن مقایسه شد.

خوشه‌بندی K-means اولین گام در ساختار داخلی پیشنهادی [۱۱] است. در [۱۱] الگوریتم K-means بر تصویر RGB اعمال می‌شود. در حالی که اینجا به توصیف بازسازی شده از ISRA اعمال می‌شود. گام‌های بعدی شامل دودویی کردن تصویر با آستانه گذاری اتس^{۲۴} و عملیات مورفولوژی مانند الگوریتم [۱۱] اجرا می‌شود.

شکل ۸ نشان دهنده‌ی نتیجه اجرای ساختار داخلی الگوریتم [۱۱] بر روی تصویر قبل از بلای طبیعی است. شکل‌های ۸-الف، ۸-ب و ۸-پ به ترتیب به باندهای R، G و B اختصاص دارند.

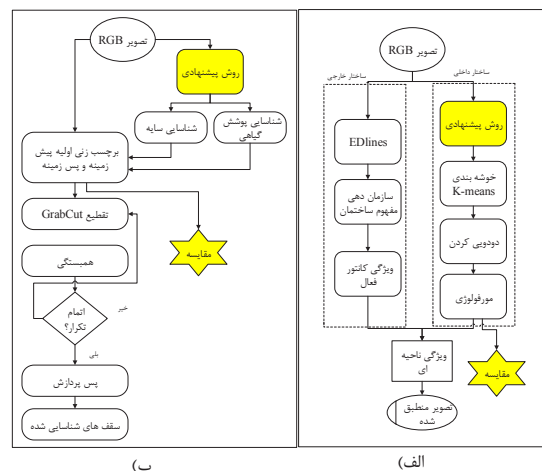


الف) الگوریتم اصلی - باند R
ب) الگوریتم اصلی - باند G
پ) الگوریتم اصلی - باند B
ت) روش پیشنهادی - نقطه انتهایی ۱
ث) روش پیشنهادی - نقطه انتهایی ۲
ج) نمایش رنگی روش پیشنهادی
شکل ۸. نتیجه اجرای ساختار داخلی بر تصویر قبل از بلای طبیعی

روش پیشنهادی ما ۲ عضو انتهایی استخراج کرد که در شکل‌های ۸-ت و ۸-ث نشان داده شده است. می‌توان این‌گونه تفسیر کرد که در شکل ۸-ت، عضو انتهایی استخراجی دارای رنگی شبیه به سقف‌ها و خیابان‌ها است. در شکل ۸-ث، این عضو تنها به سقف‌ها اختصاص دارد. منطقه مورد علاقه در روش پیشنهادی به عنوان سقف ساختمان انتخاب می‌شود، در حالی که در تصاویر RGB نتیجه مناسبی حاصل نمی‌شود. در شکل ۸-ج، نتایج اعضای انتهایی ترکیب شدند تا یک تصویر رنگی برای نمایش کیفی ایجاد شود. در نتیجه، تفاوت قابل توجهی بین ساختمان، جاده و نواحی پوشش گیاهی ایجاد می‌شود. تفکیک این نواحی در تصاویر VHR مورد توجه محققین زیادی قرار دارد.

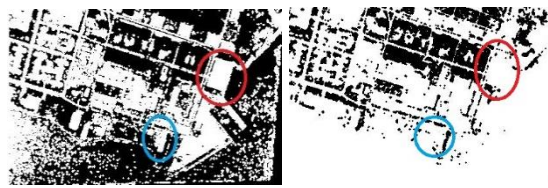
نتیجه اعمال این روش‌ها و مقایسه کیفی آن‌ها بر روی تصویر بعد از بلای طبیعی در شکل ۹ آورده شده است. برای اعمال الگوریتم اصلی به باندهای R، G و B تصاویر شکل‌های ۹-الف، ۹-ب و ۹-پ را در نظر بگیرید. نتایج روش پیشنهادی نیز در شکل ۹-ت و ۹-ث آورده شده است.

بلای طبیعی تنها یک بخش از سقف ساختمان در ROI را تخریب کرده است. در نتیجه کلی ارتقا ایجاد شده است. به دایره آبی در شکل ۹ توجه کنید که در تصویر RGB جدا نشده است ولی در روش پیشنهادی ما ارتقای قابل توجهی دارد.

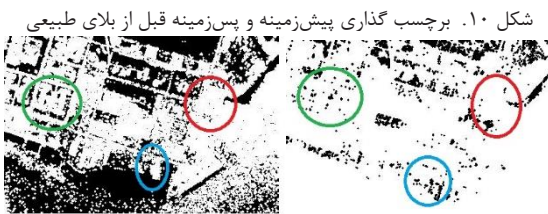


شکل ۷. الف) تصحیح روند مقاله [۱۱] ب) تصحیح روند مقاله [۲]

^{۲۴} Otsu Thresholding



الف) الگوریتم اصلی [۲] (ب) روش پیشنهادی



الف) الگوریتم اصلی [۲] (ب) روش پیشنهادی
شکل ۱۱. برجسب گذاری پیش‌زمینه و پس‌زمینه قبل از بلای طبیعی

پایه‌سازی و نتایج کمی

برای ارزیابی کمی و مقایسه عددی بر مبنای برجسب پیکسل‌ها از متغیرهای TP^{25} ، TN^{26} ، FP^{27} و FN^{28} استفاده شد. سپس معیارهای دقت 29 و صحت 30 و امتیاز اف 31 با استفاده از روابط ۹، ۱۰ و ۱۱ محاسبه شدند.

معیار دقت عبارت است از نسبت تعداد نمونه‌هایی که به درستی ساختمان تشخیص داده شدند (TP) به کل نمونه‌هایی که درست (TP) و اشتباه (FP) ساختمان تشخیص داده شدند.

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (9)$$

معیار صحت عبارت است از تعداد نمونه‌هایی که به درستی ساختمان تشخیص داده شدند (TP) به کل نمونه‌هایی که باید ساختمان تشخیص داده می‌شدند. خواه این نمونه‌ها به درستی تشخیص داده شوند (TP) و خواه تشخیص داده نشوند (FN).

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (10)$$

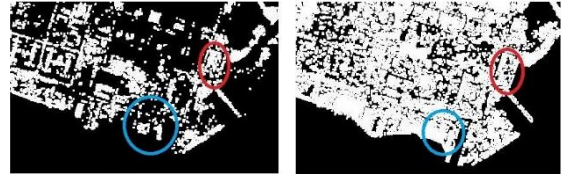
امتیاز اف با ترکیب معیارهای دقت و صحت تعریف می‌شود. حداکثر شدن امتیاز اف با حداکثر کردن همزمان دقت و صحت امکان‌پذیر است. تعریف این امتیاز عبارت است از:

$$F\text{-score} = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (11)$$

زمین-مرجع 32 تصاویر قبل و بعد از بلای طبیعی به صورت دستی کشیده شده است. زمین-مرجع در شکل ۱۲ آورده شده است. تقریباً این دو زمین-مرجع یکسان است و تنها تفاوت آن، ساختمانی است که در تصویر بعد از بلای طبیعی اضافه شده و در شکل با دایره قرمز مشخص شده است.



الف) الگوریتم اصلی - باند R (ب) روش پیشنهادی - نقطه انتهایی ۱



الف) الگوریتم اصلی - باند G (ب) روش پیشنهادی - نقطه انتهایی ۲



الف) الگوریتم اصلی - باند B (ج) نمایش رنگی روش پیشنهادی

شکل ۹. نتیجه اجرای ساختار داخلی بر تصویر بعد از بلای طبیعی

تصویر رنگی نتایج بر مبنای روش پیشنهادی در شکل ۹-ج نشان داده شده است. به وضوح جدا شدن پوشش گیاهی، جاده‌ها و سقف ساختمان‌ها قابل مشاهده است.

تصحیح روند مقاله [۲]

روند اجرای روش پیشنهادی [۲] در شکل ۷-ب نشان داده شد. این روند شامل شناسایی سایه، شناسایی پوشش گیاهی، برجسب‌گذاری پیش‌زمینه و پس‌زمینه است. این گام‌ها به عنوان پیش‌پردازش در روش ما در نظر گرفته شده است و خروجی آن‌ها مبنای مقایسه روش پیشنهادی ما می‌باشد.

این الگوریتم از روش تکرارشونده تقطیع GrabCut استفاده می‌کند تا پیکسل‌های سقف ساختمان (پیش‌زمینه) را از دیگر پیکسل‌های تصویر (پس‌زمینه) جدا کند. برای شروع نیازمند نقاط کاندید اولیه است که می‌تواند به صورت خودکار یا دستی مشخص شوند. در [۲] یک روش خودکار برای برجسب‌گذاری اولیه به کار گرفته شده است. از فضای رنگی YUV نیز بهره برده است. اما به دلیل عدم وجود ارتباط بین تصاویر قبل و بعد از بلای طبیعی، به نتایج یکسان نمی‌رسد.

شکل ۱۰-الف و ۱۱-الف نتیجه‌ی اعمال الگوریتم [۲] به تصاویر قبل و بعد از بلای طبیعی را نشان می‌دهد. شکل ۱۱-الف به حدی نا مناسب است که امکان تفسیر آن وجود ندارد.

نتیجه‌ی پیشنهاد ما در شکل‌های ۱۰-ب و ۱۱-ب برای تصاویر قبل و بعد از بلای طبیعی نشان داده شده است. بهبود برجسب‌گذاری اولیه پیش‌زمینه و پس‌زمینه به صورت بصری مشهود است. به عنوان ویژگی برجسته از روش پیشنهادی ما، به ساختمان‌های معادلی که در دو تصویر قبل و بعد از بلای طبیعی پیدا می‌شود دقت کنید.

²⁵ True Positive

²⁶ True Negative

²⁷ False Positive

²⁸ False Negative

²⁹ Precision

³⁰ Recall

³¹ F-score

³² Ground Truth

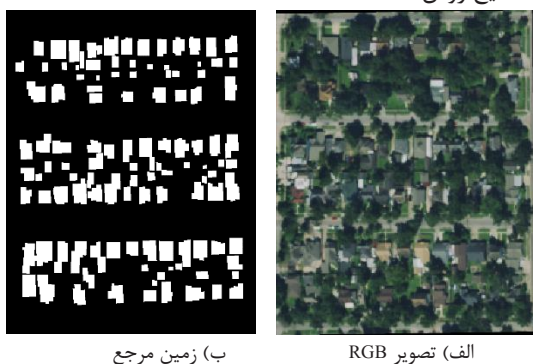
امتیاز-اف روش پیشنهادی ما و مقایسه با روش [۲] نیز در جدول ۲ نشان داده شده است. همان‌طور که می‌بینید در حالی که امتیاز-اف در تصویر قبل از بلای طبیعی تغییری نکرده است، در تصویر بعد از بلای طبیعی، بهبود چشم‌گیر (از ۹٪ به ۲۴٪) را نشان می‌دهد.

جدول ۲- مقایسه دقت، صحت و امتیاز-اف

تصویر	روش	دقت %	صحت %	امتیاز-اف
قبل از بلای طبیعی	[۱۱]	۲۶	۶۳	۳۷
	پیشنهادی	۳۸	۶۵	۴۸
بعد از بلای طبیعی	[۱۱]	۱۸	۶۹	۲۹
	پیشنهادی	۲۳	۵۴	۳۳
قبل از بلای طبیعی	[۲]	۴	۸	۵
	پیشنهادی	۳	۱۵	۵
بعد از بلای طبیعی	[۲]	۹	۹	۹
	پیشنهادی	۱۴	۸۸	۲۴

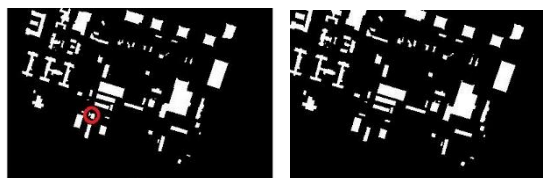
اعمال به تصویر شهر هوستون

الگوریتم پیشنهادی به همراه روش‌های [۲] و [۱۱] به بخش‌های مختلف تصویر هوستون اعمال شد. برای زمین مرجع ساختمان‌ها نیز از تارنمای $bbbike^{۴۳}$ استفاده شد. برای ایجاد درک بصری ابتدا دو دسته تصاویر از نمای نزدیک ارائه می‌شود. در ادامه مبتنی بر نمای بزرگ‌تر محاسبات آماری دقت، صحت و امتیاز اف ارائه می‌شود. در شکل‌های ۱۵-الف و ۱۶-الف دو منطقه از شهر هوستون نشان داده شده است که زمین مرجع آن‌ها به ترتیب در شکل ۱۵-ب و ۱۶-ب آورده شده است. مشابه تصاویر قبل و بعد از بلایای طبیعی، ۴ تصویر باقیمانده در هر شکل عبارت است از: اعمال روش [۱۱]، تصحیح روش [۱۱]، اعمال روش [۲] و تصحیح روش [۲].



ب) زمین مرجع

الف) تصویر RGB

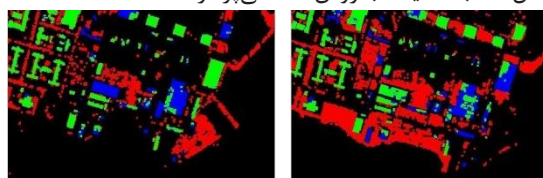


ب) بعد از بلای طبیعی

الف) قبل از بلای طبیعی

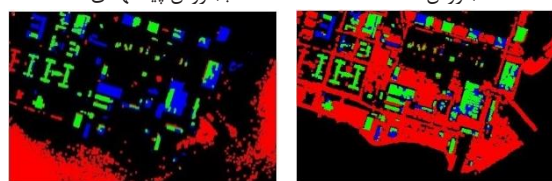
شکل ۱۲. زمین مرجع تصاویر

شکل ۱۳ و ۱۴ اعمال روش پیشنهادی بر الگوریتم‌های [۱۱] و [۲] را نشان می‌دهد. در این دو شکل TP (سبز)، FP (قرمز)، TN (سیاه) و FN (آبی) مشخص شده است. شکل ۱۳ مربوط به تصاویر قبل و بعد از بلای طبیعی در مقایسه با روش [۱۱] است. شکل‌های ۱۳-ب و ۱۳-ت مکان‌های سیاه بیشتری را نسبت به شکل‌های ۱۳-الف و ۱۳-پ نشان می‌دهند. یعنی مولفه FP به صورت چشم‌گیری کاهش پیدا کرده است. به صورت مشابه تصاویر شکل ۱۴ به مقایسه با روش [۲] می‌پردازند.



ب) روش پیشنهادی

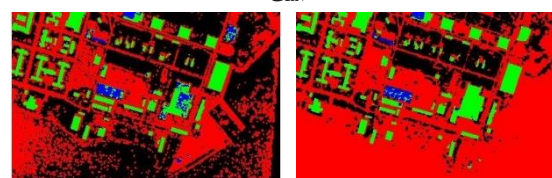
الف) روش [۱۱]



ت) روش پیشنهادی

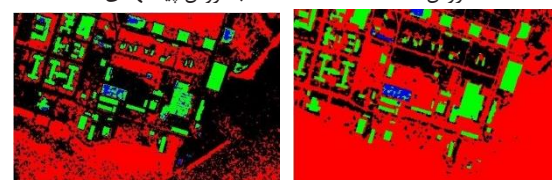
پ) روش [۱۱]

شکل ۱۳. TP (سبز)، FP (قرمز)، TN (سیاه) و FN (آبی) - تصاویر الف و ب مربوط به قبل از بلای طبیعی و تصویر پ و ت مربوط به بعد از بلای طبیعی است



ب) روش پیشنهادی

الف) روش [۲]



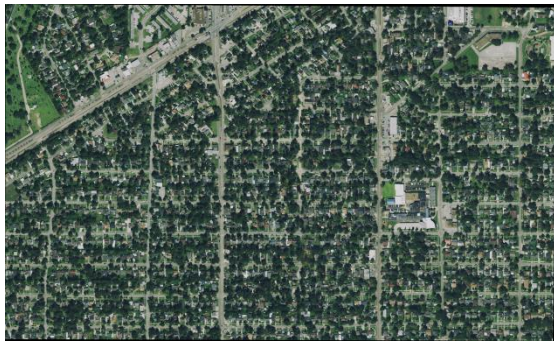
ب) روش پیشنهادی

الف) روش [۲]

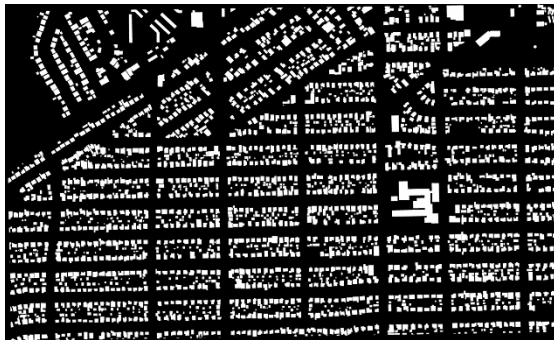
شکل ۱۴. TP (سبز)، FP (قرمز)، TN (سیاه) و FN (آبی) - تصاویر الف و ب مربوط به قبل از بلای طبیعی و تصویر پ و ت مربوط به بعد از بلای طبیعی است

مقادیر مولفه‌های دقت، صحت و امتیاز-اف در جدول ۲ نشان داده شده است. در مقایسه با روش [۱۱] در تصویر قبل از بلای طبیعی، امتیاز-اف از ۳۷٪ به ۴۸٪ رسید، در حالی که در تصویر بعد از بلای طبیعی، بهبود از ۲۹٪ به ۳۳٪ مشاهده می‌شود.

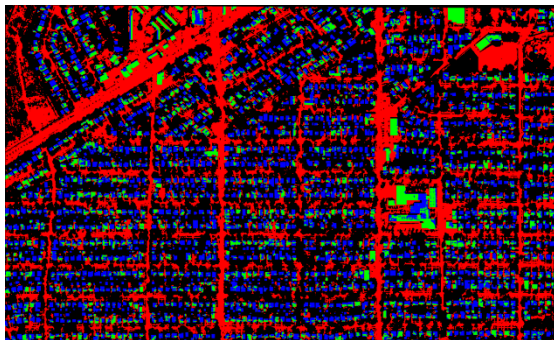
^{۴۳} <http://extract.bbbike.org>



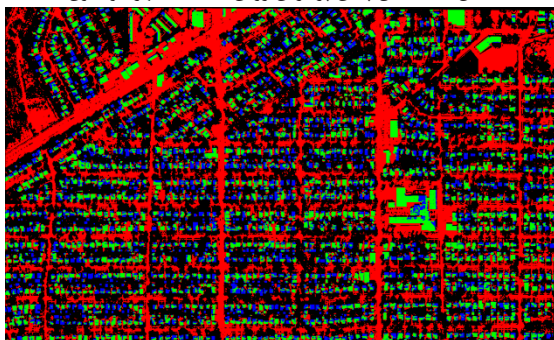
شکل ۱۷. تصویر RGB از شهر هوستون



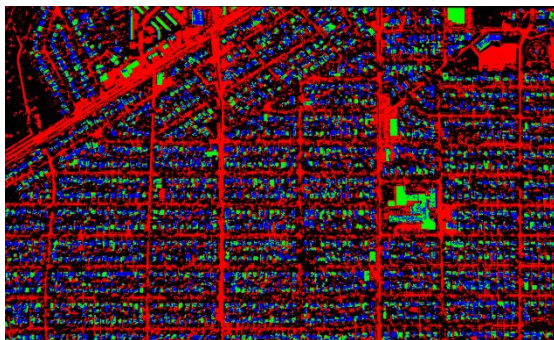
شکل ۱۸. زمین مرجع ساختمان شهر هوستون



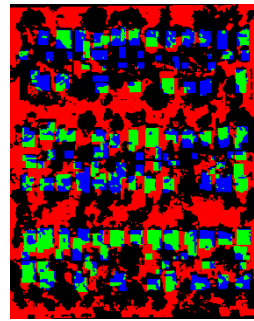
شکل ۱۹. اعمال پیش پردازش روش [۱۱] به شهر هوستون



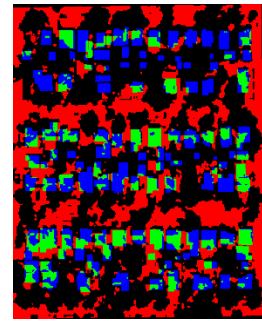
شکل ۲۰. اعمال پیش پردازش پیشنهادی و روش [۱۱] به شهر هوستون



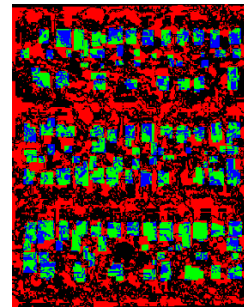
شکل ۲۱. اعمال پیش پردازش روش [۲] به شهر هوستون



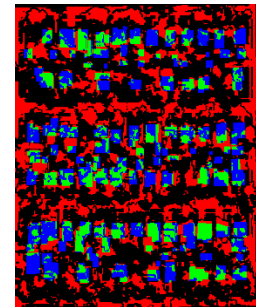
(ت) تصحیح روش [۱۱]



(پ) روش [۱۱]



(ج) تصحیح روش [۲]



(ث) روش [۲]

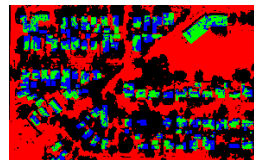
شکل ۱۵. منطقه ای از هوستون در الف و زمین مرجع در ب. TP (سبز)، FP (قرمز)، TN (سیاه) و FN (آبی)



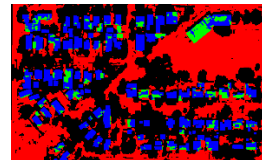
(ب) زمین مرجع



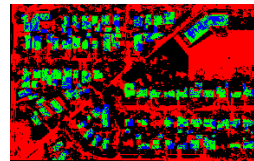
(الف) تصویر RGB



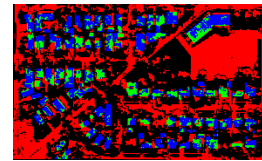
(ت) تصحیح روش [۱۱]



(پ) روش [۱۱]



(ج) تصحیح روش [۲]



(ث) روش [۲]

شکل ۱۶. منطقه ای از هوستون در الف و زمین مرجع در ب. TP (سبز)، FP (قرمز)، TN (سیاه) و FN (آبی)

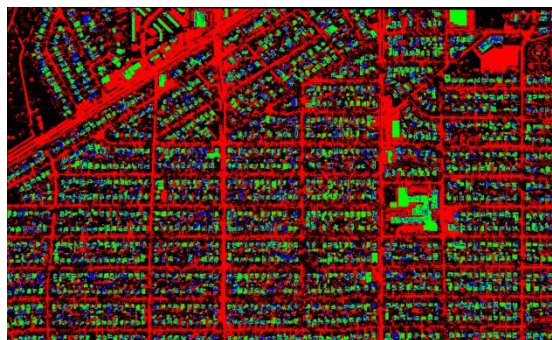
محاسبات آماری بر مبنای تصویر شکل ۱۷ انجام شده است. چیدمان تصاویر ۱۷ تا ۲۲ مشابه تصاویر الف تا ج شکل‌های ۱۵ و ۱۶ است. این تصویر محدوده وسیعی به مساحت ۲ کیلومتر مربع را شامل می‌شود.

و بعد از بلایای طبیعی است، اما می‌تواند در پیش‌پردازش استفاده شود. در نتیجه ساختمان‌های یکسان در تصاویر قبل و بعد از بلایای طبیعی پیدا شود. این روش می‌تواند کمک کار الگوریتم‌های تخمین تخریب باشد.

در آینده می‌توان در محیط‌های شهری مختلف با چگالی متفاوت حجم ساختمان‌ها این الگوریتم را بررسی کرد. همچنین اندازه تغییر مقیاس ساختمان‌ها می‌تواند مورد بحث واقع شود. محاسبات مستقل به ازای هر پیکسل می‌تواند پتانسیل اجرای پردازش به صورت موازی را تقویت کند.

مراجع

- [1] M. Hussain, D. Chen, et al., "Change detection from remotely sensed images: From pixel-based to object-based approaches," ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, Vol. 80, pp 91-106, Jun 2013.
- [2] J. Femiani, E. Li et al., "Shadow-Based Rooftop Segmentation in Visible Band Images," IEEE Journal Of Selected Topics In Applied Earth Observation And Remote Sensing, vol. 12, no. 9, pp. 1823-1827, Sep 2015
- [3] S. Radhika, Y. Tamura, M. Matsui, "Cyclone damage detection on building structures from pre- and postsatellite images using wavelet based pattern recognition," Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics, Vol. 136, pp 23-33, Nov 2014.
- [4] M. Popp, R. Granacher, and G. F. Trommer, "Automatic Detection of Complex Shaped Buildings in Aerial Images to Support the Navigation of Micro Aerial Vehicles in Urban Environment," Gyroscopy and Navigation, vol. 6, no. 1, pp. 99-110, Feb 2015
- [5] C. Gonzalez, J. Resano et al., "FPGA Implementation of the Pixel Purity Index Algorithm for Remotely Sensed Hyperspectral Image Analysis," EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, no. 1, pp. 1-13, Dec 2010
- [6] C. Gonzalez, J. Resano et al., "FPGA Implementation of Abundance Estimation for Spectral Unmixing of Hyperspectral Data Using the Image Space Reconstruction Algorithm," IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, , vol. 5, no. 1, pp. 248-261, Feb 2012
- [7] G. Q. Zhou, and X. Zhou, "Seamless fusion of LiDAR and aerial imagery for building extraction," IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 52, no. 11, pp. 7393-7407, Nov. 2014.
- [8] S. Li, H. Tang, S. He et al., "Unsupervised detection of earthquake-triggered roof-holes from UAV images using joint color and shape features," IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, vol. 12, no. 9, pp. 1823-1827, Sep 2015
- [9] D. J. Kim, S. Hensley et al, "Detection of Durable and Permanent Changes in Urban Areas Using Multitemporal Polarimetric UAVSAR Data," IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, vol. 13, no. 2, pp. 267-271, Feb 2016.
- [10] J. Wang, X. Yang et al., "An Efficient Approach for Automatic Rectangular Building



شکل ۲۲. اعمال پیش پردازش پیشنهادی و روش [۲] به شهر هوستون

معیارهای دقت، صحت و امتیاز اف در جدول ۳ ارائه شده است.

جدول ۳- مقایسه دقت، صحت و امتیاز-اف در کل تصاویر هوستون

روش	دقت %	صحت %	امتیاز-اف %
[۱۱]	۲۱	۲۹	۲۴
پیشنهادی	۳۰	۵۳	۳۸
[۲]	۲۳	۳۴	۲۷
پیشنهادی	۳۰	۵۷	۳۹

معیارهای ارزیابی نشان‌دهنده‌ی بهبود مناسب در یک نگاه سراسری است. معیار دقت که در روش‌های [۱۱] و [۲] به ترتیب برابر ۲۱٪ و ۲۳٪ بود، در روش پیشنهادی به ۳۰٪ رسید. همچنین، معیار صحت در [۱۱] از ۲۹٪ به ۵۳٪ رسید. این معیار بهبود از ۳۴٪ به ۵۷٪ را در تصحیح روش [۲] نشان می‌دهد.

از نگاه امتیاز اف نیز بهبود ایجاد شده است. در مقایسه با روش [۱۱]، امتیاز اف از ۲۴٪ به ۳۸٪ رسید. در حالی که تغییر امتیاز در روش [۲] از ۲۷٪ به ۳۹٪ است.

نتیجه‌گیری و کار آینده

الگوریتم‌های ابرطیفی PPI و ISRA با هم ترکیب شدند تا فرآیند شناسایی ساختمان را بهبود بخشند. سپس بر روی یک جفت تصویر VHR قبل و بعد از بلای طبیعی آزمایش شدند. پیشنهاد شد که از تصویر قبل از بلای طبیعی اعضای انتهایی استخراج شوند و یک فضای رنگی مشترک بین تصویر قبل از بلای طبیعی و بعد از بلای طبیعی بسازند.

روش پیشنهادی به محدوده ۲ کیلومتر مربع از شهر هوستون آمریکا اعمال شد و شناسایی ساختمان با تعداد نمونه‌های بالا نیز مورد بررسی قرار گرفت. گرچه ممکن است به صورت محلی در منطقه‌ای نتایج مطلوب نباشد، اما در مجموع، معیارهای ارزیابی بهبود پیدا کردند.

کارایی روش پیشنهادی در مقایسه با دو مقاله که اخیراً منتشر شده است نشان داده شد. این مقایسه هم به صورت کیفی و هم به صورت کمی بیان شد.

ادعا نمی‌شود که این روشی جامع برای شناسایی ساختمان‌ها در تصاویر هوایی و یافتن ساختمان‌های متناظر در تصاویر قبل

- Monocular VHR Optical Satellite Imagery,” IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 51, no. 3, pp. 1701–1717, March 2013
- [15] J. Y. Rau, J. P. Jhan, Y. C. Hsu., “Analysis of Oblique Aerial Images for Land Cover and Point Cloud Classification in an Urban Environment,” IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 53, no. 3, pp. 1304–1319, March 2015
- [16] M. Turker, D. Koc-San, “Building extraction from high-resolution optical spaceborne images using the integration of support vector machine (SVM) classification, Hough transformation and perceptual grouping,” International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, vol. 34, pp. 58–69, Feb 2015
- Extraction From Very High Resolution Optical Satellite Imagery,” IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, vol. 12, no. 3, pp. 487–491, March 2015
- [11] X. Yang, K. Wang et al, “Fast Urban Aerial Image Matching Based on Rectangular Building Extraction,” IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine, no. 4, pp. 21-27, Dec 2015.
- [12] S. Ahmadi, M. J. V. Zoj et al., “Automatic urban building boundary extraction from high resolution aerial images using an innovative model of active contours,” International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, vol. 12, pp. 150–157, Jun 2010
- [13] A. Manno-Kovacs, T. Sziranyi, “Orientation-selective building detection in aerial images,” ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, vol. 108, pp. 94–112, June 2015
- [14] A. Ozgun Ok, C. Senaras, B. Yuksel., “Automated Detection of Arbitrarily Shaped Buildings in Complex Environments From