نشریه پژوهش‌های کاربردی دورکاوی و اطلاعات مکانی

۲

سال اول
بهار ۱۴۰۵

مقاله

تاریخ دریافت:
۱۴۰۴/۶/۱۲
تاریخ پذیرش:
۱۴۰۴/۱۰/۱۹
صص: ۴۳-۱۷

# ارائه یک الگوریتم هوشمند و یکپارچه به منظور شناسایی تغییرات در تصاویر ماهواره‌ای با قدرت تفکیک مکانی بالا

سید احسان میرصادقی [۱] | محسن قلوبی [۲] | عظیم حیدریان [۳]

## چکیده

در این مقاله مسئله تشخیص تغییرات در تصاویر ماهواره‌ای با قدرت تفکیک مکانی بالا مدنظر بوده است. با توجه به افزایش روزافزون تصاویر ماهواره‌ای و حجم بالای داده‌های در دسترس، نیاز به الگوریتم یکپارچه و هوشمند برای آنالیز تغییرات امری ضروری است. در حال حاضر یک روش کلی که توانایی تشخیص تغییرات میان دو تصویر ماهواره‌ای با قدرت تفکیک مکانی بالا، از دو سنسور متفاوت را داشته باشد، ارائه نشده است. در این مقاله یک روش یکپارچه برای تشخیص تغییرات با تکیه بر هوش مصنوعی ارائه شده است. در روش ارائه شده ابتدا کاندیداهایی بر اساس قطعه‌بندی از تصویر استخراج می‌شوند. سپس چند مرحله استخراج ویژگی مبتنی بر طیف، رنگ، ساختار و بافت انجام شده و در انتها با استفاده از طبقه بند ماشین بردار پشتیبان، طبقه‌بندی انجام می‌شود. الگوریتم بر روی پایگاه داده با معیار مساحت زیر منحنی ROC، مقدار ٪۹۴/۵ را کسب کرده است که در مقایسه با روش‌های تفاضلی بسیار بهتر و مقاوم‌تر است.

**کلیدواژه‌ها**: تشخیص تغییرات، تصاویر ماهواره‌ای با قدرت تفکیک مکانی بالا، قطعه‌بندی، استخراج ویژگی، طبقه‌بندی

۱. کارشناس ارشد سنجش‌ازدور، مرکز مطالعات هوافضا، تهران، ایران.
۲. کارشناس ارشد، رشته سنجش‌ازدور، دانشگاه خواجه نصیرالدین طوسی، تهران، ایران.
۳ **نویسنده مسئول:** کارشناس ارشد، رشته سنجش‌ازدور، دانشگاه خواجه‌نصیرالدین‌طوسی، تهران، ایران.
azimheidaryan@gmail .com

## مقدمه

پردازش تصویر یکی از ابتدایی‌ترین توانایی‌های هر انسان است. این توانایی بیشترین توان پردازشی را از مغز انسان مورد استفاده قرار می‌دهد. هدف دانش پردازش تصویر مدل‌سازی توانایی انسان در پردازش، تحلیل و تشخیص تصاویر است. تمامی الگوریتم‌ها و روش‌ها درنهایت به دنبال رسیدن به توانایی انسان هستند.

## مروری بر کارهای گذشته

تا کنون روش‌های متعددی برای تشخیص تغییرات میان دو تصویر ماهواره‌ای ارائه شده‌اند. به دلیل همین تنوع، نمی‌توان همه روش‌های ارائه شده را در چارچوب دقیق دسته‌بندی نمود. در یک دسته‌بندی کلی، الگوریتم‌ها را به دو بخش پیکسل مبنا و شیئ مبنا تقسیم می‌شوند. در روش‌های پیکسل مبنا گام استخراج شیئ از تصویر وجود ندارد و با استفاده از ویژگی‌های طیفی سعی در استخراج نقشه تغییرات است. این دسته روش‌ها بسیار سریع و از طرفی بسیار نادقیق و حساس هستند. هنگامی می‌توان به خروجی این روش‌ها اعتماد کرد که دو تصویر از نظر مکانی کاملاً بر هم منطبق باشند. کوچک‌ترین جابه‌جایی مکانی میان پیکسل‌های دو تصویر منجر به برزو خطاهای زیادی می‌شود. همچنین این دسته الگوریتم‌ها نیازمند پیش‌پردازش و اماده‌سازی اولیه تصویر هستند تا اثرات ناهمگونی میان دو تصویر از یک منطقه در دو زمان مختلف یا از دو سنسور متفاوت را جبران کنند.

در مقابل روش‌های شیئ مبنا پیچیده‌تر و معمولاً کندتر هستند. این دسته روش‌ها ابتدا یک توصیف ساختار مبنا از تصویر انجام داده و با مقایسه ویژگی میان اشیاء استخراج شده از تصاویر، سعی در تشخیص تغییرات دارند. نتایج تحقیقات نشان می‌دهد می‌توان اعتماد بیشتری به خروجی این نوع الگوریتم‌ها داشت، چرا که در مقابل تغییرات و ناهمگونی‌ها مقاوم بوده و با استفاده از چند دسته ویژگی، توصیف و تشخیص بهتری نسبت به روش‌های پیکسل مبنا دارند. به‌عنوان مثال آقای گانگ لیو همکاران [9] یک روش شیئ مبنا بر اساس نقاط کلیدی ارائه کرده‌اند. همچنین در کار مشابه آقای صداقت و همکاران [۱۰] با استفاده از نقاط کلیدی SIFT و اشیای استخراج شده با روش MSER تشخیص تغییرات میان دو تصویر ماهواره‌ای از یک منطقه را انجام داده‌اند. در

بخش بعدی بخش‌های مختلف الگوریتم پیشنهادی مورد بررسی قرار خواهد گرفت. سپس پایگاه داده و معیارهای ارزیابی ارائه شده و در انتها نتایج شبیه‌سازی‌ها بر روی‌داده‌های واقعی گزارش می‌شوند.

## الگوریتم پیشنهادی

الگوریتم ارائه شده شامل شش بخش می‌باشد. این بخش‌ها عبارت‌اند از:

۱ – اماده‌سازی تصویر

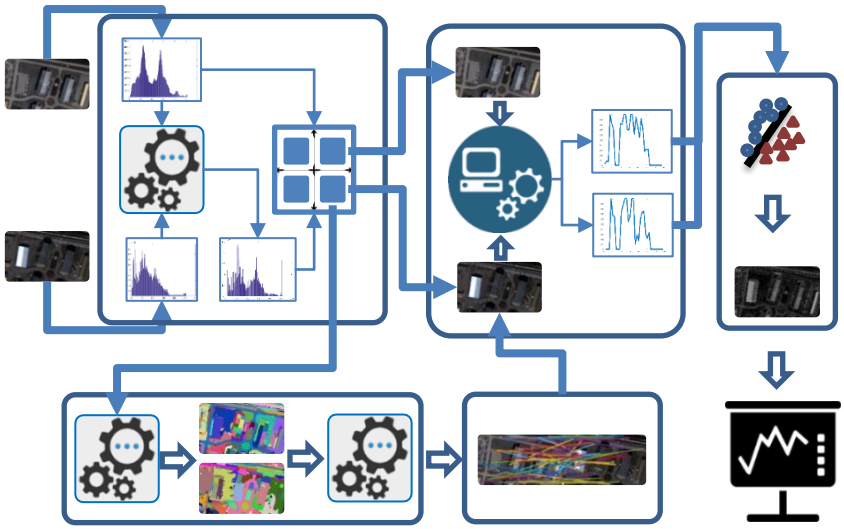
۲ – استخراج عوارض به‌وسیله قطعه‌بندی تصویر

۳ – تطبیق مکانی دقیق دو تصویر

۴ – استخراج ویژگی برای توصیف تفاوت میان تصاویر

۵ – تشخیص تغییرات با استفاده از ویژگی‌ها

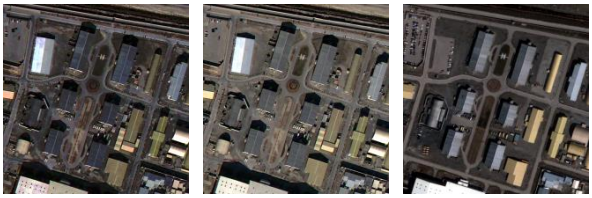
فلوچارت الگوریتم ارائه شده در شکل ۱ نشان داده شده است. در ادامه هر یک از بخش‌ها به‌تفصیل بحث خواهد شد.



شکل ۱. فلوچارت الگوریتم

## ۱- اماده‌سازی تصویر

پیش‌پردازش یکی از مراحل ابتدایی و معمول هر فرآیند پردازش تصویر است. پیش‌پردازش استفاده شده در این بخش به منظور ***همسان‌سازی فام و توزیع رنگ‌های دو تصویر*** است. برای رسیدن به این هدف هیستوگرام هر یک از تصویر یکنواخت می‌شود. سپس یکی از تصاویر به‌عنوان تصویر مرجع انتخاب‌شده (تصویر اول) و هیستوگرام تصویر دوم با عملیات تطبیق هیستوگرام[۱]، به هیستوگرام تصویر اول نگاشت می‌شود. در خروجی این مراحل دو تصویر که از نظر توزیع رنگ با یکدیگر مشابه بوده و دارای کنتراست خوبی هستند، خواهیم داشت. نتیجه این عملیات در شکل ۲ نشان داده شده است.



(الف) (ب) (ج)

شکل ۲. عملیات پیش‌پردازش طیفی. (الف) تصویر زمان ۱ بهبود یافته. (ب) تصویر زمان ۲ بهبود یافته. (ج) تصویر زمان ۲ تطبیق یافته با تصویر (الف).

## ۲- قطعه‌بندی تصویر

استخراج اشیا[۲] یکی از مهم‌ترین مراحلِ الگوریتم است. هر قدر اشیای استخراج شده از نظر هندسی تطابق بیشتری با شیئ اصلی داشته باشند، استخراج ویژگی بهتر صورت گرفته و تشخیص تغییرات دقیق‌تر خواهد بود.

استخراج اشیا از تصاویر با استفاده از روش قطعه‌بندی برش گراف[۳] انجام می‌شود. قبل از استفاده از این روش یک پیش‌پردازش بر روی تصویر انجام می‌شود تا خروجی عملیات قطعه‌بندی

---

۱ Histogram matching
۲ Object Extraction
۳ Graph Cut

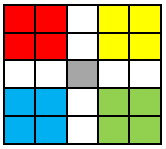
کیفیت بیشتری داشته باشد. پس از قطعه‌بندی تصویر نیز یک مرحله پس پردازش بر روی تصویر اعمال می‌شود. پس پردازش برای تلفیق قطعه‌های کوچک مورد استفاده قرار گرفته است.

## ۱-۲- پیش‌پردازش - حذف جزئیات و یکپارچه کردن مناطق مشابه

فیلتر کواهارا[۱] [1] یک فیلتر غیرخطی هموارسازی است. این فیلتر قادر است با هموارسازی تصویر، لبه‌های آن‌را ثابت نگه دارد[۲]. عملکرد این فیلتر به شرح زیر است:

فرض کنید یک پنجره مربعی از تصویر انتخاب‌شده است. این پنجره به چهار بخش تقسیم شده و میانگین و انحراف معیار این چهار ناحیه محاسبه می‌شود.

مقدار پیکسل مرکزی میانگین ناحیه‌ای انتخاب می‌شود که کمترین انحراف معیار را داشته باشد.



شکل ۳. فیلتر کواهارا. چهار ناحیه با رنگ‌های متفاوت و پیکسل مرکزی با رنگ خاکستری مشخص‌شده‌اند.

تنها مشکل این فیلتر ایجاد اثرات مصنوعی در تصویر به علت انتخاب پنجره فیلتر به‌صورت پنجره مربعی است. روش‌های ارتقا یافته از این فیلتر ارائه شده‌اند که این اثرات نامطلوب را نداشته و عملکرد بهتری دارند[۳]. نتیجه اعمال این فیلتر بر روی تصویر ورودی در شکل زیر نشان داده شده است.

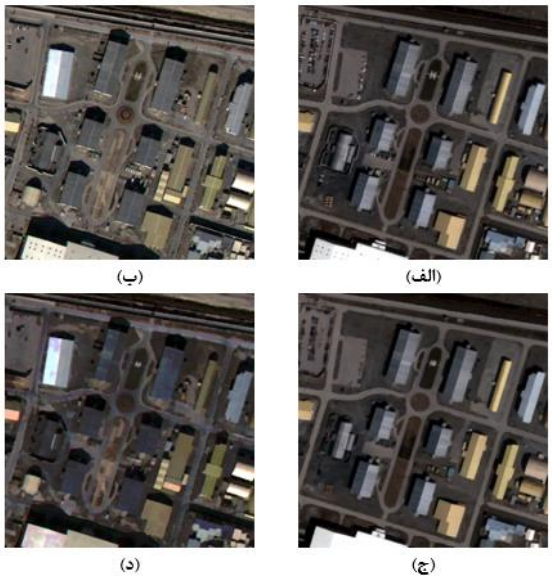
## ۲-۲- قطعه‌بندی با روش برش گراف

روش‌های مختلف و متفاوتی از دیرباز برای قطعه‌بندی تصاویر ارائه شده‌اند. مطالعه و بررسی خوبی در این زمینه طی این پروژه انجام شده است. درنهایت روش برش گراف [2] با معیارهای کیفیت و سرعت اجرا به‌عنوان الگوریتم قطعه‌بندی انتخاب و مورد استفاده قرار گرفت.

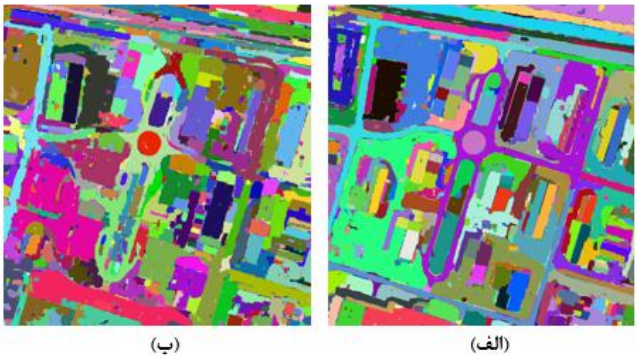
---

۱ Kuwahara Filter
۲ Edge Preserving
۳ Anisotropic Kuwahara Filter

نتایج اعمال روش قطعه‌بندی بر روی تصاویر در شکل ۵ به نمایش درآمده است.



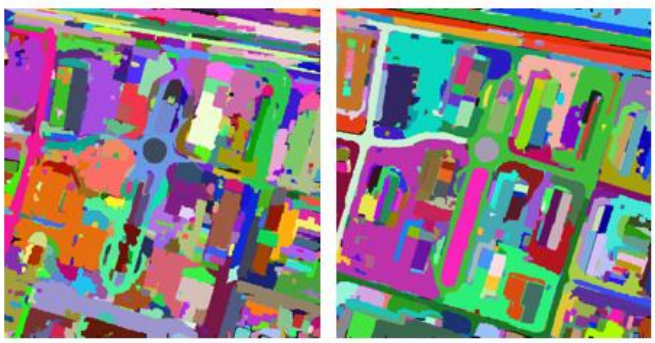

شکل ۴. عملیات پیش‌پردازش قطعه‌بندی. (الف) تصویر زمان ۱. (ب) تصویر زمان ۲. (ج)و(د) نتیجه اعمال فیلتر کواهارا بر روی تصویر زمان ۱ و تصویر زمان ۲.




شکل ۵. خروجی قطعه‌بندی. (الف)و(ب) تصویر قطعه‌بندی زمان ۱ و ۲.

### ۳-۲- پس پردازش - تلفیق نواحی کوچک، هم‌رنگ و واقع شده در یک پس‌زمینه

در مرحله قبل، پارامترهای روش قطعه‌بندی به‌گونه‌ای انتخاب شدند تا حد ممکن اشیا به یکدیگر متصل نشده و مرز اصلی آن‌ها حفظ شود. به همین دلیل ممکن است یک شیئ به چندین بخش تقسیم شود. به‌علاوه در خروجی الگوریتم قطعه‌بندی، تعداد بسیار زیادی ناحیه با مساحت کوچک وجود دارد که هم، اعتبار خاصی ندارند و هم‌بار محاسباتی زیادی بر روی الگوریتم ایجاد می‌کنند. به منظور تلفیق نواحی تکه شده و همچنین کاهش تعداد اشیای استخراج شده، یک مرحله پس پردازش بر روی نواحی به دست آمده انجام می‌شود. طی این عملیات نواحی کوچک‌تر از یک مساحت مشخص (نواحی فرزند) با نواحی بزرگی که این نواحی را در خود جای‌داده‌اند (نواحی والدین) تلفیق می‌شوند. در گام بعدی نواحی همسایه مربوط به تمامی اشیای واقع شده در یک ناحیه که در مرحله پیش تلفیق نشده‌اند (مساحت آن‌ها از حد مشخص شده بیشتر بوده است) از نظر طیفی با یکدیگر مقایسه می‌شوند. این مقایسه به‌وسیله محاسبه میزان همبستگی نرمالیزه میان میانگین مقادیر پیکسل‌های سه کانال هر شیئ با اشیای همسایه انجام می‌شود. در صورت وجود مشابهت، این نواحی با یکدیگر تلفیق می‌شوند. نتایج به دست آمده از اعمال عملیات پس پردازش بر روی تصاویر در شکل ۶ ارائه شده است.



(ب) (الف)

شکل ۶ خروجی پس پردازش قطعه‌بندی. (الف)و(ب) تصویر زمان ۱ و ۲.

همان‌طور که در شکل بالا مشاهده می‌شود نواحی با مساحت کم در تصویر وجود ندارد و بسیاری از نواحی در مقایسه با شکل ۵، با یکدیگر تلفیق‌شده‌اند.

## ۳- تطبیق مکانی دقیق دو تصویر

در تشخیص تغییرات میان دو تصویر، میزان دقت ثبت مکانی دو تصویر عامل بسیار مهمی است. اهمیت این موضوع در بخش استخراج ویژگی بیشتر مشخص می‌شود، ازآنجاکه هرقدر دو تصویر از نظر مکانی تطبیق بیشتری داشته باشند، طراحی ویژگی‌ها ساده‌تر شده و ویژگی‌های استخراج شده کیفیت بهتری خواهند داشت.

مفهوم تطبیق مکانی آن است که پیکسل‌های یکسان دو تصویر از نظر مکانی در مختصات یکسان قرار گیرند. در تطبیق مکانی دو تصویر، یکی از تصاویر به‌عنوان مرجع انتخاب‌شده و تصویر دیگر بر روی آن نگاشت می‌شود. درنهایت دو تصویر خروجی از نظر تعداد سطر و ستون با یکدیگر برابر خواهند بود.

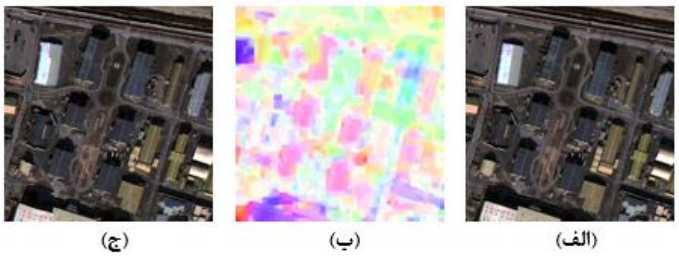
به منظور رسیدن به اهداف ذکر شده برای تطبیق دو تصویر با دقت پیکسلی بالا، از روش‌های تطبیق متراکم[1] استفاده شد. این روش‌ها بر مبنای استخراج ویژگی و تطبیق تمام پیکسل‌های تصویر طراحی شده‌اند. به همین دلیل در تصاویر تطبیق شده گسستگی مشاهده نشده و تا حد امکان ساختار اشیا و عوارض موجود در تصویر حفظ می‌شود. همچنین یک مدل کاملاً غیرخطی برای مدل کردن تغییرات هندسی ایجاد شده در تصویر به دست می‌آید که روش‌ها معمول خطی از مدل‌سازی این نوع تغییرات هندسی، عاجز هستند.

در این پروژه از روش موفق SIFT Flow [3] برای این عملیات استفاده شده است. این روش که ایده اولیه خود را از روش Optical Flow [4] به ارث برده است، با استفاده از ویژگی‌های استخراج شده SIFT [5] به‌صورت متراکم (تمامی پیکسل‌های تصویر) تبدیل هندسی را برای تک‌تک پیکسل‌ها محاسبه نموده و دو تصویر را با دقت بالایی منطبق می‌کند. برای نمایش بردارهای جابه‌جایی[2] هر پیکسل به‌صورت یک تصویر، مقدار زاویه بردار به‌جای کانال Hue و

---

۱ Dense Matching
۲ Translation vector

مقدار اندازه آن بردار به‌جای کانال Saturation قرار می‌گیرد. این نمایش در شکل ۷ (ب) نشان داده شده است.




شکل ۷. تطبیق دقیق دو تصویر با استفاده از روش SIFTFlow. (الف) تصویر زمان ۲ قبل از تطبیق. (ب) نمایش بردارهای تبدیل به دست آمده برای پیکسل‌های تصویر۲. (ج) تصویر زمان ۲ پس از تطبیق.

برای بررسی بیشتر کیفیت تطبیق متراکم دو تصویر، یک ناحیه مشترک از سه تصویر زمان (۱)، زمان (۲) قبل از تطبیق و زمان (۲) پس از تطبیق در شکل ۸ انتخاب‌شده است.

توجه به منطقه‌ای که با کادر قرمزرنگ مشخص شده است نشان می‌دهد خروجی عملیات تطبیق دو نتیجه را به همراه دارد. نتیجه اول آن است که اشیای دو تصویر پس از تطبیق در مختصات یکسانی واقع می‌شوند. دقت این تطبیق در بیشتر مناطق در حد ۱ پیکسل است. نتیجه دوم آن است که اشیای تصویر از نظر هندسی نیز اصلاح شده و به تصویر مرجع مشابهت بیشتری پیدا می‌کنند.




شکل-۸ تطبیق دقیق دو تصویر با استفاده از روش SIFTFlow. (الف) تصویر زمان ۱. (ب)و(ج) تصویر زمان ۲ قبل و بعد از تطبیق.

## ۴- استخراج ویژگی

استخراج ویژگی از مهم‌ترین بخش‌های هر الگوریتم بینایی ماشین است. ویژگی‌ها باید به‌گونه‌ای طراحی شوند که اولاً برای تشخیص یا درک یک موضوع مشخص به‌درستی عمل کنند و ثانیا نسبت به تغییرات و اعوجاجات موجود در تصویر مقاوم باشند. این تغییرات و اعوجاجات در تصاویر ماهواره‌ای می‌تواند عواملی ازجمله تفاوت زاویه دید ماهواره برای دو تصویر از یک مکان ثابت، تفاوت زاویه تابش نور خورشید در زمان اخذ تصویر، تفاوت سنسورهای تصویربرداری و درنتیجه تفاوت ترکیب رنگی تصاویر باشد. با توجه به چالش‌های موجود، ویژگی‌های مختلفی ارائه شدند که هر یک به دنبال تشخیص تغییرات از یک دیدگاه هستند. در ادامه توضیح مختصری پیرامون هر یک از ویژگی‌ها ارائه خواهد شد.

### ۴-۱- تفاضل پیکسل

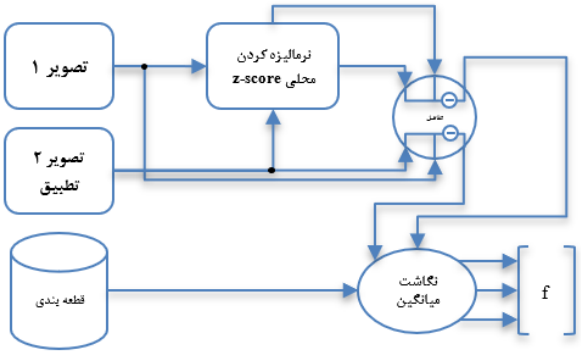
یکی از ابتدایی‌ترین و درعین‌حال کارآمدترین ویژگی‌های موجود، تفاضل میان مقادیر سطح خاکستری پیکسل‌های دو تصویر متناظر است. اگر دو تصویر از نظر مکانی دقیقاً بر روی یکدیگر منطبق باشند و از نظر توزیع مقادیر سطح خاکستری مطابق بوده و تغییرات طیفی منطقه‌ای نداشته باشند، این ویژگی به‌تنهایی بخش عمده‌ای از تغییرات را نشان داده و نواحی بدون تغییر را حذف می‌کند. ولی همان‌طور که قبلاً اشاره شد دو تصویر هم از نظر مکانی کاملاً منطبق نیستند و هم دچار اعوجاجات طیفی-هندسی هستند. برای فائق آمدن بر مشکلات فوق در طراحی ویژگی تفاضل پیکسلی از سه استراتژی استفاده شده:

- محاسبه تفاضل میان تصویر زمان ۱ و تصویر زمان ۲ تطبیق یافته توسط روش SIFTFlow
- نرمالیزه کردن بلوک‌ها با روش z-score[1] و محاسبه تفاضل میان تصاویر نرمالیزه شده
- نگاشت میانگین مقادیر تفاضل پیکسلی درون اشیای هر تصویر

در شکل زیر بلوک دیاگرام استخراج این ویژگی مشاهده می‌شود.

---

۱ Zero-mean Unit-variance



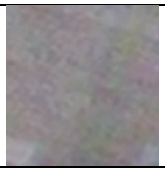
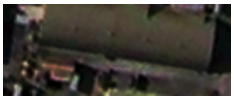

شکل ۹ بلوک دیاگرام استخراج ویژگی تفاضل پیکسل

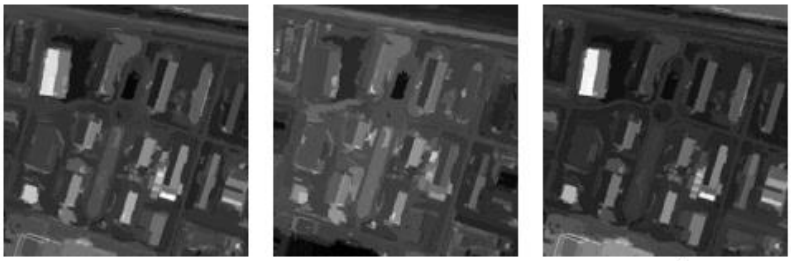
نتیجه ویژگی تفاضل پیکسلی بر روی تصویر نمونه در شکل زیر ارائه شده است.

## ۲-۴- تطبیق کلیشه

به وجود آمدن تغییر میان دو تصویر به معنای وجود یک شیئ دریکی از تصاویر و عدم وجود آن در تصویر دیگر است. به همین دلیل، به منظور مدل‌سازی این مسئله از روش تطبیق کلیشه استفاده شده است. در این روش، ابتدا تصویر ۱ ناحیه‌بندی می‌شود تا اشیاء موجود در آن استخراج شوند. سپس، برای هر کدام از اشیاء تصویر ۱، ناحیه متناظر در تصویر ۲ (با مقداری افزونگی به منظور مقابله با خطای تطبیق مکانی بین دو تصویر) جستجو می‌شود که آیا آن شیئ وجود دارد یا خیر؟ در صورتیکه نتیجه جستجو مثبت باشد به معنای عدم تغییر و در غیر این صورت معادل با تغییر است. به منظور کمّی‌سازی عملیات جستجو میان دو تصویر از عملگر تطبیق کلیشه در کتابخانه OpenCV با معیار CCoeffNormed استفاده شده است. یکی از مزایای این روش آن است که نسبت به شیفت و مقیاس در شدت رنگ دو تصویر حساس نیست و به همین دلیل می تواند نسبت به وضعیت نوری زمان‌های تصویربرداری مقاوم باشد. در جدول ۱ نمونه‌هایی از نتایج تطبیق کلیشه نشان داده شده است.

**جدول ۱.** نتایج تطبیق کلیشه بر روی ۳ نمونه

| شیئ در تصویر ۱ | ناحیه بزرگ‌تر در تصویر ۲ | مقدار تطبیق |
|---|---|---|
|  |  | ۰/۹۸ |
|  |  | ۰/۰۹ |
|  |  | ۰/۴۷ |




شکل ۱۰ شناسایی تغییرات با ویژگی تفاضل پیکسل. (الف) تفاضل میان تصاویر اصلی. (ب) تفاضل میان تصاویر نرمالیزه شده. (ج) ترکیب نتایج (الف) و (ب).

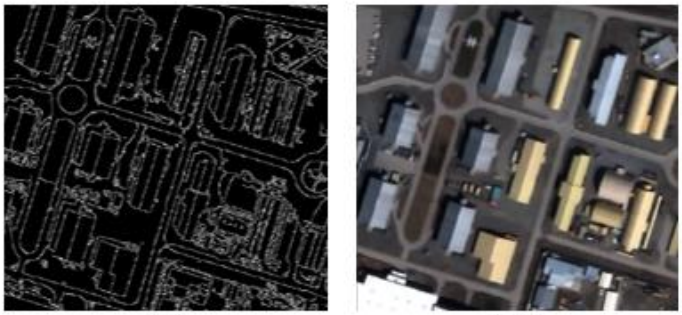
در سطر اول از این جدول یک شیئ نشان داده شده است که تغییری نداشته و الگوریتم پیشنهادی امتیاز تطابق ۰/۹۸ را برای آن نتیجه داده است (عدم تغییر قطعی). در سطر دوم یک تغییر واضح ترسیم شده است که مقدار تطابق آن‌ها تنها ۰/۰۹ بوده است (تغییر قطعی). در سطر سوم، شیئی نشان داده شده است که تغییر نکرده است اما به دلیل تغییر زاویه دید، تغییر نورپردازی زیاد و

وجود سایه تفاوت قابل توجهی داشته است و نتیجه تطبیق کلیشه برای آن‌ها ۰/۴۷ شده است که نشان‌دهنده عدم قطعیت است.

به منظور بهبود عملکرد تطبیق کلیشه، علاوه بر خود تصویر، از تصویر اندازه گرادیان نیز استفاده شده است که نتیجه را مقداری بهبود می‌دهد. اندازه گرادیان، مرزهای اشیاء را مشخص می‌کند که در استنتاج وجود تغییر مفید هستند.

## ۳-۴- تطبیق لبه‌ها

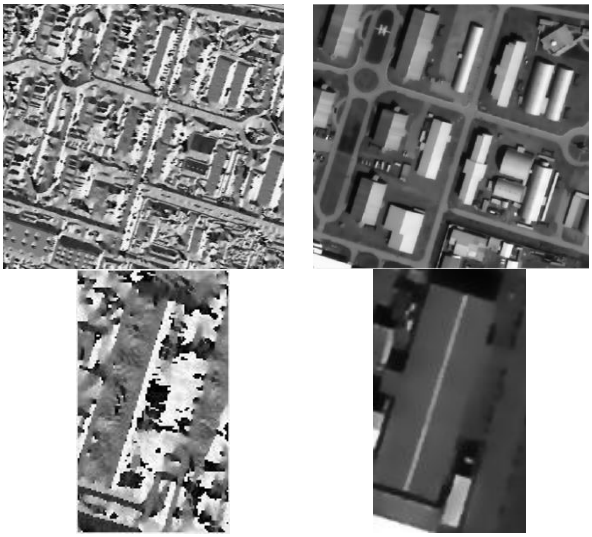
هدف از این ویژگی یافتن میزان همبستگی بین نواحی مشترک مرزی هر شیء با خطوط لبه و زاویه گرادیان در دو تصویر می‌باشد. ابتدا جهت بارزسازی خطوط لبه اشیا و نرم کردن نواحی بدون لبه، تصاویر با استفاده از تابع EdgePreservingFilter [6] پیش‌پردازش می‌گردند. خطوط لبه با استفاده از تابع Canny بر روی هر یک از باندهای تصویر استخراج می‌شود و خطوط استخراج شده از هر سه باند با یکدیگر ترکیب شده و لایه خطوط لبه را تشکیل می‌دهد. سپس جهت حذف نواحی نویزی، خطوط با طول کمتر از ۵ پیکسل حذف می‌گردند.




شکل ۱۱. پیش‌پردازش و استخراج ویژگی. (الف) تصویر پیش‌پردازش شده. (ب) خطوط لبه استخراج شده

برای استخراج زاویه گرادیان تصویر ابتدا با استفاده از روش Decolor [7] تصویر رنگی به تصویر خاکستری تبدیل می‌شود. سپس با مشتق‌گیری از تصویر زوایای گرادیان مربوط به هر پیکسل محاسبه می‌گردند. استفاده از روش Decolor برای تبدیل تصویر سه کاناله به تصویر سطح

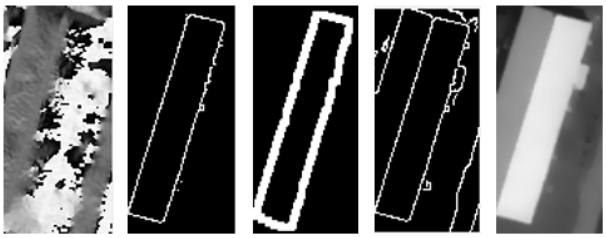
خاکستری، به منظور حفظ تمایز موجود میان عوارض همسایه در تصاویر با رنگ‌های متفاوت صورت گرفته است.



(ب) (الف)

شکل ۱۲. استخراج زاویه گرادیان. (الف) تصویر پیش‌پردازش شده (ب) تصویر خاکستری (ج) تصویر زاویه گرادیان

جهت استخراج میزان همبستگی بین خطوط لبه‌ی اشیای تصاویر، ابتدا یک تصویر را به‌عنوان تصویر مبنا در نظر گرفته و تصویر دیگر را به‌صورت هدف انتخاب می‌کنیم. در تصویر مبنا برای هر شیء تصویر که از قطعه‌بندی تصویر حاصل گردیده است ناحیه مرزی با همسایگی ۲ پیکسل هم‌پوشانی داده شده درنهایت اشتراک آن‌ها به‌عنوان ناحیه مبنا و ماسک انتخاب می‌گردد.



(ه) (د) (ج) (ب) (الف)

شکل ۱۳. استخراج زاویه گرادیان. (الف) تصویر پیش‌پردازش شده (ب) تصویر لبه (ج) نواحی مرز شیء (د) هم‌پوشانی نواحی مرزی با لبه‌ها (ه) تصویر زاویه گرادیان

در تصویر هدف ناحیه متناظر با ناحیه مبنا به‌اندازه ۱۰ پیکسل گسترش داده و به‌عنوان ناحیه جستجو انتخاب می‌شود. درنهایت برای شیء مورد نظر میزان همبستگی بین دو ناحیه مبنا و جستجو بر اساس میزان اختلاف زاویه گردایان بر روی نواحی ماسک محاسبه می‌گردد و بیشترین مقدار همبستگی برای آن شیء به‌عنوان مقدار ویژگی در نظر گرفته می‌شود. این عملیات با جابه‌جا کردن تصویر مبنا و هدف تکرار می‌شود.

کلیه مراحل بالا برای تمامی اشیا تصویر اول و دوم اجرا شده درنهایت برای هر تصویر یک لایه همبستگی به وجود می‌آید که با انتخاب مقدار کمینه هر پیکسل از این دولایه، یک لایه همبستگی ایجاد می‌گردد. می‌توان از این تصویر همبستگی به‌صورت ویژگی مستقل و یا ترکیبی با تصویر تفاضل پیکسل بین دو تصویر استفاده کرد.




شکل ۱۴. ویژگی تطبیق لبه. (الف) تصویر زمان ۱ (ب) تصویر زمان ۲ (ج) تصویر همبستگی خروجی عملیات تطبیق لبه

## ۴-۴- ویژگی‌های متراکم

تشخیص تغییرات با توصیف ساختارِ عوارض و اشیای موجود در تصاویر و مقایسه آن‌ها میان دو تصویر ممکن می‌شود. به همین منظور، برای توصیف اشیا، از ویژگی‌های متراکم SIFT استفاده شده است. این ویژگی‌های برای هر پیکسل به‌صورت زیر محاسبه می‌شوند:

- انتخاب یک پنجره با ابعاد (۱۶×۱۶) اطراف هر پیکسل
- محاسبه اندازه و زاویه گرادیان پیکسل‌ها

- تقسیم‌بندی پنجره (۱۶×۱۶) به ۱۶ بلوک (۴×۴) و استخراج هیستوگرام وزن‌دار زاویه گرادیان با ۸ عضو برای هر بلوک (وزن هر نمونه بر اساس مقادیر اندازه گرادیان و یک پنجره گاوسی به مرکز همان بلوک محاسبه می‌شود)
- کنار هم قرار دادن هیستوگرام‌های تمامی بلوک‌ها و تشکیل بردار ویژگی ۱۲۸ تایی برای هر پیکسل

بنابراین در خروجی برای هر تصویر با ابعاد [m×n] یک ماتریس با ابعاد [m×n×128] خواهیم داشت، که به آن‌ها SIFTimage گفته می‌شود.

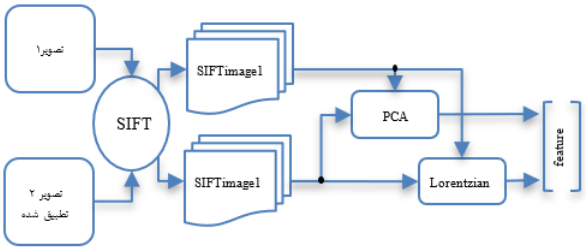
دو مسیر برای مقایسه این بردارهای ویژگی انتخاب‌شده است. مقایسه هیستوگرام و اعمال PCA.

برای تشخیص تغییرات با مقایسه هیستوگرام، دو SIFTimage با معیار زیر که به نام فاصله Lorentzian معروف است، با یکدیگر مقایسه می‌شوند.

اگر فرض کنیم دو بردار نرمالیزه شده $\boldsymbol{d^1}$ و $\boldsymbol{d^2}$ طوری داشته باشیم که: $\sum_i d_i = 1$

$$d(d^1.d^2) = \sum_i log\left(1 + \left|d_i^1 - d_i^2\right|\right) \quad \text{(معادله-۱)}$$

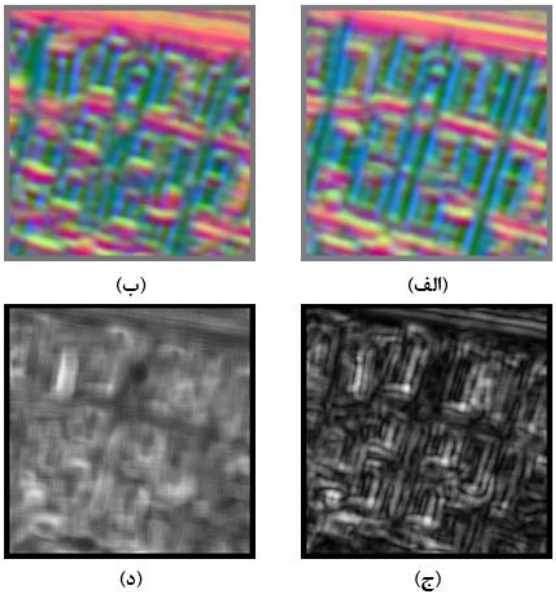
برای تشخیص تغییرات با اعمال PCA یک-سوم بردارهای ویژگی تصویر اول و دوم به‌صورت تصادفی برای محاسبه پایه‌های PCA انتخاب می‌شوند. بردارهای ویژگی دو تصویر با ۳ پایه اول به فضای PCA نگاشت می‌یابند. درنهایت تفاضل میان دو دسته ویژگی نگاشت یافته که همانند دو تصویر ۳ کاناله هستند، به‌عنوان نقشه تغییرات معرفی می‌شوند. روند استخراج ویژگی های متراکم در بلوک دیاگرام زیر نشان داده شده است.




شکل ۱۵. ویژگی تطبیق لبه. (الف) تصویر زمان ۱ (ب) تصویر زمان ۲ (ج) تصویر همبستگی خروجی عملیات تطبیق لبه

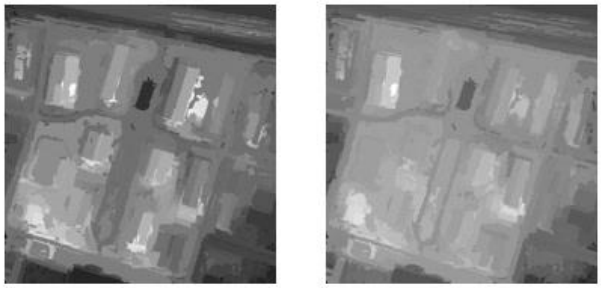
تصاویر زیر نتیجه استخراج ویژگی توسط مقایسه هیستوگرام و اعمال PCA را بیان می‌کند.

همان‌طور که در تصاویر مشاهده است، نقشه تغییرات به دست آمده بسیار کلی بوده و به دنبال مقایسه لبه‌ها که معرف خوبی برای ساختار هستند، می‌باشد. ازاین‌رو، نمی‌توان از این تصاویر برای محاسبه نقشه تغییرات دقیق و پیکسلی استفاده نمود. برای تبدیل این تصاویر به نتایج قابل استفاده و با در نظر داشتن رفتار روش استخراج ویژگی‌های متراکم برای توصیف لبه‌ها، مقدار میانگین تصاویر شکل ۱۷ (ج) و (د) در لبه‌های هر شیئ به‌عنوان مقدار ویژگی آن شیئ انتخاب شد.




شکل ۱۶. خروجی مرحله استخراج ویژگی‌های متراکم برای تشخیص تغییرات. (الف)و(ب) تصویر حاصل از نگاشت SIFTimage1 و SIFTimage2 به فضای جدید با ۳ پایه اول PCA. (ج) تصویر تفاضل (الف) و (ب). (د) تصویر خروجی مقایسه هیستوگرام با روش Lorentzian.

با این عمل، یک نقشه قابل درک با استفاده از این ویژگی‌ها به دست آمد که نتایج آن در شکل زیر نشان داده شده است.



(ب) (الف)

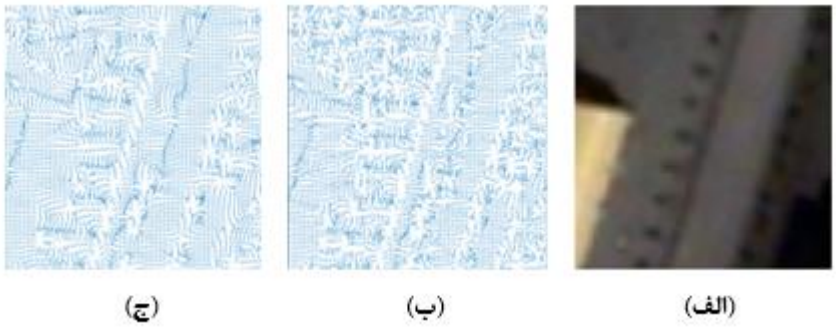
شکل ۱۷. نگاشت مقادیر حاصل شده از ویژگی‌های متراکم درون هر یک از اشیا. (الف) روش مقایسه هیستوگرام. (ب) روش اعمال PCA.

## ۵-۴- ویژگی‌های متراکم

زوایای گرادیان مشخصه خوبی برای توصیف لبه‌ها، گوشه‌ها و ساختار موجود در تصویر می باشد. با استفاده از مشتقات افقی و عمودی، برای هر پیکسل از تصویر یک زاویه به دست می‌آید. زاویه به دست آمده به تغییرات شدت روشنایی و تغییرات هندسی آفاین مقاوم است، به همین دلیل ویژگی مناسبی برای مقایسه دو تصویر و تشخیص تغییرات می‌باشد.

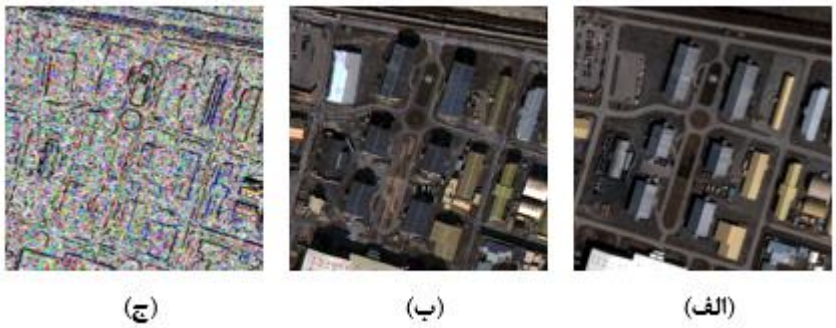
تغییر در تصاویر ماهواره‌ای می‌تواند به‌صورت ساخته شدن یک ساختمان یا سازه بزرگ، ایجاد یک جاده، راه، باند فرودگاه یا جابه‌جایی وسایل نقلیه و نظامی شامل هواپیما و بالگرد باشد. ممکن است ساختمان ایجاد شده تنها در لبه‌ها با زمینی که در آن ساخته شده است، متفاوت باشد. بنابراین تغییر لبه‌های ساختمان تنها تفاوت را مشخص می‌کند و سقف ساختمان از نظر بافت و لبه، کاملاً مشابه با زمینی است که ساختمان هنوز در آنجا ساخته نشده بود. با توجه به مطالب ذکر شده در بالا، تغییرات زوایای گرادیان در لبه‌های اشیا و نواحی، متمایز کننده است و در زمین‌های هموار و بدون بافت و لبه، دارای اطلاعات صحیح و قابل اعتمادی نیست. به همین منظور، همانند روش قبل، برای نگاشت مقادیر ویژگی به دست آمده از مقایسه زوایای گرادیان دو تصویر به هر شیئ، از میانگین مقادیر قرار گرفته در لبه‌های هر شیئ استفاده می‌شود.

قبل از انجام مقایسه میان زوایای گرادیان دو تصویر، تصاویر زوایای گرادیان هموار می‌شوند. این عملیات به منظور کاهش اثرات نویز و یکپارچه کردن ویژگی محاسبه شده برای هر شیئ تصویر می‌باشد.




شکل ۱۸. هموارسازی زوایای گرادیان تصویر. (الف) برش از تصویر. (ب) زوایای گرادیان تصویر (الف) قبل از هموارسازی. (ج) زوایای گرادیان تصویر (الف) پس از هموارسازی.

در شکل زیر تصویر تفاضل زوایای گرادیان برای ۳ باند تصویر، به‌صورت رنگی نشان داده شده است.




شکل ۱۹. ویژگی تطبیق تصاویر زاویه گرادیان. (الف) تصویر زمان ۱. (ب) تصویر زمان ۲. (ج) تصویر تفاضل زوایای گرادیان برای ۳ کانال.

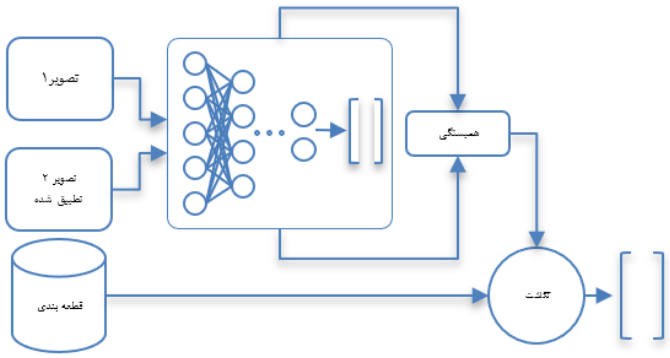
## ۶-۴- تشخیص شیئ با یادگیری عمیق

امروزه شبکه‌های عصبی عمیق در کاربردهای استخراج ویژگی، قطعه‌بندی و دسته‌بندی بسیار موردتوجه پژوهشگران قرار گرفته است. تعمیم‌پذیری، مقاوم بودن به تغییرات طیفی- هندسی

خطی و غیرخطی، دقت بالا در شناسایی و دسته‌بندی اشیا، از مهم‌ترین ویژگی‌های این ابزار قدرتمند هستند.

به منظور بهره بردن از این ابزار، از شبکه‌های عصبی عمیق در بخش استخراج ویژگی استفاده شد. هدف این کار شناسایی اشیای دو تصویر متناظر با استفاده از قابلیت دسته‌بندی شبکه عصبی عمیق بوده است.

در الگوریتم پیشنهادی از شبکه‌های عصبی عمیق آموزش دیده استاندارد استفاده شده است. شبکه عصبی به کار گرفته شده با نام VGG19 از مقاله [8] انتخاب‌شده است. این شبکه برای دسته‌بندی اشیا و با استفاده از پایگاه داده ImageNet ILSVRC آموزش دیده است. به منظور استفاده از این شبکه از کتابخانه MatConvNet استفاده شده است. بلوک دیاگرام روند استخراج ویژگی مبتنی بر شبکه‌های عصبی عمیق در شکل ۲۱ نشان داده شده است.



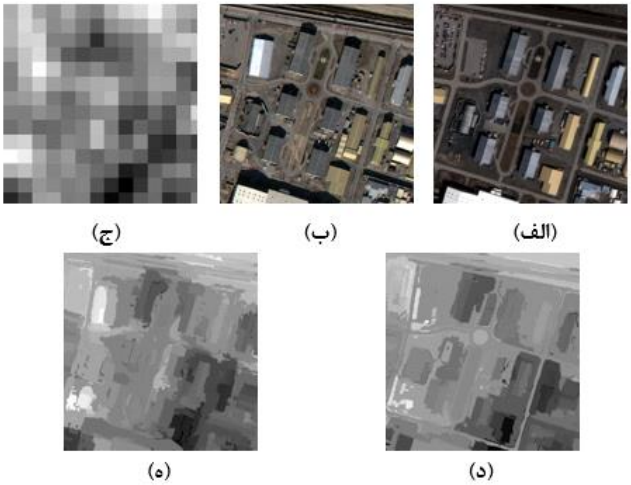

شکل ۲۰. فلوچارت روند استخراج ویژگی با استفاده از شبکه‌های عصبی عمیق

گام‌های استخراج این ویژگی به شرح زیر است:

- انتخاب یک بلوک هم سایز با ورودی شبکه عصبی (۲۲۴×۲۲۴) از دو تصویر
- حذف میانگین داده‌های آموزشی از مقادیر بلوک انتخاب‌شده
- اعمال شبکه عصبی بر روی بلوک‌های انتخاب‌شده و محاسبه مقدار خروجی شبکه برای تمامی کلاس‌های آن (۱۰۰۰ کلاس- دو بردار ۱۰۰۰ عضوی)

- محاسبه مجموع تفاضل مطلق دو بردار و قرارداد نتیجه در تمام پیکسل‌های بلوک انتخاب‌شده
- محاسبه نقشه تغییرات نهایی با نگاشت مقادیر میانگین هر شیئ از تصویر خروجی مرحله قبل

تصاویر خروجی نهایی پس از نگاشت در شکل زیر به نمایش درآمده است.



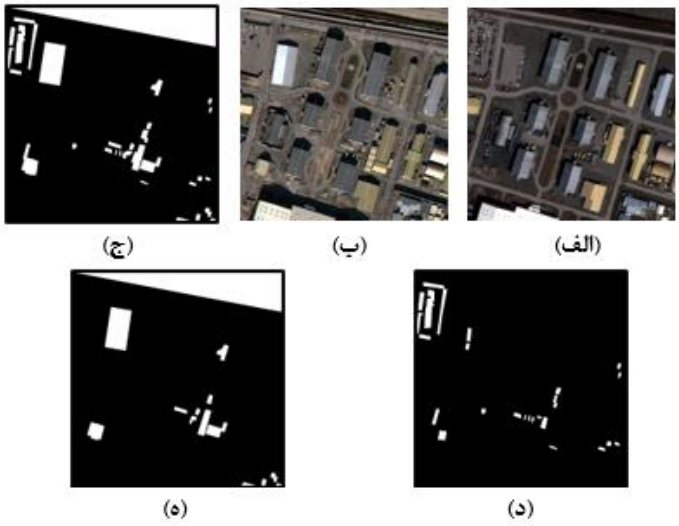

شکل ۲۱. استخراج ویژگی با استفاده از شبکه‌های عصبی عمیق. (الف) تصویر زمان ۱. (ب) تصویر زمان ۲. (ج) تصویر مقایسه ویژگی‌های شبکه عصبی عمیق vgg19 به‌صورت بلوکی. (د) نگاشت (ج) به اشیای تصویر (الف). (د) نگاشت (ج) به اشیای تصویر (ب).

## ۵- تشخیص تغییرات

با استخراج ۷ دسته ویژگی مجموعاً ۳۴ ویژگی حاصل شد. به منظور استفاده از این ویژگی‌ها و ترکیب آن‌ها برای تشخیص تغییرات، از طبقه بند SVM خطی استفاده شد. با توجه به بزرگ بودن ابعاد مسئله و پیچیدگی آن، باید یک مدل قابل‌تعمیم به انواع مختلف تصاویر تعلیم داد. این کار با طبقه بند SVM خطی انجام شد.

## ۱-۵- پایگاه داده

آموزش طبقه بند نیازمند داده‌های آموزشی است. هرچقدر داده‌های آموزشی تنوع بیشتری داشته باشند و چالش‌های مدنظر را بهتر شامل شوند، طبقه‌بند آموزش دیده عملکرد بهتری در فاز تست و استفاده عملی خواهد داشت. تصاویر مورد استفاده باید از قبل دارای علامت‌گذاری درست مناطق دارای تغییر[1] باشند. این علامت‌گذاری‌ها توسط یک متخصص انجام می‌شود. نتایج علامت‌گذاری در این پروژه به‌صورت یک ماسک ارائه می‌شود. این ماسک هم‌اندازه با دو تصویر بوده و نواحی دارای تغییر میان این دو تصویر با مقدار عددی ۱ و مابقی نواحی با مقدار ۰ مشخص می‌شوند. در شکل ۲۲ نمونه‌ای از این علامت‌گذاری میان دو تصویر به نمایش درآمده است.




شکل ۲۲. علامت‌گذاری نواحی دارای تغییرات. (الف) تصویر زمان ۱. (ب) تصویر زمان ۲. (ج) ماسک تهیه‌شده توسط متخصص. (د) ماسک تغییرات تصویر (الف) نسبت به (ب). (ه) ماسک تغییرات تصویر (ب) نسبت به (الف).

[1] Ground-truth

درمجموع برای طراحی ویژگی‌ها و آموزش طبقه بند مورد استفاده در الگوریتم از پایگاه داده با مشخصات زیر استفاده شد:

جدول ۲. مشخصات تصاویر استفاده شده در طراحی و ارزیابی الگوریتم

| اندازه پیکسلی | رزولوشن (cm) | تعداد باند |
|---|---|---|
| (٤٥١٠×٨٥٥٢) | ٥٠ | RGB – ٣ |
| | ٧٠ | RGB – ٣ |
| (١٧٦١٧×٢٠٦٧٣) | ٢٥ | RGB – ٣ |
| | ٢٥ | RGB – ٣ |
| (١٧٦١٧×٢٠٦٧٣) | ٢٥ | RGB – ٣ |
| | ٢٥ | RGB – ٣ |
| (٨٢٠٩×١٥٨٠٥) | ٢٥ | RGB – ٣ |
| | ٢٥ | RGB – ٣ |

## ۲-۵- ارزیابی

در هر الگوریتم بینایی ماشین، طراحی ویژگی و آموزش طبقه بند نیازمند معیار ارزیابی می باشد. با معیار، ارزیابی کیفیت ویژگی‌های ارائه شده سنجش شده و طبقه بند آموزش می‌بیند. معیار ارزیابی باید به‌گونه‌ای طراحی شود تا الگوریتم را در جهت درست هدایت نماید و ارتقای عددی معیارهای ارزیابی، منجر به بهبود کیفیت واقعی و بصری الگوریتم گردد.

در این پروژه برای ارزیابی ویژگی‌ها از دو معیار AUC[۱] و Reject استفاده شده است. معیار AUC به معنای مساحت زیر منحنی ROC[۲] می‌باشد. ROC یک معیار برای ارزیابی کیفیت طبقه‌بند می‌باشد. برای محاسبه منحنی ROC دو پارامتر TPR و FPR به ازای همه مقادیر محدوده خروجی ویژگی یا طبقه بند محاسبه شده و به‌عنوان محورهای افقی و عمودی رسم می‌شود.

---

۱ Area Under Curve (ROC-Curve)
۲ Receiver Operating Characteristic

### ۳-۵- طبقه‌بندی

با استخراج ۷ دسته ویژگی، مجموعاً ۳۹ ویژگی گرد هم آمده است. تشخیص تغییرات با استفاده از این تعداد ویژگی، نیازمند یک روش یادگیری است تا بتواند با استفاده از ویژگی‌ها، تصاویر آموزشی و علامت‌گذاری نواحی دارای تغییر، یک مدل ریاضی به دست آورد. برای این مهم، طبقه بند SVM خطی انتخاب‌شده است. انتخاب این طبقه بند به دو دلیل انجام‌گرفته است.

الف) تعمیم‌پذیری مدل : مدلی که از داده‌های آموزشی به دست می‌آید باید قابلیت تعمیم‌پذیری خوبی داشته باشد تا در مرحله تست به‌خوبی از عهده کار برآید. حصول این نتیجه با قابلیت خطی بودن طبقه بند که نشانگر تعمیم‌پذیر بودن آن است، به دست آمده است.

ب) بزرگی فضای محاسباتی : همان‌طور که اشاره شده است تعداد داده‌های آموزشی پروژه که به تعداد پیکسل‌های تصاویر آموزشی است، نزدیک به ۹۰۰ میلیون نمونه می‌باشد. استفاده از این تعداد نمونه برای آموزش هر طبقه بند کار پیچیده‌ای است و امکان آموزش هر طبقه‌بندی وجود ندارد. با توجه به نوع بهینه‌سازی مدل طبقه بند ***SVM*** خطی و پیاده‌سازی‌های بهینه آن، این امر ممکن شد.

ارزیابی کیفیت طبقه بند با روش اعتبارسنجی متقاطع ۴ تایی[۱] انجام‌گرفته است. به‌این‌ترتیب که در هر یک از ۴ دوره آموزش، یکی از تصاویر به‌عنوان تست جداشده و با ۳ تصویر دیگر عملیات آموزش طبقه بند انجام می‌گیرد. به‌این‌ترتیب نتایج آموزش طبقه بند به‌صورت زیر به دست آمد:

جدول ۳: نتایج ارزیابی طبقه بند SVM به‌صورت اعتبارسنجی متقاطع ۴ تایی

| ردیف | نام طبقه بند | AUC | Reject (0, 1, 5) |
|---|---|---|---|
| ۱ | ماشین بردار پشتیبان خطی | ۹٤/٥ ٪ | ٪ ( ۰-٤۰-۷۲) |

۱ 4-fold cross validation

## ۴-۵- تشکیل نقشه تغییرات نهایی با ترکیب دو نقشه تغییرات به دست آمده برای دو تصویر

شناسایی تغییرات عملیاتی است که بین دو تصویر انجام می‌گیرد. بنابراین نمایش آن نیز باید به‌صورت یک نقشه تغییرات واحد برای دو تصویر تطبیق یافته مکانی باشد.

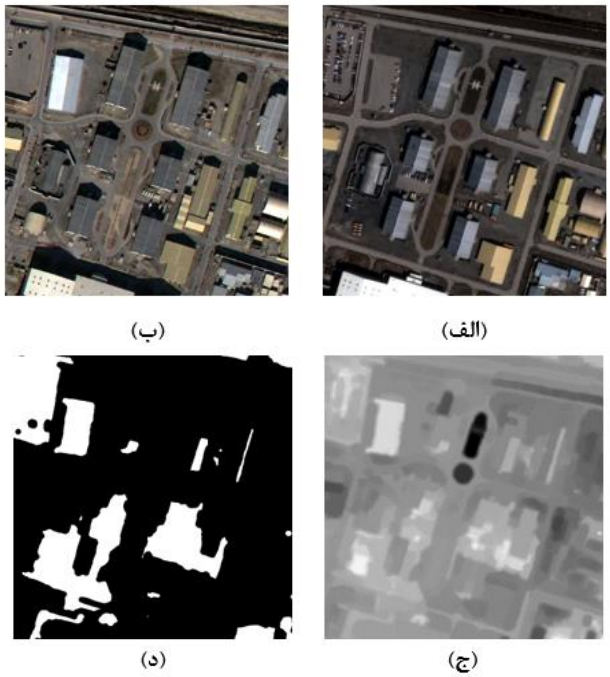
تا اینجای کار، هر تصویر با استفاده از روش قطعه‌بندی به واحدهای کوچک‌تر و با مفهوم تقسیم شد. سپس برای هر یک از این واحدها، ویژگی‌هایی استخراج گردید. با استفاده از همین ویژگی‌ها، یک طبقه‌بند آموزش دید که توانایی تشخیص تغییرات هر یک از واحدها را با استفاده از ویژگی‌های آن‌ها داراست. درنهایت خروجی طبقه بند برای هر واحد، به تمامی پیکسل‌های آن واحد اختصاص یافت.

بنابراین پس از اعمال طبقه بند بر روی ویژگی‌های دو تصویر، دو نقشه تغییرات به دست می‌آید. مرحله آخر الگوریتم، ترکیب این دو نقشه تغییرات و تشکیل یک نقشه تغییرات واحد برای دو تصویر است. این مرحله با اعمال فیلتر هموارساز بر روی دو نقشه تغییرات و انتخاب بیشینه عدد موجود در دو تصویر برای هر پیکسل انجام می‌گیرد.

استفاده از فیلتر هموارساز به دلیل آن است که تغییرات در تصاویر به‌صورت نواحی اتفاق می افتند. بنابراین چند پیکسل تنها عامل ناخواسته محسوب می‌شوند. همچنین ممکن است به دلایلی مانند ضعف ویژگی‌ها و کمبود داده‌های آموزشی، یک ناحیه دارای تغییر به نواحی کوچک‌تری شکسته شود. بنابراین هموارسازی می‌تواند این ضعف‌ها را تا حدودی مرتفع ساخته و یک نقشه تغییرات یکدست و هموار نتیجه دهد.

هدف این پروژه تشخیص تمامی نواحی دارای تغییر و از دست ندادن هیچ تغییری با حداقل کردن نواحی کاندیدای تغییر می‌باشد. انتخاب بیشینه میان دو نقشه تغییرات احتمال از دست دادن تغییرات را به حداقل می‌رساند درعین‌حال که نواحی بسیاری را برای کاربر حذف می‌کند.

در شکل زیر خروجی نهایی الگوریتم بر روی تصویر نمونه نشان داده شده است.




شکل ۲۳. خروجی الگوریتم تشخیص تغییرات بر روی یک تصویر نمونه. (الف) تصویر زمان ۱. (ب) تصویر زمان ۲. (ج) نقشه تغییرات. (د) ماسک به دست آمده از شکل (ج) با سطح آستانه ۱.

## نتیجه‌گیری

در این مقاله یک الگوریتم هوشمند و یکپارچه به هدف تشخیص تغییرات موجود میان دو تصویر با قدرت تفکیک مکانی بالا، ارائه گردید. بخش‌های شش‌گانه الگوریتم شامل اماده‌سازی تصویر, استخراج عوارض، تطبیق مکانی دقیق، استخراج ویژگی، تشخیص تغییرات و نمایش تغییرات به‌تفصیل و با جزئیات بیان شد. نتایج آزمایش‌ها و تست‌ها نشان داد که الگوریتم ارائه شده قادر است تغییرات را با دقت خوبی شناسایی کرده و در کاربردهای عملیاتی و واقعی، سرعت تحلیل را افزایش دهد.

## منابع


[1] M. Kuwahara. K. Hachimura, S. Eiho, and M. Kinoshita,"Processing of RI-angiocardiographic images," in Digital Processing of Biomedical Images, K. Preston Jr. and M. Onoe, Editors. New York: Plenum,1976. pp. 187–202.

[2] P. F. Felzenszwalb, D. P. Huttenlocher. "Efficient Graph-Based Image Segmentation"

[3] C. Liu, J. Yuen, and A. Torralba. "SIFT Flow: Dense Correspondence across Scenes and its Applications". IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence

[4] Horn & Schunck, 1981

[5] D. G. Lowe. "Object recognition from local scale-invariant features". In Proc. ICCV, 1999.

[6] E. S. Gastal and M. M. Oliveira. "Domain transform for edge-aware image and video processing". In ACM Transactions on Graphics (TOG), volume 30, page 69. ACM, 2011.

[7] C. Lu, L. Xu and J. Jia. "Contrast preserving decolorization". In Computational Photography (ICCP),2012 IEEE International Conference on, pages 1-7. IEEE, 2012.

[8] K. Chatfield, K. Simonyan, A. Vedaldi, and A. Zisserman,"Return of the Devil in the Details: Delving Deep into Convolutional Networks". BMVC 2014.

[9] G. Liu, J. Delony, Y. Gousseau and F.Tupin," Unsupervised change detection between multi-sensor high resolution satellite images". 2016 24th European Signal Processing Conference (EUSIPCO).

[۱۰] امین صداقت، حمید عبادی، محمودرضا صاحبی، یاسر مقصودی، مهدی مختارزاده. "آشکارسازی تغییرات مناطق شهری در تصاویر بزرگ مقیاس ماهواره‌ای با استفاده از عوارض محلی". نشریه علمی-پژوهشی علوم و فنون نقشه‌برداری، دوره دوم، شماره ۴، اردیبهشت ماه ۱۳۹۲