

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ



دانشکده مهندسی عمران

پایان نامه کارشناسی ارشد مهندسی راه و ترابری

استخراج اتوماتیک راه از داده‌های سنجش از دور براساس طبقه‌بندی کننده‌های نظارت شده

نگارنده: سید مهدی موسوی

اساتید راهنما:

دکتر حسین قاسم زاده تهرانی

دکتر بهناز بیگدلی

تیر ۱۴۰۰

در این صفحه صورت جلسه دفاع را قرار دهید. لازم است پس از صحافی این صفحه مجدداً توسط دانشکده مهر گردد و استاد راهنما با امضای خود اصلاحات پایان نامه را تایید کند.

تقدیم اثر

ماحصل آموخته هایم را تقدیم می کنم به آنان که مهر آسمانی شان آرام بخش آلام زمینی ام است؛

به استوارترین تکیه گاهم که دستان پر مهر پدرم بوده، سبزترین محافه زندگیم که چشمان سبز مادرم است و برادران و خواهرم که شادی بخش زندگیم بودند، که

هرچه آموختم در کتب عشق شما آموختم و هرچه بگو شتم قطره ای از دریای بی کران مهربانیتان را پاس توانم بگویم.

مَشْکُورِ دَرْدَانِی

بر خود لازم می‌دانم تا از زحمات استادان کرامت‌دارم، جناب آقای دکتر قاسم زاده و سرکار خانم دکتر بیکدی که در تمامی مراحل انجام این پایان

نامه، یاری ام رسانده و پرسش‌های مرا پاسخگو بودند، صمیمانه مَشْکُورِ دَرْدَانِی‌نایم. چرا که بی‌شک بدون راهنمایی‌های ایشان، اتمام این تحقیق بسیار

مشکل می‌نمود. به‌چنین از پدر و مادر و خانواده عزیزم که در طول زمان تحصیل همواره مشوق و پشتیبان بنده بوده‌اند، کمال مَشْکُورِ اَتَنان را دارم.

امیدوارم این پژوهش گام کوچکی در جهت رفع مشکلات کشور عزیزمان ایران، باشد.

تعمدنامه

اینجانب سید مهدی موسوی دانشجوی دوره کارشناسی ارشد رشته مهندسی راه و ترابری دانشکده مهندسی عمران دانشگاه صنعتی شاهرود نویسنده پایان نامه استخراج اتوماتیک راه از داده های سنجش از دور براساس طبقه بندی کننده های نظارت شده تحت راهنمایی دکتر حسین قاسم زاده تهرانی و دکتر بهناز بیگدلی متعهد می شوم.

- تحقیقات در این پایان نامه توسط اینجانب انجام شده است و از صحت و اصالت برخوردار است .
- در استفاده از نتایج پژوهشهای محققان دیگر به مرجع مورد استفاده استناد شده است .
- مطالب مندرج در پایان نامه تاکنون توسط خود یا فرد دیگری برای دریافت هیچ نوع مدرک یا امتیازی در هیچ جا ارائه نشده است .
- کلیه حقوق معنوی این اثر متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می باشد و مقالات مستخرج با نام « دانشگاه صنعتی شاهرود » و یا « Shahrood University of Technology » به چاپ خواهد رسید .
- حقوق معنوی تمام افرادی که در به دست آمدن نتایج اصلی پایان نامه تأثیرگذار بوده اند در مقالات مستخرج از پایان نامه رعایت می گردد.
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه ، در مواردی که از موجود زنده (یا بافتهای آنها) استفاده شده است ضوابط و اصول اخلاقی رعایت شده است .
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه، در مواردی که به حوزه اطلاعات شخصی افراد دسترسی یافته یا استفاده شده است اصل رازداری ، ضوابط و اصول اخلاق انسانی رعایت شده است .

تاریخ

امضای دانشجو

مالکیت نتایج و حق نشر

کلیه حقوق معنوی این اثر و محصولات آن (مقالات مستخرج ، کتاب ، برنامه های رایانه ای ، نرم افزار ها و تجهیزات ساخته شده است) متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می باشد . این مطلب باید به نحو مقتضی در تولیدات علمی مربوطه ذکر شود . استفاده از اطلاعات و نتایج موجود در پایان نامه بدون ذکر مرجع مجاز نمی باشد.

چکیده

هدف از استخراج مسیر و شبکه راه‌ها حفظ و یا افزایش دقت و سرعت استخراج اطلاعات در مقایسه با عملیات زمینی و استفاده از GPS است. سنجش از دور در بسیاری از زمینه‌های علمی و تحقیقاتی از جمله در علم مهندسی راه و حمل و نقل کاربردهای گسترده‌ای دارد که می‌توان به مهم‌ترین کاربرد آن یعنی استخراج شبکه راه و تهیه نقشه شماتیک شبکه راه اشاره کرد. هدف اساسی این پژوهش استخراج اتوماتیک شبکه راه در دو منطقه مطالعاتی شهرستان شاهرود و مسیر شاهرود - میامی بوده که نقشه شبکه راه حاصل به عنوان ورودی سیستم مدیریت روسازی (PMS) مورد استفاده قرار بگیرد. روش پیشنهادی در این مطالعه مبتنی بر تکنیک ادغام و تلفیق تصاویر ماهواره‌های سنتینل ۱ و سنتینل ۲ با روش حداکثر رای‌گیری به منظور استفاده حداکثری از اطلاعات طیفی و مکانی چند تصویر (افزایش جزئیات) به جای تک تصویر با استفاده از ویژگی‌های بافت می‌باشد. در ادامه برای انجام طبقه‌بندی نظارت شده، از دو طبقه‌بند غیر پارامتریک شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و ماشین بردار پشتیبان (SVM) و یک طبقه‌بند پارامتریک حداکثر احتمال شباهت (ML) در دو کلاس کلی راه و غیر راه استفاده شد. در نهایت نیز با استفاده از یک فیلتر، نویزها و خطاهای تک پیکسلی موجود در کلاس غیر راه حذف شدند. نتایج این مطالعه نشان داد که ادغام و تلفیق نتایج طبقه‌بندی‌ها با روش حداکثر رای‌گیری نسبت به روش شبکه عصبی مصنوعی موجب بهبود دقت حدود ۱/۵٪ برای ماهواره سنتینل ۱ و حدود ۵٪ برای ماهواره سنتینل ۲ در منطقه شهری و دقت حدود ۳٪ برای ماهواره سنتینل ۱ و حدود ۴/۵٪ برای ماهواره سنتینل ۲ در منطقه غیر شهری در شناسایی مسیر و شبکه راه‌ها ایجاد شده است.

کلمات کلیدی: استخراج شبکه راه، شبکه عصبی مصنوعی، ادغام تصاویر، طبقه بندی نظارت شده، سنجش از دور

لیست مقالات مستخرج از پایان نامه

۱- موسوی، م.، قاسم زاده، ح. و بیگدلی، ب.، (۱۴۰۰)، "استخراج اتوماتیک شبکه راه براساس ادغام تصاویر ماهواره ای سنتینل ۱ و سنتینل ۲ با ویژگی های آنالیز بافت در فضای غیرشهری (مطالعه موردی: مسیر شاهرود-میامی)"، مجله علمی- پژوهشی مهندسی زیرساخت های حمل و نقل، شماره ۲، دوره ۷.
DOI: 10.22075/JTIE.2021.23191.1531

۲- موسوی، م.، قاسم زاده، ح. و بیگدلی، ب.، (۱۴۰۰) "استخراج اتوماتیک شبکه راه از داده نوری سنجش از دور براساس طبقه بندی کننده های نظارت شده در فضای شهری"، دوازدهمین کنگره بین المللی مهندسی عمران، مشهد.

فهرست مطالب

ه	فهرست جداول
و	فهرست اشکال
ح	فهرست علائم
۱	فصل ۱: کلیات
۲	۱-۱ مقدمه
۴	۲-۱ سنجش از دور
۵	۱-۲-۱ تاریخچه
۶	۲-۲-۱ فرایند چرخه سنجش از راه دور
۸	۳-۱ روش های استخراج مسیر
۹	۴-۱ کاربرد سنجش از دور در مدیریت حمل و نقل
۱۰	۵-۱ معرفی موضوع تحقیق
۱۱	۶-۱ ضرورت انجام تحقیق
۱۱	۷-۱ نوآوری تحقیق
۱۲	۸-۱ فرضیات تحقیق
۱۳	۹-۱ فرضیه های تحقیق
۱۳	۱۰-۱ معرفی ساختار پایان نامه
۱۵	فصل ۲: مروری بر تحقیقات انجام شده
۱۶	۱-۲ مقدمه
۱۷	۲-۲ مطالعات استخراج راه با سنجنده راداری
۱۹	۳-۲ مطالعات استخراج راه با سنجنده نوری

۴-۲ سایر مقالات ۲۵

فصل ۳: معرفی تئوری روش تحقیق ۲۷

۱-۳ مقدمه ۲۸

۲-۳ معرفی انواع شیوه های تلفیق و ادغام ۲۸

۱-۲-۳ ادغام در سطح پیکسل ۲۹

۲-۲-۳ ادغام در سطح ویژگی ۲۹

۳-۲-۳ ادغام در سطح تصمیم ۳۰

۳-۳ معرفی روش تحقیق ۳۰

۴-۳ تصاویر ماهواره های ۳۲

۱-۴-۳ ماهواره سنتینل ۱ ۳۲

۲-۴-۳ ماهواره سنتینل ۲ ۳۲

۵-۳ پیش پردازش ۳۳

۱-۵-۳ پیش پردازش داده راداری (سنتینل ۱) ۳۴

۲-۵-۳ پیش پردازش داده نوری (سنتینل ۲) ۳۶

۳-۵-۳ پن شارپ داده های نوری ۳۷

۶-۳ ویژگی (Feature) ۳۸

۱-۶-۳ پارامتر های آماری ماتریس هم رخداد ۴۱

۷-۳ طبقه بندی ۴۵

۱-۷-۳ طبقه بندی نظارت نشده ۴۶

۲-۷-۳ طبقه بند نظارت شده ۴۷

۸-۳ تلفیق داده ها ۶۰

۱-۸-۳ الگوریتم حداکثر رای گیری ۶۱

۹-۳ فیلتر حذف خطاهای تک پیکسل ۶۲

۱۰-۳ بررسی دقت نتایج ۶۳

۱-۱۰-۳ معیار صحت کلی ۶۵

۲-۱۰-۳ پارامتر صحت Kappa ۶۵

۳-۱۰-۳ دقت تولید کننده ۶۶

۴-۱۰-۳ دقت کاربر ۶۶

فصل ۴: پیاده سازی روش تحقیق و ارزیابی نتایج ۶۷

۱-۴ مقدمه ۶۸

۲-۴ مرحله کلی پیش پردازش داده ها ۶۸

۳-۴ اعمال تکنیک پن شارپ ۷۰

۴-۴ داده های مورد استفاده ۷۲

۵-۴ پیاده سازی روش پیشنهادی در منطقه مطالعاتی شهری ۷۴

۱-۵-۴ منطقه مطالعاتی ۷۴

۲-۵-۴ نمونه گیری ۷۵

۳-۵-۴ نتایج ویژگی های ماتریس هم رخداد در منطقه شهری ۷۶

۴-۵-۴ نتایج طبقه بندی ها در منطقه مطالعاتی شهری ۷۸

۵-۵-۴ اعمال فیلتر حذف خطاهای تک پیکسل ۸۱

۶-۵-۴ بررسی و ارزیابی نتایج منطقه مطالعاتی شهری ۸۲

۶-۴ پیاده سازی روش پیشنهادی در منطقه غیر شهری ۸۷

۱-۶-۴ منطقه مطالعاتی ۸۷

۲-۶-۴ نمونه گیری ۸۸

۳-۶-۴ نتایج ویژگی های ماتریس هم رخداد در منطقه غیر شهری ۸۹

۹۳.....۴-۶-۴ نتایج طبقه بندی ها در منطقه مطالعاتی غیر شهری

۹۷.....۴-۶-۵ اعمال حذف خطاهای تک پیکسل

۹۸.....۴-۶-۶ بررسی و ارزیابی نتایج منطقه مطالعاتی غیر شهری

۱۰۳.....۴-۷ ارزیابی و مقایسه روش پیشنهادی با مطالعات پیشین

۱۰۵ فصل ۵: نتیجه گیری و پیشنهادات

۱۰۶.....۵-۱ مقدمه

۱۰۶.....۵-۲ نتیجه گیری

۱۰۹.....۵-۳ پیشنهادات

۱۱۰ پیوست

۱۱۱ مراجع

فهرست جداول

جدول ۱-۳ ماتریس خطا.....	۶۴
جدول ۱-۴ اطلاعات تصویر ماهواره سنتینل 1A.....	۷۲
جدول ۲-۴ اطلاعات تصویر ماهواره سنتینل 2B.....	۷۳
جدول ۳-۴ نتایج ارزیابی سنجنده های سنتینل ۱ و سنتینل ۲ در منطقه مطالعاتی شهری.....	۸۳
جدول ۴-۴ نتایج ارزیابی سنجنده های سنتینل ۱ و سنتینل ۲ در منطقه مطالعاتی شهری بدون ویژگی	
های ماتریس GLCM و فیلتر حذف نویز.....	۸۵
جدول ۵-۴ نتایج ارزیابی سنجنده های سنتینل ۱ و سنتینل ۲ در منطقه مطالعاتی غیر شهری.....	۹۹
جدول ۶-۴ نتایج ارزیابی سنجنده های سنتینل ۱ و سنتینل ۲ در منطقه مطالعاتی غیر شهری بدون	
ویژگی های ماتریس GLCM.....	۱۰۱
جدول ۷-۴ مقایسه روش پیشنهادی این پژوهش با مطالعات پیشین.....	۱۰۳

فهرست اشکال

- شکل ۱-۱ نمایشی از فرایند چرخه سنجش از دور [۲۱] ۸
- شکل ۱-۳ روش تحقیق پیشنهادی ۳۱
- شکل ۲-۳ بردارهای جابجایی را در جهت های صفر درجه، ۴۵ درجه، ۹۰ درجه و ۱۳۵ درجه برای ساخت ماتریس هم رخداد (MatLab Help., 2009) ۴۰
- شکل ۳-۳ نحوه ساختن ماتریس هم رخداد برای جابجایی [۲ و ۳] (MatLab Help., 2009) ۴۱
- شکل ۴-۳ توابع فعال: (a) تابع Threshold (b) تابع Piecewise-linear (c) تابع Logistic (d) تابع Hyperbolic [۵۴] ۵۰
- شکل ۵-۳ تصویر شماتیک از الگوریتم انتشار بازگشت [۵۴] ۵۰
- شکل ۶-۳ تصویر شماتیک از SVM (الف) SVM خطی (ب) SVM غیر خطی با استفاده از هسته RBF [۶۱] ۵۴
- شکل ۷-۳ مرز خطی بهینه برای حالت دو کلاس جدا از هم [۱۸] ۵۶
- شکل ۸-۳ ایده استفاده از هسته [۱۷] ۵۹
- شکل ۱-۴ اعمال روش LMVM برای باند ۱۱ (الف) قبل از شارپ کردن (ب) بعد از شارپ کردن ۷۱
- شکل ۲-۴ اعمال روش LMVM برای باند ۱۲ (الف) قبل از شارپ کردن (ب) بعد از شارپ کردن ۷۱
- شکل ۳-۴ تصویر منطقه مطالعاتی شهری در Google Earth ۷۴
- شکل ۴-۴ تصویر منطقه مورد مطالعه شهری (الف) ماهواره سنتینل ۱ (ب) ماهواره سنتینل ۲ ۷۵
- شکل ۵-۴ تصاویر نمونه های مورد استفاده در منطقه شهری (الف) نمونه های آموزشی (ب) نمونه های ارزیابی ۷۶
- شکل ۶-۴ نتایج ماتریس هم رخداد برای ماهواره سنتینل ۱ در منطقه مطالعاتی شهری (الف) Contrast (ب) Dissimilarity (پ) Homogeneity (ت) correlation ۷۷
- شکل ۷-۴ نتایج ماتریس هم رخداد برای ماهواره سنتینل ۲ در منطقه مطالعاتی شهری (الف) Contrast (ب) Dissimilarity (پ) Homogeneity (ت) correlation ۷۸
- شکل ۸-۴ نتایج شناسایی شبکه راه حاصل از سنجنده سنتینل ۱ در منطقه شهری (الف) ANN (ب) SVM (پ) ML (ت) MV ۷۹
- شکل ۹-۴ نتایج شناسایی شبکه راه حاصل از سنجنده سنتینل ۲ در منطقه شهری (الف) ANN (ب) SVM (پ) ML (ت) MV ۸۰
- شکل ۱۰-۴ نمایش عملکرد روش حداکثر رای گیری در منطقه مورد مطالعه شهری (الف) تصویر SVM سنتینل ۲ (ب) تصویر MV سنتینل ۲ ۸۱
- شکل ۱۱-۴ خروجی اعمال فیلتر در منطقه مورد مطالعه شهری (الف) تصویر MV سنتینل ۱ (ب) تصویر MV سنتینل ۲ ۸۲

شکل ۴-۱۲ نمودار نتایج حاصل از ادغام و طبقه بندی داده ها در منطقه شهری (الف) دقت کلی (ب) ضریب کاپا.....	۸۳
شکل ۴-۱۳ نمایش ارزیابی کمی تاثیر ویژگی های بافت و فیلتر حذف نویز بر نتایج دقت کلی در منطقه مطالعاتی شهری (الف) سنجنده سنتینل ۱ (ب) سنجنده سنتینل ۲.....	۸۶
شکل ۴-۱۴ تصویر منطقه مطالعاتی غیر شهری در Google Earth.....	۸۷
شکل ۴-۱۵ تصویر منطقه مورد مطالعه غیر شهری (الف) ماهواره سنتینل ۱ (ب) ماهواره سنتینل ۲.....	۸۸
شکل ۴-۱۶ تصاویر نمونه های مورد استفاده در منطقه غیر شهری (الف) نمونه های آموزشی (ب) نمونه های ارزیابی.....	۸۹
شکل ۴-۱۷ نتایج ماتریس هم رخداد برای ماهواره سنتینل ۱ در منطقه مطالعاتی غیر شهری.....	۹۱
شکل ۴-۱۸ نتایج ماتریس هم رخداد برای ماهواره سنتینل ۲ در منطقه مطالعاتی غیر شهری.....	۹۲
شکل ۴-۱۹ نتایج شناسایی شبکه راه حاصل از سنجنده سنتینل ۱ در منطقه غیرشهری (الف) ANN (ب) SVM (پ) ML (ت) MV.....	۹۴
شکل ۴-۲۰ نتایج شناسایی شبکه راه حاصل از سنجنده سنتینل ۲ در منطقه غیرشهری (الف) ANN (ب) SVM (پ) ML (ت) MV.....	۹۶
شکل ۴-۲۱ نمایش عملکرد روش حداکثر رای گیری در منطقه مورد مطالعه غیر شهری (الف) تصویر SVM سنتینل ۲ (ب) تصویر MV سنتینل ۲.....	۹۷
شکل ۴-۲۲ خروجی اعمال فیلتر در منطقه مطالعاتی غیر شهری (الف) تصویر MV سنتینل ۱ (ب) تصویر MV سنتینل ۲.....	۹۸
شکل ۴-۲۳ نمودار نتایج حاصل از ادغام و طبقه بندی داده ها در منطقه غیر شهری (الف) دقت کلی (ب) ضریب کاپا.....	۱۰۰
شکل ۴-۲۴ نمایش ارزیابی کمی تاثیر ویژگی های بافت بر نتایج دقت کلی در منطقه مطالعاتی غیر شهری (الف) سنجنده سنتینل ۱ (ب) سنجنده سنتینل ۲.....	۱۰۲

فهرست علائم

ANN	Artificial neural network
BP	Back propagation
CNN	Convolutional neural network
DN	Digital number
DNN	Deep neural network
EW	Extra wide swath
FCN	Fully convolutional neural network
GLCM	Gray level co-occurrence matrix
IHS	Intensity Huge Saturation
IW	Interferometric wide swath
MARS	Multivariate adaptive regression splines
MFPN	Multiple feature pyramid network
ML	Maximum likelihood
MLP	Multi layer perceptron
MSI	Multi spectral instrument
MV	Majority voting
OA	Overall accuracy
PCA	Principal components algorithm
PMS	Pavement management system
RBF	Radial basis function
SAR	Synthetic aperture radar
SM	Strip map
SVM	Support vector machine
WM	Wave mode

فصل ۱: کلیات

۱-۱ مقدمه

شبکه راه‌ها یکی از مهم‌ترین سرمایه‌های حمل و نقل ملی هر کشور و از مهم‌ترین تسهیلات استراتژیک یک کشور محسوب می‌شوند. با توجه به روند توسعه روز افزون کشورها، اهمیت راه‌ها روز به روز بیشتر و بر میزان ترافیک آن‌ها افزوده می‌شود. این امر لزوم توجه بیشتر به بخش راه‌ها را آشکار می‌کند.

توسعه و رشد اقتصادی یک کشور به طور خلاصه و دقیق به سیستم حمل و نقل قابل دسترسی آن مرتبط است. در سراسر جهان روسازی یکی از عناصر مهم زیر ساخت‌های حمل و نقل، بزرگراه‌ها و جاده‌ها می‌باشد. یکی از وظایف متولیان راه‌ها در کشور ایجاد راه‌های جدید و حفظ و نگهداری از راه‌های موجود و تامین ایمنی آنها در غالب سیستم‌های مدیریتی است. در کشور ما که بیش از ۸۰ درصد جابجایی‌ها با شبکه حمل و نقل جاده‌ای صورت می‌گیرد، مسئله فوق چهره نمایان تری پیدا می‌کند. لذا باید کلیه عواملی که باعث کاهش سطح عملکرد راه‌ها می‌شود را شناخت و نسبت به رفع آنها اقدام نمود [۱]. عدم توجه لازم به نگهداری راه‌ها و زیرسازی آن وسعت زیادی از شبکه راه‌های موجود در کشور را از بین برده و موجب تبدیل هزینه‌های نگهداری به هزینه‌های سنگین نوسازی و بازسازی می‌شود. از طرفی نگهداری نامناسب و غیر اصولی راه‌ها نه تنها بر نسل حاضر تاثیرگذار است بلکه بار مالی فراوانی را بر نسل‌های آینده تحمیل می‌کند.

وجود اطلاعات آماری به موقع در هر محیط، یکی از اساسی‌ترین لوازم ثبات و برنامه‌ریزی برای مدیران می‌باشد. ثبت اطلاعات و کنترل و نظارت بر روند انجام برنامه‌های از پیش تعیین شده، کمک قابل توجهی برای دستیابی به سیاست‌های کوتاه مدت و بلند مدت سیستم حمل و نقل خواهد داشت. از آنجا که مدیران به طور دقیق شناخت کاملی از وضعیت مسیر و روسازی خطوط تحت مدیریت خود ندارند، همیشه اطلاعات مورد نیاز خود را به صورت سنتی و توسط روش‌های قدیمی جمع‌آوری می‌کنند؛ در این مواقع به کارگیری سیستم سنجش از راه دور می‌تواند به عنوان یک بازوی قدرتمند به

پیش‌بینی و حمایت از مدیریت به‌شتابد. بنابراین شناخت به موقع خرابی و جلوگیری از پیشرفت آن یکی از مسائل مهم در امر تعمیر و نگهداری راه‌هاست که مدیران را در سطح دنیا به استفاده از سیستم سنجش از راه دور ترغیب کرده است [۳ و ۲]. تحلیل و بررسی سیستم مدیریت روسازی (PMS^۱) در راه‌ها، جایگاه خاصی داشته که می‌تواند منتج به اهداف عالی‌های در راستای رشد و توسعه کشور گردد. از اهم این اهداف می‌توان به تعیین اولویت‌های برنامه ریزی در زمینه واگذاری اعتبارات و تخصیص بودجه جهت انجام هزینه‌های تعمیر و نگهداری که به جهت اتخاذ تصمیم‌های صحیح مدیران باشد، اشاره کرد. از ویژگی‌های مهم سیستم مدیریت روسازی می‌توان به توانایی تعیین وضعیت موجود و پیش‌بینی وضعیت آینده اشاره کرد. با توجه به روند کاهش منابع، ازدیاد روزافزون ترافیک و اهمیت شایان شبکه راه‌ها، ایجاد یک سیستم مدیریت راه ضرورت فراوان دارد. چنین سیستمی باعث می‌شود اطلاعاتی از قبیل وضعیت موجود روسازی و ترافیک به صورت به هنگام نگهداری شود و این اطلاعات به صورت آماده در هر لحظه در اختیار مدیران قرار گیرد [۴]. به طور خلاصه می‌توان گفت سیستم مدیریت راه، ابزاری است که تصمیم‌گیرندگان می‌توانند با استفاده از آن در ایجاد روسازی‌ها و انتخاب استراتژی‌های موثر برای ارزیابی و نگهداری راه‌ها، به‌رمند شوند. در این سیستم، ابتدا وضعیت موجود روسازی‌ها ارزیابی می‌شود، پس از آن اولویت برای تعمیر و نگهداری، ترمیم و بازسازی با در نظر گرفتن استراتژی‌های مختلف طراحی و برنامه‌ریزی شده و در نهایت، عملکرد آینده روسازی پیش‌بینی می‌شود [۵].

استخراج شبکه راه‌ها از تصاویر ماهواره‌ای نوعی فناوری مکمل برای دستیابی به اطلاعات، به شمار می‌آید. استفاده از این تکنولوژی موجب ساده‌تر شدن تفسیر و آنالیز تصاویر و همچنین ارتقا کیفیت استخراج اطلاعات که از مهم‌ترین اهداف برنامه‌ریزان است، را سبب می‌شود. امروزه دستیابی به اطلاعات زمین مرجع برای بسیاری از متخصصان و تصمیم‌گیران در حوزه سنجش از راه دور، دارای اهمیت بسزایی است. با پیشرفت علم و فناوری در سال‌های اخیر، نیاز جوامع بشری به اطلاعات به روز و دقیق

بیشتر شد که علم سنجش از دور (RS^1) این مشکل را به طور چشمگیری حل کرد.

با توجه به اهمیت‌های شبکه راه و نقش آنها در سیستم مدیریت روسازی و تعمیر و نگهداری آن که تا اینجا گفته شد در ادامه به بررسی کلیات و مبانی سنجش از دور پرداخته شده است.

۱-۲ سنجش از دور

داده‌های سنجش از دور به دلیل یکپارچه و وسیع بودن، تنوع طیفی، تهیه پوشش‌های تکراری و ارزان بودن، در مقایسه با سایر روش‌های گردآوری اطلاعات از قابلیت‌های ویژه‌ای برخوردار است که امروزه عامل نخستین در مطالعه سطح زمین محسوب می‌شود. امکان رقومی بودن داده‌ها موجب شده است که سیستم‌های کامپیوتری بتوانند از این داده‌ها به طور مستقیم استفاده کنند و سیستم‌های پردازش داده‌های ماهواره‌ای با استفاده از این قابلیت طراحی و تهیه شده است. سهل الوصول بودن داده‌ها، دسترسی سریع به نقاط دور افتاده و دقت بالای آنها از امتیازات خاص این فناوری محسوب می‌شود [۱۹].

همان طور که زمین و دیگر سیاره‌ها در مدار خاص خود به دور خورشید می‌گردند، ماهواره‌های سنجش از دور نیز در مدارهای خاصی در حال چرخش اند. انتخاب این مدارها برای ماهواره‌ها با توجه به هدفی که ماهواره به آن منظور به فضا پرتاب شده است بستگی دارد. بر روی هر ماهواره، سنجنده‌هایی قرار داده می‌شوند که هر یک بسته به مأموریتی که برای آنها در نظر گرفته شده است، از خصوصیات فیزیکی (اپتیکی، راداری و طیفی) ویژه‌ای برخوردار می‌باشند. در عین حال همه آنها در تعاریفی که به هندسه محیط، هندسه سنجنده، خصوصیات طیفی و مداری آنها بستگی دارد مشترک می‌باشند. امروزه طیف وسیعی از کاربردهای سنجش از دور در زمینه‌های مختلف شناسایی شده است و در بسیاری از زمینه‌های علمی و تحقیقاتی کاربردهای گسترده‌ای دارد.

در جهان امروز سنجش از دور، علاوه بر جایگاه علمی ویژه خود به عنوان ابزاری در دست دانشمندان علوم مختلف، به عنوان یک تجارت گسترده نیز مطرح است. نقطه کلیدی توسعه این فناوری، پیشرفت در ساخت انواع سنجنده‌ها و توسعه علم پردازش داده‌ها است. می‌توان به طور اختصار از جمله کاربردهای فناوری سنجش از دور به مدیریت منابع زمینی، مطالعه تغییرات دوره‌ای، مطالعات زمین شناسی، بررسی آلودگی آب، مطالعات زیست محیطی و بسیاری از حوزه‌های دیگر اشاره کرد.

۱-۲-۱ تاریخچه

در سال ۱۹۵۷ هنگامیکه بالن سنگین فلزی روسی به فضا پرتاب شد، کمتر کسی می‌توانست بپذیرد که داستان حیرت انگیز ماهواره‌ها آغاز شده باشد. امروزه شاهد هستیم که ماهواره‌هایی در انواع و اقسام مختلف و با مأموریت‌های متفاوت به فضا پرتاب شده و در مدار قرار می‌گیرند. امروزه با پیشرفت سریع فناوری ارتباطات و علوم فضا، گستره فناوری سنجش از دور از تصویربرداری محض از زمین فراتر رفته و سنجنده‌ها و سکوه‌های فضایی مختلفی برای بررسی‌ها و مطالعات پیچیده‌تر، از جمله مطالعه میدان گرانش و میدان مغناطیسی زمین طراحی شده است [۶]. در سال ۱۹۷۲ ناسا اولین ماهواره ارزیابی منابع زمینی بنام ERTS-1 را به فضا پرتاب کرد که بعدها تحت نام لندست ۱ شناخته شد. در سال ۱۹۷۲ اولین سری ماهواره‌های لندست با دوربین و سنجنده‌های ^۱RBV، ^۲MSS و ^۳TM در چهار و هفت باند توسط ایالات متحده آمریکا در مدار زمین قرار گرفت. لندست ۱ برای جمع‌آوری داده‌های منابع زمینی با تفکیک مکانی متوسط و به صورت چندطیفی طراحی شده بود. پس از آن فرانسه در سال ۱۹۸۶ اولین سری ماهواره‌های SPOT خود (اسپات ۱) را به فضا پرتاب کرد که قابلیت تهیه تصاویر با تفکیک‌پذیری ۱۰ متر در باند پانکروماتیک و ۲۰ متر در باندهای چندطیفی را دارا بود. فعالیت اسپات

^۱ Return Beam Vidicon

^۲ Multi Spectral Sensor

^۳ Thematic Mapper

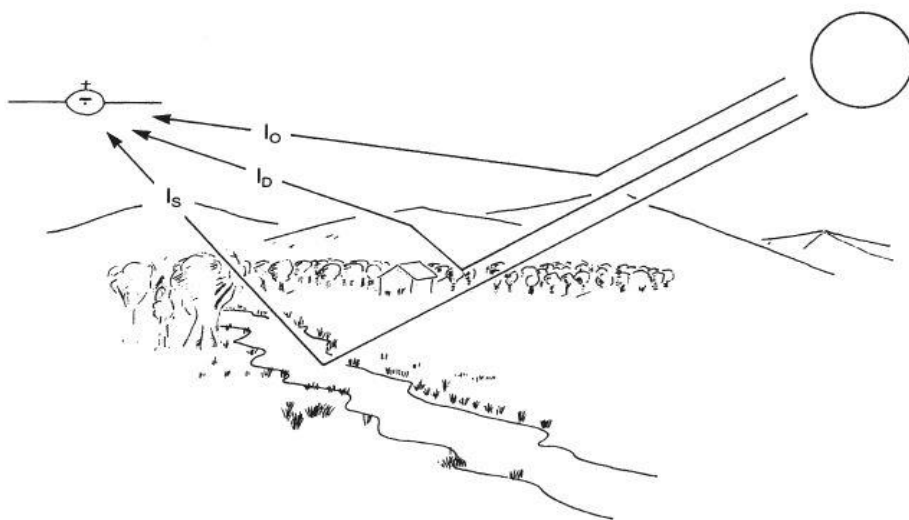
۱ در ۳۱ دسامبر ۱۹۹۰ پایان یافت. هندوستان اولین سری از ماهواره ^۱ IRS را در سال ۱۹۸۸ تکمیل نمود. برنامه IRS در اواسط دهه ۱۹۸۰ آغاز شد و هدف آن ارائه یک سیستم مستمر از داده‌های سینوپتیک تکراری، چند بعدی و چندرسانه‌ای از سطح زمین بود. در سال ۱۹۹۱، کشور کانادا سری ماهواره‌های ^۲ Radar-sat را تکمیل و به فضا پرتاب نمود. Radar-sat اولین ماهواره توسعه یافته کانادایی و تجاری مشاهدات زمینی بود که بر تغییرات زیست محیطی و منابع طبیعی در طیف مایکروویو نظارت می‌کرد. پس از آن با پرتاب ماهواره IKONOS از پایگاه نیروی هوایی واندنبرگ کالیفرنیا، ایالات متحده آمریکا در سال ۱۹۹۹ دارای قابلیت اخذ تصویر پانکروماتیک با رزولوشن ۰/۸۲ متر و تصویر چند طیفی و مادون قرمز با رزولوشن ۳,۲ متری قرار گرفت. همچنین پرتاب QuickBird ماهواره تجاری، متعلق به شرکت Digital Globe در سال ۲۰۰۱ که دارای تصاویر پانکروماتیک (سیاه و سفید) با رزولوشن ۶۱ سانتیمتر و تصاویر چند طیفی را با رزولوشن ۲/۴۴ متر (در ارتفاع ۴۵۰ کیلومتر) می باشد، قدم بزرگی در جهت تولید و بکارگیری تصاویر ماهواره‌ای با قدرت تفکیک بالا برداشت. در سال ۲۰۰۸ ماهواره-Geo-eye با طول عمر ۷ سال برای آن برنامه‌ریزی شده بود که توانایی تولید تصاویر با فواصل نمونه زمینی ۴۶ سانتی متر را دارد، به این معنی که می تواند اشیاء با بزرگی ۴۶ سانتیمتر و بزرگ تر از آن را شناسایی کند. تاکنون این ماهواره جزء مدرن‌ترین ماهواره‌های با قدرت تفکیک بالا محسوب می‌گردد که کاربردهای فراوانی در زمینه‌های سنجش از دور تجاری و نظامی دارد. پس از آن در ۳۱ ژوئیه ۲۰۱۴ سنجنده ماهواره GeoEye-2 با رزولوشن مکانی ۳۰ سانتیمتر برای باند پانکروماتیک طراحی شد [۲۰].

۱-۲-۲ فرایند چرخه سنجش از راه دور

تابش الکترومغناطیس، حاملی از انرژی الکترومغناطیس است که نوسان میدان الکترومغناطیس را در فضا یا ماده انتقال داده و دارای دو ویژگی حرکت موجی و ذره‌ای است. تابش الکترومغناطیس به

صورت مجموعه پیوسته‌ای از طول موج‌ها و فرکانس‌ها از طول موج کوتاه امواج کیهانی تا طول موج بلند امواج رادیویی انجام می‌گیرد که می‌توان بر اساس فرکانس یا طول موج، طیف الکترومغناطیس را تعریف کرد. وقتی انرژی الکترومغناطیسی به زمین می‌رسد، قسمتی از آن بازتابیده و قسمت دیگری جذب می‌شود. انرژی جذب شده ممکن است متعاقباً تابش گردد، که این تابش عمدتاً در طیف فروسرخ رخ می‌دهد [۷].

هنگامی که انرژی الکترومغناطیس از منبع خورشید منتشر می‌گردد، در راه رسیدن به اشیاء و پدیده‌های روی کره زمین از محیطی به نام اتمسفر عبور می‌کند. اتمسفر از لایه‌های مختلفی تشکیل یافته که روی عبور امواج الکترومغناطیس تاثیر می‌گذارد. این تاثیر بصورت جذب و تفرق انرژی ظاهر می‌گردد. همچنین وجود ابرها بوده که از مولکول‌های بخار آب تشکیل شده‌اند، سبب جذب بخش بزرگی از امواج الکترومغناطیس می‌گردند. لذا برای رهایی از این پدیده، سنجنده‌ها به گونه‌ای طراحی می‌گردند تا برای دریافت امواج کمتر در محدوده جذب اتمسفر قرار گیرند. معمولاً طول موج‌های بلند (در محدوده ماکروویو) کمتر از لایه‌های اتمسفر تاثیر می‌پذیرند. به همین دلیل در مناطقی که در بیشتر روزهای سال آسمان ابری است، از سنجنده‌های راداری استفاده می‌گردد. امواج الکترومغناطیس پس از عبور از لایه‌های اتمسفر به اشیاء و پدیده‌های روی زمین رسیده (Irradiance) و دست خوش تغییرات جدیدی خواهد شد. بدین صورت که قسمتی از امواج به پدیده‌ها برخورد کرده و جذب آنان می‌گردد. قسمتی از آن‌ها عبور نموده و قسمتی منعکس می‌شوند (Emission). بخش انعکاس یافته امواج که در فضا پراکنده شده است، توسط سنجنده‌ها دریافت می‌گردد. همان طور که در شکل (۱-۱) قابل مشاهده است I_s ، تابشی است که از سطح زمین منعکس می‌شود و اطلاعات را در مورد بازتاب سطح منتقل می‌کند. I_0 تابش پراکنده شده از پرتو خورشید بدون رسیدن به سطح زمین مستقیماً به سنجنده بازتاب می‌شود و I_D ، تابش منتشر شده، قبل از رسیدن به سنجنده ابتدا به زمین و سپس به جو هدایت می‌شود [۲۱].



شکل ۱-۱ نمایشی از فرایند چرخه سنجش از دور [۲۱]

۳-۱ روش های استخراج مسیر

از تصاویر ماهواره‌ای بدست آمده از سنجنده‌های گوناگون برای پردازش و استخراج شبکه راه‌ها و مسیر صورت می‌گیرد که عموماً استخراج راه در سه مرحله صورت می‌گردد: ۱- پیدا کردن راه ۲- دنبال کردن آن ۳- اتصال قطعات راه. استخراج راه به صورت دستی، اتوماتیک و نیمه اتوماتیک می‌باشد. روش دستی دقت بالایی دارد ولی از لحاظ زمان و هزینه مقرون به صرفه نمی‌باشد. به منظور غلبه بر این محدودیت‌ها، استفاده از روش‌های خودکار برای استخراج و آنالیز محتویات تصویر مورد نیاز است. تفاوتی که بین روش اتوماتیک و نیمه اتوماتیک وجود دارد در مرحله اول می‌باشد، در روش نیمه اتوماتیک اپراتور در مرحله اول استخراج راه نقش دارد ولی در روش اتوماتیک این مرحله هم خودکار می‌باشد. همان طور که می‌دانیم راه در تصاویر، با حدود تفکیک مکانی مختلف و با اشکال مختلف ظاهر می‌شود. در تصاویر با حد تفکیک مکانی کمتر از ۲ متر، راه به صورت عارضه‌ای خطی ظاهر می‌شود در صورتی که در تصاویر با حد تفکیک مکانی بیش از ۲ متر، راه به صورت عارضه‌ای نواری و یا سطحی ظاهر می‌شود که در این حالت بهتر است هدف، یافتن و استخراج محور راه باشد.

روش‌های مختلفی برای استخراج اتوماتیک راه وجود دارد از جمله: طبقه‌بندی و بخش‌بندی، مدل‌های فازی، الگوریتم ژنتیک، مدل منحنی پویا، الگوریتم برنامه‌ریزی پویا، روش‌های بر پایه تلفیق و غیره. در ادامه در فصل سوم به صورت کامل به توضیح و بررسی انواع روش‌های طبقه‌بندی استفاده شده در این مطالعه پرداخته شده است.

۴-۱ کاربرد سنجش از دور در مدیریت حمل و نقل

استخراج خودکار راه از تصاویر ماهواره‌ای در کاربردهای حمل و نقل نقش اساسی را ایفا می‌کند، چرا که موجب ایجاد، نگهداری و به روزرسانی پایگاه داده شبکه راه‌ها به منظور انجام فعالیت‌هایی چون مدیریت ترافیک، ناوبری خودکار وسایل نقلیه، حفظ امنیت و ارزیابی خطرهای و بلایای طبیعی، تبادل و به اشتراک گذاری داده‌های مکانی در قالب زیر ساخت داده مکانی (SDI^۱) و جلوگیری از موازی کاری‌ها و دوباره کاری‌ها می‌گردد.

در عین حال برخی عوامل محدود کننده استخراج خودکار راه نیز وجود دارند که در این بین می‌توان به نوع پوشش زمینه تصویر و یا عوارض موجود در همسایگی راه، حد تفکیک مکانی تصویر عبور راه از مناطق شهری دارای ساختمان‌های زیاد، وجود عوارضی مانند وسایل نقلیه موجود در جاده‌ها، پل‌ها و سایه‌های حاصل از آنها به وجود پدیده‌هایی با درجات خاکستری مشابه با راه در تصویر مانند پارکینگ‌ها و باند فرودگاه‌ها اشاره کرد.

سنجش از دور با توجه به ماهیت رقومی بودن و استفاده از اطلاعات مکانی، امکان تلفیق اطلاعات را به سادگی ممکن می‌سازد و تجزیه و تحلیل اطلاعات به درستی صورت می‌گیرد. علم سنجش از دور کاربردهای متعددی در مهندسی راه و حمل و نقل دارد؛ که در ذیل به تعدادی از آن‌ها اشاره می‌شود:

^۱ Spatial Data Infrastructure

یافتن موثرترین مسیر حرکت (کوتاه ترین مسافت-زمان از یک موقعیت به موقعیت دیگر)، تجزیه و تحلیل و تهیه گزارشات درباره داده‌های شبکه جاده‌ای، تعیین مناطق سرویس‌دهی اطراف ابنیه و تاسیسات راه براساس فاصله، تهیه نقشه شماتیک موضوعی شبکه راه‌ها براساس کاربری جاده (بزرگراه-راه اصلی)، تعیین نزدیک‌ترین تسهیلات نسبت به هر مکان در شبکه و نمایش مسیرهای دستیابی به آن.

۱-۵ معرفی موضوع تحقیق

استفاده از تصاویر ماهواره‌ای با توجه به در دسترس بودن و هزینه‌های پایین، بسیار مورد توجه قرار گرفته و این تصاویر نقش زیادی در بررسی محیط اطراف انسان دارند. استخراج اطلاعات از تصاویر ماهواره‌ای، اغلب از روش‌های دستی و غیر خودکار استفاده می‌شود که زمان بر و پرهزینه اند. به منظور غلبه بر این محدودیت‌ها، استفاده از روش‌های خودکار برای استخراج اطلاعات و آنالیز محتویات تصویر مورد نیاز است.

استخراج خودکار اطلاعات سطح زمین با استفاده از فتوگرامتری و سنجش از دور، نیازمند فرموله کردن معلومات انسانی و داده‌های تصویر است، به گونه‌ای که تمام محتوای تصویر را در بر بگیرد. البته انجام این عمل کار چندان ساده‌ای نیست، چرا که عوارض موجود در روی تصویر دارای ساختار پیچیده‌ای هستند. علت این پیچیدگی این است که در تصویر، ترکیبی است از عوارض مختلف مانند پوشش گیاهی، عوارض ژئولوژیکی و هیدرولوژیکی، عوارض ساخت دست بشر مانند ساختمان‌ها و راه‌ها وجود دارند. همچنین مشکلاتی که در اثر تغییر روشنایی صحنه به وجود می‌آید مانند وجود سایه ابر، کاستی‌های سنجنده و مانند این‌ها بر پیچیدگی کار می‌افزاید، لذا در انجام بررسی به منظور استخراج اطلاعات، بایستی دانش انسانی، داده‌های رقومی موجود و ارتباط بین آن‌ها در نظر گرفته شوند. از جمله ویژگی‌های راه که به استخراج اتوماتیک آن کمک می‌کند عبارتند از: طولانی و پیوسته بودن، داشتن انحنای کم و مرزهای موازی، اختلاف درجه خاکستری با محیط پیرامون، همگونی درجه خاکستری و بافت. وجود

موانع و پیچیدگی‌های تصویر، روند استخراج راه را با مشکلات فراوانی مواجه می‌سازد.

با توجه به مطلب فوق می‌توان گفت که استخراج خودکار عوارض، فرآیندی است که در آن با ایجاد توصیفات روشن و بامعنی از عوارض و تلفیق آن‌ها با تکنیک‌های مختلفی مانند پردازش رقومی تصاویر، شناسایی الگو، مدل‌سازی هندسی و مدل‌های نمایشی برای درک بهتر ایجاد می‌گردند [۲۲].

همچنین از اهداف اصلی این مطالعه شناسایی شبکه راه‌ها مبتنی بر تکنیک ادغام و تلفیق اطلاعات مکانی و اطلاعات طیفی (ویژگی‌های بافت) با استفاده از الگوریتم‌های موجود طبقه‌بندی به منظور استفاده حداکثری از اطلاعات طیفی و مکانی چند تصویر (افزایش جزئیات) به جای تک تصویر می‌باشد.

۶-۱ ضرورت انجام تحقیق

جهت بیان ضرورت تحقیق و دلیل توجه به مسئله‌ی استخراج راه از داده‌های ماهواره‌ای می‌توان به موارد زیر اشاره کرد:

- ✓ بررسی تغییرات شبکه راه بدون دسترسی فیزیکی (تهیه نقشه شماتیک شبکه راه‌ها)
- ✓ صرفه جویی در زمان برای استخراج اتوماتیک داده‌های راه به دلیل استفاده از اطلاعات ماهواره‌ای و به روزرسانی پایگاه داده شبکه راه‌ها
- ✓ استفاده از باندهای طیفی و سنجنده‌های مختلف جهت تجزیه و تحلیل هر چه بهتر محور راه‌ها
- ✓ هوشمند سازی و بهینه شدن هزینه‌های ترمیم و نگهداری از طریق وجود داده‌های صحیح

۷-۱ نوآوری تحقیق

همان طور که می‌دانید پژوهشگران برای تشخیص عرض جاده در تصاویر ماهواره‌ای در بسیاری از مطالعات از تصاویر هزینه‌دار و به اصطلاح غیر رایگان استفاده می‌کنند که این تصاویر دارای قدرت تفکیک مکانی بسیار عالی و در حد ۱ متر می‌باشد که عرض جاده در حدود ۱۰ تا ۲۰ پیکسل قابل

شناسایی و استخراج می‌باشد. در این پژوهش از تصاویر رایگان و عمومی استفاده شده که هم یک مزیت می‌باشد و هم این مطالعه توانسته با روش پیشنهادی خود با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای با قدرت تفکیک مکانی ۱۰ متری (بدین منظور که عرض جاده در حدود ۱ تا ۲ پیکسل قابل تشخیص است) به استخراج عارضه ۱ تا ۲ پیکسلی بپردازد که کاری بسیار مشکل می‌باشد. از طرفی در ارگان‌ها و سازمان‌های راه بیشتر از عکس‌های هوایی و نقشه‌برداری استفاده شده و کمتر به تصاویر ماهواره‌ای پرداخته می‌شود.

یکی از موارد دیگر نوآوری روش آنالیز این پژوهش بوده که توانسته نقشه شبکه راه‌ها را به جای استفاده از تک تصویر ماهواره‌ای، از ادغام و تلفیق دو تصویر ماهواره‌ای (نوری و راداری) با استفاده از تکنیک‌های ادغام مختلف استخراج کند. همچنین در ادامه نقشه حاصل به عنوان ورودی سیستم مدیریت روسازی (PMS) قرار خواهد گرفت. بدین معنی که سیستم مدیریت روسازی دارای شبکه راه‌هایی باشد که به صورت اتوماتیک از تصاویر ماهواره‌ای استخراج شده باشد.

۸-۱ فرضیات تحقیق

با توجه به مسائلی که در خصوص استخراج شبکه راه‌ها از تصاویر ماهواره‌ای وجود دارد، هر تلاشی در زمینه افزایش دقت در شناسایی شبکه راه‌ها امری لازم و ضروری می‌باشد. در ادامه به بیان گزاره‌هایی که به صورت پیش فرض درستی آن‌ها را پذیرفته یا آن‌ها را بدیهی فرض کرده‌ایم، در ذیل به آن‌ها اشاره شده است:

- روش‌های طبقه‌بندی نظارت شده بدون استفاده از اطلاعات بافت و صرفاً با استفاده از اطلاعات مکانی دارای قدرت شناسایی کمتری هستند.
- استفاده از سنجنده‌های مختلف و گوناگون اعم از راداری و نوری سبب افزایش اطلاعات ورودی شده و به دنبال آن موجب افزایش دقت در شناسایی می‌شود.
- استفاده از طول موج‌های مختلف و حتی در محدوده‌های متفاوت تا حدودی افزایش اطلاعات

مکانی و طیفی را به دنبال دارد.

- استفاده از اطلاعات ویژگی‌ها از قبیل اطلاعات بافت نیز موجب بهبود عملکرد شناسایی راه‌ها و افزایش دقت خواهد شد.

۹-۱ فرضیه های تحقیق

گزاره‌های موجود در این بخش قرار است در طول تحقیق بررسی شده و درستی یا نادرستی آن تعیین گردد:

- یکی از فرضیه‌های این مطالعه امکان شناسایی پیکسل‌های راه و تمایز آن‌ها از سایر پدیده‌های غیر راه از کاربری‌های اطراف با استفاده از تصاویر قدرت تفکیک مکانی ۱۰ متری اشاره کرد که استخراج شبکه راه‌ها را به دنبال دارد.
- از اهداف بارز این پژوهش می‌توان به استفاده از تکنیک‌های ادغام و تلفیق مختلف اشاره کرد که سبب افزایش دقت در نتایج خواهد شد.

۱۰-۱ معرفی ساختار پایان نامه

در این تحقیق نتایج پژوهش‌های انجام شده در ۵ فصل به صورت زیر ارائه شده است:

در فصل اول پس از ذکر مقدمه‌ای در خصوص اهمیت شبکه راه‌ها و لزوم برخورداری از اطلاعات به‌روز و دقیق برای مدیران، توضیحاتی در خصوص کلیات سنجش از دور، نحوه استخراج راه‌ها و کاربرد آن در حمل و نقل داده شده است و در انتها به بیان انگیزه این مطالعه در ضرورت تحقیق، نوآوری، فرضیات و فرضیه‌های تحقیق پرداخته شده است.

در فصل دوم به مروری بر تحقیقات انجام شده در دو دسته سنجنده‌های راداری و نوری از استخراج مسیر و راه‌ها به صورت نیمه اتوماتیک و تمام اتوماتیک با استفاده از شیوه‌های گوناگون در مقالات

پرداخته شده است.

در فصل سوم جهت ورود به مسئله روش کار و آشنایی مخاطب با اصول تئوریک مورد استفاده در این مطالعه، توضیحاتی در خصوص تصاویر ماهواره‌ای مورد استفاده، طبقه‌بندی‌های نظارت شده، آنالیز بافت، فیلترهای استفاده شده و نحوه ادغام ارائه شده است.

در فصل چهارم پس از ذکر مقدمه‌ای کوتاه، به پیاده‌سازی روش پیشنهادی جهت استخراج عارضه راه بر روی تصاویر سنتینل ۱ و سنتینل ۲ پرداخته و سپس به ارائه نتایج کار و ارزیابی آن‌ها پرداخته شده است.

در فصل پنجم به جمع‌بندی و نتیجه‌گیری کلی از موارد ارائه شده اختصاص یافته است. همچنین جهت ادامه پژوهش و تحقیقات بعدی نیز پیشنهاداتی ارائه شده است.

فصل ۲ : مروری بر تحقیقات انجام شده

۲-۱ مقدمه

از زمان بکارگیری اولین ماهواره‌های سنجش از دور در سال ۱۹۷۲، پیشرفت‌های قابل ملاحظه‌ای در فناوری سنجنده‌های بکار رفته در ماهواره‌ها انجام شده که منجر به بهبود تفکیک پذیری فاصله‌ای تصاویر ماهواره‌ای از ۸۰ به ۰/۴۱ متر یافته است. همچنین تعداد طیف‌ها از چند باند طیفی محدود به چند صد باند طیفی افزایش یافته که به دنبال آن طبقه‌بندی سطح زمین به منظور استخراج داده‌های حیاتی، توسعه پیدا کرده است [۲۳]. استخراج خودکار اطلاعات مکانی از تصاویر ماهواره‌ای موضوع طیف گسترده‌ای از تحقیقات علوم مختلف در چند دهه اخیر بوده است.

از سال ۱۹۸۲ که Marr et al روش‌های بینایی ماشین را معرفی کردند [۲۴]، تا به امروز کارهای بسیاری در خصوص پردازش تصاویر انجام گرفته است. به عنوان نمونه در سال ۲۰۰۳، Mena در حدود ۲۵۰ روش در زمینه استخراج راه‌ها را معرفی نمود [۲۵]. داده‌های مکانی دارای اشکال پیچیده‌ای می‌باشند. از طرفی نحوه ظهور آن‌ها در تصاویر ماهواره‌ای این پیچیدگی را افزایش می‌دهد. بنابراین طراحی الگوریتمی که بتواند عوارض را به صورت اتوماتیک استخراج نماید دشوار است [۲۶]. امروزه استخراج راه‌ها از تصاویر سنجش از راه دور یک روش سریع و اقتصادی برای به دست آوردن داده‌های حمل و نقل و به روز رسانی پایگاه داده سیستم اطلاعات جغرافیایی (GIS) است. از طرفی تصاویر سنجش از دور قابلیت توصیف سطوح شهری و غیر شهری از قبیل جاده و دیگر اشیا ساخت بشر را دارد که روش‌های مختلفی برای استخراج راه‌ها از تصاویر سنجش از دور ارائه و توسعه داده شده‌اند [۲۷]. در این فصل برای روش‌هایی که تاکنون در استخراج اتوماتیک و نیمه اتوماتیک راه‌ها در سنجنده‌های راداری و نوری ارائه شده‌اند، مروری کلی انجام خواهد شد. در این راستا به منظور شناسایی و استخراج راه‌ها از میان خانواده بزرگ سنجنده‌های سنتینل، تحقیقات متفاوت و مختلفی بر روی دو ماهواره سنتینل ۱ و سنتینل ۲ انجام شده است که در ادامه به اختصار الگوریتم‌ها و روش‌های مختلف مورد بررسی قرار خواهند گرفت.

۲-۲ مطالعات استخراج راه با سنجنده راداری

Lisini و همکاران (۲۰۰۶) مطالعه‌ای بر روی استخراج نیمه اتوماتیک راه‌ها و شبکه جاده‌ای از داده‌های راداری با رزولوشن بالا انجام دادند که تصویر SAR^1 اول توسط سنجنده RAMSES بر روی منطقه dunkerque (شمال فرانسه) با وضوح مکانی بالا (۱ متر) بدست آمد. این منطقه یک محیط شهری متراکم بوده و از مساحت تقریبی 2000×2000 متر برخوردار بود. داده SAR دوم، توسط سنجنده Star-3i در منطقه‌ای در اطراف دانشگاه شهر لس‌آنجلس در ایالت کالیفرنیا را به تصویر می‌کشد که دارای وضوح مکانی $1/25$ متر و ابعاد حدود 1250×1250 متر می‌باشد. در این مطالعه، با استفاده از دو روش طبقه‌بندی مارکویان^۲ و ART-Map فازی و یک روش آشکارساز خط در یک چارچوب چند منظوره برای بهبود شناخت جاده‌ها با عرض‌های مختلف آزمایش شد. این آشکارساز، کنتراست بخش جاده و محیط اطراف را افزایش می‌دهد و باعث می‌شود که تشخیص راه آسان‌تر شود. مشاهده شد که روش مارکویان برای داده‌های اول و دوم به ترتیب دارای دقت 71% و 62% و همچنین روش ART-Map فازی برای داده‌های اول و دوم به ترتیب دارای دقت 75% و 56% می‌باشد. نتایج نشان داد که روش ART-Map فازی می‌تواند درصد استخراج جاده‌های واقعی را افزایش دهد [۲۸].

Abdelfattah و همکاران (۲۰۱۷) مطالعه‌ای بر روی یک روش استخراج نیمه اتوماتیک با استفاده از داده‌های راداری ماهواره سنتینل ۱ انجام دادند. هدف از انجام این تحقیق پیشنهاد یک رویکرد سازگار برای استخراج راه‌ها و مسیرهایی که هر ماه در بین مرز تونس و لیبی توسط قاچاقچیان ساخته می‌شدند، بود. این رویکرد پیشنهادی از سه مرحله تشکیل شده که شامل: پیش‌پردازش، تشخیص لبه و استخراج ویژگی شکل می‌باشد. همچنین از شاخص Sobel برای شناسایی لبه استفاده شد. تصویر مورد استفاده در این پژوهش در تاریخ ۲۳ دسامبر ۲۰۱۶ در مرز تونس - لیبی بدست آمده و با کمک یک

^۱ Synthetic Aperture Radar

^۲ Markovian

تصویر Landsat-8 یک نقشه به عنوان واقعیت زمینی به صورت دستی استخراج شد. انجام طبقه‌بندی در این تحقیق با استفاده از دو الگوریتم Perona-Malik و الگوریتم کلاسیک Gaussian استفاده شده است که الگوریتم اول نسبت به الگوریتم دوم، پیش پردازش و تشخیص لبه را به طور همزمان انجام می دهد و لبه‌های تصویر را حفظ می‌کند، در حالی که الگوریتم دوم اغلب لبه‌های تصویر را محو می‌کند و استخراج مسیر را پیچیده و مشکل می‌سازد. در پایان برای اعتبارسنجی کمی این مطالعه معیارهای Completeness و Correctness برای استخراج جاده در نظر گرفته شد. نتایج نشان داد شاخص Correctness الگوریتم Perona-Malik ۱۵٪ بیشتر نسبت به الگوریتم کلاسیک Gaussian توانسته جاده‌ها را استخراج نماید که نشان از برتری آن دارد [۲۹].

Zhang و همکاران (۲۰۱۹) به منظور توسعه مداوم شبکه‌های حمل و نقل یک روش خودکار مبتنی بر شبکه عصبی عمیق (DNN^۱) در شهر پکن چین برای استخراج جاده‌ها از تصویر دو قطبی سنتینل ۱ (VH و VV) معرفی کردند. در تصویر راداری سنتینل ۱ از فرمت GRD و از حالت IW^۲ برای تصویربرداری استفاده شده و ابعاد منطقه مورد مطالعه 256×256 پیکسل بوده است. در این روش پیشنهادی از دو مدل گسترده CNN^۳ و FCN^۴ استفاده شده و در گام بعدی، چندین بهینه‌سازی آموزش برای بهبود دقت ارائه شد. علاوه بر این، نتایج نهایی با چهار الگوریتم یادگیری ماشین (SVM، RF-DT-KNN) نیز برای دقت مقایسه شدند. نتایج این مطالعه نشان داد که شبکه پیشنهادی FCN با دقت ۹۵/۱۷٪، شبکه CNN با دقت ۸۸/۸۱٪ و همچنین روش‌های یادگیری ماشین SVM، RF، DT و KNN به ترتیب با دقت‌های ۷۸/۹۸٪، ۹۰/۰۲٪، ۸۹/۴۵٪ و ۸۴/۲۱٪ دست یافته‌اند [۳۰].

^۱ Deep neural network

^۲ Interferometric Wide Swath

^۳ Convolutional neural network

^۴ Fully convolutional neural network

خصالی و همکاران (۱۳۹۲) به منظور رفع نواقص الگوریتم‌های استخراج راه، با استفاده از داده‌های تک منبعی و بهبود نتایج کشف راه، یک روش هوشمند برای استخراج راه‌ها در شهر شیراز ارائه دادند. داده‌های راداری و نوری به ترتیب TerraSAR-X و Ikonos با قدرت تفکیک مکانی ۱ متر بوده و همچنین ابعاد منطقه مورد مطالعه 800×1000 پیکسل قرار داشت. در این روش پیشنهادی پس از هم‌مرجع‌سازی داده‌ها، پارامترهای بافت شامل توصیفگرهای آماری مرتبه اول و مرتبه دوم به‌عنوان ویژگی‌های ورودی استخراج گردید. پس از انتخاب ویژگی‌ها، این داده‌ها توسط شبکه عصبی با یک لایه میانی طبقه‌بندی شدند. در نهایت با قرار دادن دو فیلتر، پیکسل‌هایی که در محدوده درجات خاکستری گیاه و راه‌های باریک قرار داشتند، شناسایی شده و مورد تصمیم‌گیری قرار گرفتند. نتایج حاصل از صحت‌سنجی این الگوریتم نشان داد، این روش توانسته به دقت $93/51\%$ در شناسایی پیکسل‌های راه دست یابد. همچنین اجرای این الگوریتم نشان داد که بخشی از نواقص موجود در تصویر نوری می‌تواند با تصویر راداری پوشش داده شود و بالعکس [۸].

۳-۲ مطالعات استخراج راه با سنجده نوری

Song و همکاران (۲۰۰۴) مطالعه‌ای بر روی استخراج اتوماتیک راه با استفاده از داده نوری Ikonos که در تاریخ سپتامبر ۱۹۹۹ اخذ گردیده، انجام دادند. در این مطالعه شهر کانکتیکات^۱ به عنوان منطقه مورد پژوهش با ابعاد 700×700 پیکسل انتخاب شده و از چهار باند چندطیفی^۲ با وضوح مکانی ۴ متر و یک باند پانکروماتیک با وضوح مکانی ۱ متر استفاده گردید. رویکرد منحصر به فرد این پژوهش استخراج راه‌ها با استفاده از اطلاعات طیفی و استخراج ویژگی‌های شکل از قطعه‌بندی^۳ تصویر در دو کلاس راه و غیر راه می‌باشد. استخراج جاده در دو مرحله انجام شد. در گام اول، با استفاده از نرم‌افزار

^۱ Connecticut

^۲ Multi Spectral

^۳ Segmentation

eCognition عملیات قطعه‌بندی صورت گرفت و ویژگی‌های شکل جاده استخراج شدند. در گام دوم از دو الگوریتم ماشین بردار پشتیبان (SVM) و حداکثر احتمال گوسین (^۱GMLC) به منظور طبقه‌بندی استفاده شد. برای اعتبار سنجی جاده‌های استخراج شده در محدوده مطالعاتی، از داده‌هایی که به صورت دستی توسط وزارت حمل و نقل شهر Connecticut بدست آمده بود، با نقشه‌های حاصل از دو الگوریتم طبقه‌بندی مقایسه شدند. سپس نقشه مرجع دستی بر روی تصاویر طبقه‌بندی منطبق شد و نتایج صحت سنجی محاسبه گشت. نتایج نشان داد الگوریتم ماشین بردار پشتیبان با دقت ۹۹٪ نتایج بهتری نسبت به الگوریتم GMLC با دقت ۹۶٪ داشته و الگوریتم GMLC در بخش غیر راه دارای عملکرد ضعیف‌تر بوده است [۳۱].

Miao و همکاران (۲۰۱۳) یک روش جدید برای استخراج Center-Line جاده از تصاویر با رزولوشن بالا ارائه دادند. در روش پیشنهادی ابتدا با استفاده از قطعه‌بندی با روش فیلتر لبه تصاویر سنجش از دوری بخش‌بندی شده و سپس ویژگی‌های شکل و اطلاعات طیفی برای استخراج بخش جاده با هم ترکیب می‌شوند. در مرحله نهایی الگوریتم خطوط رگرسیون تطبیقی چند متغیره (^۲MARS) برای استخراج Center-Line جاده به کار می‌رود. در این پژوهش دو منطقه مطالعاتی برای ارزیابی دقت روش پیشنهادی انجام شده است. داده اول تصویر بخشی از دانشگاه Pavia است که توسط سنجنده نوری ROSIS_03 ثبت شده است. منطقه مورد مطالعه اول دارای ابعاد مکانی 212×262 پیکسل و وضوح مکانی $1/3$ متر است. داده دوم تصویر همان سنجنده ROSIS_03 بوده و از سه باند تشکیل شده است. منطقه مورد مطالعه دوم دارای ابعاد مکانی 512×512 پیکسل بوده و از قدرت مکانی ۱ متر در هر پیکسل برخوردار است. نحوه انجام پردازش و استخراج راه برای هر دو منطقه مطالعاتی اول و دوم به صورت کاملاً یکسان و مشابه انجام گردیده است. برای اعتبار سنجی کمی روش پیشنهادی، معیارهای Completeness، Correctness و Quality برای استخراج جاده در نظر گرفته شده که برای

^۱ Gaussian maximum likelihood classifier
^۲ Multivariate Adaptive Regression Splines

منطقه مطالعاتی اول به ترتیب ۱۰۰٪، ۹۹/۹۷٪ و ۹۹/۹۷٪ و برای منطقه مطالعاتی دوم به ترتیب ۹۴/۱۷٪، ۹۹/۲٪ و ۹۳/۴۶٪ است. عملکرد روش پیشنهادی دارای مقادیر بسیار بالا بوده اما محدودیت اصلی روش پیشنهادی این است که حد آستانه در این روش باید به صورت دستی تعیین شود [۳۲].

Shi و همکاران (۲۰۱۴) روش جدیدی برای استخراج راه اصلی شهری از تصاویر با وضوح بالای چندطیفی ارائه دادند که براساس ادغام طبقه‌بندی طیفی - مکانی و ویژگی‌های شکل در دو مرحله انجام شده است. در مرحله اول، طبقه‌بندی طیفی و مکانی تصاویر با استفاده از ماشین بردار پشتیبان به دو کلاس راه و غیر راه تقسیم شده و سپس یکنواختی و همگنی مقادیر درجات خاکستری بدست آمده توسط روش Geary's-C با کلاس راه آمیخته شدند. در مرحله دوم، نقشه خروجی حاصل از طبقه‌بندی راه با ویژگی‌های شکل فیلتر شده، تا راه‌های طبقه‌بندی نشده را حذف کند. تصویر ماهواره‌ای اول، در ناحیه Xincheng در شهر Xuzhou در ۱۱ اوت ۲۰۱۲ توسط ماهواره Ziyuan-3 اخذ گردیده که دارای چهار باند و رزولوشن مکانی ۶ متر در هر پیکسل است. این منطقه مطالعاتی دارای ابعاد ۳۲۲ × ۴۷۲ پیکسل می‌باشد. همچنین تصویر ماهواره‌ای دوم، از همین سنجنده و در ناحیه Jiuli در شهر Xuzhou قرار داشته که دارای ابعاد ۳۲۲ × ۴۷۲ پیکسل می‌باشد. برای صحت سنجی کمی روش پیشنهادی، معیارهای Completeness, Correctness و Quality برای استخراج جاده در نظر گرفته شده که برای منطقه مطالعاتی اول به ترتیب ۰/۸۷، ۰/۸۱ و ۰/۷۲ و برای منطقه مطالعاتی دوم به ترتیب ۰/۷۱، ۰/۸۴ و ۰/۶۲ است. عملکرد روش پیشنهادی نشان داد که قادر است به نتایج نسبتاً خوب در استخراج راه اصلی شهری دست یابد اما با این حال، این روش برای استخراج اتصال پیچیده راه ناموفق است که این عمدتاً به خاطر ساده‌سازی مدل استخراج راه مبتنی بر رگرسیون خطی است [۳۳].

حمیدرضا بختیاری و همکاران (۲۰۱۷) یک روش نیمه اتوماتیک برای تشخیص جاده‌ها از تصاویر ماهواره‌ای با وضوح بالا در محدوده شهری پیشنهاد کردند که در این مطالعه، از تصاویر دیجیتال هوایی UltraCam در شهر شیراز، تصویر ماهواره‌ای WorldView در شهر اهواز و همچنین تصویر QuickBird در شهر تهران استفاده شده است. این تصاویر چند طیفی در محدوده طیفی آبی، سبز، قرمز و مادون

قرمز نزدیک اخذ شده است. روش پیشنهادی مبتنی بر ۴ مرحله اصلی بود. در مرحله نخست، ابتدا به کمک عملگر Canny تشخیص لبه صورت گرفته که راه‌ها را از تصویر اصلی جدا کرد. در مرحله دوم، ویژگی‌های مکانی-طیفی و بافت شناسایی و استخراج شده سپس در مرحله سوم، تصویر با استفاده از طبقه‌بندی نظارت شده SVM تشکیل یک نقشه طبقه‌بندی شده داده و در نهایت در مرحله آخر، کیفیت جاده‌های شناسایی شده با استفاده از تکنیک‌های مورفولوژی شامل erosion، dilation، opening و closing بهبود یافته و اشیاء ناخواسته حذف شدند. مشاهده شد تصاویر UltraCam، QuickBird و WorldView قبل از اعمال عملگر مورفولوژی دارای دقت‌های ۰.۸۵٪، ۰.۷۳٪ و ۰.۸۰٪ و پس از اعمال عملگر مورفولوژی دقت‌های ۰.۸۸٪، ۰.۷۵٪ و ۰.۸۲٪ را کسب کردند. با توجه به نتایج حاصل از این پژوهش، مشاهده شد استخراج جاده با این روش پیشنهادی برای تصویر UltraCam دقت بالایی را فراهم کرده است و از طرفی اعمال عملگر مورفولوژی باعث افزایش ضریب کاپا نیز شده است [۳۴].

Gao و همکاران (۲۰۱۸) یک الگوریتم پیشنهادی به نام شبکه هرم چند ویژگی (MFPN^۱) را در مناطق شهری و حومه پیشنهاد کردند که این رویکرد از ویژگی‌های معنایی چند سطح تصویر استفاده کرده است. آزمایش‌ها بر روی مجموعه‌ای از داده‌های تصاویر سنجش از دور با وضوح بالا به ابعاد هر تصویر ۱۵۰۰ × ۱۵۰۰ و متشکل از سه باند قرمز، سبز و آبی (RGB) و وضوح مکانی ۱ متر انجام گردید. روش شبکه هرم چند ویژگی دارای یک شبکه عصبی قدرتمند با ۱۰۱ لایه و دو قابلیت پردازش ویژگی می‌باشد. در مرحله بهینه‌سازی این روش، یک تابع وزن‌دار برای حل مشکل عدم تعادل کلاس راه ارائه شده است. نتایج نشان داد که الگوریتم پیشنهادی (MFPN) از روش‌های دیگر در تمام معیارهای عملکرد بهتر عمل کرده و به دقت ۸۵/۱۰٪ دست پیدا کرده است؛ به ویژه این روش باعث بهبود استخراج برای جاده‌های باریک روستایی نیز شده است [۳۵].

Zhang و همکاران (۲۰۱۹) با استفاده از روش (MFFCN^۲) بر روی استخراج جاده در مناطق

^۱ Multiple Feature Pyramid Network

^۲ Multiple Feature Fully Convolutional Network

کوهستانی در منطقه Shigatse و همچنین بر روی مجموعه‌ای از داده‌ها از جمله: تصاویر RGB، تصاویر DEM و تصاویر GF-2 به عنوان یک داده که دارای ویژگی چندگانه است، مطالعه کردند. روش پیشنهادی این مطالعه دارای دو مزیت است: نخست اینکه یک مدل تقسیم‌بندی معنایی است، که شبکه‌های عمیقی (FCN) دارد. خروجی مدل FCN یک طبقه‌بندی را به تصویر بخش‌بندی معنایی با همان اندازه تصویر اصلی تبدیل می‌کند. این مساله از مشکلات ناشی از تکرار مکرر الگوریتم و محاسبات ناشی از دسته‌های پیکسل جلوگیری می‌کند. ثانياً اینکه می‌تواند ویژگی‌های زمینی و ناحیه‌ای را استخراج کند که این روش، یکپارچگی و تداوم نتایج شناسایی شبکه راه را تضمین می‌کند. مشاهدات نشان داد که روش پیشنهادی به عملکرد و نتایج بسیار بالایی در استخراج جاده‌ها در مناطق کوهستانی دست پیدا کرده، به طوری که دقت این رویکرد به ۹۷/۸٪ رسیده است [۳۶].

عامری و همکاران (۱۳۹۴)، روش اتوماتیک خوشه‌بندی پویا را با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی انبوه ذرات، به منظور خوشه‌بندی پیکسل‌های راه و استخراج محور مرکزی راه پیشنهاد کردند. داده‌های مورد استفاده در این مطالعه، چندین تصویر Ikonos در نواحی شهری (۱۰۱ × ۱۱۵)، نیمه شهری (۱۶۲ × ۱۶۹) و کوهستانی (۱۲۲ × ۱۴۷) بود. در این رویکرد، روشی نوین در استخراج راه در قالب دو مرحله کشف راه و بردارسازی آن ارائه شد که در مرحله کشف راه، تصویر مشتمل بر کلاس راه با استفاده از روش خوشه‌بندی و تعدادی عملیات پردازشی حاصل گردید. در مرحله بردارسازی نیز نقاط کلیدی محور مرکزی راه توسط روشی نوین در خوشه‌بندی پویای تصویر تعیین شده و کلاس راه بر مبنای الگوریتم بهینه‌سازی انبوه ذرات محاسبه شد. نتایج حاکی از آن بود که این رویکرد پیشنهادی به خوبی قادر است محور مرکزی انواع راه‌ها با اشکال مختلف شامل راه‌های مستقیم، تقاطع‌ها، راه‌های دارای انحنای و میدان‌ها را در مناطق مختلف شهری و نیمه شهری با دقت بالا استخراج نماید [۹].

جعفری و همکاران (۱۳۹۳) با استفاده از یک مدل منحنی فعال بهبود یافته به استخراج عارضه راه از تصاویر ماهواره‌ای پرداختند. تصویر مورد استفاده در این مطالعه متعلق به ماهواره نوری Ikonos در منطقه شهری و حومه شهری کیش با وضوح مکانی ۱ متر بوده است. در این تحقیق سعی بر آن شده

که از توانایی‌های سیستم‌های فازی استفاده شود تا تابع انرژی خارجی مدل منحنی فعال بهبود یابد. این روش پیشنهادی در سه مرحله صورت گرفت که در گام اول با اعمال فیلتر لبه، لبه‌ها استخراج شدند. سپس با استفاده از سیستم استنتاج فازی، تابع انرژی محاسبه شده و در انتها با استفاده از روش منحنی فعال و کمینه‌سازی تابع انرژی خارجی، مرز راه‌های استخراج شدند. برای ارزیابی و صحت روش پیشنهادی از معیارهای ماتریس خطا استفاده شده که نتایج نشان داد دقت کلی این رویکرد برای تصویر اول $92/50\%$ و برای تصویر دوم $91/40\%$ حاصل شده است [۱۰].

کمانگیر و همکاران (۱۳۹۳) یک روش اتوماتیک شی‌مبنا از تصاویر قدرت تفکیک مکانی بالا جهت جداسازی لایه جاده از دیگر لایه‌ها ارائه کردند که علاوه بر خصوصیات طیفی پیکسل‌های جاده از خصوصیات غیر طیفی جاده نظیر فیزیکی، هندسی، توپولوژیک و شکلی جاده نیز استفاده است. داده مورد استفاده در این مطالعه، ماهواره QuickBird از مناطق شهری اصفهان بوده و از قدرت تفکیک مکانی $0/6$ متر برخوردار بوده است. در این رویکرد ابتدا قطعه‌بندی اتوماتیک صورت گرفته، سپس با استفاده از خصوصیات طیفی و اپراتورهای مورفولوژی عوارض غیر جاده حذف شدند. در انتها نیز با استفاده از خصوصیات هندسی جاده از قبیل کشیده بودن، مساحت و محیط جاده، عوارضی که به اشتباه جاده تشخیص داده شده بودند، حذف شدند. مشاهدات نشان داد این رویکرد عملکرد مناسبی در شناسایی پیکسل‌های جاده داشته به طوری که توانسته به دقت کلی $95/73\%$ دست پیدا کند [۱۱].

بهرامشهری و همکاران (۱۳۹۳) روشی اتوماتیک جهت شناسایی راه از تصاویر ماهواره‌ای با قدرت تفکیک مکانی بالا با استفاده از منحنی فعال غیر پارامتریک ناحیه مبنای اولیه و عملگرهای مورفولوژی پیشنهاد کردند. تصویر ماهواره‌ای این مطالعه، سنجنده GeoEye بوده که از چهار باند طیفی RGB و مادون قرمز با وضوح مکانی $1/64$ متر و همچنین یک باند پانکروماتیک با وضوح مکانی $0/41$ متر استفاده شده است. منطقه مطالعاتی شهر تهران و ابعاد این منطقه 505×305 پیکسل بوده است. در رویکرد پیشنهادی این پژوهش، تنها از اطلاعات درجه خاکستری و یا مقدار عددی هر پیکسل از باندهای مختلف، به منظور ایجاد تمایز بین عارضه راه و زمینه استفاده شده است. از طرفی برخی عوارض نظیر

ساختمان و پارکینگ که دارای طیف یکسان با راه دارند، توسط یک مرحله فیلتر کردن اصلاح شدند. در این فیلتر از ویژگی طولی بودن راه جهت تمایز بین راه و عوارض دیگر نیز استفاده شده است. نتایج حاصل از ماتریس خطا در این الگوریتم نشان داد، این روش توانسته به دقت $97/43\%$ در شناسایی پیکسل‌های راه دست یابد [۱۲].

۲-۴ سایر مقالات

Hinz و همکاران (۲۰۰۳) با استفاده از روش طبقه‌بندی های نظارت نشده به استخراج اتوماتیک جاده‌ها، از تصاویر هوایی با رزولوشن بالا در مناطق شهری پرداختند که در نهایت مشاهده شد سیستم ارائه‌شده، جاده‌ها را حتی در محیط‌های پیچیده به کامل بودن حدود 75% و درستی حدود 95% استخراج می‌کند اما همچنان در اتصالات پیچیده جاده و تقاطعات پیچیده ضعف دارد و قابل اطمینان نیست. (این سیستم قادر به شناسایی بخش‌هایی از جاده یا بخش‌های جاده‌ای با ترافیک متراکم است) [۳۷].

Wang و همکاران (۲۰۱۳) داده‌های تصویری در منطقه کونمینگ از کشور یونان که به ابعاد $6/12$ کیلومتر مربع است را مورد مطالعه قرار دادند. این تصاویر از ماهواره QuickBird که توسط ایستگاه زمینی ماهواره‌ای چین تهیه و در تاریخ ۶ نوامبر ۲۰۰۶ دریافت شده است، به عنوان داده‌های تحقیق استفاده شدند. Wang و همکاران برای استخراج جاده در منطقه مورد مطالعه از ۴ نوع پردازش استفاده کردند که به ترتیب عبارت اند از: ۱- استخراج اطلاعات معنایی در منطقه ۲- تشخیص لبه جاده ۳- پالایش نقاط جاده ۴- ردیابی جاده. در نهایت تمام ویژگی‌ها با یکدیگر ادغام شده و نقشه شبکه راه‌ها بدست آمد. نتایج نشان داد دقتی که از پردازش‌ها برای استخراج اطلاعات جاده‌ای بدست آمد از دقت مناسب و بالایی برخوردار بود [۳۸].

Wang و همکاران (۲۰۱۴) پیشنهاد دادند که ابتدا استخراج جاده از تصاویر چند مقیاسی صورت گرفته و در نهایت با عملیات مورفولوژی ریاضی پردازش شوند. داده‌های مورد استفاده، تصاویر هوایی با وضوح ۱ متر در منطقه Yangjiang چین با ابعاد 2808×2719 بوده، عرض جاده ۱۰ متر و بر روی

آسفالت شهری درجه بالا مورد مطالعه قرار گرفت. در روش چند مقیاسی ابتدا عملیات فیلترینگ نويز و قطعه‌بندی آغاز شده سپس بافت‌ها با پنجره 5×5 استخراج شده (که به بهترین شکل می‌تواند تغییرات مکانی را نمایان کند) و به باندهای اصلی اضافه می‌شوند. در نهایت راه‌های استخراج شده براساس مورفولوژی ریاضی پردازش و بهینه‌سازی می‌شوند. با بررسی نتایج مشاهده شد که این پژوهش دارای نتایج رضایت بخش و قابل اعتماد بوده و توانسته در شناسایی راه‌ها به دقت $90/2\%$ برسد [۳۹].

در اکثر مقالات توضیح داده شده، از یک سنجنده برای شناسایی و استخراج شبکه راه‌ها استفاده شده است و همچنین تصاویر اخذ شده در این مطالعه‌ها به صورت غیر رایگان و هزینه دار بوده است. در یک دهه اخیر، رویکرد شناسایی و استخراج پدیده‌های زمین به سمت ادغام دو یا چند سنجنده بسیار مورد توجه بوده است. چون هر سنجنده در کاربرد خاصی مناسب بوده و دارای محدودیت‌هایی در زمینه سایر کاربردها می‌باشد. از این جهت در بیشتر مواقع، لازم است تا به منظور یک کاربرد خاص و یا پایش پدیده‌های گوناگون، داده‌ها و تصاویر اخذ شده توسط سنجنده‌های مختلف با یکدیگر به نحوی تلفیق شوند تا داده و یا تصاویر جدید، دارای خصوصیات و ویژگی‌های تمامی تصاویر و یا داده‌های اولیه باشد.

فصل ۳ : معرفی تئوری روش تحقیق

۳-۱ مقدمه

استخراج اتوماتیک اطلاعات مکانی از تصاویر ماهواره‌ای موضوع طیف گسترده‌ای از تحقیقات علوم مختلف در چند دهه‌ی اخیر بوده است. در این پایان نامه سعی بر آن است به اطلاعاتی دست پیدا کنیم که به طور مجزا از سنجنده‌ها قابل دسترس نیست، به همین منظور از توانایی تلفیق و ادغام دو تصویر ماهواره‌ای به منظور افزایش اطلاعات و جزئیات مکانی-طیفی استفاده شده است. در این فصل هدف، آشنایی خواننده با انواع شیوه‌های ادغام و اصول تئوریک مورد استفاده در روند پژوهش می‌باشد که در ادامه به تشریح خصوصیات و ویژگی‌های آن‌ها پرداخته شده است.

۳-۲ معرفی انواع شیوه‌های تلفیق و ادغام

یک تصویر دیجیتال از مجموعه آرایه‌های دوبعدی از مولفه‌های تصویر ساخته شده است که ما آن را پیکسل می‌نامیم. آدرس این پیکسل‌ها در حقیقت همان اعداد سطرها و ستون‌های ماتریس داده‌ها می‌باشد. میزان شدت هر پیکسل نمایانگر کمیت فیزیکی ارزیابی شده در آن ناحیه مذکور می‌باشد که این خود می‌تواند در بردارنده مقادیری همچون میزان بازتابش اشعه خورشید تابیده شده به آن سطح تحت یک طول موج مشخص، امواج فروسرخ ساطع شده از سطح، بازتابش امواج رادار و یا موارد دیگر باشد. بدیهی است برای تخصیص یک مقدار کمی به پیکسل‌هایی که حاوی اطلاعات یک ناحیه مشخص از یک صحنه می‌باشند، می‌بایست شدت متوسط را در آن ناحیه بدست آورد. شدت یک پیکسل ابتدا به صورت داده‌های دیجیتالی در آمده و سپس ذخیره می‌گردد. همچنین تعداد بیت‌های ذخیره شده یک پیکسل نشان دهنده توان تفکیک رادیومتری یک تصویر سنجش از دور خواهد بود.

با توجه به افزایش تعداد سنجنده‌ها و همچنین حجم بسیار زیاد اطلاعات اخذ شده از آن‌ها و با افزایش کاربرد تصاویر ماهواره‌ای، لزوم افزایش دقت و بهبود عملکرد ترکیب تصاویر طیفی-مکانی مورد توجه قرار گرفته است. ادغام تصاویر یکی از پر کاربرد ترین روش‌های حال حاضر بوده که در تصویر

جدید تولید شده ضمن حفظ خصوصیات کیفی تا حد ممکن قدرت مکانی تصویر را نیز افزایش دهد. وضوح مکانی بالا، بیشتر در تشخیص شکل‌ها و ساختار مولفه‌های موجود در تصویر کاربرد دارد و در مقابل، وضوح طیفی برای تشخیص نوع و جنس اشیاء مناسب می‌باشد. برای بررسی روش‌های موجود ادغام تصاویر، می‌توان آن‌ها را در سه بخش کلی از قبیل: ادغام در سطح پیکسل، ادغام در سطح ویژگی و ادغام در سطح تصمیم تقسیم‌بندی نمود. ادغام در سطح پیکسل دارای اطلاعات کامل‌تر ولی حجم پردازش آن بالاست در صورتی که ادغام در سطح تصمیم، دارای اطلاعات کمتر اما پردازش سریع‌تر می‌باشد [۱۳]. در این پایان نامه از هر سه شیوه ادغام در تصاویر استفاده شده است که در بخش‌های بعدی این فصل به آن‌ها اشاره خواهد شد.

۳-۲-۱ ادغام در سطح پیکسل

ادغام در سطح پیکسل که در پایین‌ترین سطح پردازش قرار دارد، تصاویر خام از یک صحنه از سنجنده‌های مختلف را به وسیله پارامترهای فیزیکی اندازه‌گیری شده، با یکدیگر ترکیب می‌کند تا تصویر جدید حاصل شود. به عبارت دیگر ادغام در سطح پیکسل، شامل ترکیب اطلاعات از تصاویر مختلف بر مبنای پیکسل به پیکسل در راستای بهبود عملکرد پردازش تصویر می‌باشد. این تصویر جدید برای مشاهده و تفسیر اشیاء طبیعی و مصنوعی و پردازش‌های کامپیوتری مناسب‌تر است. این سطح از ادغام، با پیکسل‌های تصویر ارتباط مستقیم دارد و خروجی آن در نتیجه عملیات پیکسلی روی این تصاویر بدست می‌آید.

۳-۲-۲ ادغام در سطح ویژگی

در ادغام در سطح ویژگی که ادغام سطح متوسط هم نامیده می‌شود، عملیات ادغام تصویر بر روی ویژگی‌های تصویر را اعمال کرده که منجر به استخراج برخی از ویژگی‌ها از تصویر اصلی می‌گردد. سپس آن‌ها را در یک بردار ویژگی کلی ترکیب می‌کند و طبقه‌بندی بر اساس یک طبقه‌بندی کننده استاندارد

صورت می‌گیرد. این ویژگی‌ها شامل لبه‌ها، بافت، خطوط، گوشه‌ها و ... از تصاویر مختلف استخراج و به وسیله روش‌های مختلف با یکدیگر ادغام می‌شوند.

۳-۲-۳ ادغام در سطح تصمیم

ادغام در سطح تصمیم شامل ادغام اطلاعات در بالاترین سطح بوده که از اطلاعات کمکی بهره می‌گیرد. این اطلاعات به ویژگی‌هایی که از تصاویر منبع استخراج می‌شود، اضافه می‌گردد. سپس اطلاعات بدست آمده به کمک قانون‌های تصمیم‌گیری مورد ارزیابی و بررسی قرار می‌گیرند تا درک بهتری از مفاهیم و اطلاعات بدست آید. به عبارت دیگر بر اساس این ادغام، بر روی داده هر یک از سنجنده‌ها، یک طبقه‌بندی اولیه صورت گرفته و فرآیند ادغام در این سطح شامل ترکیب خروجی‌های طبقه‌بندی اولیه خواهد بود.

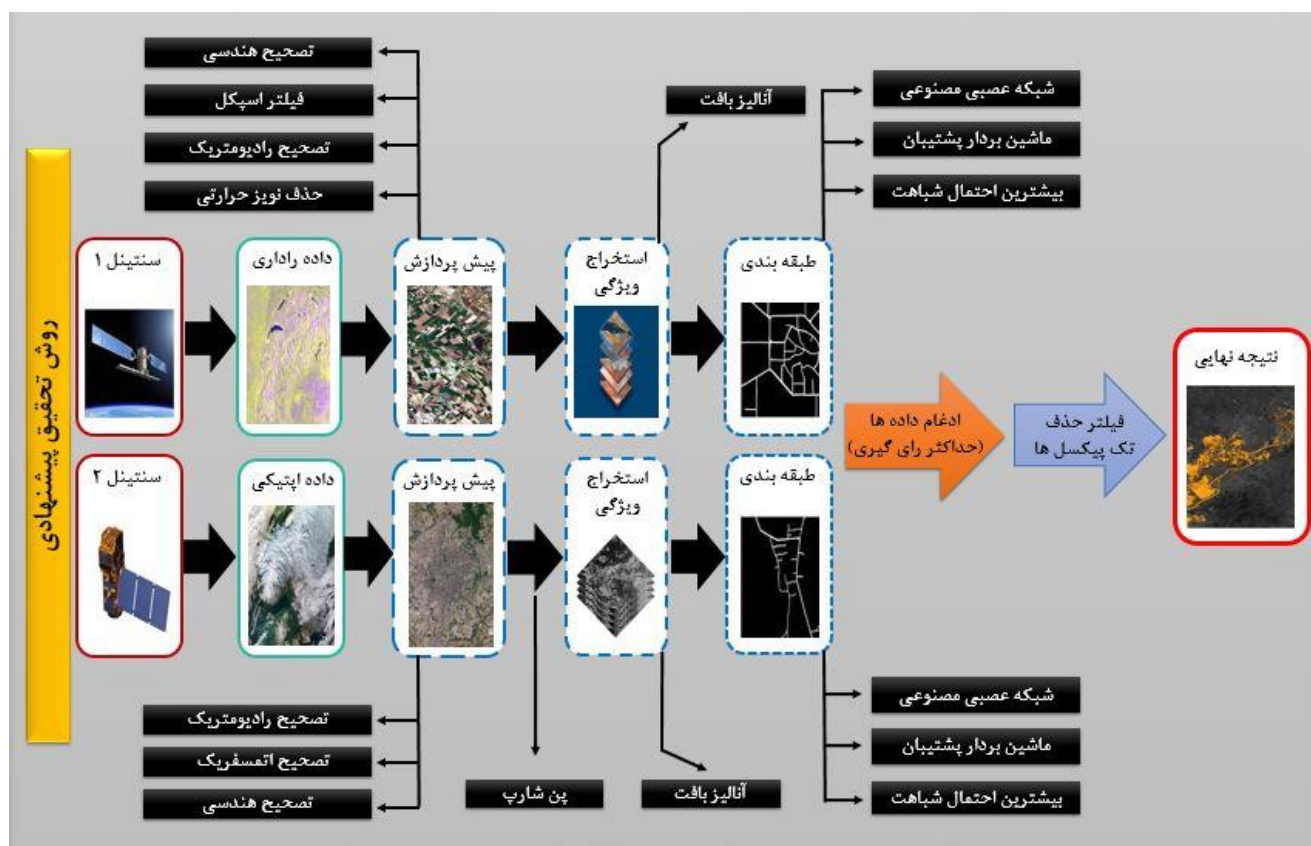
۳-۳ معرفی روش تحقیق

استفاده از سنجنده‌های گوناگون اعم از راداری و نوری سبب افزایش اطلاعات ورودی و به دنبال آن موجب افزایش دقت در شناسایی پدیده‌ها می‌شوند. با توجه به شکل (۳-۱) که ساختار روش پیشنهادی در آن قابل مشاهده است ابتدا بر روی تصاویر ماهوره‌ای سنتینل ۱ و سنتینل ۲ عمل پیش پردازش صورت گرفته و تصاویر تصحیح می‌شوند. در ادامه با استفاده از روش آنالیز بافت ویژگی‌های مرتبط با راه براساس پارامترهای آماری استخراج می‌شوند. سپس نمونه‌های آزمایشی به صورت کاملاً تصادفی و همگن توسط کاربر در دو کلاس انتخاب شده و داده‌ها با استفاده از سه الگوریتم طبقه‌بندی نظارت شده اعم از : شبکه عصبی مصنوعی (ANN^1)، ماشین بردار پشتیبان (SVM^2) و حداکثر احتمال شباهت

^۱ Artificial Neural Network

^۲ Support Vector Machine

(ML^۱) در دو کلاس کلی راه و غیر راه^۲ و در دو منطقه مطالعاتی شهری و غیر شهری طبقه‌بندی می‌شوند. در مرحله بعد نقشه‌های خروجی حاصل از روش‌های طبقه‌بندی توسط الگوریتم حداکثر رای-گیری^۳ با یکدیگر ادغام یا تلفیق شده و پیکسل‌هایی که دارای فراوانی بیشتر باشند به عنوان پیکسل منتخب نهایی شناخته شده و نقشه نهایی شبکه راه بدست می‌آید. در پایان نیز تصویر خروجی تلفیق شده حاصل از الگوریتم حداکثر رای‌گیری توسط داده‌های ارزیابی مجدداً مورد صحت‌سنجی قرار می‌گیرند. نمونه‌های ارزیابی به منظور صحت‌سنجی دقت طبقه‌بندی از تصاویر ماهواره‌ای Quickbird توسط نرم افزار Google Earth بدست آمده‌اند (تعداد نمونه‌های آزمایشی و نمونه‌های ارزیابی با نسبت ۵۰٪-۵۰٪ در نظر گرفته شدند). همچنین خاطر نشان می‌شود که روش پیشنهادی در هر دو منطقه مطالعاتی شهری و غیر شهری به صورت کاملاً یکسان و مشابه انجام شده است.



شکل ۳-۱ روش تحقیق پیشنهادی

^۱ Maximum Likelihood

^۲ Non-Road

^۳ Majority Voting Algorithm

۳-۴ تصاویر ماهواره‌ای

۳-۴-۱ ماهواره سنتینل ۱

سری ماهواره‌های سنتینل با کاربردهای مختلف در علوم زمین توسط اتحادیه اروپا طراحی و ساخته شد و مأموریت خود را با ارسال اولین سری از این ماهواره با نام Sentinel-1 در سال ۲۰۱۴ آغاز نمود. ماهواره‌های دوگانه Sentinel-1A و Sentinel-1B به ترتیب در سال‌های ۲۰۱۴ و ۲۰۱۶ و در یک صفحه مداری با اختلاف از ۱۸۰ درجه نسبت به هم در مدار قرار داده شدند. سنتینل ۱ تجهیزات یک سنجنده SAR که در باند C قرار دارد را حمل می‌کند و از توانایی اخذ داده بدون محدودیت در طول شبانه روز و در شرایط آب و هوایی مختلف بهره‌مند می‌باشد [۴۰ و ۴۱].

این سنجنده قابلیت اخذ تصویر راداری به صورت پلاریزاسیون دو گانه HV ، HH و VH ، VV را داشته و در چهار حالت از سطح زمین تصویربرداری می‌کند که عبارت‌اند از: حالت SM^1 ، حالت IW^2 ، حالت EW^3 و حالت WM^4 می‌باشد که حالت IW اصلی‌ترین نوع تصویربرداری و حالت استفاده شده در این مطالعه می‌باشد. پهنای نوار تصویربرداری در این حالت ۲۵۰ کیلومتر و توان تفکیک مکانی در این نوع از تصویربرداری ۱۰ متر در امتداد آزمون و ۱۰ متر در امتداد رنج و قدرت تفکیک زمانی ۶ روز می‌باشد [۴۲].

۳-۴-۲ ماهواره سنتینل ۲

سنتینل ۲، بخشی از برنامه Copernicus است که توسط آژانس فضایی اروپا برای جمع‌آوری اطلاعات از زمین طراحی و ایجاد شده است. سنتینل ۲، شامل دو ماهواره تصویربرداری به نام‌های Sentinel-2A

^۱ Strip map

^۲ Interferometric Wide Swath

^۳ Extra Wide Swath

^۴ Wave Mode

و Sentinel-2B است. ماهواره‌های Sentinel-2A و Sentinel-2B دومین سری از ماهواره‌های سنتینل به ترتیب در سال‌های ۲۰۱۵ و ۲۰۱۷ در مدار قرار داده شدند. سه مأموریت اصلی سنتینل ۲ شامل: (۱) ارائه تصاویر چند طیفی با پوشش جهانی و دارای توان تفکیک مکانی و زمانی بالا (۲) ارائه تصاویری که مکمل داده‌های تصویری لندست و اسپات باشد و آنها را بهبود بخشد (۳) جمع‌آوری اطلاعات برای نسل بعدی محصولات از قبیل نقشه‌های پوششی زمین، نقشه‌های تغییرات زمین و متغیرهای ژئوفیزیکی. بنابراین، داده‌های به دست آمده از ماهواره‌های سنتینل ۲ می‌توانند در حوزه‌هایی چون پایش زمین، مدیریت بحران و سرویس‌های امنیتی بسیار مفید واقع شوند. سنجنده تصویربرداری سوار شده بر روی سنتینل ۲^۱ MSI نام دارد که تصاویر منحصر به فردی را ارائه می‌دهد. این تصاویر دارای توان تفکیک مکانی ۱۰، ۲۰، ۶۰ متر و شامل ۱۳ باند در محدوده طیفی مرئی، مادون قرمز نزدیک و مادون قرمز موج کوتاه می‌باشند. علاوه بر این، سنتینل ۲ دارای توانایی عرض برداشت ۲۹۰ کیلومتر، توان تفکیک زمانی ۵ روز در استوا و توان رادیومتریکی ۱۲ بیت برخوردار می‌باشد [۴۰ و ۴۱].

۳-۵ پیش پردازش

عموماً به دلیل حرکت ماهواره‌ها و زمین در هنگام تصویربرداری خطاهایی بر روی تصویر انجام می‌شود که این خطاها شامل جابه‌جایی، اعوجاج، چرخش و غیره می‌باشند. مرحله پیش پردازش داده‌ها یکی از مهم‌ترین مراحل در پردازش تصاویر است، چرا که تمامی محاسبات بعدی بر اساس تصویر تولیدی در این مرحله انجام می‌گیرد. نوع و نحوه انجام این عملیات بسته به عوامل مختلفی چون نوع داده‌های مورد استفاده و هدف تحقیق، متغیر خواهد بود. به همین منظور در گام اول برای آماده‌سازی اطلاعات، ابتدا از داده‌های بدست آمده از سنجنده، فرایند پیش پردازش صورت گرفته و داده‌ها بر اساس اصول رادیومتریک، اتمسفریک و هندسی تصحیح می‌شوند. این امر سبب افزایش قدرت و توان طیفی و مکانی

^۱ Multi Spectral Instrument

در تصاویر سنجنده می‌گردد. پیش پردازش برای ماهواره‌های سنتینل ۱ و سنتینل ۲ در هر دو منطقه مطالعاتی شهری و غیر شهری به صورت یکسان و مشابه انجام شده است با این تفاوت که در پیش پردازش داده‌های راداری علاوه بر مطالب گفته شده تصحیحات نویزهای حرارتی و حذف خطاهای اسپکل^۱ با استفاده از فیلتر Refined Lee نیز انجام گرفته است که در قسمت پیش پردازش داده راداری در بخش (۴-۲) با جزئیات توضیح داده شده است. در ادامه به توضیح روابط پیش پردازش داده‌های راداری و نوری پرداخته می‌شود.

۳-۵-۱ پیش پردازش داده راداری (سنتینل ۱)

• تصحیح رادیومتریک

کالیبراسیون رادیومتریک یا تصحیح رادیومتریک به منظور تنظیم مقادیر پیکسل‌های تصویر از نظر تشعشع، بازتابندگی و یا میزان روشنایی انجام می‌شود. برای تبدیل مقادیر پیکسل دیجیتال (digital pixel) به یک اسکتر کالیبره شده رادیومتری، کفایت تا از طریق یک بردار کالیبراسیون، مقادیر شدت (Intensity) تصویر به یکی از مقادیر سیگمانات (σ_i^0)، بتانات (β_i^0) یا گامانات (γ_i^0) تبدیل شود. کالیبراسیون رادیومتری رادار توسط معادله (۳-۱) زیر اعمال می‌شود [۴۳]:

$$\text{Value}(i) = \frac{|DN_i|^2}{A_i^2} \quad (۳-۱)$$

که در رابطه بالا A_i یکی از مقادیر $\text{Sigma Nought}(i)$ یا $\text{Beta Nought}(i)$ یا $\text{Gamma Nought}(i)$ و یا $DN(i)$ خواهد بود. همچنین $\text{Value}(i)$ یکی از مقادیر سیگمانات (σ_i^0)، بتانات (β_i^0) یا گامانات (γ_i^0) و یا DN_i می‌باشد.

^۱ Speckle

• فیلتر Refined Lee

اسپکل یک پدیده‌ی نویز مانند دانه‌ای است که به دلیل ویژگی همدوس^۱ بودن سیستم‌های تصویربرداری راداری در آن‌ها ایجاد می‌گردد. حضور پدیده‌ی اسپکل، تجزیه و تحلیل‌های انسانی و اتوماتیک را پیچیده کرده و به برخی پیکسل‌ها مکانی تصادفی می‌دهد. بر همین اساس کاهش اسپکل در تصاویر راداری، یک مرحله‌ی پیش پردازشی مهم محسوب می‌شود.

یک شدت (Intensity) اسپکل‌دار، Y ممکن است به عنوان یک متغیر تصادفی در نظر گرفته شود که مقدار میانگین آن برابر با شدت غیر اسپکل‌دار، X است، اما به دلیل وجود اسپکل‌ها تحت تأثیر واریانس زیاد قرار می‌گیرد. در رابطه (۲-۳) پارامتر $\langle Y \rangle$ میانگین نمونه به صورت میانگین تجربی L و مستقل از یک شدت اسپکل‌دار به شرح زیر تعریف می‌شود [۴۴]:

$$\langle Y \rangle = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L Y_i, E(\langle Y \rangle) = X, Var(\langle Y \rangle) = \frac{X^2}{L} \quad (2-3)$$

از رابطه بالا مشاهده می‌شود با افزایش تعداد نمونه‌های مستقل L ، واریانس شدت کاهش می‌یابد، در حالی که میانگین غیر همدوس بیش از اندازه L اجازه می‌دهد تا واریانس یک شدت اسپکل‌دار به شکل قابل توجهی کاهش یابد. همچنین کمیت $L = Var(Intensity)/E(Intensity)^2$ به نام ENL^2 نیز نامیده می‌شود که هرچه مقدار ENL بالاتر باشد، نشان دهنده کارایی بهتر آن فیلتر است [۴۴].

اصل فیلتر کردن اسپکل‌ها شامل کاهش واریانس برای بهبود تخمین میانگین آن است. فیلتر Refined Lee مقادیر شدت بدون اسپکل را تخمین زده و همچنین میانگین خطای مربع را به حداقل می‌رساند. این فیلتر بر اساس یک مدل ذره‌ای خطی است که منجر به بیان تخمین زیر می‌شود [۴۴].

$$\langle |\tilde{X} - X|^2 \rangle \quad (3-3)$$

$$\tilde{X} = \langle Y \rangle_{N_w} + K(Y - \langle Y \rangle_{N_w})$$

^۱ Coherent

^۲ Equivalent Number of Looks

که در آن k یک ضریب فیلتر انطباقی است، که براساس مقادیر محلی در رابطه (۴-۳) ارائه شده است:

$$K = \frac{\text{var}(X)}{\text{var}\langle Y \rangle} = \frac{\text{var}\langle Y \rangle - E^2\langle Y \rangle \sigma_n^2}{\text{var}\langle Y \rangle [1 + \sigma_n^2]} \quad (۴-۳)$$

که در این رابطه $\sigma_n^2 = \frac{1}{L}$ می‌باشد. در مناطق همگن، $\text{var}(X) = 0 \Rightarrow K = 0$ و $\tilde{X} = \langle Y \rangle_{N_w}$ در حالی که بر روی اهداف نقطه‌ای و مناطق بسیار ناهمگن، $K = 1 \Rightarrow \tilde{X} = Y$ و شدت پیکسل تحت تاثیر فرآیند فیلتر قرار نمی‌گیرد. به منظور کاهش حساسیت ضریب فیلتر انطباقی، باید در رابطه (۴-۳) مقادیر محلی تخمین زده شود. این تغییر اجازه حفظ لبه‌های نسبتاً تیز را نیز می‌دهد.

۳-۵-۲ پیش پردازش داده نوری (سنتینل ۲)

• تصحیح رادیومتری

برای محاسبه تصحیح رادیومتری بازتابندگی بالای اتمسفر طبق رابطه (۵-۴) به اطلاعاتی از قبیل: جابجایی یا انحراف، تابش خورشیدی، ارتفاع خورشید و زمان کسب تصویر مورد نیاز می‌باشد که این اطلاعات ضمیمه فایل ماهواره می‌باشد [۴۳].

$$\rho_\lambda = \frac{\pi L_\lambda d^2}{ESUN_\lambda \sin \theta} \quad (۵-۳)$$

که در این رابطه L_λ میزان بازتاب، d فاصله زمین تا خورشید در واحد نجومی، $ESUN_\lambda$ تابش خورشیدی و θ ارتفاع خورشید بر حسب درجه می‌باشد.

پس از پیش پردازش داده‌های سنتینل ۲ باندهای ۱۱ و ۱۲ که دارای قدرت تفکیک مکانی ۲۰ متری هستند، به وسیله پن شارپ به داده‌های ۱۰ متری تبدیل می‌شوند. هدف از شارپ کردن این است که یک تصویر با وضوح مکانی پایین و قدرت طیفی بالا را با یک تصویر پانکروماتیک^۱ با رزولوشن مکانی

^۱ Panchromatic

بالتر ترکیب کنیم تا تصویری با وضوح طیفی و مکانی بالا به دست آید که علاوه بر بهبود قدرت مکانی، بازتاب داده‌ها را نیز حفظ کند. در این مطالعه به جای تصویر panchromatic از باندهای ۱۰ متری سنتینل ۲ (باند های ۲-۳-۴-۸) استفاده شده که دارای وضوح مکانی بالاتری هستند. زین پس از باند ۱۱ و ۱۲ شارپ شده سنتینل ۲ با وضوح ۱۰ متری در این مطالعه استفاده شده که در بخش بعدی تشریح خواهد شد.

۳-۵-۳ پن شارپ^۱ داده های نوری

همان طور که در بخش (۲-۳) گفته شد در این پژوهش از هر سه نوع ادغام و تلفیق استفاده شده که در این بخش به تلفیق نوع اول یعنی ادغام در سطح پیکسل پرداخته می‌شود. در این مطالعه از روش LMVM^۲ برای شارپ کردن استفاده شده است. براساس مطالعه Karathanassi و همکاران [۴۵]، این روش (LMVM) نسبت به سایر روش‌های پن‌شارپ نظیر PCA^۳، Gram-Schmidt، IHS^۴ و غیره توانسته بیشترین همجواری را در تصاویر ایجاد کند، به گونه‌ای که علاوه بر بهبود قدرت تفکیک مکانی، موجب بهبود قدرت تفکیک طیفی نیز گردد.

فیلتر LMVM یک تابع نرمال سازی را در یک مقیاس محلی در داخل تصویر اعمال می‌کند تا ارزش‌های محلی و واریانس تصویر panchromatic با وضوح بالا با ویژگی‌های طیفی تصویر رزولوشن پایین مطابقت داشته باشد. تفاوت‌های باقیمانده متناظر با اطلاعات مکانی بالای ناشی از تصویر panchromatic رزولوشن بالا هستند. این نوع از ترکیب اطلاعات، ارتباط بین تصویر با وضوح بالا و تصویر با وضوح پایین را افزایش می‌دهد. روش LMVM در رابطه (۳-۶) ارائه شده است [۴۵]:

^۱ PanSharp

^۲ Local Mean Variance Matching

^۳ Principal Components Algorithm

^۴ Intensity Huge Saturation

$$F_{i,j} = \frac{(HR_{i,j} - \overline{HR}_{i,j(w,h)} \times std(LR)_{i,j(w,h)})}{std(HR)_{i,j(w,h)}} + \overline{LR}_{i,j(w,h)} \quad (۶-۳)$$

که $F_{i,j}$ تصویر ادغام شده در مختصات پیکسل i, j ، $HR_{i,j}$ تصویر با وضوح بالا در مختصات پیکسل i, j ، $\overline{LR}_{i,j(w,h)}$ میانگین محلی از تصویر وضوح پایین که در پنجره با سایز (w, h) و در مختصات پیکسل i, j محاسبه شده است، $\overline{HR}_{i,j(w,h)}$ میانگین محلی از تصویر وضوح بالا که در پنجره با سایز (w, h) و در مختصات پیکسل i, j محاسبه شده است، $std(LR)_{i,j(w,h)}$ انحراف معیار محلی از تصویر وضوح پایین که در پنجره با سایز (w, h) و در مختصات پیکسل i, j محاسبه شده است و $std(HR)_{i,j(w,h)}$ انحراف معیار محلی از تصویر وضوح بالا که در پنجره با سایز (w, h) و در مختصات پیکسل i, j محاسبه شده است. همچنین در این رابطه مقدار اطلاعات طیفی حفظ شده در تصویر ادغام شده را می توان با تنظیم اندازه پنجره (w, h) کنترل کرد.

۳-۶ ویژگی (Feature)

بافت یکی از ویژگی های مهم در شناسایی پدیده ها یا نواحی مورد نظر در یک تصویر می باشد. بافت حاوی اطلاعات مهمی در مورد نظم ساختاری یک سطح می باشد. ویژگی های بافتی بر مبنای وابستگی - های مکانی درجه خاکستری کاربرد مهمی را در طبقه بندی تصاویر دارند. به عبارتی می توان گفت بافت، توصیفی از خواص یک ناحیه می باشد [۱۴].

در یک تقسیم بندی، بافت را می توان در دو توصیف ساختاری و آماری بیان کرد. روش های ساختاری با نحوه شکل گیری قسمت های اصلی تصویر، مانند توصیف بافت با خطوط موازی موجود در تصویر در ارتباط می باشند. توصیف آماری خواص تصویر را از نظر صاف بودن، ناصاف بودن، متخلخل بودن و مواردی نظیر آن را بیان می کنند [۱۴].

شناسایی عوارض نیازمند تعیین توصیف گرهایی برای اجرای فرآیند شناسایی می باشد. زیرا الگوریتم - های طبقه بندی با توجه به بردار توصیف هر پیکسل در مورد ماهیت آن تصمیم گیری می کنند. این

توصیف گرهای می‌توانند به صورت طیفی، بافتی و یا ساختاری امکان تفکیک اشیا را فراهم سازند. توصیف-گرهای بافت براساس روابط بین مقادیر رقومی هر پیکسل از داده و پیکسل‌های اطراف آن در یک پنجره همسایگی به صورت محلی یا در کل تصویر محاسبه می‌شوند. از این رو، می‌توان اطلاعات بافت تولید شده را به عنوان تابعی از تغییرات مکانی درجات خاکستری پیکسل‌های تصویر در نظر گرفت [۴۶]. با توجه به ارزش زیاد اطلاعات موجود در ویژگی‌های بافت، می‌توان این اطلاعات را در راستای بهبود نتایج استفاده نمود. این ویژگی‌ها Feature یا توصیف‌گر نیز گفته می‌شود که در این پژوهش برای آنالیز بافت از ماتریس هم رخداد (GLCM^۱) استفاده شده است.

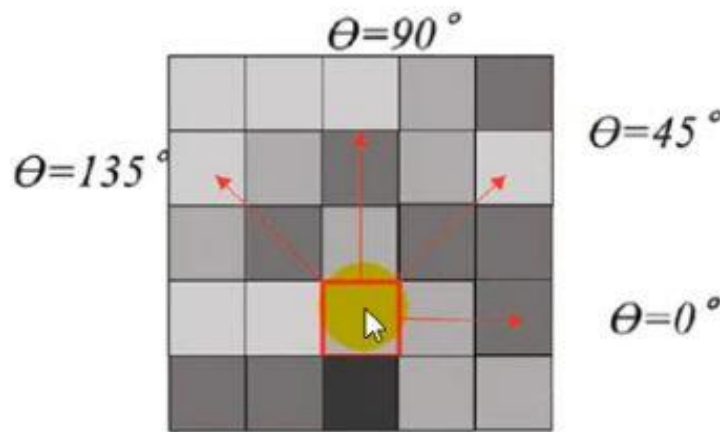
ماتریس هم رخداد که در آنالیز تصاویر سنجش از دور بیشترین کاربرد را دارد برای اولین بار توسط Haralick و همکاران (۱۹۷۳) پیشنهاد شد [۴۷]. آن‌ها این ماتریس را به وسیله مقادیر مختلف حاصل شده از آنالیزهای آماری مرتبه دوم تصویر، توصیف کردند. این ماتریس، ماتریس مربعی با ابعاد $N_g \times N_g$ است که N_g تعداد درجات خاکستری موجود در تصویر است. هر درایه این ماتریس بیانگر تعداد زوج پیکسل‌هایی است که در سطح تصویر دارای درجات خاکستری i, j بوده و در راستای θ از یکدیگر به اندازه d پیکسل فاصله دارند. به طور معمول این ماتریس برای چهار جهت اصلی تعریف می‌شود و در شمارش زوج‌ها با توجه به در نظر گرفتن چهار جهت از هشت جهت ممکنه، ترتیب قرارگیری زوج درجات خاکستری اهمیتی ندارد. این ماتریس، یک ماتریس متقارن بوده اما این ماتریس را می‌توان برای چیدمان‌های مختلف زوج پیکسل‌ها نیز تعریف کرد که در این صورت دیگر متقارن نخواهد بود [۱۵].

$$GLCM_d^\theta = \frac{1}{R} \begin{bmatrix} \eta(0,0) & \eta(0,1) & \vdots & \eta(0, N_{g-1}) \\ \eta(1,0) & \eta(1,1) & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \eta(i,j) & \vdots \\ \eta(N_{g-1}, 0) & \vdots & \vdots & \eta(N_{g-1}, N_{g-1}) \end{bmatrix} \quad (۷-۳)$$

در رابطه (۷-۳) تعداد زوج پیکسل‌های ممکن با R نمایش داده شده است و $\eta(i,j)$ تعداد زوج پیکسل‌های با درجات خاکستری i, j در راستای θ در فاصله d می‌باشد. در بردار جابجایی تعریف شده،

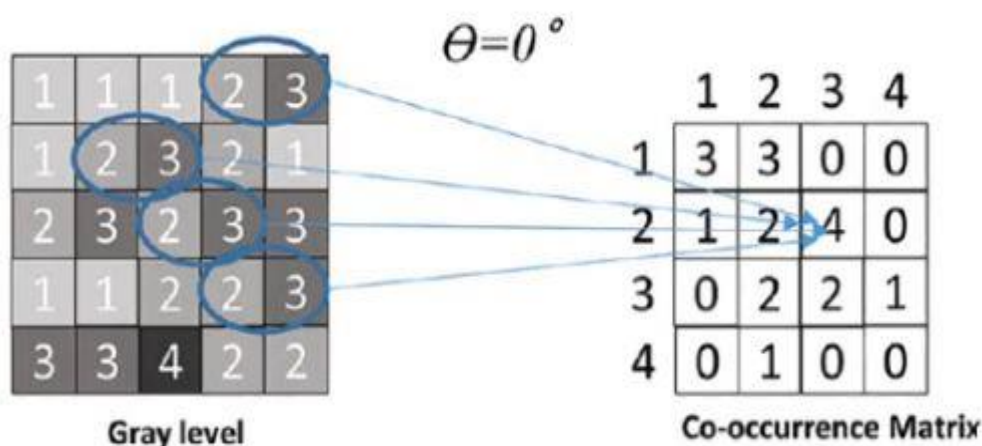
^۱ Gray-Level Co-Occurrence Matrix

d_x تعداد پیکسل‌ها در راستای محور x و d_y تعداد پیکسل‌ها در راستای محور y می‌باشد. شکل (۳-۲) بردارهای جابجایی را در جهت‌های صفر درجه، ۴۵ درجه، ۹۰ درجه و ۱۳۵ درجه نشان می‌دهد [۱۵].



شکل ۳-۲ بردارهای جابجایی را در جهت‌های صفر درجه، ۴۵ درجه، ۹۰ درجه و ۱۳۵ درجه برای ساخت ماتریس هم‌رخداد (MatLab Help., 2009)

برای ایجاد ماتریس GLCM ابتدا بر روی تصویری که قصد آنالیز بافت داریم، مشخص می‌کنیم که تعداد درجات خاکستری بین چه مقداری از اعداد قرار دارد. در شکل (۳-۳) نحوه ساختن ماتریس هم‌رخداد برای جابجایی [۲و۳] نشان داده شده است. در این شکل مقادیر درجات خاکستری بین ۱ تا ۴ قرار داشته که برای تشکیل ماتریس GLCM تعداد سطر و ستون برابر با تعداد درجات خاکستری است. در این شکل ماتریس GLCM را بر اساس توجیه زاویه‌ای صفر تعیین شده است. به عبارت دیگر یعنی پیکسل‌هایی که در کنار هم قرار گرفته و مقادیر درجات خاکستری آن‌ها ترکیبی از مقدار سطر و ستون است. به عنوان نمونه پیکسل‌هایی که شامل اعداد [۲و۳] هستند و با زاویه صفر در کنار یکدیگر قرار دارند در جدول مربوط به ماتریس GLCM قرار داده که شامل ۴ عدد است.



شکل ۳-۳ نحوه ساختن ماتریس هم رخداد برای جابجایی [۲ و ۳] (MatLab Help., 2009)

به دلیل توانایی زیاد این ماتریس در نشان دادن وابستگی‌های مکانی درجات خاکستری در بین تصویر، از این ماتریس به طور وسیع در آنالیز بافت استفاده می‌شود [۱۵]. پس از محاسبه ماتریس‌های هم رخداد، توصیف‌گرهای مختلفی را می‌توان با استفاده از آن‌ها تولید کرد. در ادامه به پارامترهای آماری استخراج شده از ماتریس هم رخداد اشاره شده است.

۳-۶-۱ پارامترهای آماری ماتریس هم رخداد

همان طور که در قسمت قبل اشاره شد، در روش‌های دیگر فقط از درجات خاکستری هر پیکسل DN^1 استفاده شده است اما در این ماتریس از ویژگی‌های مکانی (موقعیت پیکسل‌ها نسبت به یکدیگر) و استخراج انواع ویژگی‌های آماری مرتبه دوم بر اساس پارامترهای فاصله و یا توجیه زاویه‌ای در پردازش پیکسل‌ها استفاده می‌شود. پارامترهای خروجی حاصل از این ماتریس شامل: کنتراست، عدم شباهت، هموژنیتی، انرژی، آنترپی، میانگین، واریانس، کورولیشن بوده که در ادامه به تشریح هر یک پرداخته شده است [۱۶].

• کنتراست^۱

کنتراست معیاری برای اندازه‌گیری میزان تفاوت‌های محلی درجات خاکستری است. همان طور که از رابطه‌ی (۸-۳) پیداست، وزن بیشتری به عناصر دور از قطر اصلی می‌دهد یعنی وزن بیشتری به تفاوت‌های بزرگتر درجات خاکستری زوج‌ها می‌دهد. در این حالت زمانی که همسایه‌ها تفاوت درجه خاکستری بالاتری دارند، اندازه کنتراست بالاتر خواهد بود که به نوبه‌ی خود نشان دهنده‌ی غیریکنواخت بودن بافت است. از طرفی دیگر، این آماره بیانگر فرکانس مکانی با واریانس محلی تصویر می‌باشد. بزرگ بودن این آماره نشان می‌دهد که در پیکسل‌های خاکستری‌ای که با بردار جابجایی به هم ربط داده شده‌اند، هم دارای اختلاف زیادی با هم می‌باشند و هم حساسیت کنتراست به درایه‌های نزدیک، بیشتر از دیگر درایه‌های ماتریس GLCM می‌باشد [۱۵].

$$\text{Contrast} = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} (i-j)^2 p(i,j) \quad (۸-۳)$$

• عدم شباهت^۲

این توصیف‌گر دارای شباهت بسیار زیادی با کنتراست است با این تفاوت که به صورت خطی تغییر می‌کند. معیار عدم شباهت، وزنی برابر با تفاوت درجات خاکستری به ماتریس می‌دهد، در حالی که کنتراست توان دوم اختلاف به عنوان وزن استفاده می‌شود [۱۵].

$$\text{Dissimilarity} = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} |i-j| p(i,j) \quad (۹-۳)$$

• همگنی^۳

به این آماره گشتاور اختلافی معکوس^۴ نیز گفته می‌شود و بیانگر میزان همگنی تصویر بوده که به

^۱ Contrast

^۲ Dissimilarity

^۳ Homogeneity

^۴ Inverse Difference Moment

قطر اصلی وزن بیشتری می‌دهد. برای تصاویری که بخش‌های همگنی بزرگی دارند این معیار مقادیر بالاتر خواهد داشت. مقدار هموژنیتی زمانی افزایش می‌یابد که اختلاف درجه خاکستری بین جفت پیکسل‌های تعریف شده توسط بردار جابجایی کوچک باشد. حساسیت این آماره بر روی داریه‌های نزدیک به قطر اصلی ماتریس GLCM بیشتر می‌باشد. هموژنیتی و کنتراست رابطه کاملاً معکوس با هم دارند، یعنی با کاهش کنتراست، هموژنیتی افزایش می‌یابد و بالعکس [۱۵].

$$\text{Homogeneity} = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} \frac{p(i,j)}{1 + (i-j)^2} \quad (10-3)$$

• انرژی^۱

به این آماره یکرختی یا گشتاور زاویه‌ای دوم نیز گفته می‌شود که نشان دهنده میزان هم شکلی بافت‌های تصویر می‌باشد. مقدار بیشینه آن یک می‌باشد و در صورتی رخ می‌دهد که تمام پیکسل‌های تصویر دارای درجه خاکستری‌های یکسانی باشند. اگر این آماره بزرگ باشد بدین معناست که تصویر دارای مناطقی با بافت یکسان بزرگ یا زیادی می‌باشد یا به عبارت دیگر هر اندازه که تعداد جفت پیکسل‌های تکراری بیشتر باشد، مقدار انرژی نیز بیشتر است [۱۵].

$$\text{Energy} = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} p^2(i,j) \quad (11-3)$$

• آنتروپی^۲

توصیفگر آنتروپی، نشان دهنده بی‌نظمی و پیچیدگی در تصویر بوده و معیار اتفاقی بودن توزیع زوج درجات خاکستری است و برای توزیع همگن مقادیر در ماتریس، حداکثر مقدار را خواهد داشت. بنابراین آنتروپی بالا نشان دهنده بافت ناهمگن تصویر و آنتروپی پایین نشان دهنده بافت همگن است. در واقع هر اندازه آنتروپی بزرگتر باشد، توزیع درجات خاکستری تصادفی‌تر می‌باشد. آنتروپی به شدت با انرژی رابطه عکس دارد [۱۵].

^۱ Energy

^۲ Entropy

$$\text{Entropy} = - \sum_{i=0}^{N_{g-1}} \sum_{j=0}^{N_{g-1}} p(i, j) \log(p(i, j)) \quad (۱۲-۳)$$

• میانگین^۱

معیار میانگین، میانگین درجات خاکستری را نشان می‌دهد. اگر جمع درجات خاکستری تصویر بالا باشد، جمع میانگین بزرگ خواهد بود.

$$\mu_i = \sum_{i=0}^{N_{g-1}} \sum_{j=0}^{N_{g-1}} i \times p(i, j) = \mu_i = \sum_{i=0}^{N_{g-1}} \sum_{j=0}^{N_{g-1}} j \times p(i, j) \quad (۱۳-۳)$$

• واریانس^۲

این آماره ناهمگنی و نحوه توزیع درجات خاکستری را نشان می‌دهد و به شدت به تغییرات آماری درجه اول مانند انحراف استاندارد ارتباط دارد. هنگامی این آماره بزرگ است که مقادیر درجه خاکستری از مقدار میانگینشان خیلی فاصله داشته باشند. همچنین وقتی درجات خاکستری به طور وسیع پخش شده باشند، واریانس مقدار بزرگی را نمایش خواهد داد [۱۵].

$$\sigma_i^2 = \sum_{i=0}^{N_{g-1}} \sum_{j=0}^{N_{g-1}} (i - \mu_i)^2 \times p(i, j) = \mu_i = \sum_{i=0}^{N_{g-1}} \sum_{j=0}^{N_{g-1}} (j - \mu_j)^2 \times p(i, j) \quad (۱۴-۳)$$

• وابستگی^۳

این معیار نشان دهنده‌ی وابستگی خطی درجه خاکستری پیکسل به درجه خاکستری همسایگانش است که می‌تواند معیاری برای اندازه‌ی اشیاء موجود در تصویر باشد؛ البته در صورتی که همه‌ی اشیاء اندازه‌ای نزدیک به یکدیگر داشته باشند [۱۵].

$$\text{Correlation} = \sum_{i=0}^{N_{g-1}} \sum_{j=0}^{N_{g-1}} \frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j)p(i, j)}{\sigma_i \sigma_j} \quad (۱۵-۳)$$

^۱ Mean

^۲ Variance

^۳ Correlation

در انتها ویژگی‌های ماتریس هم رخداد متناظر با هر سنجنده بدست آمده و با تصویر متناظر آن سنجنده در قالب یک لایه ادغام می‌شوند که این نوع تلفیق، ادغام در سطح ویژگی می‌باشد (توضیحات بخش (۲-۳)).

۳-۷ طبقه بندی

طبقه‌بندی تصویر ماهواره‌ای فرآیند پیچیده‌ای است که ممکن است به وسیله بسیاری از عوامل تحت تاثیر قرار بگیرد. چالش اصلی جمع آوری داده‌ها هزینه بر بودن آن و عدم آگاهی از تعداد نمونه‌ها برای انجام یک طبقه‌بندی مناسب است. همچنین در بخش استخراج ویژگی‌ها، ویژگی‌های انتخابی باید مقاوم در برابر نویز باشند. در طبقه‌بندی‌های با نظارت، دانش پیشین که از نمونه‌های آموزشی بدست می‌آید در کارایی الگوریتم بسیار تعیین کننده است. انتخاب مدل طبقه‌بندی از مهم‌ترین بخش‌های الگوریتم می‌باشد. انتخاب نوع طبقه‌بندی و آگاهی از اینکه برای هر مسأله چه طبقه‌بندی باید استفاده کرد، از چالش‌های پیشروی انتخاب مدل است [۴۸].

به طور کلی فرایند طبقه‌بندی شامل دو مرحله است. اولین مرحله تشخیص طبقه‌ها یا کلاس‌هایی از عوارض واقعی است. در سنجش از دور این کلاس‌ها می‌توانند برای مثال شامل مناطق جنگلی، آب‌ها، مراتع و انواع دیگر پوشش‌ها باشند، که از نظر جغرافیایی بستگی به مقیاس و طبیعت منطقه مورد مطالعه دارند. مرحله دوم طبقه‌بندی، برچسب گذاری^۱ اجزایی (در حالت معمول پیکسل‌ها) است، که در نظر است طبقه‌بندی شوند. بطور کلی در فرایند طبقه‌بندی تصاویر لازم است مراحل زیر انجام گیرد:

(۱) تعیین تعداد کلاس‌های پوشش زمین که قصد توصیف آنها را داریم.

(۲) نسبت دادن برچسب‌های عددی به پیکسل‌های طبقه‌بندی شده بر اساس خواص آنها با

استفاده از فرایند تصمیم‌گیری^۱ که در مجموع یک قاعده طبقه‌بندی با یک قاعده تصمیم-

گیری است [۱۵].

دسته‌بندی به عنوان یک فرایند جست و جو است که در آن هدف تعیین تعداد دسته‌های پوشش زمین روی تصویر می‌باشد، بطوری که پیکسل‌های روی تصویر به این دسته‌ها نسبت داده شوند. مشخص کردن دسته‌ها از نقطه نظر طبیعت یعنی نوع پوشش زمین، یک مرحله مجزای دیگری است که منجر به فرایند طبقه‌بندی می‌شود. خواص و ویژگی‌های پیکسلی که قرار است طبقه‌بندی شود، برای برچسب گذاری آن پیکسل به کار می‌رود. در ساده‌ترین حالت، خواص یک پیکسل توسط برداری بیان می‌شود که عناصر آن، سطوح خاکستری هر باند تصویر است و این بردار معرف خواص طیفی آن پیکسل است. مجموعه یا برداری که شامل مقادیر درجات خاکستری یک پیکسل در باندهای طیفی مختلف است به عنوان یک الگو تعریف می‌شود [۱۶].

۳-۷-۱ طبقه بندی نظارت نشده

بعضی مواقع مشاهدات کافی یا مدارکی که بیانگر نوع پوشش زمین برای منطقه‌ای که توسط تصویر سنجش از دور پوشیده شده باشد، در دسترس نیست. در چنین شرایطی حتی تعداد این کلاس‌ها مجهول است. در این وضعیت تنها می‌توانیم در داخل حجم زیادی از داده شنا کنیم و امیدوار باشیم که بتوانیم یک انتخاب مناسب انجام دهیم [۱۴]. طبقه‌بندی نظارت نشده، روشی کامپیوتری بدون استفاده از هدایت مستقیم انسانی است که در این حالت، تحلیلگر پیکسل‌های مشابه مربوط به اعداد رقومی مشابه را در کلاس‌های طیفی با استفاده از روش‌های آماری گروه‌بندی می‌کند. روش‌های آماری استفاده

^۱ Decision-Making

شده می‌تواند روش‌هایی همچون آنالیز دسته‌ای^۱ و نزدیکترین همسایه^۲ باشد. پیکسل‌ها بر اساس ویژگی-های انعکاسی‌شان گروه‌بندی می‌شوند. این گروه‌ها دسته یا خوشه "نامیده می‌شوند. خوشه‌بندی، یافتن ساختاری در مجموعه‌ای از داده‌ها است که طبقه‌بندی نشده‌اند. الگوریتم‌های خوشه‌بندی مختلفی وجود دارد مانند K-means و ISODATA. به بیان دیگر می‌توان گفت که خوشه‌بندی قرار دادن داده‌ها در گروه‌هایی است که اعضای هر گروه از زاویه خاصی شبیه یکدیگرند. در نتیجه شباهت بین داده‌های درون هر خوشه حداکثر و شباهت بین داده‌های درون خوشه‌های متفاوت حداقل می‌باشد. معیار شباهت در اینجا، فاصله بوده یعنی نمونه‌هایی که به یکدیگر نزدیک‌ترند در یک خوشه قرار می‌گیرند. کاربرد تعداد دسته‌ها و باند مورد نظر را برای استفاده تعیین می‌کند و بر اساس این اطلاعات، نرم افزار طبقه‌بندی دسته‌ها را تولید می‌کند. مراحل طبقه‌بندی بدون نظارت عبارت‌اند از: تولید دسته‌ها و اختصاص کلاس به دسته‌ها می‌باشد. از مزایای این روش می‌توان به این نکته اشاره کرد که معمولاً زمانی از این طبقه‌بندی استفاده می‌گردد که کاربر هیچ اطلاعی از وضعیت منطقه نداشته و بیشتر به منظور شناسایی اولیه منطقه و تعیین کلاس‌های اولیه مورد استفاده قرار می‌گیرد. ضعف این روش در این است که در صورتی که عارضه مورد نظر دارای اختلاف اثر طیفی کمی نسبت به سایر عوارض باشد، تفکیک آن با این روش و بطور اتوماتیک بسیار دشوار می‌گردد[۴۹].

۳-۷-۲ طبقه بند نظارت شده

در طبقه‌بندی نظارت شده، کاربر با توجه به شناخت و آگاهی از عوارض و پدیده‌های زمینی، مناطقی را به عنوان نواحی آموزشی^۳ مشخص می‌سازد. پس از آن برنامه رایانه‌ای با تجزیه و تحلیل آماری ارزش‌ها و پیکسل‌های موجود در هر کلاس و با توجه به الگوریتم مشخص شده، تک تک پیکسل‌های موجود در

^۱ Cluster Analysis

^۲ Nearest Neighbour

^۳ Training Areas

تصاویر را با اطلاعات آماری همه کلاس‌ها مقایسه می‌کند. سپس برای هریک در تصویر خروجی مقداری را برگزیده و هر پیکسل را در نهایت به یکی از نمونه‌های معرفی شده نسبت می‌دهد. به جز تعداد اندکی که در هیچ طبقه‌ای جا نمی‌گیرند.

روش‌های طبقه‌بندی نظارت شده خود به دو گروه اصلی پارامتریک و غیر پارامتریک تقسیم می‌شوند. در روش طبقه‌بندی پارامتریک، پارامترهای آماری نظیر میانگین و ماتریس واریانس - کوواریانس با استفاده از داده‌های آموزشی برای هر کلاس محاسبه و در فرایند طبقه‌بندی از آن‌ها استفاده می‌شود اما در روش غیر پارامتریک هیچ فرضی در مورد مدل توزیع داده‌ها نداریم و در واقع هیچ پارامتر آماری در فرایند طبقه‌بندی محاسبه نمی‌شود [۴۹]. از روش‌های پارامتریک می‌توان روش‌های بیشترین شباهت^۱، حداقل فاصله از میانگین^۲ و متوازی السطوح^۳ را نام برد. همچنین از روش‌های غیر پارامتریک روش‌هایی نظیر شبکه عصبی مصنوعی^۴، ماشین بردار پشتیبان^۵، درخت تصمیم‌گیری^۶ و غیره را می‌توان نام برد.

در ادامه به ترتیب به توضیح و تشریح روش‌های شبکه عصبی مصنوعی، ماشین بردار پشتیبان و بیشترین احتمال شباهت که در این مطالعه بررسی شده، پرداخته شده است.

۳-۷-۲-۱ شبکه عصبی مصنوعی

ساختار و عملکرد شبکه عصبی مصنوعی از مغز انسان تقلید می‌کند و از تعدادی اجزای ساختاری ساده، اما با یک ارتباط پیچیده که به عنوان نرون شناخته می‌شوند، تشکیل شده است. انواع مختلفی از روش‌های شبکه عصبی از جمله شبکه عصبی انتشار برگشت^۷ BP، شبکه عصبی پرسپترون چند لایه

^۱ Maximum likelihood

^۲ Minimum Distance to Mean

^۳ Parallel Pipe

^۴ Artificial Neural Network

^۵ Support Vector Machine

^۶ Decision Tree

^۷ Back Propagation

^۱MLP، شبکه عصبی توابع اساسی شعاعی RB^2 و غیره وجود دارد [۵۰]. از اواخر دهه ۱۹۸۰ تا به امروز شبکه عصبی مصنوعی برای آنالیز داده‌های سنجش از دور در کاربردهای گوناگون مورد استفاده قرار گرفته است. امروزه روش‌های طبقه‌بندی جدید از جمله شبکه‌های عصبی مصنوعی به دلیل ماهیت غیرپارامتریک و قابلیت بهره‌گیری از مثال‌ها و توانایی تعمیم و نیز فرض تبعیت نکردن از توزیع نرمال به منظور طبقه‌بندی نظارت شده مناسب قلمداد می‌شوند. مزیت عمده شبکه‌های عصبی مصنوعی در مقایسه با دیگر روش‌ها این است که تعداد داده‌های تعلیمی کم‌تری برای آنالیز دقت نیاز دارد. علاوه بر این، این روش به توزیع‌های آماری داده‌ها وابسته نبوده و نیاز به متغیرهای آماری خاصی ندارد [۵۱]. در حالت کلی هیچ قانون و راهنمایی برای تعیین تعداد لایه و گره‌های پنهان وجود ندارد و به طور معمول بر اساس آزمایش‌ها و تجربه‌های پیشین تعیین می‌شود [۵۲]. به طور کلی سه مرحله در طبقه‌بندی شبکه عصبی وجود دارد مرحله اول، فرآیند آموزشی با استفاده از داده‌های ورودی است. مرحله دوم، فاز اعتبارسنجی است که موفقیت مرحله آموزشی و صحت شبکه را مشخص می‌کند و مرحله آخر، طبقه‌بندی است که نقشه طبقه‌بندی شده خروجی را ایجاد می‌کند [۵۳].

• توابع فعال^۲

$\varphi(v)$ یک تابع فعال است که خروجی نورون را از نظر ترکیب خطی ورودی‌ها تعریف می‌کند و انواع مختلفی از توابع فعال وجود دارد نظیر: تابع Threshold، تابع Piecewise-linear، تابع Logistic و تابع Hyperbolic که در شکل (۳-۴) قابل مشاهده است. رایج‌ترین روش مورد استفاده، تابع فعال Logistic بوده که به کمک معادله (۳-۱۶) تعریف می‌شود [۵۴].

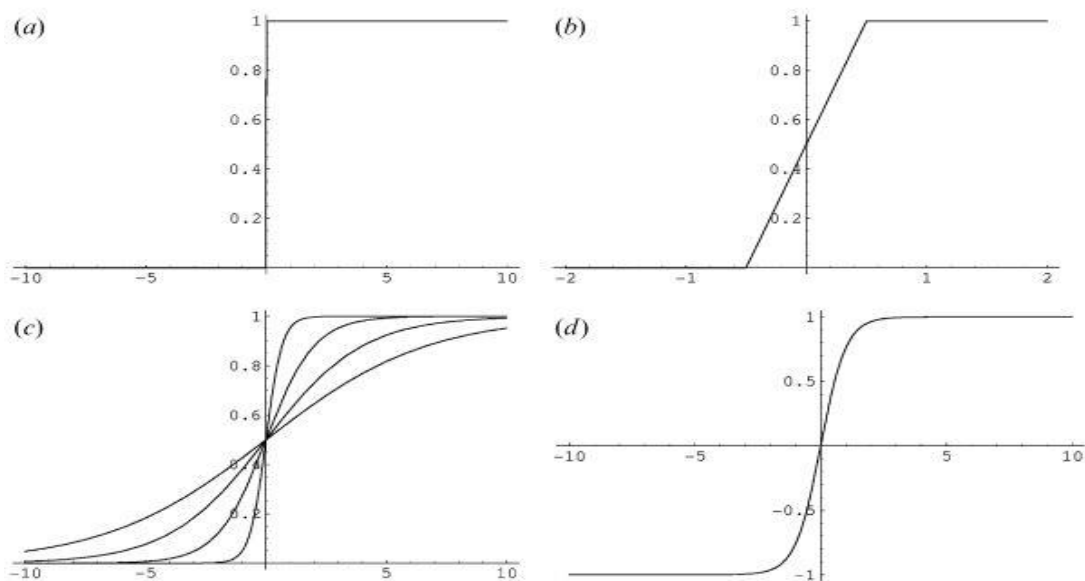
$$\varphi(v) = \frac{1}{1 + e^{-a}} \quad (۳-۱۶)$$

که در آن $a > 0$ پارامتر شیب است. هرچه مقدار a بزرگتر باشد، منحنی تندتر است.

^۱ Multi- Layer Perceptron

^۲ Radial Basis Function

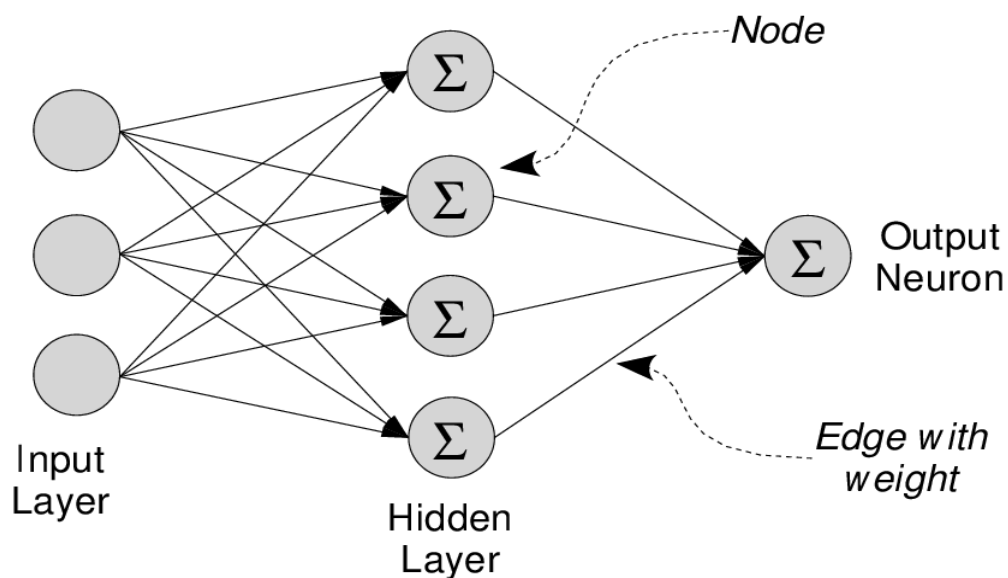
^۳ Activation Functions



شکل ۳-۴ توابع فعال: (a) تابع Threshold (b) تابع Piecewise-linear (c) تابع Logistic (d) تابع Hyperbolic [۵۴]

• الگوریتم انتشار بازگشت

استخراج الگوریتم انتشار بازگشت پیچیده است. در اینجا با توجه به شکل (۳-۵) خلاصه‌ای از مراحل مربوط به آموزش BP ارائه شده است. برای جزئیات بیشتر، به [۵۵] و [۵۶] مراجعه کنید.



شکل ۳-۵ تصویر شماتیک از الگوریتم انتشار بازگشت [۵۴]

نورون مجموعه‌ای از ورودی‌های $X_1, X_2, \dots, X_m$ دارد. هر اتصال از ورودی به واحد پردازش تحت

تأثیر نقاط مختلفی به نام وزن سیناپسی (synaptic) قرار می‌گیرد که در مرحله اول، ابتدا مقداردهی اولیه با استفاده از توزیع تصادفی یکنواخت، اعداد تصادفی به وزن‌دهی synaptic اختصاص می‌یابد. در مرحله دوم و در ادامه محاسبات، برای هر نمونه $(x(n), d(n))$ در مجموعه آموزشی، سیگنال‌های ورودی از طریق شبکه، لایه به لایه منتشر شده که در رابطه (۳-۱۷) نشان داده شده است [۵۴].

$$v_j^l(n) = \sum_{i=0}^{m_0} w_{ji}^{(l)} y_i^{(l-1)}(n) \quad (۳-۱۷)$$

$$y_j^{(l)} = \varphi_j(v_j(n))$$

در مرحله سوم، در الگوریتم انتشار بازگشت سیگنال‌های خطا محاسبه شده که در معادله (۳-۱۸) نشان داده شده است.

$$e_j = d_j(n) - y_j(n) \quad (۳-۱۸)$$

که در آن $d_j(n)$ خروجی مطلوب نورون j و $y_j(n)$ خروجی واقعی نورون j است. شیب موضعی شبکه نیز طبق معادله (۳-۱۹) تعریف و محاسبه شده است.

$$\delta_j^{(l)}(n) = \begin{cases} e_j^{(l)}(n) \varphi_j'(v_j^{(l)}(n)) \\ \varphi_j'(v_j^{(l)}(n)) \sum_k \delta_k^{(l+1)}(n) w_{kj}^{(l+1)}(n) \end{cases} \quad (۳-۱۹)$$

نورون j در لایه خروجی L

نورون j در لایه پنهان L

که $\varphi_j(0)$ تمایز را با توجه به استدلال نشان داده و وزن‌دهی synaptic لایه L با پیروی از قاعده دلتا تعمیم یافته است.

$$w_{ji}^{(l)}(n+1) = w_{ji}^{(l)}(n) + \alpha [w_{ji}^{(l)}(n-1)] + \eta \delta_j^{(l)}(n) y_i^{(l-1)}(n) \quad (۳-۲۰)$$

که η میزان یادگیری است که برای به روزرسانی وزن بین گره استفاده می‌شود و α ثابت حرکت

است. اصطلاح حرکت از پیکربندی وزن قبلی به منظور تعیین جهت جستجو، برای خطای حداقل استفاده می‌کند و به الگوریتم انتشار بازگشت اجازه می‌دهد تا سرعت تغییر وزن‌ها را در همان جهت افزایش دهد.

مراحل دوم و سوم را برای هر نمونه n در مجموعه آموزش و برای هر دوره (تکرار کامل مجموعه آموزش) تکرار می‌کنیم، تا زمانی که شرط خاتمه برآورده شود. به طور معمول، شرایط خاتمه تعداد معینی از دوره‌ها است، خطا به یک مقدار مشخص می‌رسد یا به نظر می‌رسد همگرایی متوقف شده است [۵۴].

۲-۲-۷-۳ ماشین بردار پشتیبان

ماشین بردار پشتیبان یک روش کلاسه‌بندی الگو است که اولین بار مفهوم ماشین بردار پشتیبان برای طبقه‌بندی تصاویر سنجش از راه دور توسط Gualtieri و Crompt [۵۷] از طرفی یکی از روش‌های یادگیری با نظارت است که از آن برای طبقه‌بندی و رگرسیون استفاده می‌کنند. این روش از جمله روش‌های نسبتاً جدیدی است که در سال‌های اخیر کارایی خوبی نسبت به روش‌های قدیمی نشان داده است. ماشین بردار پشتیبان مطابق شکل (۳-۶) در واقع یک طبقه‌بندی کننده دودویی است. در مورد دو کلاس، روش SVM سعی دارد یک ابر صفحه ایجاد نماید که فاصله هر کلاس را تا فرا صفحه حداکثر می‌نماید. داده‌های نقطه‌ای که به فرا صفحه نزدیک ترند، برای اندازه‌گیری این فاصله به کار می‌روند. از این رو، این داده‌های نقطه‌ای، بردارهای پشتیبان نام دارند [۵۸]. برخی از مهم‌ترین توابع کرنل (هسته) که در این شرایط صدق می‌کنند عبارتند از: کرنل خطی^۱، کرنل چند جمله‌ای^۲، کرنل پایه شعاعی^۳ و کرنل حلقوی^۴ و اگر بیش از دو کلاس وجود داشته باشد نمی‌توان مستقیماً از ماشین

^۱ Linear kernel

^۲ Polynomial kernel

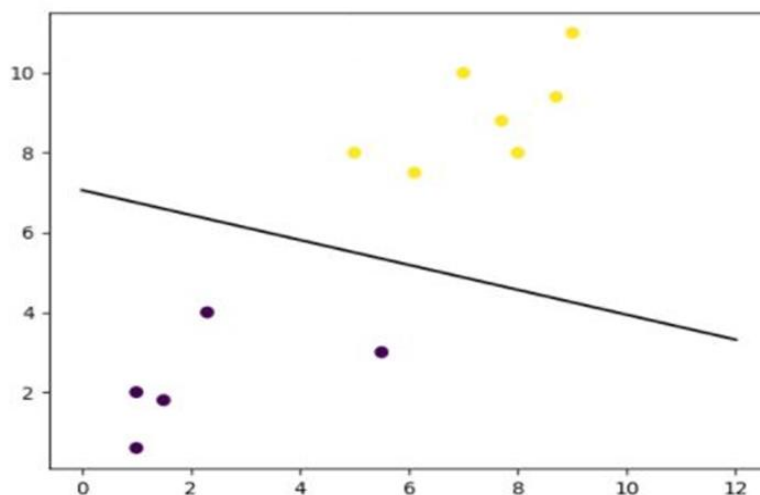
^۳ Radial kernel

^۴ Sigmoid kernel

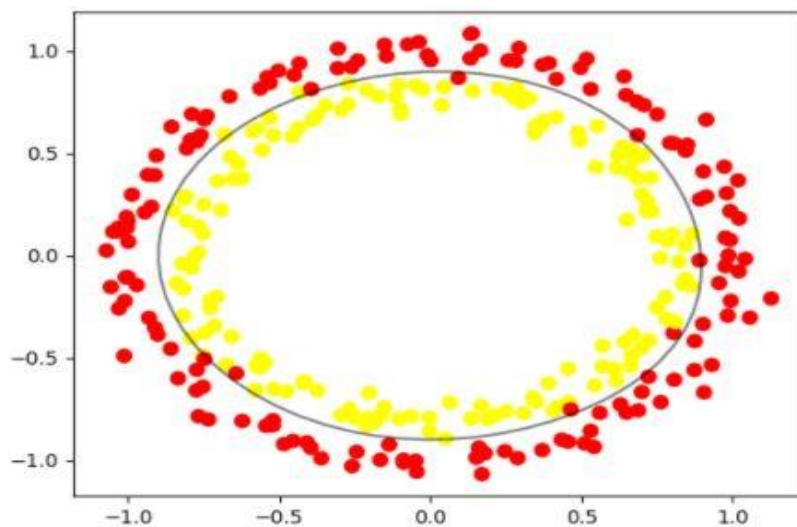
بردار پشتیبان استفاده کرد. پس برای اجرای آن از روش‌های یکی در مقابل بقیه و دسته‌بندی کردن زوج - زوج، برای استخراج اطلاعاتی در مورد مرزهای بین کلاس‌ها استفاده می‌شود. البته روش دسته‌بندی زوج - زوج، اطلاعات بیشتری را در اختیار ما قرار می‌دهد [۵۹]. SVM دارای قابلیت‌های ارزش مندی است که آن را نسبت به دیگر روش‌های موجود برتر ساخته است. از جمله اینکه SVM در آموزش خود مشکل بهینه‌های محلی را ندارد، دسته‌بندی کننده را با حداکثر احتمال تعمیم بنا می‌کند، ساختار و توپولوژی خود را به صورت بهینه تعیین می‌نماید و توابع غیرخطی را به راحتی و با محاسبات کم، با استفاده از کرنل‌های غیرخطی تشکیل می‌دهد [۶۰].

• نحوه کار ماشین بردار پشتیبان

مدل SVM یک طبقه‌بندی ساده خطی و در واقع نمایانگر کلاس‌های مختلف در یک ابر صفحه در فضای چند بعدی است. ابر صفحه به صورت تکراری توسط SVM تولید می‌شود تا خطا به حداقل برسد. SVM با ایجاد یک خط مستقیم بین دو کلاس کار می‌کند. این بدان معناست که تمام نقاط داده در یک طرف خط نمایانگر یک دسته هستند و نقاط داده در طرف دیگر خط در دسته دیگری قرار می‌گیرند که این یعنی تعداد بی‌نهایت خط برای انتخاب وجود دارد. آنچه که الگوریتم SVM خطی را از سایر الگوریتم‌های دیگر برتر می‌کند این است که بهترین خط را برای طبقه‌بندی نقاط داده شما انتخاب می‌کند [۶۱]. در شکل (۳-۶) تصویر شماتیکی از SVM خطی و غیرخطی قرار داده شده است.



(الف)



(ب)

شکل ۳-۶ تصویر شماتیک از SVM (الف) SVM خطی (ب) SVM غیر خطی با استفاده از هسته RBF [۶۱]

• انواع SVM

دو نوع مختلف SVM وجود دارد که هر کدام برای موارد مختلف مورد استفاده قرار می گیرند:

- (۱) Simple SVM : معمولا برای رگرسیون خطی و مشکلات طبقه بندی استفاده می شود.
- (۲) Kernel SVM : انعطاف بیشتری برای داده های غیرخطی دارد زیرا می توان ویژگی های بیشتری را به جای یک فضای دو بعدی به ابر صفحه اضافه کرد.

• انواع هسته های SVM

در حقیقت، الگوریتم SVM با هسته پیاده سازی می شود که فضای داده ورودی را به فرم مورد نیاز تبدیل می کند. SVM از تکنیکی به نام ترفند هسته استفاده می کند که در آن هسته فضای ورودی بعد کم را می گیرد و آن را به فضای بعد بالاتر تبدیل می کند. به عبارت ساده، هسته مشکلات غیر قابل تفکیک را با افزودن ابعاد بیشتر به مشکلات قابل تفکیک تبدیل کرده و SVM را قدرتمندتر، انعطاف پذیرتر و دقیق تر می کند. در ادامه به برخی از انواع هسته های پر کاربرد SVM اشاره شده است [۱۷].

با استفاده از یک مجموعه آموزشی از جفت برچسب (x_i, y_i) و $i = 1, \dots, l$ که $x_i \in R^n$ و

$y \in \{1, -1\}^l$ ، برای محاسبه مرز تصمیم‌گیری ماشین بردار پشتیبان برای دو کلاس کاملاً از

هم جدا، به حل مساله بهینه‌سازی زیر (رابطه ۳-۲۱) نیاز داریم [۶۲]:

$$\min_{w, b, \xi} \rightarrow \frac{1}{2} w^T w + C \sum_{i=1}^l \xi_i \quad (۲۱-۳)$$

$$y_i(w^T \phi(x_i) + b) \geq 1 - \xi_i, \quad \xi_i \geq 0$$

اینکه $y_i(w^T \phi(x_i) + b) \geq 1 - \xi_i$ ، $\xi_i \geq 0$

SVM یک ابر صفحه جدا کننده خطی را با حاشیه حداکثر در این فضای بعد بالاتر پیدا می‌کند. در

اینجا بردارهای آموزش x_i در فضای بعد بالاتر (شاید بی نهایت) توسط تابع ϕ ترسیم می‌شوند. یک

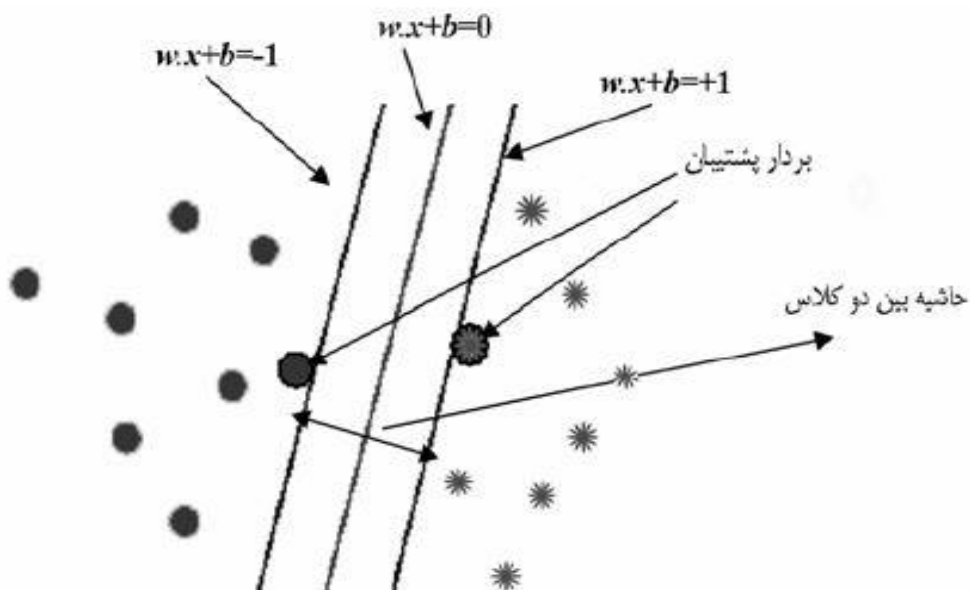
مرز خطی را در حالت کلی می‌توان به صورت زیر نوشت [۱۸]:

$$w \cdot x + b = 0 \quad (۲۲-۳)$$

که در رابطه بالا x یک نقطه روی مرز تصمیم‌گیری و w یک بردار n بعدی عمود بر مرز تصمیم‌گیری

است. $b/|W|$ فاصله مبدا تا مرز تصمیم‌گیری و $w \cdot x$ بیانگر ضرب داخلی دو بردار W و X بوده که در

شکل (۳-۷) نشان داده شده است.



شکل ۷-۳ مرز خطی بهینه برای حالت دو کلاس جدا از هم [۱۸]

اولین مرحله برای محاسبه مرز تصمیم‌گیری بهینه، پیدا کردن نزدیکترین نمونه‌های آموزشی دو کلاس است. در مرحله بعد فاصله آن نقاط از هم در راستای عمود بر مرزهایی که دو کلاس را به طور کامل جدا می‌کنند، می‌شود. مرز تصمیم‌گیری بهینه، مرزی است که حداکثر حاشیه را دارد. از آنجایی که با ضرب یک ثابت در دو طرف رابطه (۲۲-۳) باز هم تساوی برقرار خواهد بود، برای تعریف یکتای مقدار w و b شرایط زیر روی آن‌ها اعمال می‌شود:

$$\begin{aligned} Y_i(W.X_i + b) = 1 & \iff \text{اگر } X_i \text{ یک بردار پشتیبان باشد، آنگاه} \quad (۲۳-۳) \\ Y_i(W.X_i + b) > 1 & \iff \text{اگر } X_i \text{ یک بردار پشتیبان نباشد، آنگاه} \end{aligned}$$

با توجه به رابطه (۲۱-۳) $C > 0$ پارامتر اصطلاح خطا است. علاوه بر این $K(x_i x_j) \equiv \phi(x_i)^T \phi(x_j)$ تابع هسته نامیده می‌شود. اگر چه هسته‌های جدید توسط محققان در حال ارائه است، اما مبتدیان ممکن است در کتاب‌های SVM، چهار هسته اصلی را پیدا کنند:

توابع **هسته خطی**^۱ سریع‌تر از بقیه هستند و پارامترهای کمتری برای بهینه‌سازی دارند. هسته

خطی معمولاً برای طبقه‌بندی‌هایی توصیه می‌شوند که دارای ویژگی‌های بسیار زیادی هستند زیرا هسته خطی، زمانی که تعداد زیادی از ویژگی‌ها وجود دارد، به خوبی عمل می‌کند. رابطه (۲۴-۳) که مربوط به هسته خطیست، مرز تصمیم‌گیری را تعریف می‌کند که SVM وابسته به آن است [۶۲].

$$K(x_i, x_j) = (x_i^T x_j) \quad (24-3)$$

هسته چند جمله‌ای^۱ در عمل اغلب استفاده نمی‌شود زیرا از نظر محاسباتی مانند هسته‌های دیگر کارآمد نیست و پیش‌بینی‌های آن نیز دقیق نمی‌باشد. در رابطه (۲۵-۳) عملکرد یک هسته چند جمله‌ای قابل مشاهده می‌باشد [۶۲].

$$K(x_i, x_j) = (r + \gamma(x_i^T x_j))^d, \gamma > 0 \quad (25-3)$$

هسته پایه شعاعی^۲ (RBF) که در رابطه (۲۶-۳) قرار دارد بیشتر در طبقه‌بندی SVM استفاده می‌شود، چون فضای ورودی را در فضای ابعاد نامشخص ترسیم می‌کند. هسته پایه شعاعی یکی از هسته‌های بسیار قدرتمند بوده که معمولاً برای داده‌های غیر خطی استفاده می‌گردد [۶۲].

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\gamma \left\| (x_j - x_i) \right\|^2\right), \gamma > 0 \quad (26-3)$$

هسته حلقوی^۳ در شبکه‌های عصبی مفیدتر از ماشین‌های بردار پشتیبان است، اما در SVM نیز موارد استفاده ویژه‌ای برای آن وجود دارد. رابطه (۲۷-۳) این هسته را از نظر ریاضی توضیح می‌دهد [۶۲].

$$K(x_i, x_j) = \tanh(\gamma x_i^T x_j + r) \quad (27-3)$$

^۱ Polynomial Kernel

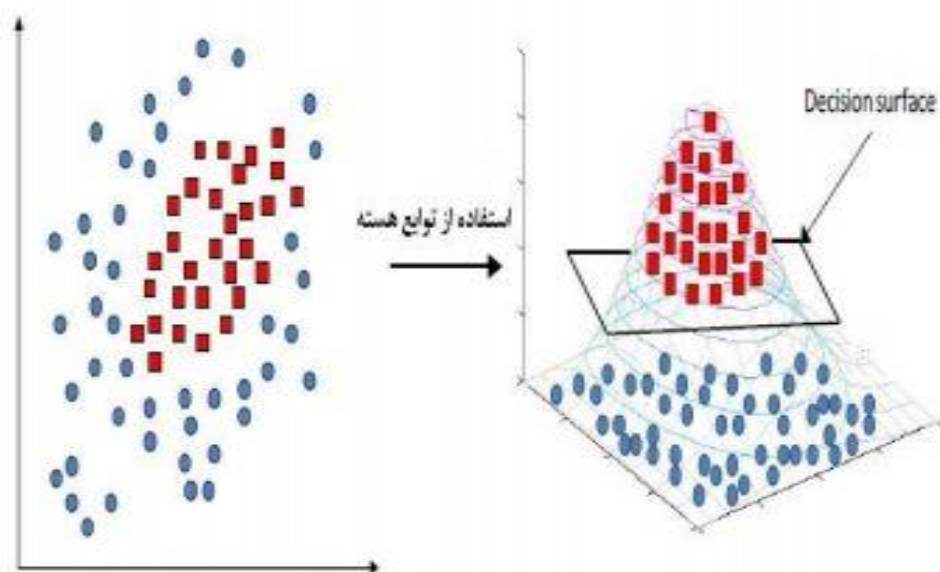
^۲ Radial Basis Function

^۳ Sigmoid Kernel

که در روابط بالا x_i, x_j مجموعه‌ای از داده‌های آموزش، γ یک پارامتر تعریف شده توسط کاربر به عنوان عرض هسته، d درجه چند جمله‌ای، r مقدار اریب یا بایاس و T ماتریس واحد می‌باشد.

• بهره‌گیری از هسته‌های غیرخطی

استفاده از مدل‌های خطی برای طبقه‌بندی داده‌ها بسیار سریع‌تر و آسان‌تر از مدل‌های غیرخطی است. مدل‌های خطی بر روی داده‌هایی که توسط الگوهای خطی، جدا پذیر هستند کار می‌کند. اغلب استفاده از مدل‌های خطی مناسب است چراکه هزینه محاسبات را کاهش و سرعت آن را افزایش می‌دهد؛ اما در برخی مواقع نمونه‌های موجود به گونه‌ای نیستند که بتوان از یک مدل خطی برای تمایز آن‌ها استفاده نمود. در چنین مواقعی نیاز است تا داده‌ها به فضای جدید نگاشت شوند تا بتوان در فضای جدید از مدل خطی استفاده کرد. در شکل (۳-۶) نحوه نگاشت داده‌ها به فضای جدید آورده شده است. نگاشت داده‌ها به فضای جدید همواره به آسانی انجام نمی‌پذیرد و معمولاً هزینه بالایی را تحمیل می‌کند. ایده هسته، این نقیصه را به خوبی پوشش داده و راهکاری را ارائه می‌دهد تا بتوان با هزینه کم این کار را انجام داد. هسته به صورت ضمنی عمل کاشت داده‌ها به فضای بالا را انجام می‌دهد. ماشین بردار پشتیبان نیز برای اینکه بتواند به صورت خطی بروی داده‌های غیرخطی جداسازی را انجام دهد نیاز دارد تا از ایده هسته استفاده کند. استفاده از ایده هسته، منجر به افزایش قدرت طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان می‌شود [۱۷]. شکل (۳-۸) نحوه عملکرد تابع هسته بر روی داده‌ها را نشان می‌دهد.



شکل ۳-۸ ایده استفاده از هسته [۱۷]

۳-۲-۷-۳ بیشترین احتمال شباهت

روش بیشترین احتمال شباهت نیز یکی از کاراترین روش‌های طبقه‌بندی تصاویر می‌باشد. در اکثر تحقیقات و مطالعات این روش به عنوان دقیق‌ترین روش طبقه‌بندی معرفی شده است. در این روش که از سایر روش‌های موجود برای طبقه‌بندی دقیق‌تر است میزان کمی واریانس و همبستگی ارزش‌های طیفی باندهای مختلف برای مناطق نمونه محاسبه می‌شود و از همین خاصیت برای ارتباط یک پیکسل طبقه‌بندی نشده به یکی از گروه‌ها یا نمونه‌های طیفی نیز استفاده می‌شود. به بیان دیگر برای بررسی نحوه توزیع ارزش‌های طیفی و احتمال آماری ارتباط یک پیکسل با یکی از گروه‌های نمونه از ماتریس واریانس و بردار میانگین که خود واریانس و همبستگی ارزش‌های طیفی را تعریف می‌کنند، استفاده می‌شود [۶۳].

طبقه‌بندی حداکثر احتمال فرض می‌کند که آمار مربوط به هر کلاس در هر باند به طور معمول توزیع شده و احتمال تعلق یک پیکسل معین به یک کلاس خاص را محاسبه می‌کند. تا زمانی که آستانه احتمال را انتخاب نکنید، همه پیکسل‌ها طبقه‌بندی می‌شوند. هر پیکسل به کلاسی اختصاص می‌یابد

که بیشترین احتمال را دارد (یعنی حداکثر احتمال). اگر بیشترین احتمال از آستانه تعیین شده شما کوچکتر باشد، پیکسل طبقه‌بندی نشده باقی می‌ماند [۶۳].

طبقه‌بندی حداکثر شباهت توابع متمایز برای هر پیکسل در تصویر را محاسبه و پیاده سازی می‌کند که در رابطه (۲۸-۳) نشان داده شده است [۶۳]:

$$g_i(x) = \ln p(\omega_i) - \frac{1}{2} \ln \left| \sum_i \right| - \frac{1}{2} (x - m_i)^T \sum_i^{-1} (x - m_i) \quad (28-3)$$

که در رابطه بالا i کلاس، x داده n بعدی (n تعداد باندها می‌باشد)، $p(\omega_i)$ احتمال اینکه کلاس ω_i در تصویر رخ دهد و برای همه کلاس‌ها یکسان فرض شود، $|\sum_i|$ تعیین کننده ماتریس کوواریانس داده‌ها در کلاس ω_i ، $\sum_i^{-1}$ ماتریس معکوس و m_i بردار میانگین فرض شده است.

۳-۸ تلفیق داده ها

پدیده‌های محیطی با توجه به دوره‌ی رخدادشان، بایستی توسط سنجنده‌های مختلفی مورد بررسی قرار گیرند. به دلیل گستردگی کاربردها و محدودیت‌های فنی در طراحی و ساخت سنجنده‌ها، هر سنجنده در کاربرد خاصی مناسب بوده و دارای محدودیت‌هایی در زمینه سایر کاربردها می‌باشد. از این جهت در بیشتر مواقع، لازم است تا به منظور یک کاربرد خاص و یا پایش پدیده‌های گوناگون، داده‌ها و تصاویر اخذ شده توسط سنجنده‌های مختلف با یکدیگر به نحوی تلفیق شوند تا داده و یا تصاویر جدید، دارای خصوصیات و ویژگی‌های تمامی تصاویر و یا داده‌های اولیه باشد. به این نحو از تلفیق به اصطلاح ادغام تصاویر^۱ می‌گویند که به کمک این روش‌ها، تصاویر تلفیق شده‌ای تولید می‌شوند که قدرت تفکیک پذیری بهتری دارند و نمایش بهتری از پدیده‌های زمینی را ممکن می‌سازند [۶۴].

به طور کلی، فرآیند ادغام داده‌ها بسیار ساده‌تر و اقتصادی‌تر از طراحی و ساخت یک سنجنده

^۱ Image Fusion

پیشرفته‌ای است که در آن قدرت تفکیک مکانی و طیفی به صورت توأم منظور شده باشد. لذا بدون شک، به کارگیری توأم اطلاعات مکانی و طیفی بدون استفاده از روش‌های تلفیق داده‌ها، امکان پذیر نمی‌باشد [۶۵]. با توجه به توضیحات بخش (۳-۲) این نوع تلفیق، ادغام در سطح تصمیم بوده که در بخش بعدی به تشریح گفته خواهد شد.

۳-۸-۱ الگوریتم حداکثر رأی گیری^۱

در این مطالعه با توجه به شکل (۴-۹) از الگوریتم حداکثر رأی گیری برای تلفیق و ادغام تصاویر خروجی حاصل از ۳ طبقه بند شبکه عصبی مصنوعی، ماشین بردار پشتیبان و حداکثر احتمال با استفاده از کد متلب مورد استفاده قرار گرفته است.

هدف اصلی ادغام تصاویر، ترکیب داده‌های متمایز و مکمل برای افزایش اطلاعات ظاهری در تصاویر و نیز افزایش قابلیت اطمینان تفسیر است که منجر به ایجاد عملکرد عملیاتی قوی، افزایش اعتماد و کاهش ابهام می‌شود [۶۶]. یکی از مهم‌ترین و پرکاربردترین روش‌ها در ادغام، روشی مبتنی بر مفهوم رأی‌گیری است که استفاده از این روش در مقایسه با نتیجه یک تصمیم فردی، دارای نتایج دقیق‌تر و قابل اعتمادتری است. ساده‌ترین شکل این روش، الگوریتم حداکثر رأی‌گیری است [۶۷]. در روش حداکثر رأی‌گیری پیکسل به کلاسی تعلق می‌گیرد که در بین کلاس‌های مختلف بیشترین تکرار را برای آن کلاس داشته باشد. به عبارت دیگر در این روش اگر تمام نتایج، از وزن و دقت یکسانی برخوردار باشند و وزن تمام طبقه‌بندی کنندگان برابر باشد، کلاس نهایی با بالاترین رأی به عنوان کلاس منتخب معرفی خواهد شد که در رابطه (۳-۲۹) نشان داده شده است [۶۸].

$$\sum_{i=1}^L d_{i,k} = \max_{j=1}^L d_{i,j} \quad (۳-۲۹)$$

که در این رابطه d_i به ازای $i = 1, 2, \dots, m$ (که در آن m تعداد مجموعه روش‌های تصمیم‌گیری

است) و $j = 1, 2, \dots, c$ (که در آن c تعداد کلاس‌های موجود بوده) و بردار c بعدی $\{d_{i1}, d_{i2}, \dots, d_{in}\}$ برای هر طبقه‌بندی کننده می‌تواند بکار رود. وقتی که طبقه‌بندی کننده‌ها وزن‌های متفاوتی دارند، یک مدل خاص از این روش که رای‌گیری حداکثر وزن دار نامیده می‌شود، مورد استفاده قرار می‌گیرد. به این ترتیب، نقش طبقه‌بندی کننده‌های دقیق‌تر در رای‌گیری افزایش یافته و به آن‌ها وزن بیشتری داده می‌شود. در حالی که طبقه‌بندی کننده‌های با دقت کم‌تر در رای‌گیری وزن کم‌تری دریافت می‌کنند.

$$g_i(x) = \sum_{j=1}^M d_{i,j} \times W_j \quad (3-30)$$

در رابطه (۳-۳۰)، W_j وزن هر طبقه‌بندی کننده است و می‌تواند با استفاده از ارزیابی دقت کلی تعیین شود.

۳-۹ فیلتر حذف خطاهای تک پیکسل

از آنجایی که تمام طبقه‌بندی‌ها دارای ضعف‌های مخصوص به خود هستند، هنگام کلاسه‌بندی تعدادی از پیکسل‌ها را به اشتباه در کلاس‌های نامربوط قرار داده که آن‌ها را به اسم خطاهای تک پیکسلی می‌شناسیم. با استفاده از یک کد متلب و با ایجاد یک ماتریس 5×5 تلاش کردیم تا این مشکل را رفع نماییم. پیکسل وسط این ماتریس (سطر سوم و ستون سوم) فقط برای پیکسل‌های راه ملاک تصمیم‌گیری قرار گرفته که بر روی تصویر نهایی و خروجی حاصل از حداکثر رای‌گیری پردازش شده است. با توجه به اینکه در این مطالعه، پیکسل‌های قرمز رنگ نماینده پیکسل‌های راه و پیکسل‌های زرد رنگ نماینده پیکسل‌های غیر راه بوده و ما به دنبال حذف پیکسل‌های راه اشتباه هستیم (حذف پیکسل-های قرمز)، یک حد آستانه مناسب برای پیکسل مرکزی که ملاک تصمیم‌گیری است به صورت دستی و با انجام آزمون و خطا تعیین شد. به گونه‌ای که در این ماتریس 5×5 که دارای ۲۵ پیکسل است، اگر تعداد پیکسل‌های قرمز رنگ کمتر از ۶ عدد پیکسل باشد، آن پیکسل قرمز رنگ را تبدیل به پیکسل زرد رنگ (پیکسل غیر راه) می‌کند و اگر در بین ۲۵ پیکسل، تعداد پیکسل‌های قرمز رنگ بیشتر از ۶

عدد پیکسل باشد، در پیکسل راه مربوطه تغییری ایجاد نمی‌کند. این عمل برای تمامی پیکسل‌های تصویر (به جز دو ردیف پیکسل از هر ۴ طرف عکس) انجام شده و پیکسل‌های راه‌ای که کمترین همسایگی و فراوانی را نسبت به پیکسل‌های قرمز رنگ داشته باشند، حذف خواهند شد. بدیهیست این برنامه بر روی پیکسل‌های زرد رنگ هیچ پردازشی را انجام نداده چون ما به دنبال حذف خطاهای تک پیکسلی راه هستیم. این کد در پیوست این مطالعه ارائه شده است.

۳-۱۰ بررسی دقت نتایج

لازمه استفاده از هر نوع اطلاعات، آگاهی از درستی و صحت آن است. یکی از متداول ترین روش‌های ارزیابی دقت طبقه‌بندی، آماده کردن ماتریس خطای طبقه‌بندی است. ماتریس خطا به طور گسترده در مطالعات سنجش از دور به کار می‌رود. در این روش فایل نمونه‌برداری که متشکل از داده‌های تست یا آزمایش در کلاس‌های تعریف شده است، با تصویر طبقه‌بندی شده حاصل از فایل داده‌های آموزشی تلاقی داده می‌شود. در این صورت تک تک پیکسل‌های نمونه‌برداری شده با کلاس‌های طبقه‌بندی شده تلاقی می‌یابد و در نتیجه امکان بررسی صحت طبقه‌بندی پیکسل‌ها فراهم می‌گردد.

برآورد دقت برای درک نتایج بدست آمده حائز اهمیت بوده و به کار بردن این نتایج برای تصمیم‌گیری معمولاً براساس پارامترهای آماری می‌باشد که از ماتریس خطا^۱ استخراج می‌شوند. معمول ترین عامل‌های برآورد دقت شامل دقت کل، دقت تولیدکننده، دقت کاربر و ضریب کاپا هستند [۶۹].

ماتریس خطا که ماتریس ابهام هم نامیده می‌شود به صورت یک جدول توافقی است که اختلاف بین اطلاعات واقعیت زمینی و تصویر را نشان داده و از طریق تکنیک‌های میان جدولی محاسبه می‌گردد. برچسب هر پیکسل معلوم، با برچسب پیکسل متناظر مقایسه می‌شود و نتایج یکسان با یکدیگر جمع شده و برچسب‌هایی که با هم، همخوانی ندارند نیز محاسبه می‌شوند. در مورد طبقه‌بندی کلاس راه،

^۱ Error Matrix

ماتریس خطایی به صورت جدول ۱-۳ تشکیل می‌شود. در این ماتریس داده‌های واقعیت زمینی به صورت سطرها و داده‌های مربوط به نتایج طبقه‌بندی در ستون‌های ماتریس ظاهر می‌شوند. سپس به صورت مقایسه پیکسل به پیکسل، پارامترهای آماری این ماتریس محاسبه می‌گردد. تعداد پیکسل‌هایی که به صورت صحیح طبقه‌بندی شده باشند بر روی قطر اصلی قرار می‌گیرند و عناصر غیر قطری معرف مجموع خطاها می‌باشند [۱۶].

جدول ۱-۳ ماتریس خطا

Confusion Matrix		Train Classes		sum
		0	1	
Ground Truth	0	TN	FP	CN
	1	FN	TP	CP
	sum	RN	RP	N

المان های ماتریس فوق در رابطه ۳-۳۱ به صورت زیر تعریف می‌شود [۱۶]:

$$CN = TN + FP \quad (3-31)$$

$$CP = FN + TN$$

$$RN = TN + FN$$

$$RP = FP + TP$$

$$N = CN + CP = RN + RP$$

- TN (True Negative): تعداد پیکسل‌های غیر راه می‌باشد که به درستی در داخل کلاس

غیر راه گرفته است. مقدار $P(TN)$ یعنی احتمال TN به صورت $P(TN) = \frac{TN}{CN}$ محاسبه

می‌شود.

- TP (True Positive): تعداد پیکسل‌های راه است که به درستی در داخل کلاس راه قرار

گرفته است و $P(TP)$ که به صورت $P(TP) = \frac{TP}{CP}$ نشان داده می‌شود، احتمال آشکارسازی

نامیده می‌شود.

- FP (False Positive): تعداد پیکسل‌های غیر راه می‌باشد که به اشتباه در داخل کلاس راه

قرار می‌گیرد و $P(FP) = \frac{FP}{CP}$ نیز احتمال تشخیص اشتباه نامیده می‌شود.

• FN (False Negative): تعداد پیکسل‌های راه است که به اشتباه در داخل کلاس غیر راه

قرار گرفته است و $P(FN)$ نیز به صورت $P(FN) = \frac{FN}{CP}$ محاسبه می‌شود.

در این تحقیق برای ارزیابی و محاسبه دقت الگوریتم از معیارهای ماتریس خطا استفاده شده است. برای به دست آوردن معیارهای صحت‌سنجی، خروجی هر مدل را به تصویری باینری تبدیل کرده و سپس از روی ماتریس خطای ایجاد شده، چهار معیار دقت کلی، ضریب کاپا، دقت تولید کننده و دقت کاربر را استخراج می‌کنیم.

۳-۱۰-۱ معیار صحت کلی^۱

OA میانگینی از دقت طبقه‌بندی است که حاصل تقسیم مجموع تعداد پیکسل‌های راه و غیر راه که به درستی طبقه‌بندی شده اند بر تعداد کل پیکسل‌ها می‌باشد. دقت کلی طبقه‌بندی بیانگر میزان اعتبار طبقه‌بندی انجام شده می‌باشد.

$$OA = \frac{(TN + TP)}{N} \quad (3-32)$$

دقت کلی یک برآورد از دقت طبقه بندی یا به اصطلاح دقیق تر میانگینی از دقت طبقه‌بندی است. این پارامتر با همه کلاس‌ها به طور یکسان برخورد می‌کند و بنابراین تفاوتی که میان کلاس‌ها وجود دارد را در نظر نمی‌گیرد. به دلیل ایرادات وارده بر دقت کلی، غالباً در کارهای اجرائی که مقایسه دقت طبقه‌بندی مورد توجه است، از شاخص کاپا استفاده می‌شود؛ چون شاخص کاپا پیکسل‌های نادرست طبقه‌بندی شده را مد نظر قرار می‌دهد که در بخش بعدی توضیح داده خواهد شد.

۳-۱۰-۲ پارامتر صحت Kappa

ضریب کاپا، تکنیک چند متغیره گسسته‌ای است که اگر یک ماتریس خطا تفاوت معناداری با دیگری

^۱ Overall Accuracy

داشته باشد، در ارزیابی صحت برای تصمیم‌گیری آماری مورد استفاده قرار می‌گیرد که این ضریب، دقت طبقه‌بندی را نسبت به یک طبقه‌بندی کاملاً تصادفی محاسبه می‌کند. شاخص k یا ضریب کاپا در واقع معرف اختلاف بین داده‌های مرجع با یک طبقه‌بندی کننده است.

$$Kappa = \frac{(N \times (TN + TP)) - ((CN \times RN) + (RP \times CP))}{(N^2) - ((CN \times RN) + (RP \times CP))} \quad (33-3)$$

ضریب کاپا نسبت به دقت کلی این مزیت را دارد که شانس در طبقه‌بندی نقشی ندارد. مزیت دیگرش استفاده از مقادیر غیر قطری ماتریس خطا برای محاسبه دقت می‌باشد.

۳-۱۰-۳ دقت تولید کننده^۱

برای برآورد دقت کلاس‌ها به صورت مجزا از پارامترهایی مانند دقت تولیدکننده و دقت کاربر استفاده می‌شود. دقت تولید کننده بیانگر احتمال نسبت دادن پیکسلی به یک کلاس خاص در صورتی که کلاس واقعی آن مشخص باشد. این پارامتر از نسبت‌گیری عنصر قطری به مجموع مقادیر هر سطر محاسبه می‌شود.

$$PA = \frac{TP}{CP} \quad (34-3)$$

۳-۱۰-۴ دقت کاربر^۲

این دقت بیانگر احتمال پیکسل‌های صحیح طبقه‌بندی شده به مجموع پیکسل‌های یک ستون است، به این معنی که درصد پیکسل‌هایی که در نقشه خروجی به کلاس مشخص نسبت داده شده‌اند واقعا به آن کلاس متعلق بوده‌اند.

$$UA = \frac{TP}{RP} \quad (35-3)$$

^۱ Product Accuracy

^۲ User Accuracy

فصل ۴ : پیاده سازی روش تحقیق و ارزیابی نتایج

۴-۱ مقدمه

از دهه اخیر تاکنون تحقیقات متفاوتی در زمینه استخراج عوارض و پدیده‌های سطح زمین به خصوص راه‌ها انجام گرفته است. بسیاری از پژوهشگران معتقدند تلفیق اطلاعات و جزئیات طیفی - مکانی سبب بهبود نتایج طبقه‌بندی‌ها شده است. در این فصل به تشریح و پیاده‌سازی روش پیشنهادی این تحقیق جهت استخراج اتوماتیک عارضه راه از تلفیق و ادغام دو تصویر ماهواره‌ای از تصاویر خانواده سنتینل (سنتینل ۱ و سنتینل ۲) با استفاده از تکنیک پن شارپ و ویژگی‌های بافت در دو منطقه مطالعاتی به تفصیل بیان می‌گردد. همچنین پس از آن به بررسی، ارزیابی و تحلیل نتایج نیز پرداخته شده است. در این تحقیق سعی بر آن است که از توانایی تلفیق دو تصویر ماهواره‌ای به منظور افزایش دقت مکانی و طیفی که منجر به شناسایی بیشتر پیکسل‌های راه می‌شود، استفاده کند. باتوجه به در دسترس بودن و رایگان بودن داده‌های ماهواره‌های سنتینل ۱ و سنتینل ۲ این روش می‌تواند راهکار مناسبی جهت تحقیقات آتی پژوهشگران باشد.

۴-۲ مرحله کلی پیش پردازش داده ها

ابتدا پیش پردازش داده راداری انجام گرفت که در اولین مرحله اثرات نویزهای حرارتی حذف شدند (نویزهای حرارتی اطلاعات رادیومتری و طیفی تصویر راداری را تحت تأثیر قرار می‌دهند). در مرحله بعد تصحیح رادیومتریکی انجام گرفت که تصویر راداری از مقادیر شدت^۱ به مقادیر باز پراکنش از سطح تبدیل شدند. به عبارت دیگر مقادیر خروجی که به عنوان بک اسکترینگ هستند با پارامتر σ_0 برآورد می‌شوند. σ_0 مقادیر هر پیکسل را بین صفر و یک برآورد می‌کند و هر چه مقدار شدت در قبل از پردازش رادیومتریکی بالاتر باشد، پس از تصحیح مقدار σ_0 به عدد یک نزدیک‌تر است. در مرحله بعد از فیلتر Refine Lee که فیلتر خاص تصاویر راداری برای حذف خطاهای اسپکل است، اقدام

^۱ Intensity

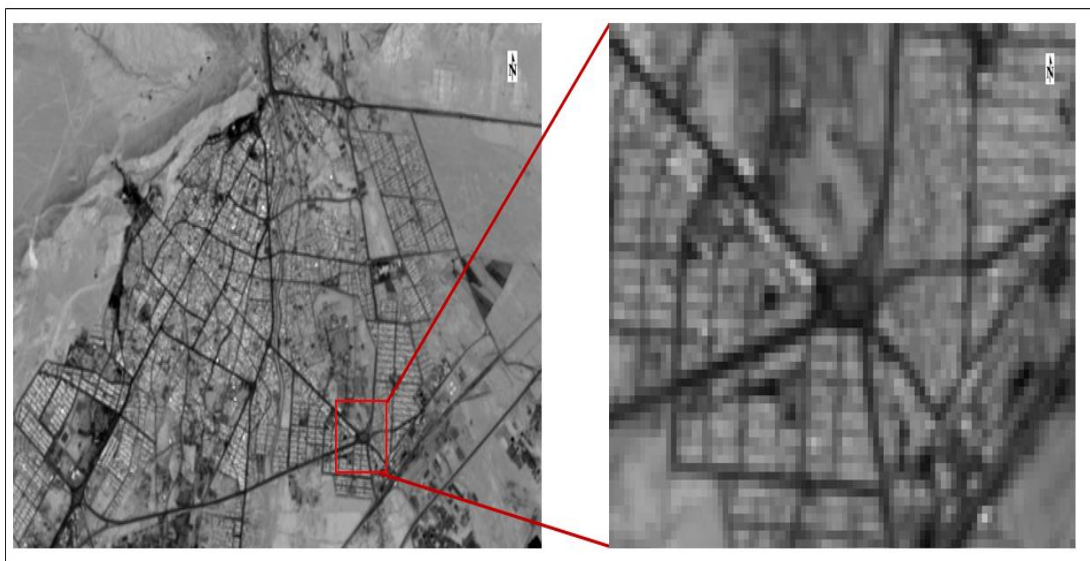
گشت. وجود اسپکل به خاطر رفتار تصادفی‌ای که دارد، برای هر پیکسل متفاوت است و در نتایج نهایی اثر خواهد گذاشت. از میان تمامی فیلترهای خاص راداری تنها فیلتر Refine Lee توانسته بیشترین مقدار ENL را کسب کند که نشان دهنده این است که این فیلتر به نرمال سازی هر چه بهتر فرکانس‌های بالایی که توسط خطای اسپکل ایجاد شدند، کمک می‌کند. معیار ENL نشان می‌دهد که کدام فیلتر توانسته خطاهای اسپکل بیشتری را حذف کند که این معیار ENL در نرم افزار Snap8.0 تعیین و مقادیر آن مشخص شد. این معیار هر چه بالاتر باشد نشان دهنده این است که فیلتر مورد نظر در حذف خطاهای اسپکل عملکرد بهتری داشته و پیکسل‌ها به مقدار بیشتری همگن شده‌اند. در مرحله بعد نوبت به تصحیحات توپوگرافی و هندسی می‌رسد. در این فرایند اعوجاجاتی که حین اخذ تصویر ایجاد شده است و بیشتر به خاطر بی نظمی‌های توپوگرافی زمین است، انجام می‌گیرد. علاوه بر این، این تصحیحات سبب حذف خطاهای Foreshortening و Layover می‌شود که این خطاها معمولاً در جاهایی اتفاق می‌افتد که ما عوارض بلند و مرتفع داریم مانند: کوهستان‌ها، جنگل‌ها و ساختمان‌ها. این تصحیح بر اساس فایل DEM منطقه و مدل رقومی ارتفاعی SRTM به روش نزدیکترین همسایگی^۱ زمین مرجع می‌شوند.

پس از اتمام پیش پردازش داده راداری، نوبت به پیش پردازش داده نوری می‌رسد. برای انجام پیش پردازش تصویر سنتینل ۲، ابتدا تصحیح هندسی صورت گرفته تا داده‌ها Georeference شوند. سپس نوبت به تصحیح اتمسفریک می‌رسد که به منظور حذف نفوذ جو در تصویر بازتابندگی از سطح اعمال می‌گردد. این تصحیح با روش Quick Atmospheric Correction انجام شده تا مقدار بخار آب، دی اکسید کربن، ذرات معلق و پخش ناشی از آبروسل‌ها را شناسایی و از بین ببرد. این روش زمانی به بهترین نحو عمل می‌کند که تصاویر به صورت یکنواخت، مانند شرایط آسمان صاف و بدون پوشش ابری باشد. اگر تصاویر شامل ابرها و سایه‌های ابر باشد، ابتدا می‌بایست ابرها و سایه‌ها را پنهان کرد (Mask) و سپس از این روش بهره جست. در ادامه نیز تصحیح رادیومتریکی صورت می‌گیرد.

^۱ Nearest Neighborhood

۳-۴ اعمال تکنیک پن شارپ

همان طور که در بخش (۳-۵-۳) توضیح داده شد، با پیاده‌سازی این تکنیک به روش LMVM، سعی در افزایش جزئیات و بهبود وضوح مکانی برای باندهای ۱۱ و ۱۲ سنجنده سنتینل ۲ از قدرت تفکیک مکانی ۲۰ متر به ۱۰ متر صورت گرفت. این تکنیک در نرم افزار Orfeo-ToolBox 7.0 که به نام OTB شناخته می‌شود، صورت گرفته است. مراحل این فرآیند بدین شکل بوده که ابتدا در نرم افزار ENVI، چهار باند ۱۰ متری سنتینل ۲ را توسط Band Math به یک لایه باند ۱۰ متری تبدیل کردیم تا در واقع این لایه، هم باند پانکروماتیک ما باشد و هم باند جدید حاصل شده (تصویر خاکستری رنگ)، حاوی تمامی اطلاعات چهار باند باشد. سپس باند ۱۱ و ۱۲ که ۲۰ متری هستند را در ENVI تبدیل به یک لایه کرده و پیکسل‌های خروجی آن را ۱۰ متر انتخاب می‌کنیم تا پیکسل‌های باندهای ۲۰ متری کشیده شده و جزئیات آنان بیشتر گردد. در نهایت نیز دو لایه ایجاد شده را در نرم افزار OTB وارد و پنجره محاسباتی آنرا 5×5 انتخاب می‌کنیم تا تکنیک پن شارپ به روش LMVM صورت گیرد. شکل‌های (۱-۴) و (۲-۴) نشان دهنده تاثیر روش LMVM بر روی باند ۱۱ و ۱۲ قبل و بعد از اعمال شارپ کردن در محدوده شهری می‌باشد.

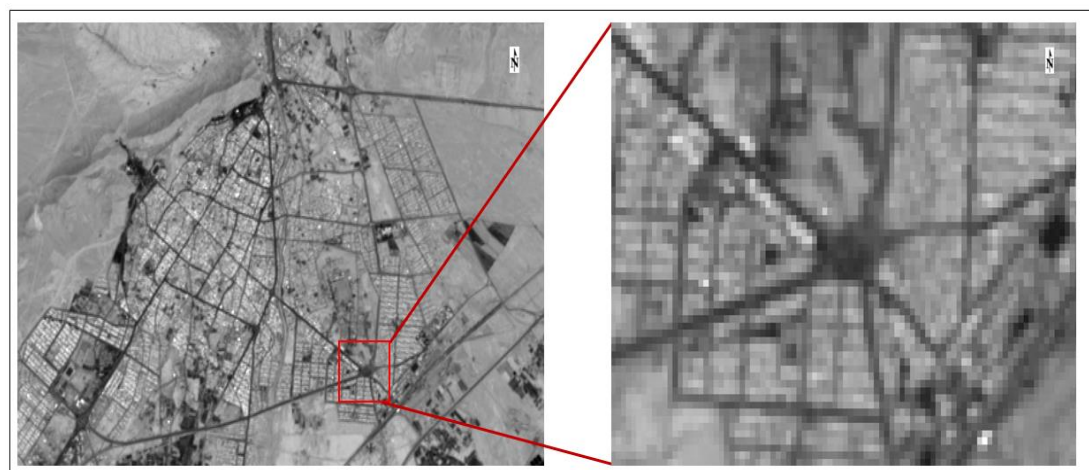


(الف)

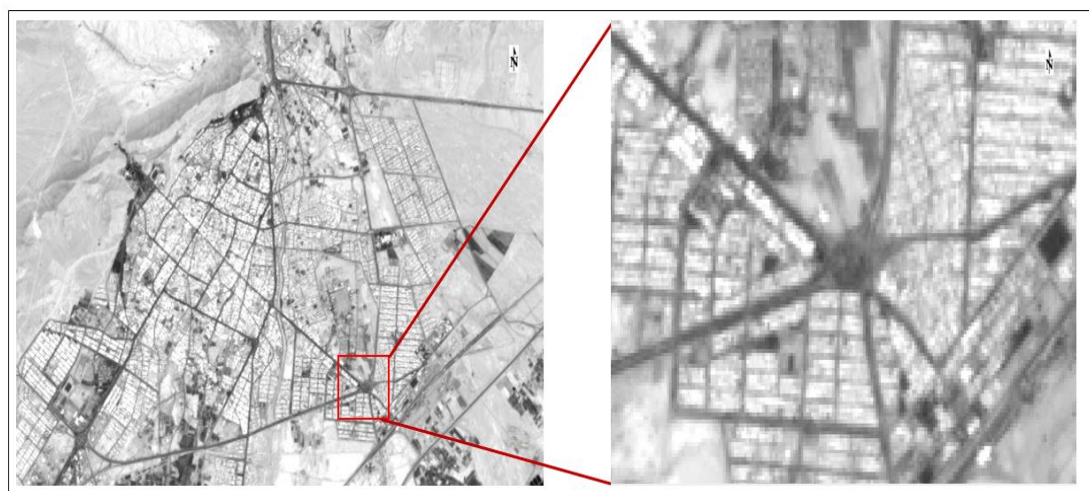


(ب)

شکل ۱-۴ اعمال روش LMVM برای باند ۱۱ (الف) قبل از شارپ کردن (ب) بعد از شارپ کردن



(الف)



(ب)

شکل ۲-۴ اعمال روش LMVM برای باند ۱۲ (الف) قبل از شارپ کردن (ب) بعد از شارپ کردن

۴-۴ داده های مورد استفاده

در این مطالعه از سنجنده راداری Sentinel-1A که در محدوده ماکروویو اخذ تصویر می کند از مد IW و پلاریزاسیون VV برای پردازش استفاده گردید. پلاریزاسیون VV یعنی امواج در جهت عمودی (Vertical) ارسال شده و با یک اسکتر عمودی (Vertical) نیز دریافت شده است. همچنین پلاریزاسیون VV دارای میزان انرژی در دسترس بیشتر می باشد. مشخصات مندرج تصویر ماهواره ای سنتینل ۱ در جدول (۱-۴) قابل مشاهده می باشد.

جدول ۱-۴ اطلاعات تصویر ماهواره سنتینل 1A

کانال	زمان اخذ تصویربرداری	قطب ش	جهت مدار	نوع و فرمت تصویر	شماره مدار اخذ تصویر	رزولوشن رنج و آزیموت (متر)
C	9/Jun/2019 14:19:52 PM	VV	Ascending	IW-GRD	172	10*10

همچنین در این مطالعه از سنجنده نوری Sentinel-2B و از ۶ باند این سنجنده در ۲ طیف محدوده مرئی و مادون قرمز نزدیک (VNIR) شامل باندهای ۲-۳-۴-۸ و محدوده مادون قرمز طول موج کوتاه (SWIR) که شامل باندهای ۱۱ و ۱۲ می باشد، استفاده گردیده است. مشخصات مندرج تصویر ماهواره ای سنتینل ۲ در جدول (۲-۴) قابل مشاهده می باشد.

جدول ۲-۴ اطلاعات تصویر ماهواره سنتینل 2B

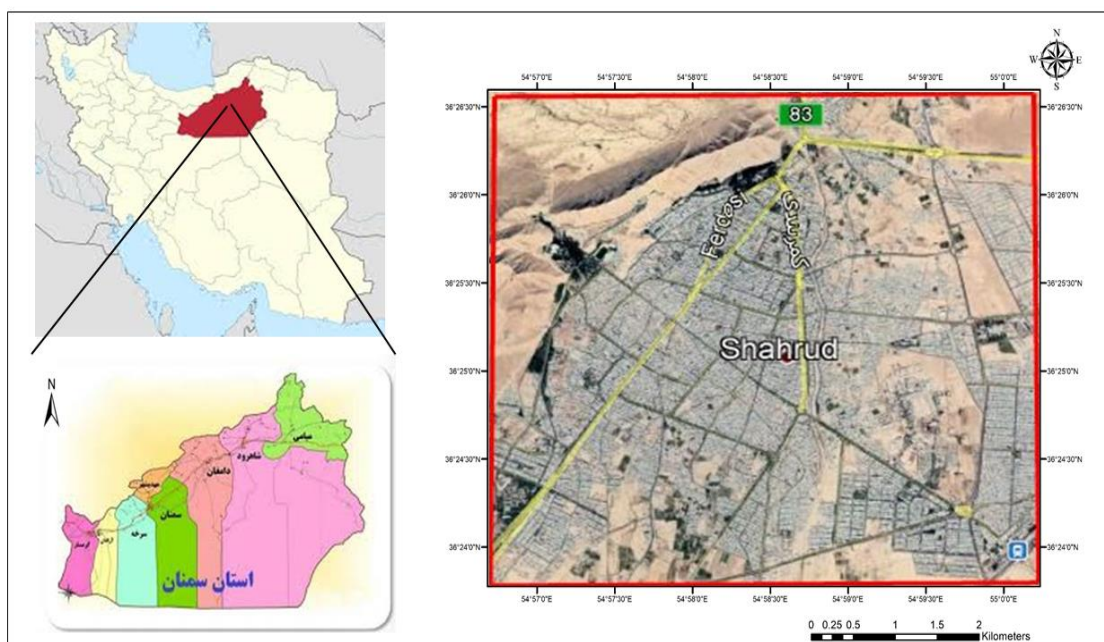
زمان اخذ تصویربرداری	نام محدوده طیفی	نام باندها	شماره باند	طول موج (نانومتر)	عرض باند (نانومتر)	نوع سنجنده و فرمت تصویر	رزولوشن مکانی (متر)
11/Jun/2019 06:56:28 AM	Visible	مرئی (آبی)	2	490	65	MSI-Level-1C	10
		مرئی (سبز)	3	560	35		10
		مرئی (قرمز)	4	665	30		10
	NIR	مادون قرمز نزدیک	8	842	115		10
	SWIR	مادون قرمز طول موج کوتاه	11	1610	90		10
		مادون قرمز طول موج کوتاه	12	2190	180		10

در این پژوهش تمامی داده‌های سنجنده‌های سنتینل ۱ و سنتینل ۲ برای هر دو منطقه مطالعاتی شهری و غیر شهری کاملاً مشابه و یکسان بوده است. همچنین علت استفاده از دو منطقه مطالعاتی نیز به این خاطر است که رویکرد پیشنهادی این مطالعه در دو محیط مورد بررسی و ارزیابی قرار گیرد. در محیط شهری توپولوژی یا رفتار راه اغلب به صورت شبکه‌ای بوده، راه‌ها به یکدیگر متصل هستند و با زوایای مختلف همدیگر را قطع می‌کنند. در صورتی که در نواحی غیر شهری در اکثر مواقع رفتار راه‌ها به صورت خط یا مسیر مستقیم خواهد بود. در ادامه به بررسی روش پیشنهادی این پایان نامه، ابتدا در منطقه مطالعاتی شهری و سپس منطقه مطالعاتی غیر شهری پرداخته خواهد شد.

۴-۵ پیاده سازی روش پیشنهادی در منطقه مطالعاتی شهری

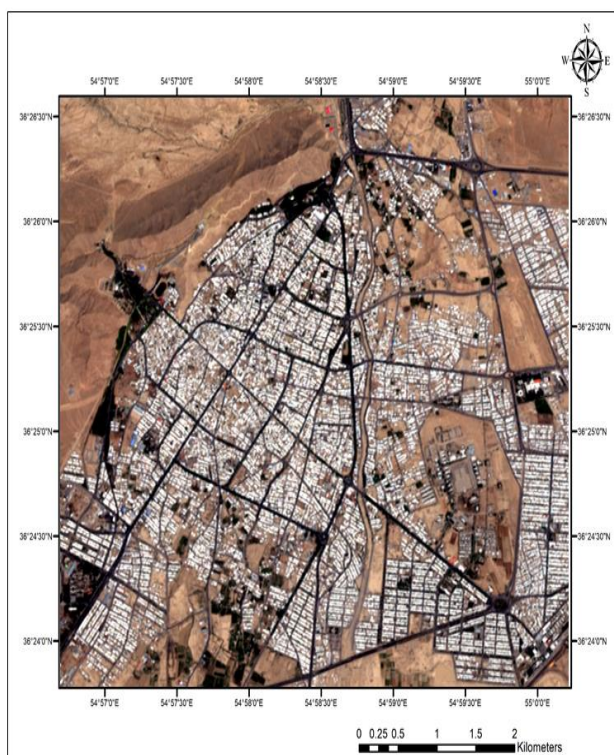
۴-۵-۱ منطقه مطالعاتی

در این پژوهش با توجه به موضوع تحقیق و در راستای اهداف تعریف شده به منظور طبقه‌بندی، از تصاویر دو ماهواره سنتینل ۱ و سنتینل ۲ که به ترتیب در تاریخ‌های ۲۰۱۹/۰۶/۰۹ و ۲۰۱۹/۰۶/۱۱ اخذ گردیده، در منطقه مطالعاتی شهری استفاده شده است. شکل (۴-۳) موقعیت جغرافیایی این منطقه را نشان می‌دهد.

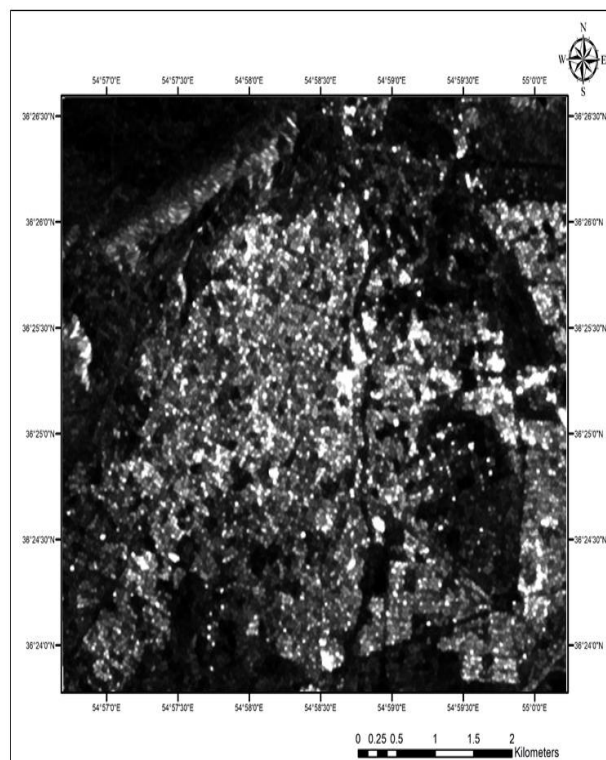


شکل ۴-۳ تصویر منطقه مطالعاتی شهری در Google Earth

در بخش شهری مطابق با شکل (۴-۴) که در بخش شرق و شمال شرقی استان سمنان قرار گرفته، دارای مختصات ۵۴ درجه و ۵۶ دقیقه تا ۵۵ درجه و ۰۱ دقیقه طول شرقی از نصف النهار گرینویچ و ۳۶ درجه و ۲۳ دقیقه تا ۳۶ درجه و ۲۶ دقیقه عرض جغرافیایی شمالی می‌باشد. ابعاد این منطقه (شهری) دارای ۵۲۶×۵۰۸ پیکسل و ۲۶,۷۲۰,۸۰۰ متر مربع می‌باشد.



(ب)

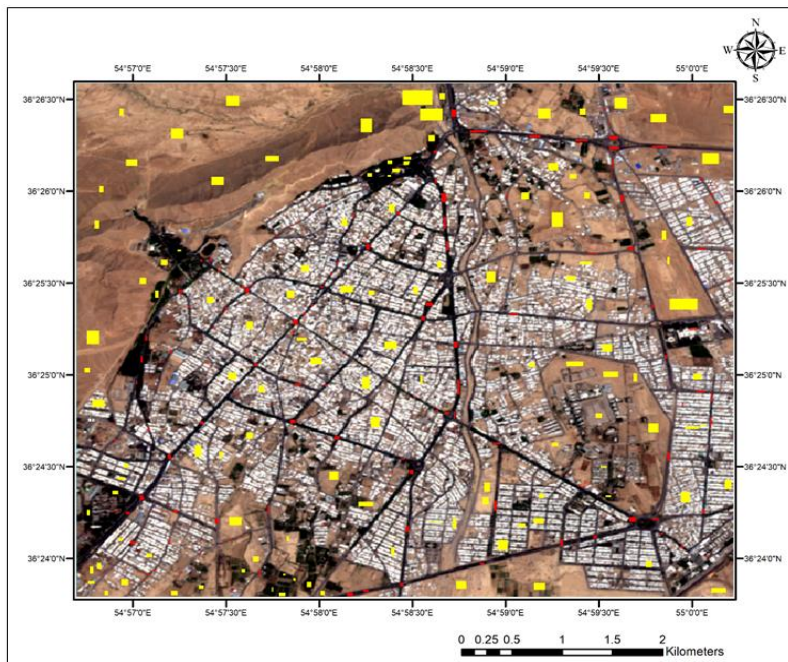


(الف)

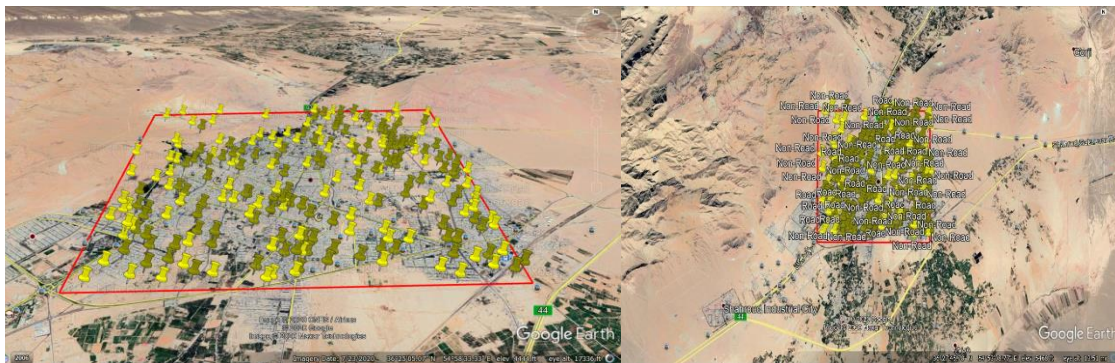
شکل ۴-۴ تصویر منطقه مورد مطالعه شهری (الف) ماهواره سنتینل ۱ (ب) ماهواره سنتینل ۲

۴-۵-۲ نمونه گیری

یکی از مهم‌ترین مراحل در استخراج شبکه راه و تولید نقشه آن، نمونه‌گیری به صورت همگن و به دنبال آن صحت‌سنجی می‌باشد. برای طبقه‌بندی از دو کلاس کلی راه و غیر راه استفاده شده است. تعداد نمونه‌های بخش شهری در کلاس راه ۲۲۰ عدد و کلاس غیر راه ۳۰۰ عدد در نظر گرفته شد که ۵۰٪ از آن‌ها به نمونه‌های آموزشی برای طبقه‌بندی و ۵۰٪ از آن‌ها به نمونه‌های ارزیابی برای صحت-سنجی اختصاص یافت. با توجه در شکل (۴-۵) نمونه‌های آموزشی و ارزیابی در منطقه شهری قابل مشاهده می‌باشد.



(الف)



(ب)

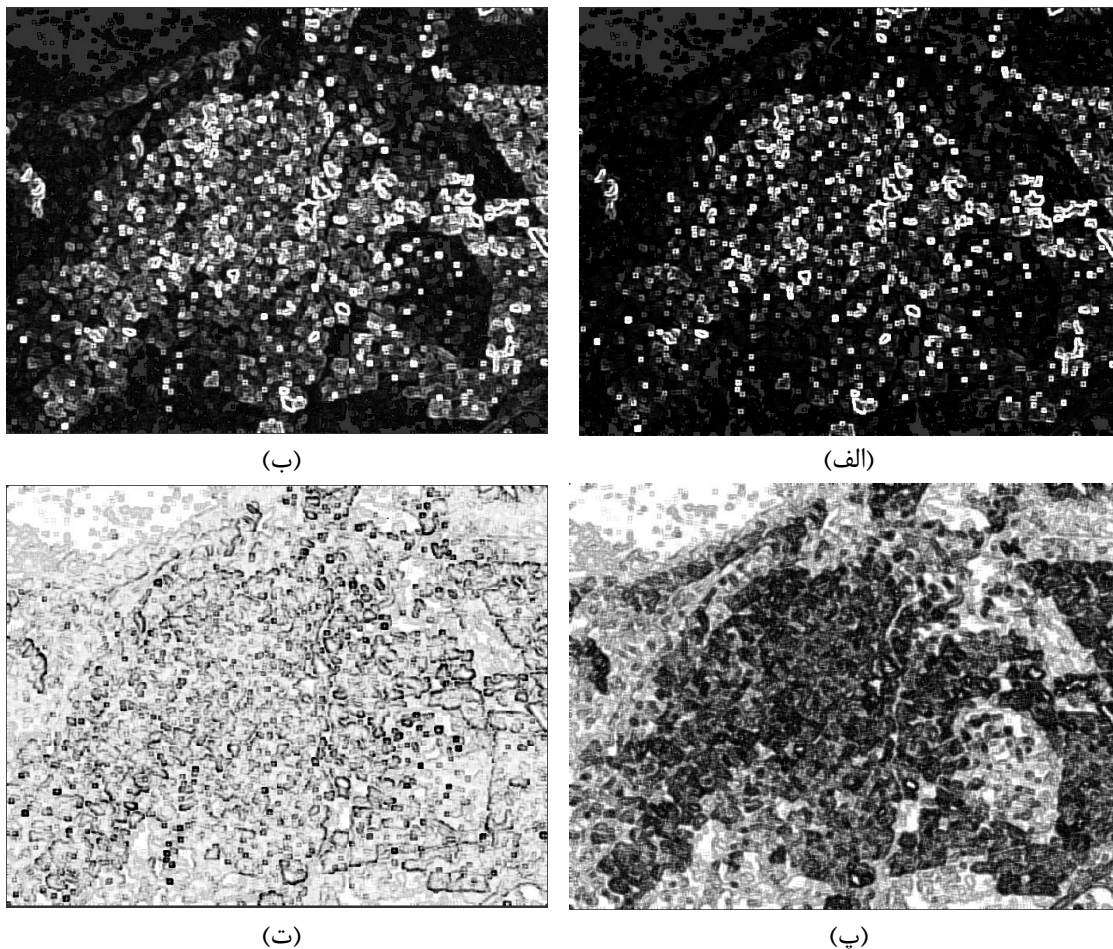
شکل ۴-۵ تصاویر نمونه های مورد استفاده در منطقه شهری (الف) نمونه های آموزشی (ب) نمونه های ارزیابی

۴-۵-۳ نتایج ویژگی های ماتریس هم رخداد در منطقه شهری

راه ها خصوصیات ویژه ای دارند که به شناسایی آن ها از تصاویر ماهواره ای کمک شایانی می کند. این خصوصیات عبارت اند از : داشتن پیوستگی کافی، طویل بودن راه، میزان انحنای کم و تفاوت درجات خاکستری راه با سایر عوارض و پدیده های اطراف آنان که سبب شناسایی هر چه بیشتر پیکسل های راه می شود. از دیگر موارد بارز در شناسایی پیکسل های راه می توان به آنالیز بافت و استفاده از پارامترهای آماری ماتریس GLCM اشاره کرد که در ادامه به نتایج آن ها اشاره خواهد شد.

در این مطالعه با تولید کمی بافت های مختلف از ماتریس هم رخداد برای داده های راداری و نوری

به ترتیب در پنجره‌هایی با ابعاد 5×5 و 9×9 صورت گرفت که ویژگی‌های مختلف برای هر داده استخراج شدند. تعداد درجات خاکستری بیشتر به معنی استخراج جزئیات بافتی بیشتر است که موجب افزایش زمان محاسبات نیز می‌گردد. توصیفگرهای ماتریس هم رخداد در چهار جهت اصلی $\theta = 0$ ، $\theta = 45$ ، $\theta = 90$ و $\theta = 135$ تولید شده و سطوح کمی سازی^۱ ۳۲ برای آن در نظر گرفته شد. نتایج خروجی حاصل از ماتریس GLCM برای داده‌های راداری و نوری در منطقه مطالعاتی شهری به ترتیب در شکل‌های (۴-۶) و (۴-۷) نشان داده شده است. در منطقه مطالعاتی شهری به علت واضح نبودن و عدم شفافیت کافی تعدادی از ویژگی‌های GLCM، فقط از ۴ پارامتر آماری Contrast، Dissimilarity، Homogeneity و Correlation استفاده شد.



شکل ۴-۶ نتایج ماتریس هم رخداد برای ماهواره سنتینل ۱ در منطقه مطالعاتی شهری (الف) Contrast (ب) Dissimilarity (پ) Homogeneity (ت) correlation



(ب)



(الف)



(ت)



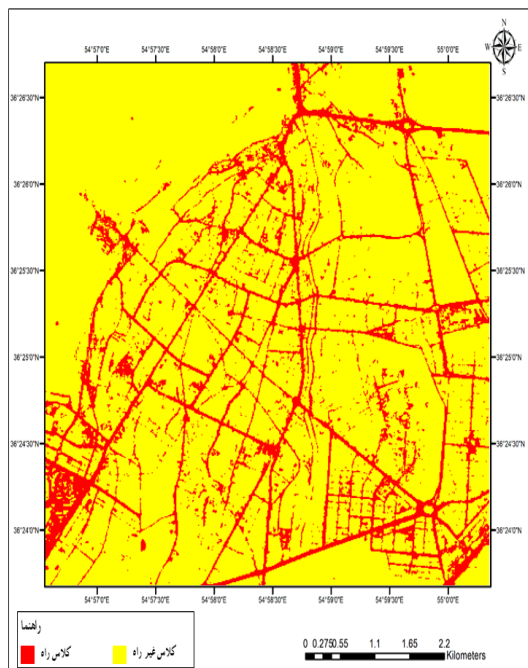
(پ)

شکل ۴-۷ نتایج ماتریس هم رخداد برای ماهواره سنتینل ۲ در منطقه مطالعاتی شهری (الف) Contrast (ب) correlation (ت) Homogeneity (پ) Dissimilarity

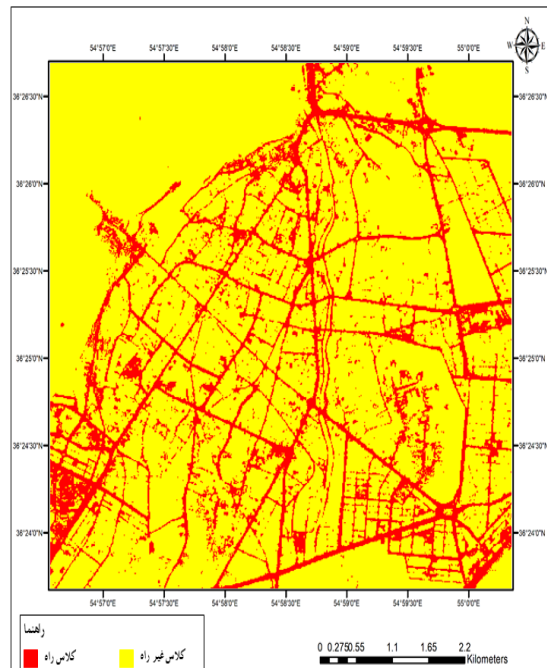
۴-۵-۴ نتایج طبقه بندی ها در منطقه مطالعاتی شهری

پس از قرار دادن توصیفگرهای ماتریس هم رخداد متناظر با داده‌های هر سنجنده در قالب یک لایه (Data set)، با استفاده از داده‌های آموزشی که از قبل تهیه شده است، به شناسایی شبکه راه با استفاده از طبقه‌بندی کننده‌های شبکه عصبی مصنوعی، ماشین بردار پشتیبان و بیشترین احتمال شباهت اقدام شد. در روش شبکه عصبی مصنوعی بهترین تعداد لایه‌های پنهان با روش آزمون و خطا ۱ عدد و در روش طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان بهترین پارامترهای γ و C به ترتیب ۰/۱۶۷ و ۱۰۰ با روش آزمون و خطا انتخاب شدند. در انتها با استفاده از رویکرد ادغام سه خروجی حاصل از طبقه‌بندی کننده‌ها

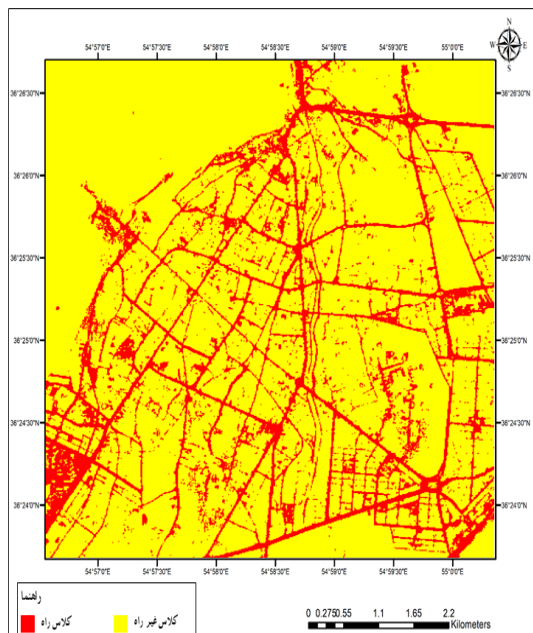
با روش حداکثر رای‌گیری، تصویری منحصر به فرد بدست آمد که میزان شناسایی پیکسل‌های شبکه راه با استفاده از این رویکرد بسیار دقیق‌تر شده است. نتایج حاصل از این بخش برای سنجنده‌های راداری و نوری به ترتیب در شکل‌های (۴-۸) و (۴-۹) قابل مشاهده است.



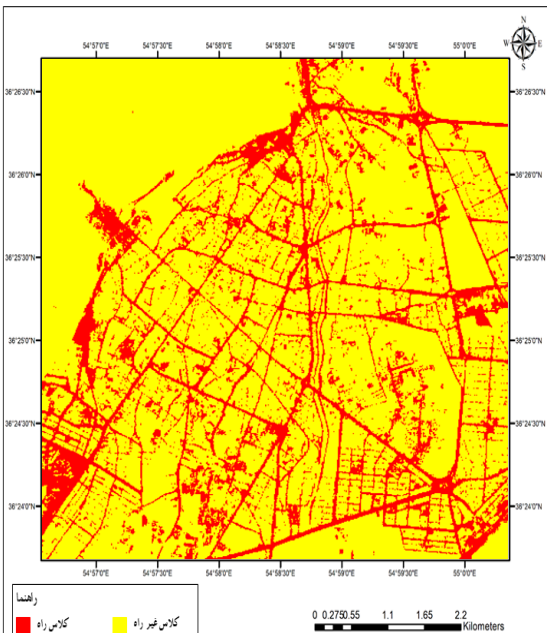
(ب)



(الف)

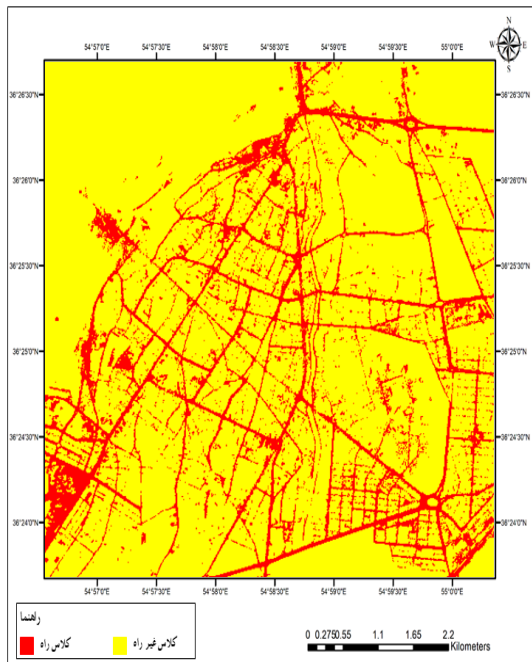


(ت)

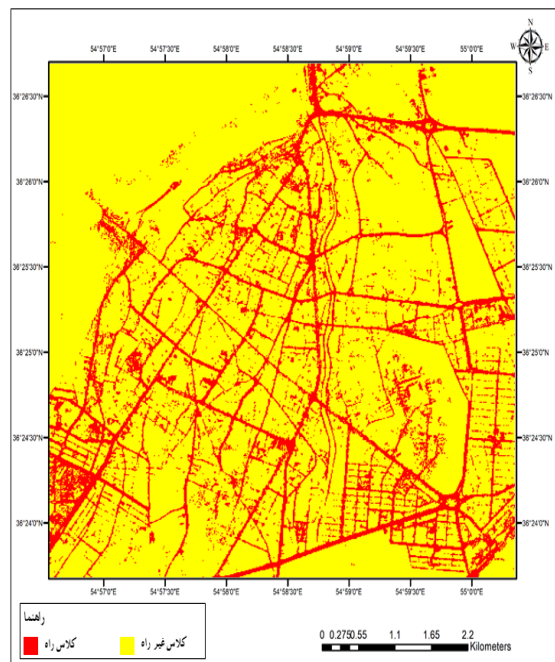


(پ)

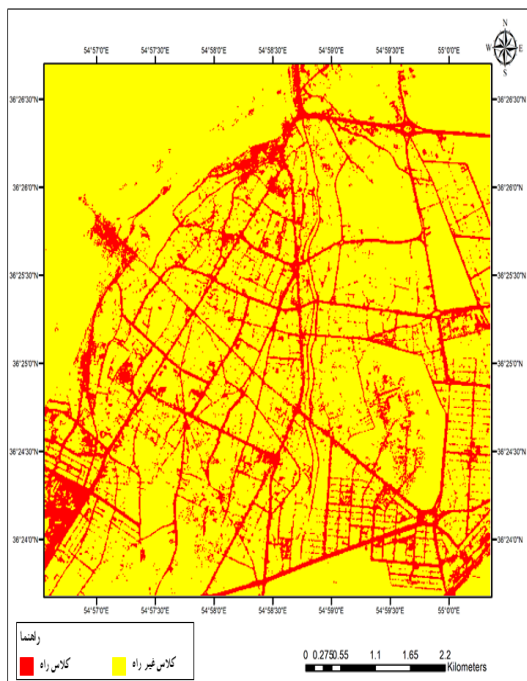
شکل ۴-۸ نتایج شناسایی شبکه راه حاصل از سنجنده سنتینل ۱ در منطقه شهری (الف) ANN (ب) SVM (پ) ML (ت) MV



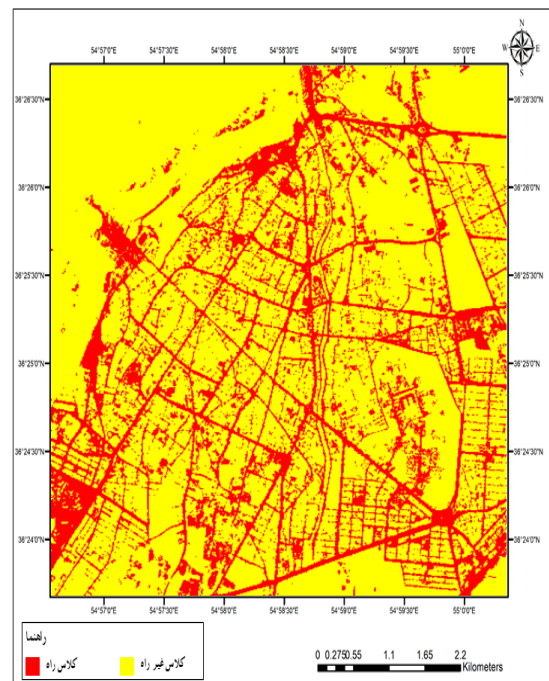
(ب)



(الف)



(ت)

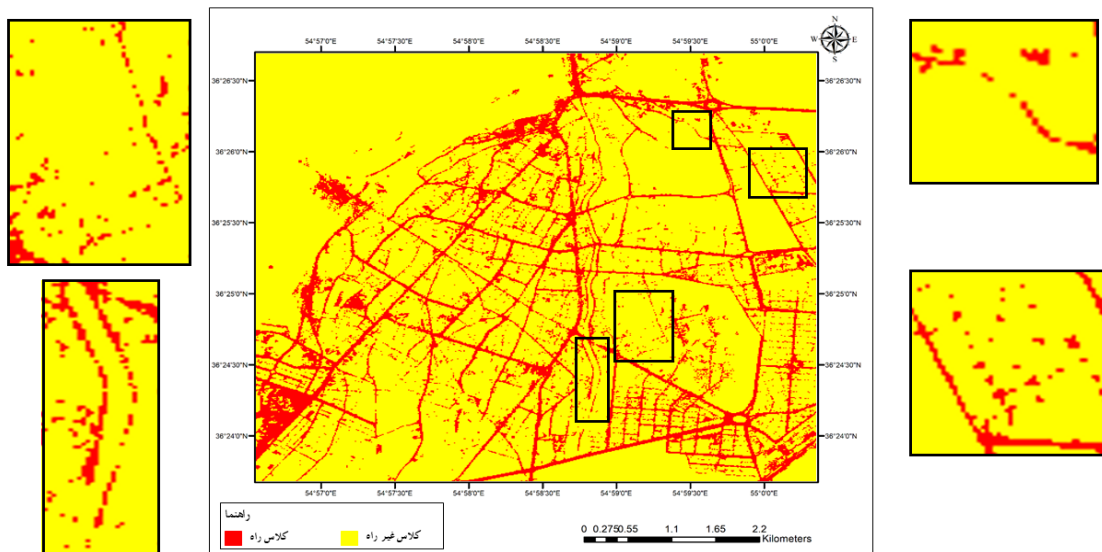


(پ)

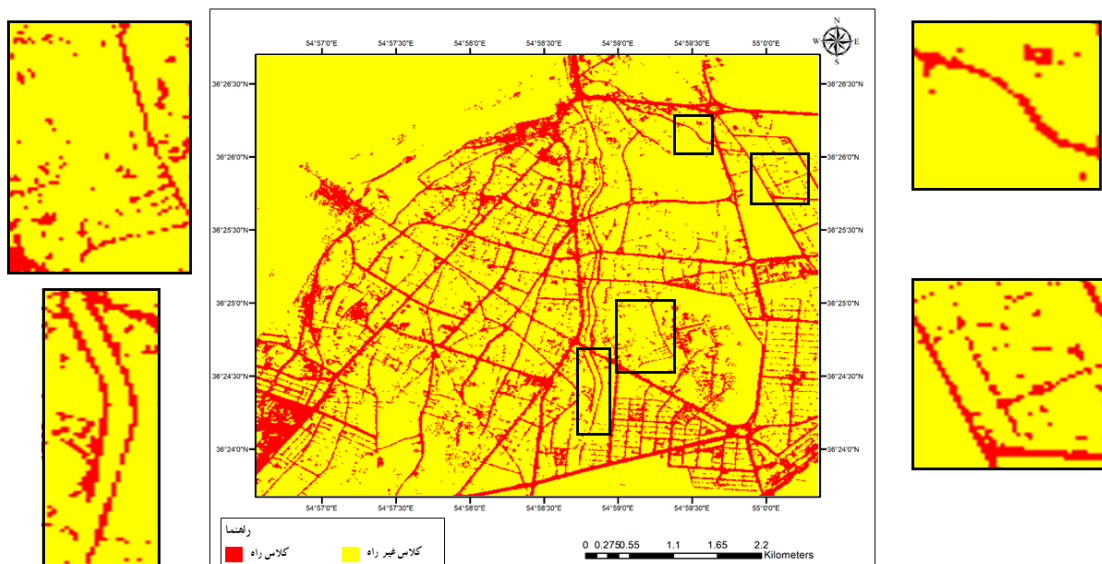
شکل ۹-۴ نتایج شناسایی شبکه راه حاصل از سنجنده سنتینل ۲ در منطقه شهری (الف) ANN (ب) SVM (پ) ML (ت) MV

به منظور درک بهتر و واضح تر از عملکرد مثبت الگوریتم حداکثر رای گیری برای پی بردن به این موضوع، که تا چه میزان این روش در شناسایی راه ها موثر بوده است، در شکل (۴-۱۰) چند قسمت به

صورت بزرگنمایی آورده شده است.



(الف)



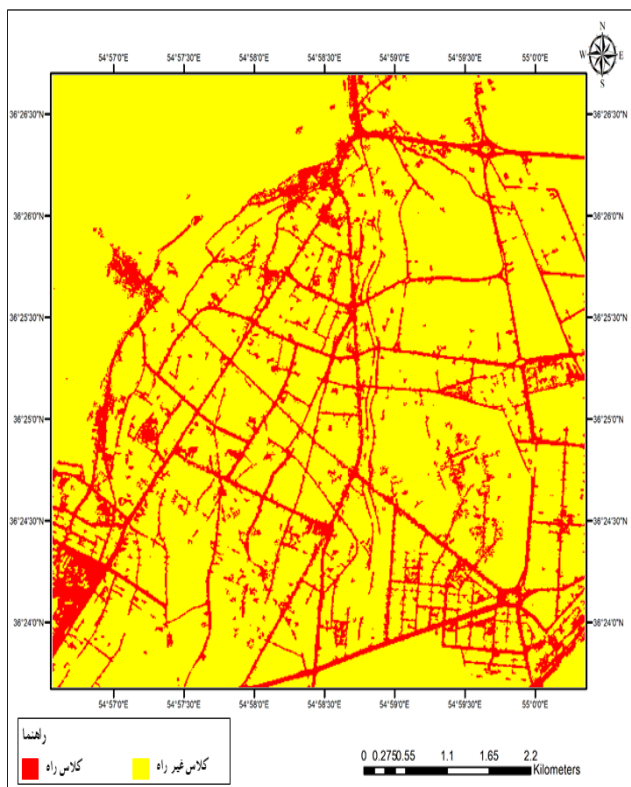
(ب)

شکل ۴-۱۰ نمایش عملکرد روش حداکثر رای گیری در منطقه مورد مطالعه شهری (الف) تصویر SVM سنتینل ۲
(ب) تصویر MV سنتینل ۲

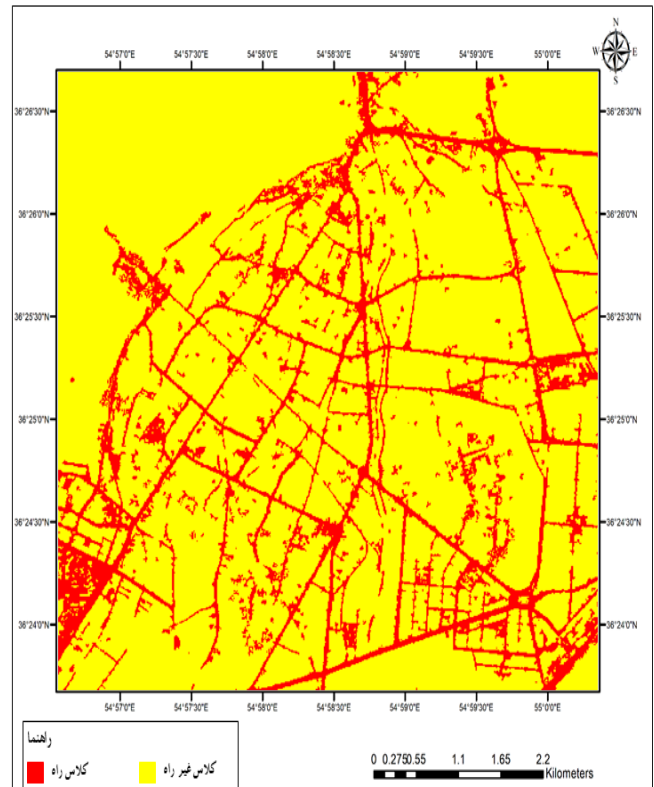
۴-۵-۵ اعمال فیلتر حذف خطاهای تک پیکسل

پس از بدست آمدن آخرین خروجی از مرحله قبل که تصویر MV می باشد، در این مرحله با اعمال فیلتر حذف خطاهای تک پیکسلی بر روی این تصویر، به تصحیح نویزها پرداخته شده است. با توجه به شکل (۴-۱۱) و مقایسه آن با تصویر MV در شکل های (۴-۸) و (۴-۹)، همان گونه که انتظار داشتیم

منجر به حذف بسیاری از نویزها و تک پییکسل‌های راه شد که به اشتباه در کلاس راه قرار داده شده بودند. تصاویر خروجی بدست آمده از این بخش ملاک ارزیابی و صحت‌سنجی قرار گرفت.



(ب)



(الف)

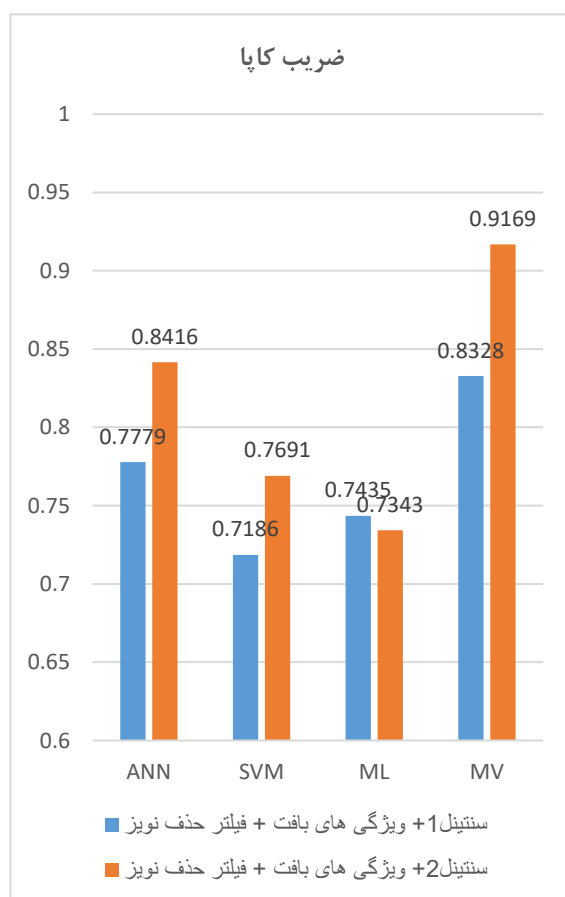
شکل ۴-۱۱ خروجی اعمال فیلتر در منطقه مورد مطالعه شهری (الف) تصویر MV سنتینل ۱ (ب) تصویر MV سنتینل ۲

۴-۵-۶ بررسی و ارزیابی نتایج منطقه مطالعاتی شهری

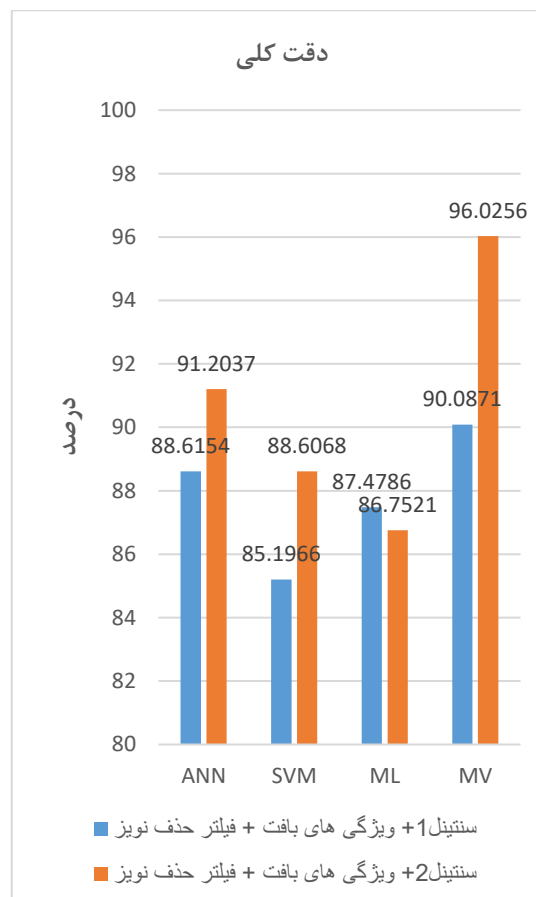
در پایان جهت بررسی و ارزیابی دقت نقشه شبکه راه حاصل با رویکرد بیان شده، از چهار شاخص دقت کلی، ضریب کاپا، دقت تولید کننده و دقت کاربر برای بیان دقت خروجی استفاده شد. نتایج حاصل شده برای سنجنده‌های سنتینل ۱ و سنتینل ۲ در جدول (۴-۳) قابل مشاهده است.

جدول ۳-۴ نتایج ارزیابی سنجنده های سنتینل ۱ و سنتینل ۲ در منطقه مطالعاتی شهری

طبقه‌بندها / داده‌ها		ANN	SVM	ML	MV
سنتینل ۱+ ویژگی های بافت+ فیلتر نویز	OA	88.6154	85.1966	87.4786	90.0871
	Kappa	0.7779	0.7186	0.7435	0.8328
	Prod.Acc	89.25	88.64	84.95	87.91
	User.Acc	91.88	92.34	88.04	91.18
سنتینل ۲+ ویژگی های بافت+ فیلتر نویز	OA	91.2037	88.6068	86.7521	96.0256
	Kappa	0.8416	0.7691	0.7343	0.9169
	Prod.Acc	95.83	91.67	88.52	93.88
	User.Acc	96.84	93.6	87.16	95.21



(ب)



(الف)

شکل ۴-۱۲ نمودار نتایج حاصل از ادغام و طبقه بندی داده ها در منطقه شهری (الف) دقت کلی (ب) ضریب کاپا

مقایسه نتایج بدست آمده از جدول (۳-۴) و شکل (۴-۱۲) نشان می‌دهد که در سنجنده سنتینل ۱، سه طبقه‌بندی نظارت شده ANN، ML و SVM به ترتیب از دقت $88/61\%$ ، $87/48\%$ و $85/19\%$ برخوردار بوده و برای ماهواره سنتینل ۲ نیز سه طبقه‌بندی نظارت شده ANN، SVM و ML به ترتیب دارای دقت $91/20\%$ ، $88/60\%$ و $86/75\%$ بوده است. این نتایج نشان دهنده برتری ماهواره سنتینل ۲ نسبت به سنتینل ۱ در استخراج پیکسل‌های راه می‌باشد. همچنین ضرایب کاپا بدست آمده از ماهواره سنتینل ۲ نسبت به سنتینل ۱ نیز بر همین موضوع تاکید دارد. نکته دیگری که باید به آن اشاره کرد این است که روش ANN توانسته از میان سایر الگوریتم‌ها در هر دو ماهواره از دقت بالاتری برخوردار باشد که این موضوع دال بر عملکرد بهتر شبکه عصبی مصنوعی نسبت به سایر الگوریتم‌ها می‌باشد. نکته دیگری که باید به آن توجه داشت عملکرد مثبت ML در سنجنده سنتینل ۱ نسبت به سنتینل ۲ بوده که نتایج ضریب کاپا این طبقه‌بندی نیز این موضوع را ثابت کرده است. همچنین با توجه به شکل‌های (۴-۸) و (۴-۹) این طبقه‌بندی نسبت به سایر طبقه‌بندی‌ها یک سری نواحی غیر راه را که دارای مشابهت با پیکسل‌های راه داشتند، به اشتباه عارضه راه معرفی کرده که این نشان دهنده ضعف الگوریتم ML در این پژوهش بوده است.

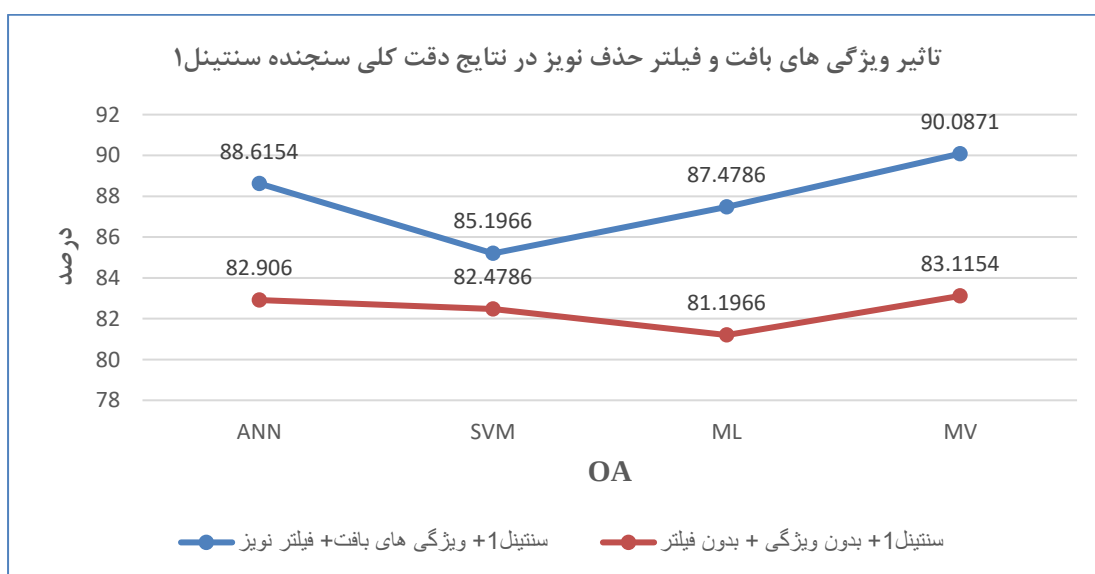
در این پایان نامه همان‌گونه که انتظار داشتیم، استفاده از رویکرد ادغام حداکثر رای‌گیری (MV) باعث افزایش دقت و کارایی موثر در شناسایی شبکه راه در هر دو سنجنده و افزایش میزان پارامترهای ماتریس خطا نسبت به سایر الگوریتم‌ها شده است. همان‌طور که در جدول (۴-۳) و شکل (۴-۱۲) قابل مشاهده است، نتایج خروجی دقت کلی برای رویکرد رای‌گیری حداکثر (MV) نسبت به روش شبکه عصبی مصنوعی، در ماهواره سنتینل ۲ حدود 5% بهبود پیدا کرده است. رای‌گیری حداکثری با دقت کلی $96/02\%$ و ضریب کاپا $0/9169$ برای ماهواره سنتینل ۲ نشان داد که تلفیق داده‌های خروجی طبقه‌بندی‌ها به روش MV موجب بهبود شناسایی پیکسل‌های راه در منطقه مطالعاتی شهری شده است. همچنین برای ماهواره سنتینل ۱ رویکرد رای‌گیری حداکثری با دقت کلی $90/08\%$ و ضریب کاپا

۰/۸۳۲۸، نسبت به روش شبکه عصبی مصنوعی از برتری ۱/۵٪ در منطقه مطالعاتی شهری برخوردار بوده است. از سوی دیگر با توجه به جدول (۳-۴) و بررسی دقت تولیدکننده و دقت کاربر مشاهده شد برای ماهواره سنتینل ۱، روش ANN بیشترین دقت تولیدکننده و روش SVM از بیشترین دقت کاربر برخوردار بوده است. همچنین برای ماهواره سنتینل ۲، روش ANN بیشترین میزان دقت برای پارامترهای دقت تولیدکننده و دقت کاربر را بدست آورد.

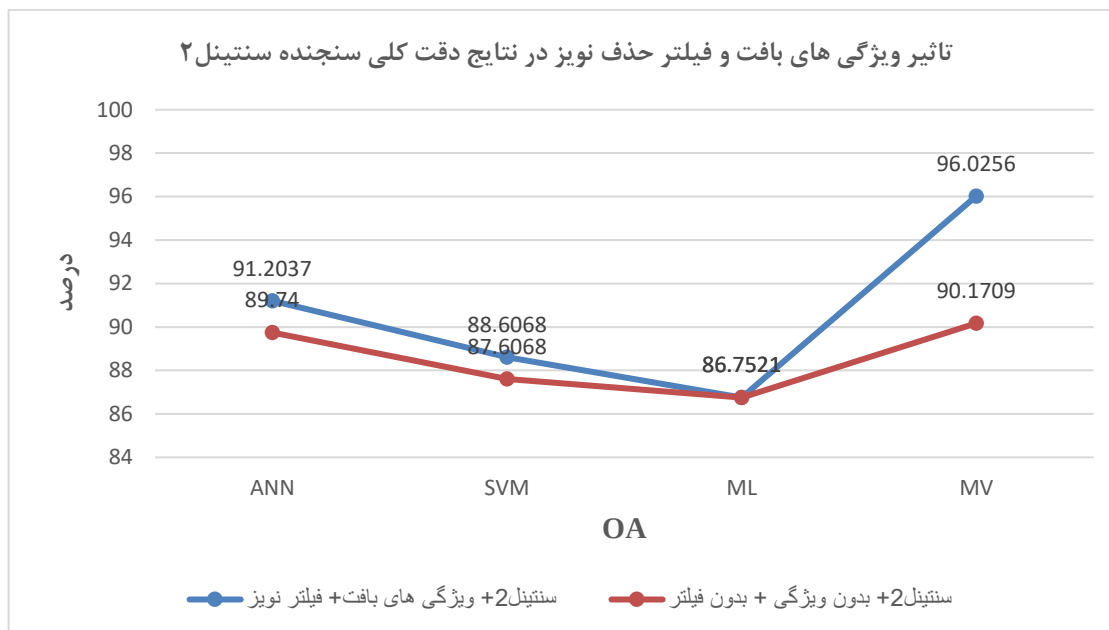
برای پی بردن به این موضوع که نقش پارامترهای آماری ماتریس GLCM و همچنین فیلتر حذف نویز به چه میزانی در این پایان نامه موثر واقع شده است، در جدول (۴-۴) سعی بر آن شد که نتایج بدون استفاده از پارامترهای آماری ماتریس GLCM و فیلتر حذف نویز محاسبه شود.

جدول ۴-۴ نتایج ارزیابی سنجنده های سنتینل ۱ و سنتینل ۲ در منطقه مطالعاتی شهری بدون ویژگی های ماتریس GLCM و فیلتر حذف نویز

طبقه بندها / داده ها		ANN	SVM	ML	MV
سنتینل ۱	OA	82.906	82.4786	81.1966	83.1154
	Kappa	0.6528	0.6435	0.6186	0.6879
سنتینل ۲	OA	89.74	87.6068	86.7521	90.1709
	Kappa	0.7927	0.7491	0.7343	0.8012



(الف)



(ب)

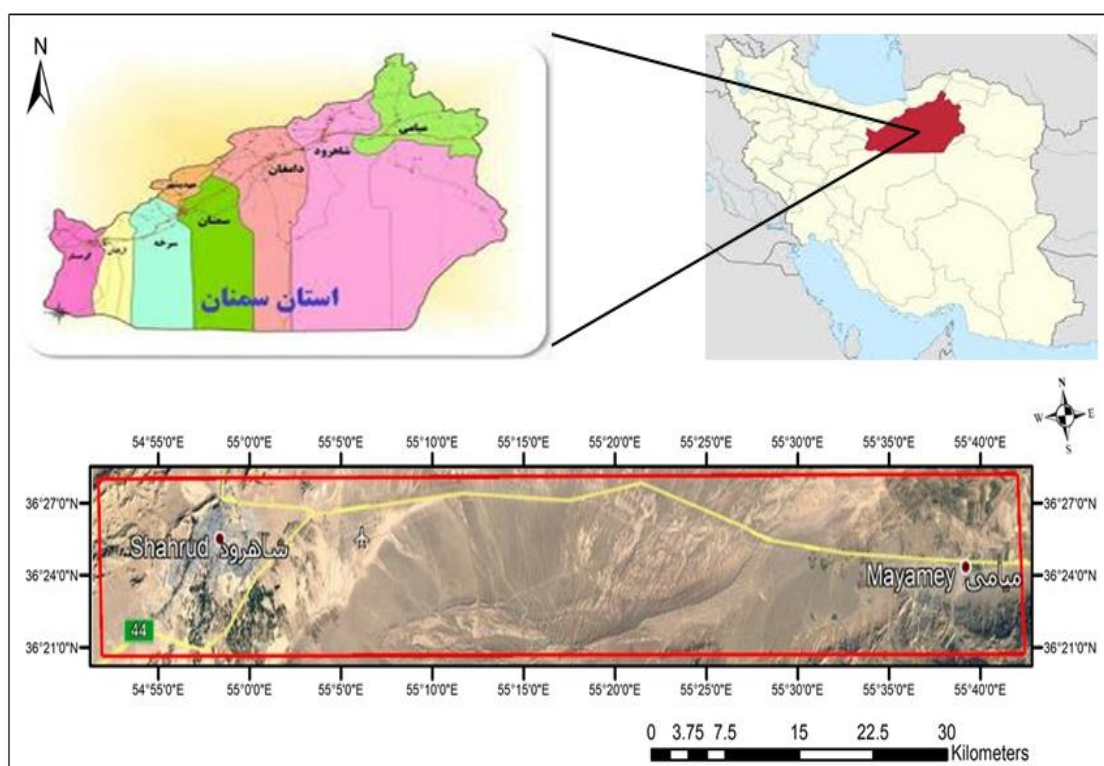
شکل ۴-۱۳ نمایش ارزیابی کمی تأثیر ویژگی های بافت و فیلتر حذف نویز بر نتایج دقت کلی در منطقه مطالعاتی شهری (الف) سنجنده سنتینل ۱ (ب) سنجنده سنتینل ۲

با توجه به نتایج جدول (۴-۴) و شکل (۴-۱۳) مشاهده شد همچنان رویکرد MV نسبت به سایر الگوریتم‌ها از دقت کلی و ضریب کاپا بیشتری برخوردار بوده است. همچنین مشاهده شد نتایج دقت کلی و ضریب کاپا برای روش ML در هر دو حالت با ویژگی و بدون ویژگی در سنجنده سنتینل ۲، دارای مقادیر مشابه به هم شده است.

۴-۶ پیاده سازی روش پیشنهادی در منطقه غیر شهری

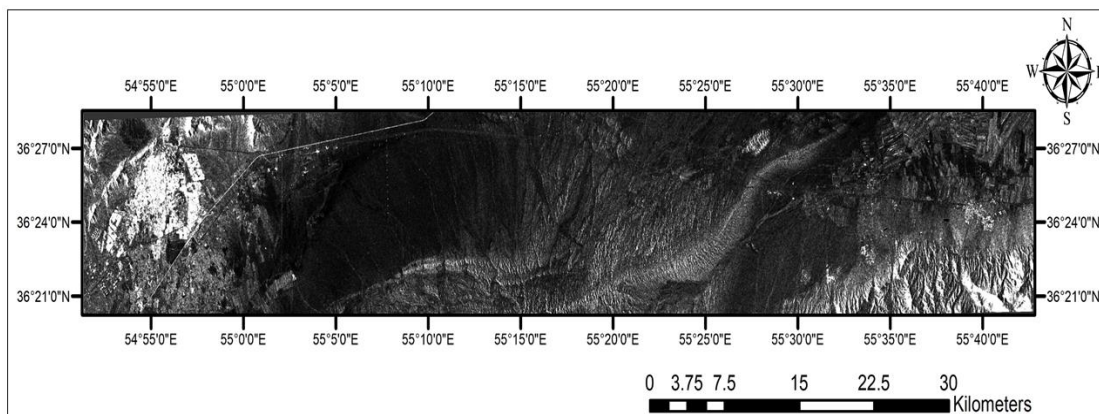
۴-۶-۱ منطقه مطالعاتی

در این منطقه مطالعاتی با توجه به موضوع تحقیق و به منظور طبقه‌بندی، از تصاویر دو ماهواره سنتینل ۱ و سنتینل ۲ که به ترتیب در تاریخ‌های ۲۰۱۹/۰۶/۰۹ و ۲۰۱۹/۰۶/۱۱ اخذ گردیده، در منطقه مطالعاتی غیر شهری استفاده شده است. شکل (۴-۱۴) موقعیت جغرافیایی این منطقه را نشان می‌دهد.

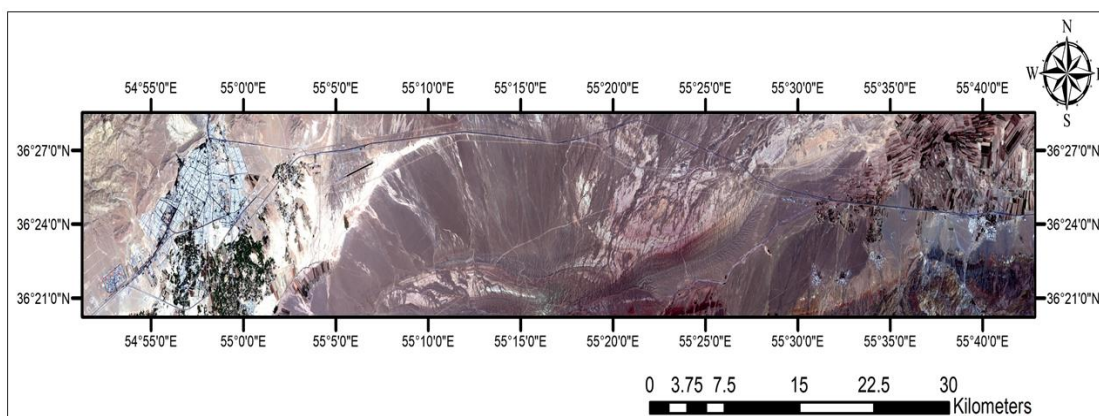


شکل ۴-۱۴ تصویر منطقه مطالعاتی غیر شهری در Google Earth

بخش غیر شهری که در شکل (۴-۱۵) نشان داده شده، حدود ۷۰ کیلومتر از مسیر شاهرود - میامی را شامل می‌شود و دارای مختصات ۵۴ درجه و ۵۲ دقیقه تا ۵۵ درجه و ۴۲ دقیقه طول شرقی از نصف النهار گرینویچ و ۳۶ درجه و ۲۱ دقیقه تا ۳۶ درجه و ۲۷ دقیقه عرض جغرافیایی شمالی می‌باشد. ابعاد این منطقه (غیر شهری) 7428×1024 پیکسل و $760,627,200$ متر مربع می‌باشد.



(الف)

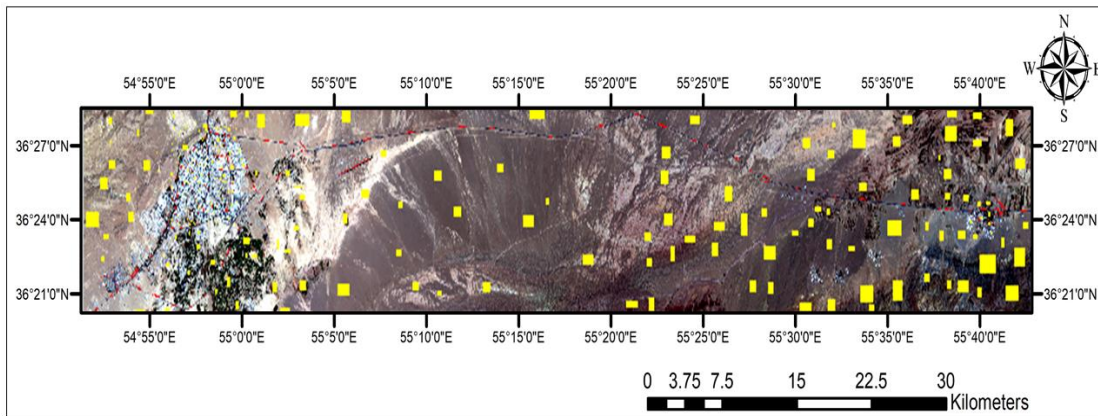


(ب)

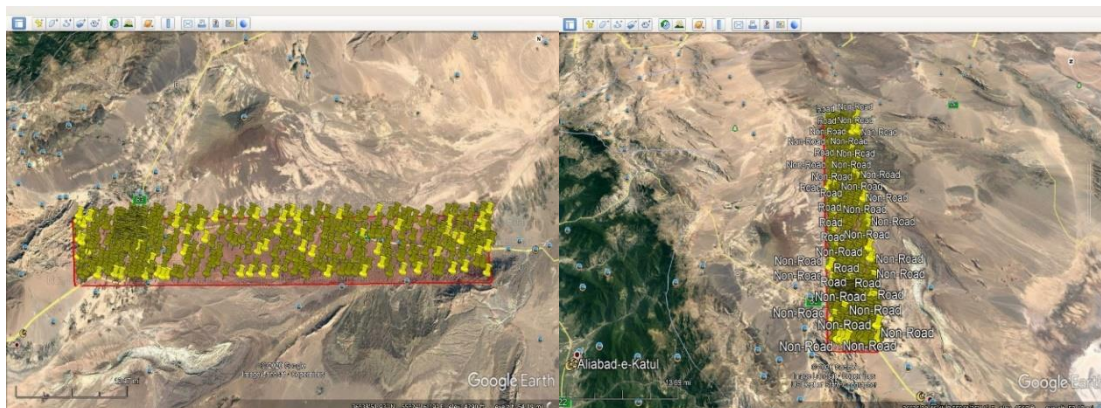
شکل ۴-۱۵ تصویر منطقه مورد مطالعه غیر شهری (الف) ماهواره سنتینل ۱ (ب) ماهواره سنتینل ۲

۴-۶-۲ نمونه گیری

از آن جایی که کلاس غیر راه دارای بیشترین مساحت در منطقه مورد مطالعه غیر شهری بوده در نتیجه بدیهیست که تعداد نمونه‌های کلاس غیر راه بیشتر باشد. از طرفی منطقه مورد مطالعه غیر شهری نیز دارای ابعادی نسبتاً بزرگی می‌باشد که این خود موجب افزایش تعداد نمونه‌ها می‌گردد. تعداد نمونه‌های بخش غیر شهری در کلاس راه ۳۲۰ عدد و کلاس غیر راه حدود ۵۰۰ عدد در نظر گرفته شد که ۵۰٪ از آن‌ها به نمونه‌های آموزشی برای طبقه‌بندی و ۵۰٪ از آن‌ها به نمونه‌های ارزیابی برای صحت-سنجی اختصاص یافت. با توجه در شکل (۴-۱۶) نمونه‌های آموزشی و ارزیابی در منطقه غیر شهری قابل مشاهده می‌باشد.



(الف)

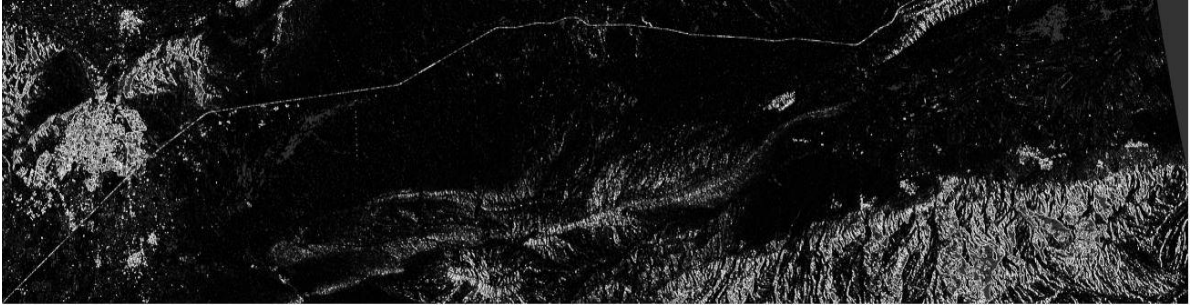


(ب)

شکل ۴-۱۶ تصاویر نمونه های مورد استفاده در منطقه غیر شهری (الف) نمونه های آموزشی (ب) نمونه های ارزیابی

۴-۶-۳ نتایج ویژگی های ماتریس هم رخداد در منطقه غیر شهری

همان طور که در بخش (۴-۵-۳) گفته شد، ایجاد بافت های مختلف از ماتریس GLCM برای داده های راداری و نوری به ترتیب در پنجره هایی با ابعاد 5×5 و 9×9 صورت گرفت که ویژگی های مختلف برای هر داده استخراج شدند. در ادامه توصیفگرهای ماتریس GLCM در چهار جهت اصلی $\theta = 0$ ، $\theta = 45$ ، $\theta = 90$ و $\theta = 135$ تولید شده و سطوح کمی سازی ۳۲ برای آن در نظر گرفته شد. نتایج خروجی حاصل از ماتریس GLCM برای داده های راداری و نوری در منطقه مطالعاتی غیر شهری به ترتیب در شکل های (۴-۱۷) و (۴-۱۸) نشان داده شده است. در این منطقه مطالعاتی بر خلاف منطقه مطالعاتی شهری، از هر ۸ پارامتر آماری استفاده شده است.



Contrast



Dissimilarity



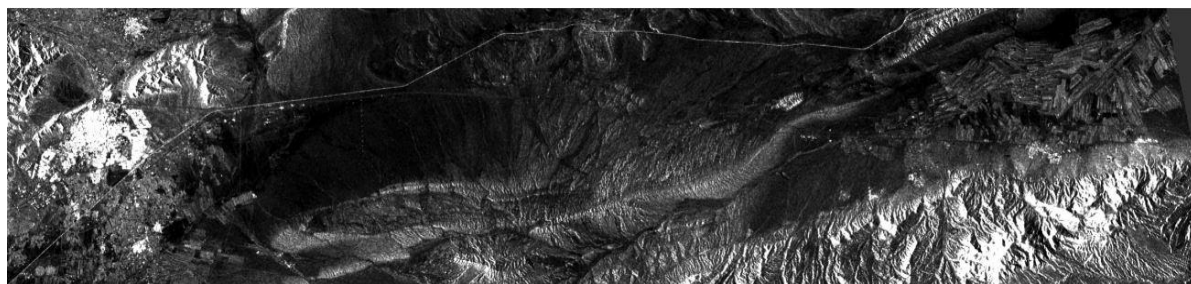
Homogeneity



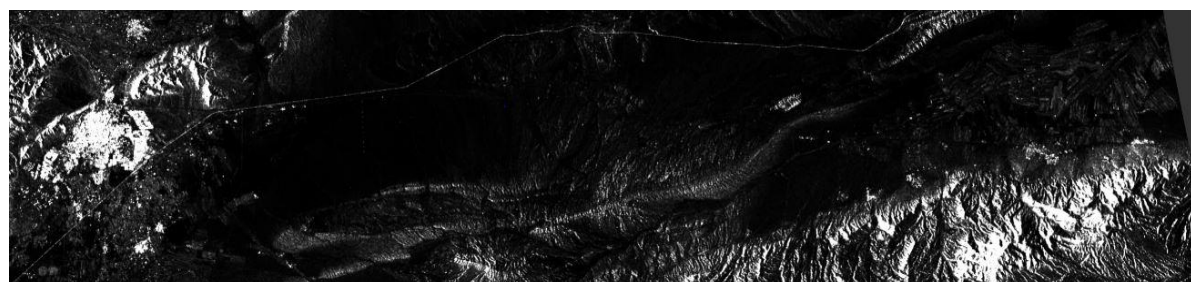
Energy



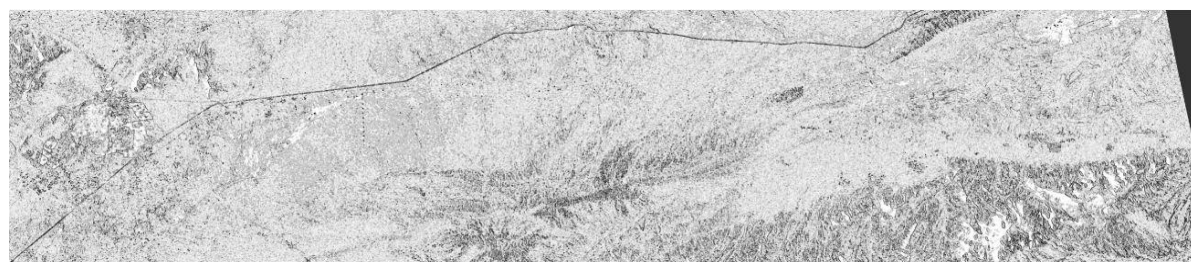
Entropy



GLCM-Mean

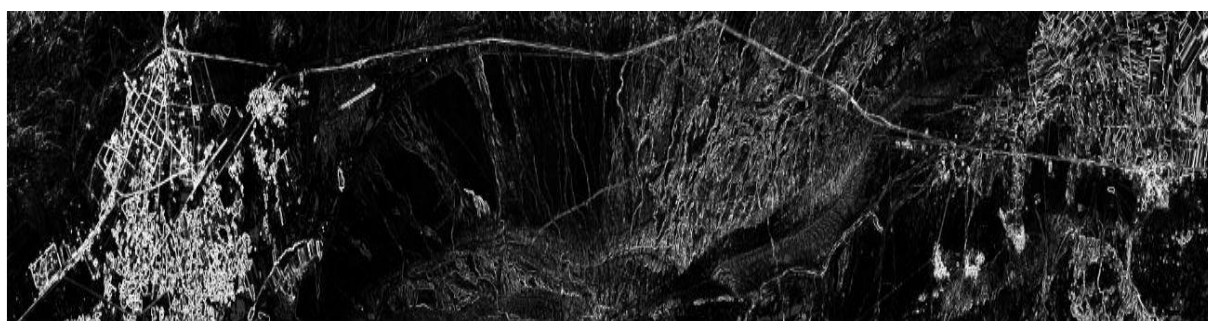


GLCM-Variance



GLCM-Correlation

شکل ۴-۱۷ نتایج ماتریس هم رخداد برای ماهواره سنتینل ۱ در منطقه مطالعاتی غیر شهری



Contrast



Dissimilarity



Homogeneity



Energy



Entropy



GLCM-Mean



GLCM-Variance

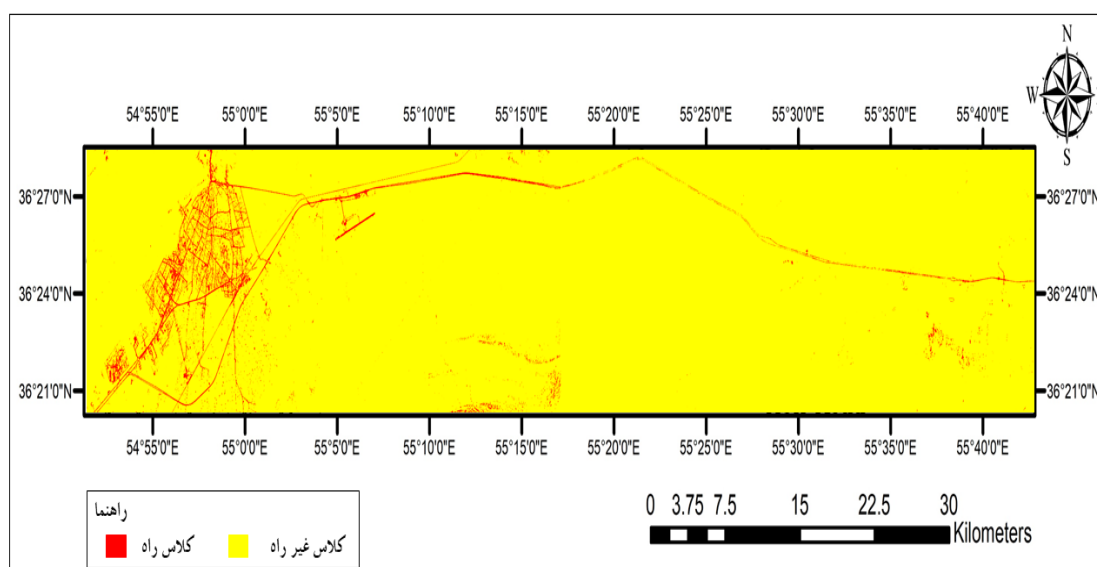


GLCM-Correlation

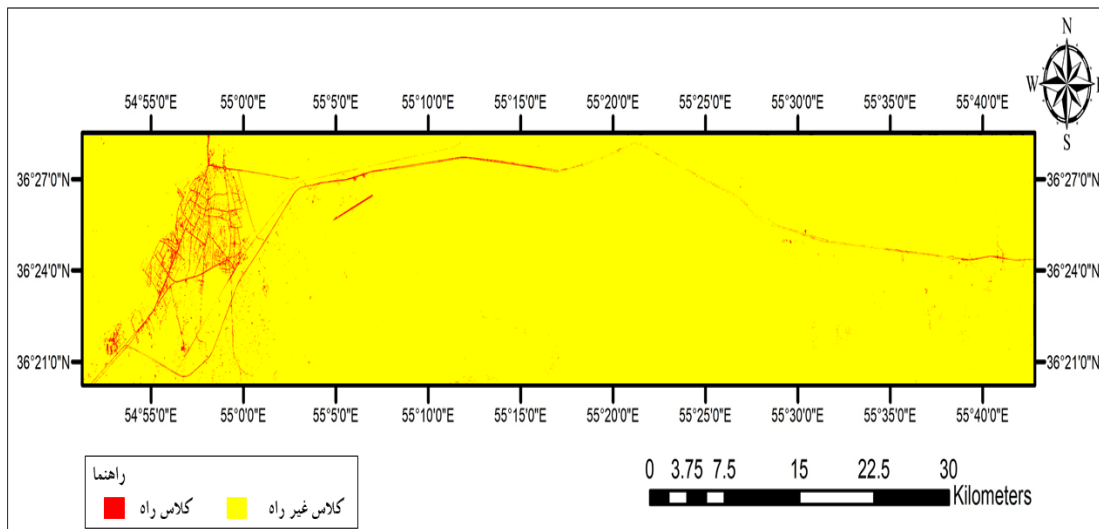
شکل ۴-۱۸ نتایج ماتریس هم رخداد برای ماهواره سنتینل ۲ در منطقه مطالعاتی غیر شهری

۴-۶-۴ نتایج طبقه بندی ها در منطقه مطالعاتی غیر شهری

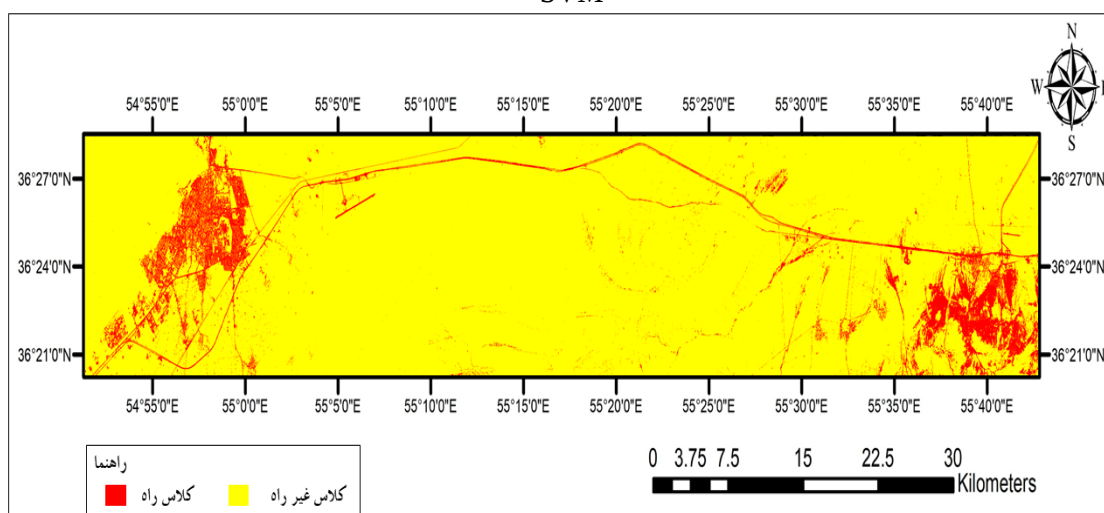
با توجه به توضیحات بخش (۴-۵-۴)، در این قسمت نیز توصیفگرهای ماتریس GLCM متناظر با داده‌های هر سنجنده در قالب یک لایه (Data set) قرار گرفته و سپس با استفاده از طبقه‌بندی کننده‌های شبکه عصبی مصنوعی، ماشین بردار پشتیبان و بیشترین احتمال شباهت تصمیم به استخراج شبکه راه گرفته شد. همچنین مشابه منطقه مطالعاتی شهری در روش شبکه عصبی مصنوعی بهترین تعداد لایه‌های پنهان با روش آزمون و خطا ۱ عدد و در روش طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان بهترین پارامترهای γ و C به ترتیب ۰/۱۶۷ و ۱۰۰ با روش آزمون و خطا انتخاب شدند. در انتها نیز با استفاده از رویکرد ادغام، سه خروجی حاصل از طبقه‌بندی کننده‌ها به روش حداکثر رای‌گیری، با یکدیگر تلفیق شده و تصویری منحصر به فرد بدست آمد. نتایج حاصل از این بخش برای سنجنده‌های راداری و نوری به ترتیب در شکل‌های (۴-۱۹) و (۴-۲۰) قابل مشاهده است.



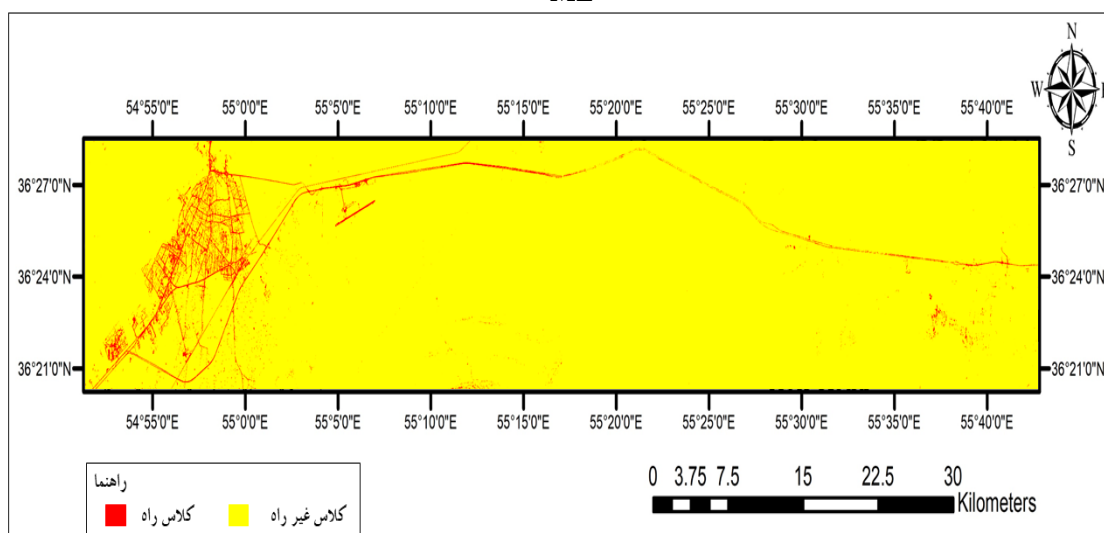
NN



SVM

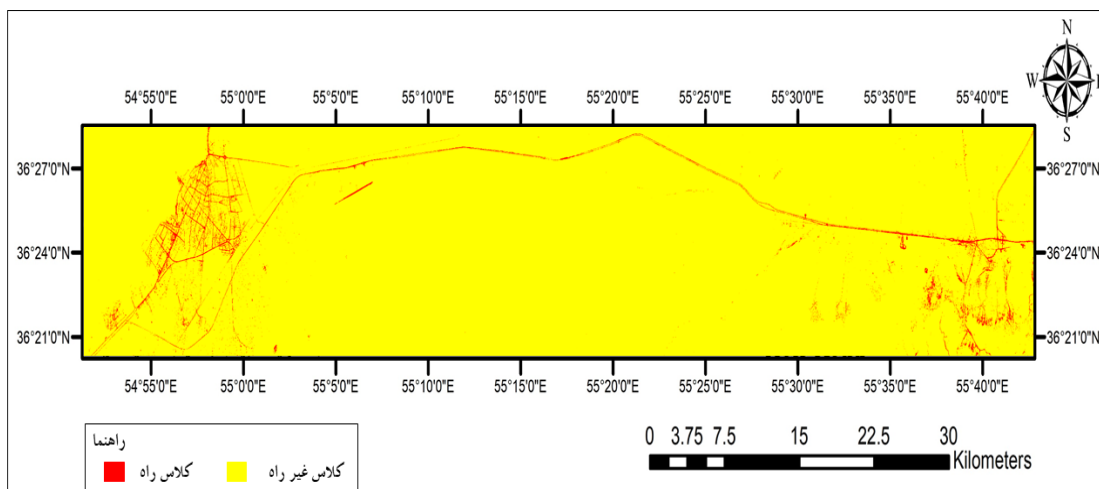


ML

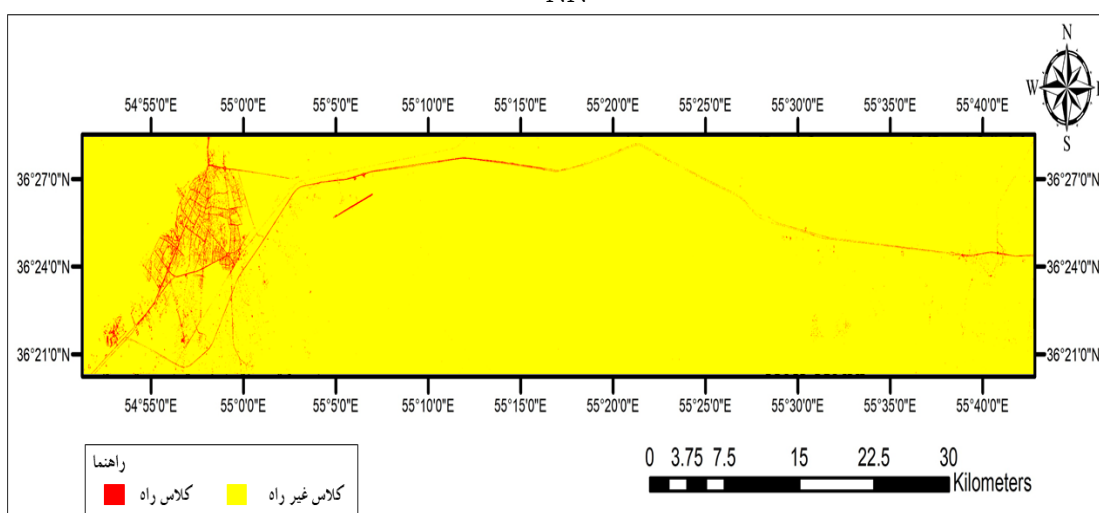


MV

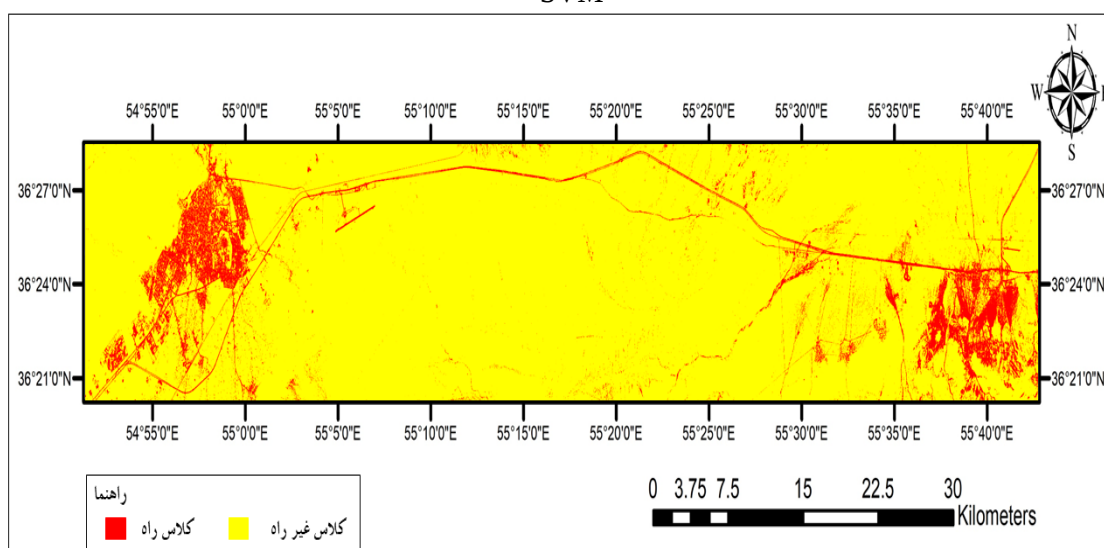
شکل ۴-۱۹ نتایج شناسایی شبکه راه حاصل از سنجنده سنتینل ۱ در منطقه غیر شهری (الف) ANN (ب) SVM (پ) ML (ت) MV



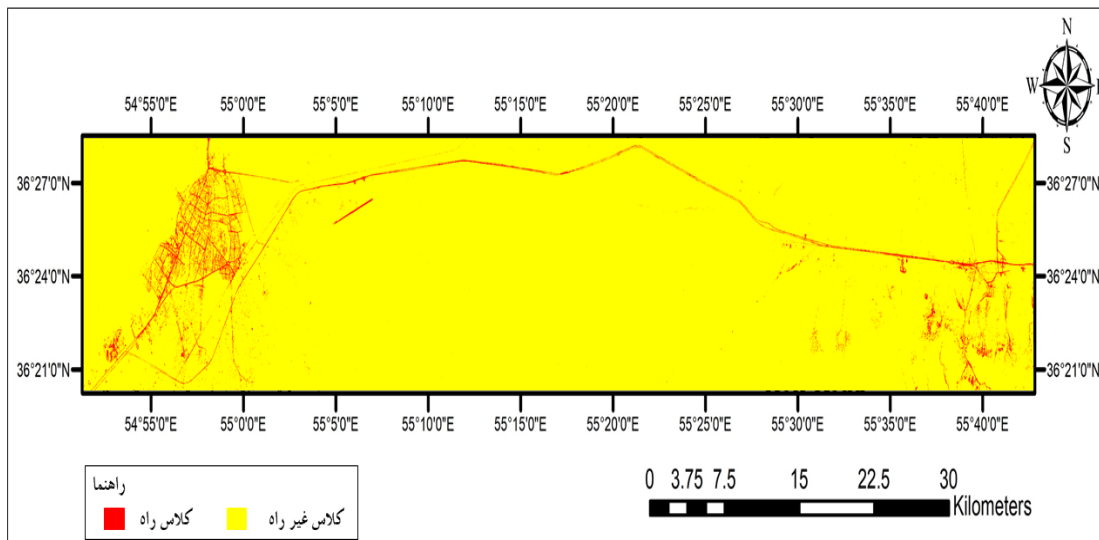
NN



SVM



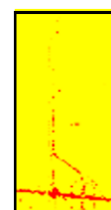
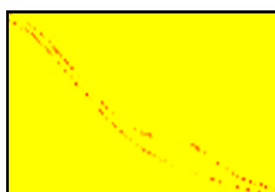
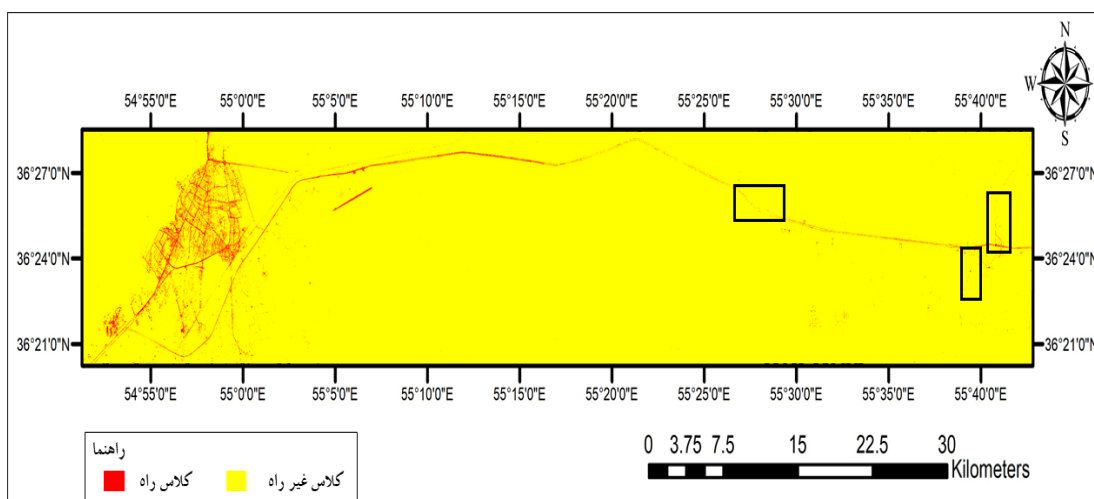
ML



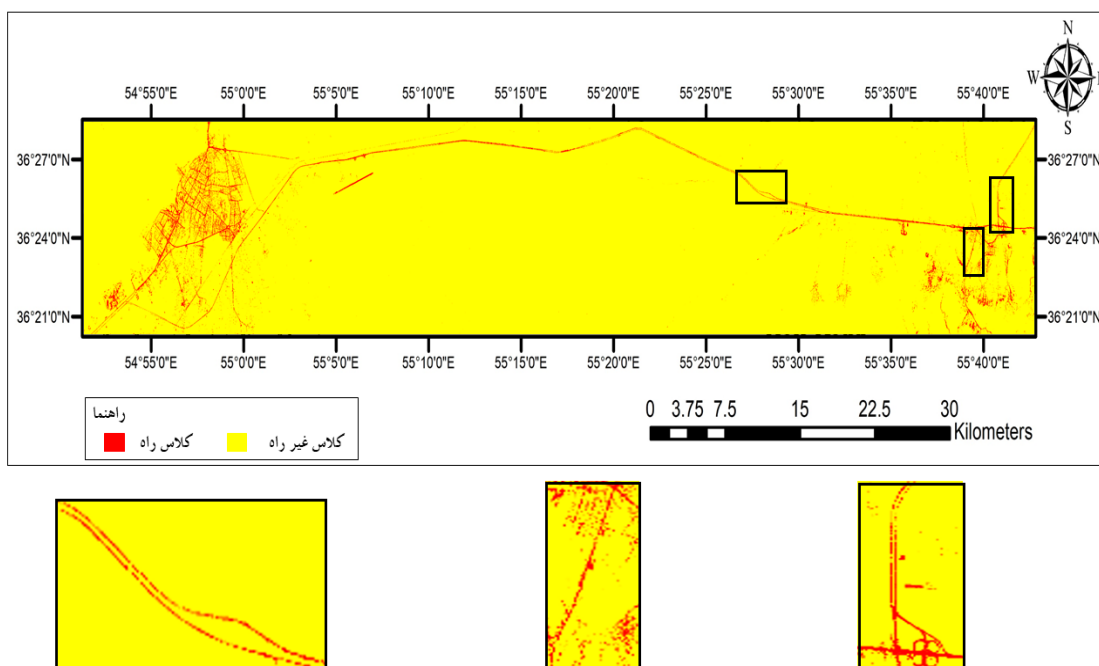
MV

شکل ۴-۲۰ نتایج شناسایی شبکه راه حاصل از سنجنده سنتینل ۲ در منطقه غیرشهری (الف) ANN (ب) SVM (پ) ML (ت) MV

همانند منطقه مطالعاتی شهری به منظور درک بهتر و واضح‌تر از عملکرد مثبت الگوریتم حداکثر رای‌گیری برای پی بردن به این موضوع، که تا چه میزان این روش در شناسایی راه‌ها موثر بوده است، در شکل (۴-۲۱) چند قسمت به صورت بزرگنمایی آورده شده است.



(الف)

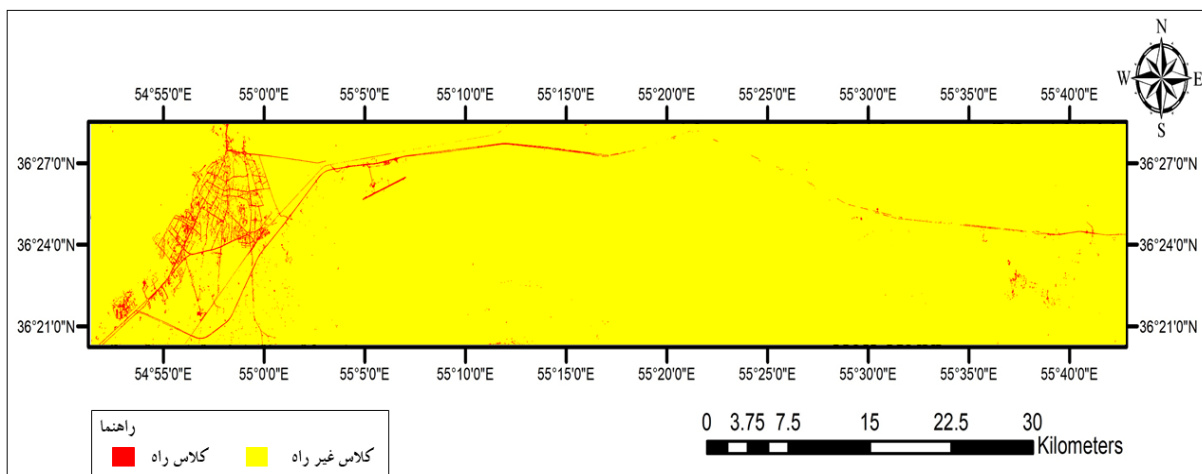


(ب)

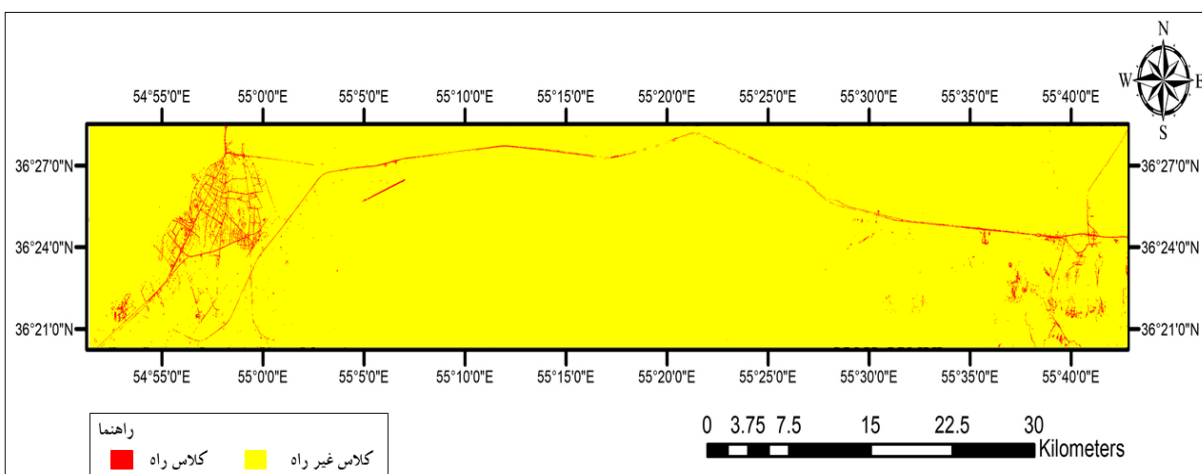
شکل ۴-۲۱ نمایش عملکرد روش حداکثر رای گیری در منطقه مورد مطالعه غیر شهری (الف) تصویر SVM سنتینل ۲ (ب) تصویر MV سنتینل ۲

۴-۶-۵ اعمال حذف خطاهای تک پیکسل

پس از بدست آمدن آخرین خروجی از مرحله قبل که تصویر MV می باشد، در این مرحله با اعمال فیلتر حذف خطاهای تک پیکسلی بر روی این تصویر، به تصحیح نویزها پرداخته شده است. با توجه به شکل (۴-۲۲) و مقایسه آن با تصویر MV در شکل های (۴-۱۹) و (۴-۲۰)، این فیلتر منجر به حذف بسیاری از نویزها و تک پیکسل های راه شد که به اشتباه در کلاس راه قرار داده شده بودند اما متأسفانه در سنجنده سنتینل ۱ بخش وسیعی از شبکه راه را در مسیر شاهرود - میامی از بین برد. از آنجایی که عملکرد تصویر خروجی سنتینل ۲ نسبت به سنتینل ۱ بهتر بوده اما در این تصویر نیز شاهد از دست رفتن بخش هایی از شبکه راه هم در بخش شهرستان شاهرود و هم در مسیر شاهرود - میامی بوده ایم که وسعت آن ها بسیار کمتر از بخش های از دست رفته سنتینل ۱ بوده است. بنابراین این فیلتر در منطقه مطالعاتی غیر شهری دارای عملکرد مناسبی نبوده و از ارائه آن در ادامه روند این پایان نامه اجتناب کرده ایم. در بخش های بعدی، از تصاویر MV حاصل از شکل های (۴-۱۹) و (۴-۲۰) استفاده شده است.



(الف)



(ب)

شکل ۴-۲۲ خروجی اعمال فیلتر در منطقه مطالعاتی غیر شهری (الف) تصویر MV سنتینل ۱ (ب) تصویر MV سنتینل ۲

۴-۶-۶ بررسی و ارزیابی نتایج منطقه مطالعاتی غیر شهری

در پایان جهت بررسی و ارزیابی دقت نقشه شبکه راه حاصل با رویکرد بیان شده، از چهار شاخص دقت کلی، ضریب کاپا، دقت تولیدکننده و دقت کاربر برای بیان دقت خروجی استفاده شد. نتایج حاصل شده برای سنجنده‌های سنتینل ۱ و سنتینل ۲ در جدول (۴-۵) قابل مشاهده است.

جدول ۴-۵ نتایج ارزیابی سنجنده های سنتینل ۱ و سنتینل ۲ در منطقه مطالعاتی غیر شهری

طبقه بندیها / داده ها		ANN	SVM	ML	MV
سنتینل ۱+ ویژگی های بافت	OA	85.7607	81.3419	79.9145	88.4615
	Kappa	0.7698	0.7108	0.6889	0.8332
	Prod.Acc	88.71	86.2	88.21	89.41
	User.Acc	92.55	91.37	85.76	92.82
سنتینل ۲+ ویژگی های بافت	OA	89.2169	86.6068	84.4701	93.7938
	Kappa	0.8675	0.8494	0.8194	0.8991
	Prod.Acc	89.89	88.48	89.43	89.88
	User.Acc	93.09	92.55	85.78	92.82

نتایج بدست آمده در جدول (۴-۵) و شکل (۴-۲۳) نشان داد که سه طبقه بندی نظارت شده ANN ، SVM و ML برای ماهواره سنتینل ۱ به ترتیب از دقت ۸۵/۷۶٪، ۸۱/۳۴٪ و ۷۹/۹۱٪ برخوردار بوده و برای ماهواره سنتینل ۲ نیز به ترتیب دارای دقت ۹۰/۲۱٪، ۸۶/۶۰٪ و ۸۴/۴۷٪ بوده است. این نتایج نشان دهنده برتری ماهواره سنتینل ۲ نسبت به سنتینل ۱ در استخراج پیکسل های راه می باشد. همچنین ضرایب کاپا بدست آمده از ماهواره سنتینل ۲ نسبت به سنتینل ۱ نیز بر همین موضوع تاکید دارد. نکته دیگری که باید به آن اشاره کرد اینست که روش ANN توانسته از میان سایر الگوریتمها در هر دو ماهواره از دقت بالاتری برخوردار باشد که این موضوع نیز دال بر عملکرد بهتر شبکه عصبی مصنوعی نسبت به سایر الگوریتمها می باشد.



شکل ۴-۲۳ نمودار نتایج حاصل از ادغام و طبقه بندی داده ها در منطقه غیر شهری (الف) دقت کلی (ب) ضریب کاپا

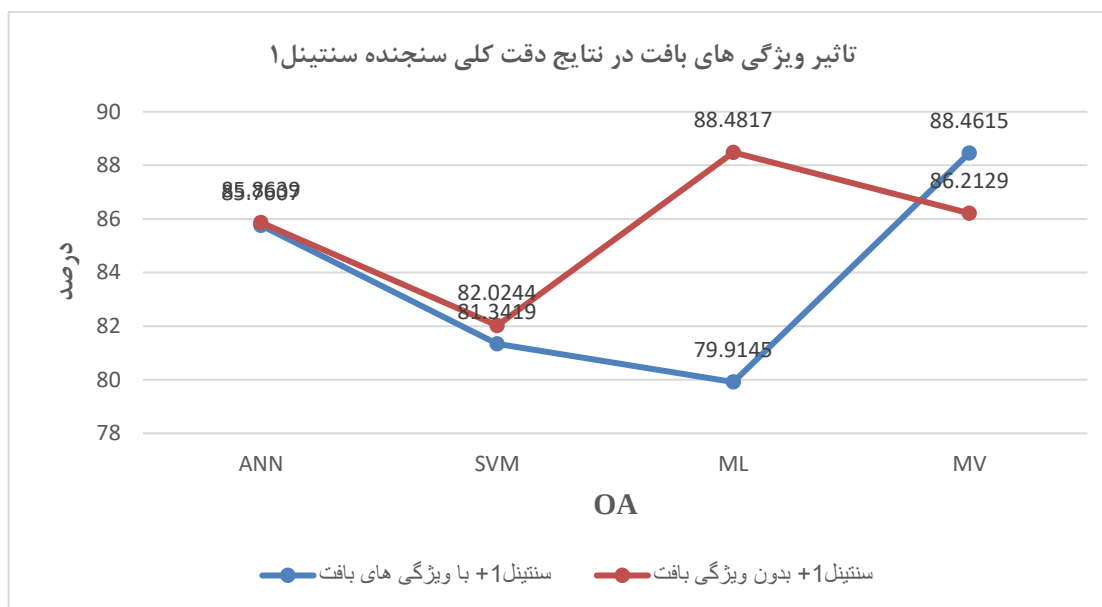
با توجه به شکل های (۴-۱۹) و (۴-۲۰) و مقایسه دو روش SVM با ML می توان دریافت با وجود اینکه SVM در هر دو ماهواره سنسینل ۱ و سنسینل ۲ دارای دقت بالاتری نسبت به ML می باشد، اما در برخی مناطق برای استخراج عارضه راه به مشکل خورده است. الگوریتم ML نیز یک سری نواحی غیر راه را به اشتباه عارضه راه معرفی کرده که این نشان دهنده ضعف الگوریتم ML در این پایان نامه بوده است.

با استفاده از رویکرد ادغام و تلفیق سه خروجی حاصل از طبقه بندی کننده ها با روش رای گیری حداکثری، تصویری منحصر به فرد بدست آمد که میزان شناسایی پیکسل های شبکه راه با استفاده از این شیوه بسیار دقیق تر بوده است. همان گونه که در جدول (۴-۵) و شکل (۴-۲۳) قابل مشاهده است،

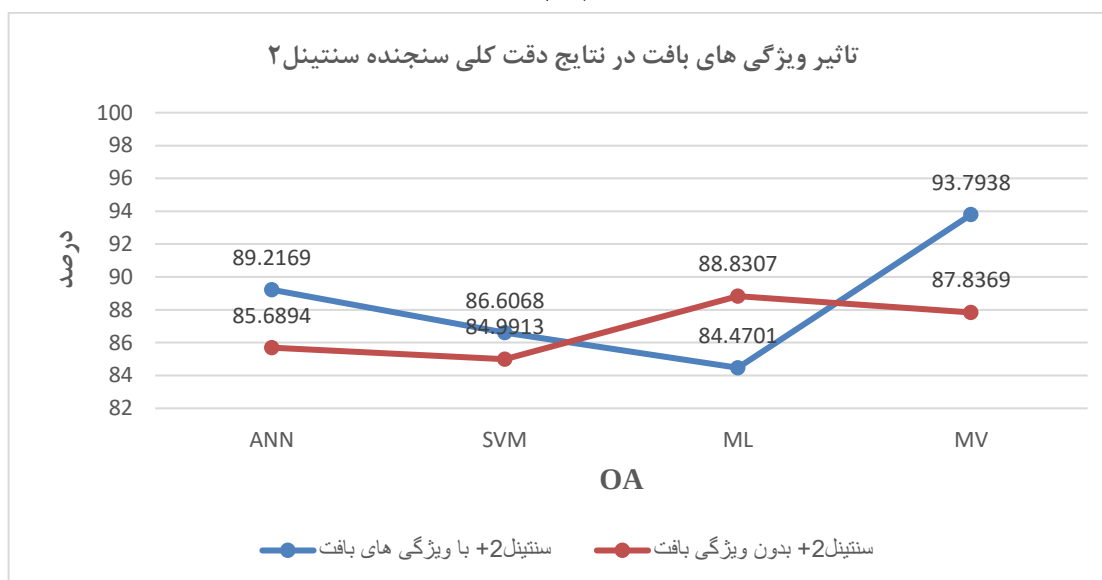
نتایج خروجی دقت کلی برای رویکرد رای‌گیری حداکثر (MV) نسبت به روش شبکه عصبی مصنوعی، در ماهواره سنتینل ۲ حدود ۴/۵٪ بهبود پیدا کرده است. رویکرد رای‌گیری حداکثری با دقت کلی ۹۳/۷۹٪ و ضریب کاپا ۰/۸۹۹۱ برای ماهواره سنتینل ۲ نشان داد که تلفیق داده‌های خروجی به روش MV موجب بهبود شناسایی پیکسل‌های راه شده است. همچنین برای ماهواره سنتینل ۱ رویکرد رای-گیری حداکثری با دقت کلی ۸۸/۴۶٪ و ضریب کاپا ۰/۸۸۳۲، نسبت به روش شبکه عصبی مصنوعی از برتری ۳٪ برخوردار بوده است. با تحلیل کمی ضریب کاپا در روش حداکثر رای‌گیری نسبت به ANN برای ماهواره سنتینل ۱ حدود ۰/۰۶ و برای ماهواره سنتینل ۲ حدود ۰/۰۴ رشد داشته است. از سوی دیگر با توجه به جدول (۴-۵) و بررسی دقت تولیدکننده و دقت کاربر مشاهده شد برای ماهواره سنتینل ۱، رویکرد MV بیشترین دقت تولیدکننده و دقت کاربر را دارا بوده و برای ماهواره سنتینل ۲ نیز، روش ANN بیشترین میزان دقت برای پارامترهای دقت تولیدکننده و دقت کاربر را بدست آورد. برای پی بردن به این موضوع که نقش پارامترهای آماری ماتریس GLCM در این پژوهش به چه میزانی موثر واقع شده است، در جدول (۴-۶) نیز همانند منطقه مطالعاتی شهری، سعی بر آن شد که نتایج بدون استفاده از پارامترهای آماری ماتریس GLCM محاسبه شود.

جدول ۴-۶ نتایج ارزیابی سنجنده های سنتینل ۱ و سنتینل ۲ در منطقه مطالعاتی غیر شهری بدون ویژگی های ماتریس GLCM

طبقه بندها / داده ها		ANN	SVM	ML	MV
سنتینل ۱	OA	85.8639	82.0244	88.4817	86.2129
	Kappa	0.671	0.5728	0.7571	0.6806
سنتینل ۲	OA	85.6894	84.9913	88.8307	87.8369
	Kappa	0.6654	0.6487	0.7439	0.716



(الف)



(ب)

شکل ۴-۲۴ نمایش ارزیابی کمی تاثیر ویژگی های بافت بر نتایج دقت کلی در منطقه مطالعاتی غیر شهری (الف) سنجنده سنتینل ۱ (ب) سنجنده سنتینل ۲

با توجه به نتایج جدول (۴-۶) و شکل (۴-۲۴) مشاهده شد همچنان رویکرد MV نسبت به سایر الگوریتم‌ها از دقت کلی و ضریب کاپا بیشتری برخوردار بوده، اما نتایج دقت کلی و ضریب کاپا برای شبکه عصبی مصنوعی در هر دو سنجنده، دارای مقادیر بسیار نزدیک به نتایج رویکرد حداکثر رای گیری است.

۷-۴ ارزیابی و مقایسه روش پیشنهادی با مطالعات پیشین

در جدول (۷-۴) مقایسه‌ای کلی بین روش پیشنهادی این پژوهش با مطالعات پیشین صورت گرفته که در ذیل ارائه شده است.

جدول ۷-۴ مقایسه روش پیشنهادی این پژوهش با مطالعات پیشین

ردیف	نویسندگان	سال چاپ	منطقه مطالعاتی	روش	دقت کلی
۱	ژانگ و همکاران [۳۰]	۲۰۱۹	شهر پکن	شبکه عصبی عمیق (FCN)	۹۵/۱۷
۲	ژانگ و همکاران [۳۶]	۲۰۱۹	مناطق کوهستانی Shigatse	شبکه عصبی عمیق (FCN) به همراه طبقه‌بندی	۹۷/۸۰
۳	گاو و همکاران [۳۵]	۲۰۱۸	منطقه شهری	شبکه هرم چند ویژگی (MFPN) مبتنی بر شبکه عصبی قدرتمند	۸۵/۱۰
۴	بختیاری و همکاران [۳۴]	۲۰۱۷	شهرهای شیراز، اهواز و تهران	استخراج راه با ویژگی‌های طیفی و مکانی به همراه طبقه‌بندی SVM	۸۸
۵	روش پیشنهادی	۲۰۲۱	منطقه شهری (شاهرود)	استخراج راه با ویژگی‌های بافت به همراه رویکرد ادغام الگوریتم سه طبقه‌بندی با روش MV	۹۶/۰۲
۶			منطقه غیر شهری (مسیر شاهرود - میامی)		۹۳/۸۰

این پژوهش با استفاده از رویکرد ادغام دو تصویر ماهواره‌ای با استفاده از ویژگی‌های بافت و همچنین تلفیق سه تصویر خروجی طبقه‌بندی با روش MV به دقت قابل قبول و بالایی دست یافت. نتایج دقت کلی بدست آمده از این مطالعه در منطقه شهری ۹۶/۰۲٪ و در منطقه غیر شهری دارای دقت ۹۳/۸۰٪ بوده که پایین بودن میزان دقت منطقه غیر شهری نسبت به مطالعه ژانگ و همکاران [۳۶] را می‌توان با توجه به بزرگی ابعاد آن منطقه (حدود ۷۵ × ۱۰ کیلومتر) دانست، که باز هم در مقایسه با سایر مطالعات توانسته به دقت بسیار بالا و خوبی دست پیدا کند. در صورتی که تمامی مطالعات پیشین ذکر شده در این پایان نامه بر روی مناطق شهری با ابعاد کوچک پژوهش انجام داده‌اند.

فصل ۵ : نتیجه گیری و پیشنهادات

۵-۱ مقدمه

در این روش پیشنهادی در واقع از یک رویکرد آنالیز استفاده شده است، بدین گونه که در آن به جای استفاده از تک تصویر ماهواره‌ای، از تکنیک ادغام دو تصویر ماهواره‌ای (تلفیق) به طور همزمان استفاده شده است. همچنین در این پژوهش از تصاویر رایگان و عمومی استفاده شده که هم یک مزیت بوده و هم این مطالعه توانسته با روش پیشنهادی خود با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای با قدرت تفکیک مکانی ۱۰ متری (که عرض جاده در حدود ۱ پیکسل قابل تشخیص است) به استخراج عارضه ۱ پیکسلی پردازد که کاری بسیار دشوار می‌باشد.

یکی از روش‌های پرکاربرد، روش ادغام تصاویر ماهواره‌ای یا تلفیق می‌باشد که با توجه به پتانسیل بالایی که در عملکرد نتایج دارد، در کاربردهای متنوعی مانند استخراج عوارض شهری و غیر شهری مورد استفاده قرار می‌گیرد.

در این فصل با توجه به مطالب ارائه شده در فصل‌های قبل، به بررسی نتیجه‌گیری‌های بدست آمده پرداخته شده و پیشنهاداتی نیز جهت تحقیقات آتی ارائه شده است.

۵-۲ نتیجه گیری

این مطالعه یکی از شاخه‌های سیستم‌های هوشمند حمل و نقل بوده و همچنین جزء اولین گروه هاب‌هاست که در ایران نقشه شبکه راه‌ها را، با استفاده از تکنیک ادغام و تلفیق تصاویر ماهواره‌ای استخراج می‌کند. همچنین در ادامه نقشه خروجی حاصل از این مطالعه به عنوان ورودی سیستم مدیریت روسازی (PMS) قرار خواهد گرفت. بدین معنی که سیستم مدیریت روسازی دارای شبکه راه‌هایی باشد که به صورت اتوماتیک از تصاویر ماهواره‌ای استخراج شده باشد.

از اهم نتایج صورت گرفته در این پژوهش می‌توان به موارد ذیل اشاره کرد:

- نتایج این مطالعه نشان داد که ادغام و تلفیق نتایج طبقه‌بندی‌ها با روش حداکثر رای‌گیری

نسبت به روش شبکه عصبی موجب بهبود دقت حدود ۱/۵٪ برای ماهواره سنتینل ۱ و حدود ۵/۵٪ برای ماهواره سنتینل ۲ در منطقه شهری و دقت حدود ۳٪ برای ماهواره سنتینل ۱ و حدود ۴/۵٪ برای ماهواره سنتینل ۲ در منطقه غیر شهری در شناسایی مسیر و شبکه راه‌ها ایجاد شده است.

- در این مطالعه به صورت کلی از سه روش تلفیق از قبیل: ادغام در سطح پیکسل، ادغام در سطح ویژگی و ادغام در سطح تصمیم استفاده شد که حاوی اطلاعات بسیار غنی و مفید در کنار اطلاعات طیفی برای طبقه‌بندی‌ها قرار گرفتند. همچنین استفاده از روش LMVM علاوه بر افزایش وضوح مکانی منجر به افزایش وضوح طیفی نیز شد.
- استفاده از ویژگی‌های آماری ماتریس GLCM بر روی تصاویر، باعث از بین بردن نویز موجود در تصاویر شده که صحت طبقه‌بندی را بهبود می‌دهد. نتایج بدست آمده در هر دو منطقه مطالعاتی نشان داد، عدم استفاده از ویژگی‌های بافت سبب کاهش دقت و سایر پارامترهای آماری شده است.
- در هر دو منطقه مطالعاتی، روش ANN در شناسایی شبکه راه، در هر دو ماهواره سنتینل ۱ و سنتینل ۲ نسبت به سایر الگوریتم‌ها نتایج بهتری را هم در پارامتر دقت کلی و هم در پارامتر ضریب کاپا کسب کرد. با این وجود این روش در شناسایی برخی جاده‌های شهر میامی (منطقه غیر شهری) در سنتینل ۱ ضعیف عمل کرده اما عملکرد شناسایی آن در سنتینل ۲ قابل قبول بوده است.
- از مقایسه دو روش SVM با ML می‌توان نتیجه گرفت که SVM در هر دو منطقه مطالعاتی و در هر دو ماهواره سنتینل ۱ و سنتینل ۲ با اختلاف کمی دارای دقت و ضریب کاپا بالاتر نسبت به ML می‌باشد. اما در منطقه شهری و ماهواره سنتینل ۱ این موضوع نقض شده است. از طرفی الگوریتم SVM در سنتینل ۲ نسبت به سنتینل ۱ در شناسایی مناطق شهر میامی (منطقه غیر شهری) برای استخراج عارضه راه ضعیف‌تر عمل کرده است.

- الگوریتم ML نیز یک سری نواحی غیرراه را هم در منطقه شهری و هم در منطقه غیر شهری به اشتباه عارضه راه معرفی کرده است که یقیناً این الگوریتم پیکسل‌های مشابه با راه (غیر راه) را به اشتباه در کلاس راه طبقه‌بندی کرده است.
 - فیلتر حذف نویز در منطقه شهری به خوبی نویزها و خطاهای تک پیکسلی را از بین برده اما در منطقه غیر شهری به علت وسعت زیاد آن (حدود 75×10 کیلومتر) دچار عملکرد نامناسب شده است.
 - در مجموع در هر دو منطقه مطالعاتی، هم نتایج و هم نقشه شبکه راه‌های بدست آمده از سنجنده‌ها، ماهواره سنتینل ۲ هم دارای مسیرهای کامل‌تر و بیشتری بوده و هم نتایج رضایت بخش‌تر است.
 - در پایان نیز خاطر نشان می‌شود نقشه نهایی MV در هر دو منطقه مطالعاتی، هم در نتایج دارای ویژگی بافت و هم در نتایج بدون ویژگی بافت، توانست بیشترین میزان را در دقت کلی و ضریب کاپا بدست آورد.
- به طور کلی همان‌طور که در این مطالعه مشاهده شد، به دلیل تلفیق پیکسل به پیکسل نتایج خروجی طبقه‌بندی‌ها با وزن‌دهی برابر، پیکسل‌هایی که بیشترین تکرار را در بین هر سه خروجی داشتند به عنوان پیکسل منتخب انتخاب شدند. به همین علت نتایج تلفیق داده‌های خروجی شبکه راه شناسایی شده در ماهواره‌های سنتینل ۱ و سنتینل ۲، دقت بالاتری نسبت به نتایج حاصل از طبقه‌بندی کننده‌ها دارا شدند. در این پژوهش تلاش شد تا با استفاده از دو رویکرد ادغام داده‌ها با ویژگی‌های بافت و ادغام نتایج حاصل از طبقه‌بندی‌ها با روش حداکثر رای‌گیری، تصویر نهایی شبکه راه‌ها با دقت بسیار زیادی از دیگر عوارض سطح زمین استخراج شوند.

۳-۵ پیشنهادات

با توجه به مطالعاتی که در این پایان نامه جهت استخراج و شناسایی شبکه راه از تصاویر راداری و نوری صورت گرفت، در ادامه پیشنهاداتی جهت تحقیقات آتی ارائه شده است.

- استفاده از سایر الگوریتم‌ها و متدها در کنار روش‌های طبقه‌بندی نظیر: شبکه عصبی عمیق (DNN^۱)، روش‌های فازی، الگوریتم ژنتیک، الگوریتم Snake و
- استفاده از سایر ویژگی‌ها نظیر: طیف، شکل، لبه و مرز، ارتفاع، توصیفگرهای هیستوگرام و
- تعیین یک حد آستانه مناسب برای الگوریتم ML جهت عدم شناسایی عارضه غیر راه با راه.
- بهینه سازی حد آستانه فیلتر حذف نویز برای عملکرد مناسب‌تر در مناطق غیر شهری.
- ایجاد شبکه راه‌ها به صورت هوشمند در یک سیستم مدیریت روسازی راه.

پوست

کد متلب فیلتر حذف نویزها

```
clc
clear
filename = 'MV.tif';
t=imread(filename);
imgdata=t(:,:,2);

[x,y]=size(imgdata);

threshld=6;
poolingSize=5;
if mod(poolingSize,2)==0
    msgbox("it must be odd");
    exit;
end
neighbour=floor(poolingSize/2);

for i=(1+neighbour):(x-neighbour)
    for j=(1+neighbour):(y-neighbour)
        paddinMat=imgdata((i-neighbour):(i+neighbour),(j-
neighbour):(j+neighbour));
        if (sum(sum(paddinMat<20))<threshld) && (imgdata(i,j)<20 )
            imgdata(i,j)=255;
        end
    end
end

cleaned_t=t;
cleaned_t(:,:,2)=imgdata;

[path,name,ext]=fileparts(filename);

imwrite(cleaned_t(:,:,1:3),strjoin({name,'_cleaned',ext},''),'TIFF')
```

مراج

[۱]. شفا بخش، غ.ع.، (۱۳۹۴) "بررسی سیستم مدیریت روسازی (PMS) در کشورهای مختلف"، سومین کنفرانس بین المللی پژوهش‌های کاربردی در مهندسی عمران، معماری و مدیریت شهری، برج میلاد تهران.

[۲]. جوادیان، ر. و جعفرپور، ا.، (۱۳۸۸) "استفاده از روش‌های تصادفی جهت مدیریت روسازی در سطح شبکه"، اولین کنفرانس ملی مهندسی و مدیریت زیرساخت‌ها، تهران.

[۳]. مقدس نژاد، ف.، (۱۳۹۳) "مقایسه روش‌های مختلف مدل‌سازی هوشمند در تعمیر و نگهداری راه"، همایش ملی معماری، عمران و توسعه نوین شهری، تبریز.

[۴]. مقدس نژاد، ف.، (۱۳۸۶) "ارایه یک برنامه مدیریت روسازی با استفاده از الگوریتم ژنتیک"، پژوهشنامه حمل و نقل، شماره ۳، دوره ۴: ص ۲۳۵-۲۴۸.

[۵]. M.Y.Shahin، (۱۳۸۹)، "مدیریت روسازی برای راه‌ها، فرودگاه‌ها و پارکینگ‌ها" ترجمه محمود عامری و مهندس سید فرهاد افتخارزاده، چاپ چهارم، انتشارات دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران.

[۶]. مباشری، م. ر.، (۱۳۹۳) "مبانی فیزیک در سنجش از دور و فناوری ماهواره"، چاپ اول، انتشارات دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، تهران، ص ۱۳۹.

[۷]. می‌تر، پاول ام.، (۱۳۹۵) "پردازش کامپیوتری تصاویر سنجش از دور"، دکتر جلال امینی، چاپ دوم، موسسه انتشارات دانشگاه تهران، تهران، ص ۵-۳۱.

[۸]. خصالی، ا.، ولدان‌زوج، م. ج. و مختارزاده، م.، (۱۳۹۳) "تلفیق دانش پایه تصاویر نوری و راداری با حد تفکیک بالا، به منظور استخراج عارضه راه در مناطق شهری با استفاده از اطلاعات بافت"، فصلنامه رادار، شماره ۱، دوره ۱: ص ۲۷-۳۴.

[۹]. عامری، ف.، ولدان‌زوج، م. ج. و مختارزاده، م.، (۱۳۹۴) "بهینه‌سازی اتوماتیک خوشه‌بندی شبکه راه‌ها با استفاده از الگوریتم انبوه ذرات به منظور استخراج محور مرکزی آن‌ها"، نشریه علمی پژوهشی مهندسی فناوری اطلاعات مکانی، شماره ۴، دوره ۲: ص ۱۷-۳۱.

[۱۰]. جعفری، ف.، عبادی، ح. و کابلی‌زاده، م.، (۱۳۹۳) "استخراج اتوماتیک عارضه راه از تصاویر با

قدرت تفکیک مکانی بالا با استفاده از مدل منحنی فعال و سیستم استنتاج فازی"، بیست و یکمین همایش ملی ژئوماتیک، دوره ۲۱، تهران.

[۱۱]. کمانگیر، ح. و مومنی، م.، (۱۳۹۳) "استخراج اتوماتیک جاده از تصاویر قدرت تفکیک بالا"، بیست و یکمین همایش ملی ژئوماتیک، دوره ۲۱، تهران.

[۱۲]. بهرامشهری، م.، مختارزاده، م. و ولدانزوج، م. ج.، (۱۳۹۳) "شناسایی اتوماتیک راه از تصاویر با قدرت تفکیک مکانی بالا با استفاده از منحنی‌های فعال و توابع مورفولوژی"، بیست و یکمین همایش ملی ژئوماتیک، دوره ۲۱، تهران.

[۱۳]. صادق نجف زاده، "ادغام تصاویر سنجش از دور با استفاده از تبدیلات مکان-فرکانس"، پایان نامه کارشناسی ارشد، رشته مهندسی مخابرات-سیستم، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه تربیت مدرس، گروه مهندسی مخابرات-سیستم، شهریور ۱۳۹۶.

[۱۴]. زیبا زرین، "طبقه‌بندی تصاویر ابرطیفی با استفاده از ماشین بردار پشتیبان"، پایان نامه کارشناسی ارشد، رشته سنجش از دور، دانشکده مهندسی نقشه برداری، دانشگاه خواجه نصیرالدین طوسی، گروه مهندسی فتوگرامتری و سنجش از دور، تیر ۱۳۹۰.

[۱۵]. آتنا حقیقت طلب، "ارزیابی شریان‌های حیاتی(راه) پس از وقوع زلزله با استفاده از داده‌های سنجش از دور و GIS"، پایان نامه کارشناسی ارشد، رشته مهندسی فتوگرامتری، دانشکده مهندسی نقشه برداری، دانشگاه خواجه نصیرالدین طوسی، گروه مهندسی فتوگرامتری و سنجش از دور، شهریور ۱۳۸۹.

[۱۶]. فروزان جعفری، "استخراج اتوماتیک راه از تصاویر با قدرت تفکیک بالا با استفاده از مدل منحنی پویا و سیستم استنتاج فازی"، پایان نامه کارشناسی ارشد، رشته مهندسی عمران-نقشه‌برداری، دانشکده مهندسی نقشه برداری، دانشگاه خواجه نصیرالدین طوسی، گروه مهندسی فتوگرامتری و سنجش از دور، زمستان ۱۳۹۲.

[۱۷]. زارع، م. ج.، (۱۳۹۵)، "بهینه‌سازی هسته‌های چندگانه در ماشین بردار پشتیبان جفتی برای کاهش شکاف معنایی تشخیص صفحات فریب آمیز"، مجله مهندسی برق دانشگاه تبریز، شماره ۴، دوره ۴۶: ۱۳۵-۱۴۵.

[۱۸]. آرخی، ص.، (۱۳۸۹)، "ارزیابی کارایی الگوریتم‌های ماشین بردار پشتیبان جهت طبقه‌بندی

کاربری اراضی با استفاده از داده‌های ماهواره‌ای ETM لندست"، فصل نامه علمی - پژوهشی تحقیقات مرتع و بیابان ایران، شماره ۳، دوره ۱۸: ص ۴۲۱-۴۴۰.

[19]. Samarasinghea, S. M. J. S., Nandalalb, H. K., Weliwitiyac, D. P., Fowzed, J. S. M., Hazarikad, M. K., Samarakoond, L. (2010). Application of remote sensing and GIS for flood risk analysis: a case study at Kalu-Ganga river, Sri Lanka. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Science*, 38(Pt 8), 110-115.

[20]. Chapman, D. P. (2003). *Geoinformation: Remote Sensing, Photogrammetry and Geographic Information Systems*. *The Photogrammetric Record*, 18(104), 330-331. https://doi.org/10.1046/j.0031-868x.2003.024_02.x.

[21]. *Introduction to Remote Sensing, Fifth Edition*: James B. Campbell, Randolph H. Wynne: 9781609181765: Amazon.com: Books. (n.d.). Retrieved January 8, 2021, from <https://www.amazon.com/Introduction-Remote-Sensing-Fifth-Campbell/dp/160918176X>

[22]. Sowmya, A., Trinder, J., 2000, Modelling and representation issues in automated feature extraction from aerial and satellite images, *Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 55, 34-47.

[23]. *Physical Principles Remote Sensing 3rd Edition _ Remote sensing and GIS _ Cambridge University Press*. (n.d.). Retrieved January 9, 2021, from <https://www.cambridge.org/ir/academic/subjects/earth-and-environmental-science/remote-sensing-and-gis/physical-principles-remote-sensing-3rd-edition?format=PB&isbn=9780521181167>.

[24]. Marr, D. (1982). *Vision A computational investigation into the human representation and processing of visual information*. San Francisco, CA W.H. Freeman.-References - Scientific Research Publishing. (n.d.). Retrieved January 13, 2021, from [https://www.scirp.org/\(S\(351jmbntvnsjt1aadkposzje\)\)/reference/ReferencesPapers.aspx?ReferenceID=816915](https://www.scirp.org/(S(351jmbntvnsjt1aadkposzje))/reference/ReferencesPapers.aspx?ReferenceID=816915)

[25]. Mena, J. B. (2003). State of the art on automatic road extraction for GIS update: A novel classification. *Pattern Recognition Letters*, 24(16), 3037-3058. [https://doi.org/10.1016/S0167-8655\(03\)00164-8](https://doi.org/10.1016/S0167-8655(03)00164-8).

[26]. Rosenfeld, A. (2000). *Image Analysis and Computer Vision: 1999. Computer Vision and Image Understanding*, 78(2), 222-302. <https://doi.org/10.1006/cviu.2000.0835>.

[27]. Tarabalka, Y., Benediktsson, J. A., & Chanussot, J. (2009). Spectral-spatial classification of hyperspectral imagery based on partitional clustering techniques. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 47(8), 2973-2987. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2009.2016214>.

- [28]. Lisini, G., Tison, C., Tupin, F., & Gamba, P. (2006). Feature fusion to improve road network extraction in high-resolution SAR images. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 3(2), 217–221. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2005.862526>.
- [29]. Abdelfattah, R., & Chokmani, K. (2017). A semi automatic off-roads and trails extraction method from Sentinel-1 data. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, 2017-July, 3728–3731. <https://doi.org/10.1109/IGARSS.2017.8127809>.
- [30]. Zhang, Q., Kong, Q., Zhang, C., You, S., Wei, H., Sun, R., & Li, L. (2019). A new road extraction method using Sentinel-1 SAR images based on the deep fully convolutional neural network. *European Journal of Remote Sensing*, 52(1), 572–582. <https://doi.org/10.1080/22797254.2019.1694447>.
- [31]. Song, M., & Civco, D. (2004). Road extraction using SVM and image segmentation. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 70(12), 1365–1371. <https://doi.org/10.14358/PERS.70.12.136>.
- [32]. Miao, Z., Shi, W., Zhang, H., & Wang, X. (2013). Road centerline extraction from high-resolution imagery based on shape features and multivariate adaptive regression splines. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 10(3), 583–587. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2012.2214761>.
- [33]. Shi, W., Miao, Z., Wang, Q., & Zhang, H. (2014). Spectral-spatial classification and shape features for urban road centerline extraction. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 11(4), 788–792. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2013.2279034>.
- [34]. Bakhtiari, H. R. R., Abdollahi, A., & Rezaeian, H. (2017). Semi automatic road extraction from digital images. *Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 20(1), 117–123. <https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2017.03.001>.
- [35]. Gao, X., Sun, X., Zhang, Y., Yan, M., Xu, G., Sun, H., Jiao, J., & Fu, K. (2018). An End-to-End Neural Network for Road Extraction from Remote Sensing Imagery by Multiple Feature Pyramid Network. *IEEE Access*, 6, 39401–39414. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2856088>.
- [36]. Zhang, Y . Xia, G . 2019 . A Multiple Feature Fully Convolutional Network for Road Extraction From High-Resolution Remote Sensing Image Over Mountainous Areas. <http://dx.doi.org/10.1109/LGRS.2019.2905350>.
- [37]. Hinz, S., & Baumgartner, A. (2003). Automatic extraction of urban road networks from multi-view aerial imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 58(1–2), 83–98. [https://doi.org/10.1016/S0924-2716\(03\)00019-4](https://doi.org/10.1016/S0924-2716(03)00019-4).
- [38]. Wang, J.L., Qian, J.H., Ma, R.B., 2013. Urban road information extraction from high resolution remotely sensed image based on semantic model. In: 21th International Conference on Geoinformatics, Shanghai, 2013. <https://doi.org/10.1109/Geoinformatics.2013.6626045>

- [39]. Wang, J., Qin, Q., Yang, X., Wang, J., Ye, X., & Qin, X. (2014). Automated road extraction from multi-resolution images using spectral information and texture. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, 533–536. <https://doi.org/10.1109/IGARSS.2014.6946477>.
- [40].esa Earth Online. (n.d.). Retrieved January 9, 2020, from <https://earth.esa.int/eogateway>.
- [41]. European Space Agency. (2020). Sentinel Online - ESA. European Space Agency-Earth Online. <https://sentinel.esa.int/web/sentinel>.
- [42]. M. Lazecky, F. C. Comut, Y. Qin, and D. Perissin, "Sentinel-1 Interferometry System in the High-Performance Computing Environment," in *The Rise of Big Spatial Data*: Springer, 2017, pp. 131-139.
- [43]. Rosich B., Meadows P., Absolute calibration of ASAR Level 1 products, ESA/ESRIN, ENVI-CLVL-EOPG-TN-03-0010, Issue 1, Revision 5, October 2004.
- [44]. peckle Filtering 3. SPECKLE FILTERING 3.1 Need for speckle filtering. (n.d.). Retrieved February 1, 2021, from <https://www.semanticscholar.org/paper/3.-Speckle-Filtering-3.1-Need-for-Speckle-Filtering/07db53b4424113a39a6b7d21f0c46c01987718a5>.
- [45]. Karathanassi, V., Kolokousis, P., & Ioannidou, S. (2007). A comparison study on fusion methods using evaluation indicators. *International Journal of Remote Sensing*, 28(10), 2309–2341. <https://doi.org/10.1080/01431160600606890>.
- [46]. D. Gadkari "Image Quality Analysis Using GLCM" B.S.E.E. University of Pune, 2000 A thesis submitted in partial fulfillment of the requirements, for the degree of Master of Science in Modeling and Simulation, in the College of Arts and Sciences, at the University of Central Florida, Orlando, Florida, 2004.
- [47]. Haralick, R. M., Dinstein, I., & Shanmugam, K. (1973). Textural Features for Image Classification. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, SMC-3(6), 610–621. <https://doi.org/10.1109/TSMC.1973.4309314>.
- [48]. Huang, C., Davis, L. S., and Townshend, J. R. G. "An assessment of support vector machines for land cover classification." *International Journal of Remote Sensing*, (2002) 23, 725-749.
- [49]. Lu, D, and Weng, Q, 2007, A survey of image classification methods and techniques for improving classification performance. *International Journal of Remote Sensing* Vol.28, No. 5, 10 March 2007, 823–870.
- [50]. Strobl, R.O., and Forte, F. 2007. Artificial neural network exploration of the influential factors in drainage network derivation. *Hydrological processes*. 21: 2965–2978.

- [51]. Tien Bui D, Pradhan B, Lofman O, Revhaug I, Dick OB 2012 Landslide susceptibility assessment in the Hoa Binh province of Vietnam: a comparison of the Levenberg–Marquardt and Bayesian regularized neural networks. *Geomorphology* 171:12–19.
- [52]. Wijaya, A. 2005. Application of multi-stage Classification to Detect Illegal Logging with the Use of multi-source Data, MSc. Thesis, ITC, Enscheda, The Netherlands.
- [53]. Watts, D. 2001. Land Cover flapping by Combinations of Multiple Artificial Neural Networks, MSc. Thesis, Department of Geometrics Engineering, University of Cal.
- [54]. Mas, J. F., & Flores, J. J. (2008). The application of artificial neural networks to the analysis of remotely sensed data. In *International Journal of Remote Sensing* (Vol. 29, Issue 3, pp. 617–663). Taylor and Francis Ltd. <https://doi.org/10.1080/01431160701352154>.
- [55]. RUMELHART, D.E., HINTON, G.E. and WILLIAMS, R.J., 1986, Learning internal representations by error propagation. In *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructures of Cognition*, D.E. Rumelhart and J.L. McClelland (Eds), pp.318–362 (Cambridge, MA: MIT Press).
- [56]. Neural Networks: A Comprehensive Foundation - Simon S. Haykin - Google Books. (n.d.). Retrieved January 14, 2021, from https://books.google.com/books/about/Neural_Networks.html?id=M5abQgAACAAJ
- [57]. J.A. Gualtieri and R.F. Crompt, 1999: Support Vector Machines for Hyper-spectral Remote Sensing Classification. *Proc. SPIE*, 3584, 221–232.
- [58]. Hsu, C. W., & Lin, C. J. (2002). A comparison of methods for multiclass support vector machines. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 13(2), 415–425. <https://doi.org/10.1109/72.991427>.
- [59]. Van der Linden, S., Rabe, A., Okujeni, A., & Hostert, P. (2009). Image SVM classification. Application Manual: image SVM version, 2.
- [60]. Arekhi Saleh and Adibnejad. Mostafa, 2011, Evaluation of the efficiency of support vector machine algorithms for land use classification using Landsat + ETM satellite imagery (case study: Ilam Dam), Natural Resources Department, Agriculture Sciences Faculty, University of Ilam, *Scientific Journal of Research Pasture and Desert of Iran*, Volume 18, Number 3, Page 420-440.
- [61]. Mathur, A. and Foody, G.M., 2008. Multiclass and binary SVM classification: Implications for training and classification users. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 5, 241–245.
- [62]. B. E. Boser, I. Guyon, and V. Vapnik. A training algorithm for optimal margin classifiers. In *Proceedings of the Fifth Annual Workshop on Computational Learning*

Theory, pages 144–152. ACM Press, 1992.

[63]. Richards, J. A., & Jia, X. (1999). Remote Sensing Digital Image Analysis. In Remote Sensing Digital Image Analysis. Springer-Verlag, Berlin, pages 193-196. <https://doi.org/10.1007/978-3-662-03978-6>.

[64]. Wang, Z., Ziou, D., Armenakis, C., Li, D., Li, Q., 2005, ‘A Comparative Analysis of Image Fusion Methods’, IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing., 43 (6), pp: 1391–1402.

[65]. Römer, H., Willroth, P., Kaiser, G., Vafeidis, A. T., Ludwig, R., Sterr, H., & Revilla Diez, J. (2012). Potential of remote sensing techniques for tsunami hazard and vulnerability analysis-a case study from Phangnga province, Thailand. Natural Hazards and Earth System Science, 12(6), 2103-2126.

[66]. Mani, V. R. S. (2020). A Survey of Multi Sensor Satellite Image Fusion Techniques. <Http://Www.Sciencepublishinggroup.Com>, 8(1), 1–10. <https://doi.org/10.11648/J.IJSSN.20200801.11>.

[67]. Kuncheva LI, Whitaker CJ, Shipp CA and Duin RPW (2003) Limits on the majority vote accuracy in classifier fusion. Pattern Analysis & Applications. Springer 6(1):22–31.

[68]. Ruta, D and Gabrys B (2000) An overview of classifier fusion methods. Computing and Information systems 7(1):1–10 Schölkopf B and Smola A (2005) Support vector machines and kernel algorithms. Encyclopedia of Biostatistics.Wiley, 5328–5335.

[69]. Pal, M., & Mather, P. M. (2004). Assessment of the effectiveness of support vector machines for hyperspectral data. Future Generation Computer Systems, 20(7), 1215–1225. <https://doi.org/10.1016/j.future.2003.11.011>.

Abstract

The purpose of route and road network extraction is to maintain or increase the accuracy and speed of data extraction compared to ground operations and the use of GPS. Remote sensing has wide applications in many scientific and research fields, including road engineering and transportation, the most important of which is road network extraction and road network schematic mapping. Extraction of road network from satellite images is a complementary technology for obtaining information, which simplifies the interpretation and analysis of the image and improves the quality, which is one of the most important goals of planners and officials. The main purpose of this study was to automatically extract the road network in the two study areas of Shahroud city and the Shahroud-Miami route so that the resulting road network map can be used as the input of the pavement management system (PMS). The proposed method in this study is based on the technique of merging and combining images of Sentinel 1 and Sentinel 2 satellites with the majority voting method in order to make maximum use of spectral and spatial information of multiple images (detail enhancement) instead of single image using texture features. In order to perform the supervised classification, two non-parametric classifications of artificial neural network (ANN) and support vector machine (SVM) and a parametric classification of maximum likelihood similarity (ML) were used in two general classes of road and non-road. The results of this study showed that the integration of the results of the classifications with the majority voting method improves the accuracy of about 1/5% for the Sentinel 1 satellite and about 5% for the Sentinel 2 satellite in the urban area and the accuracy of about 3% for the Sentinel 1 satellite and about 4/5% has been created for Sentinel 2 satellite in non-urban area in identifying the route and road network.

Keywords: Road network extraction, artificial neural network, image fusion, supervised classification, remote sensing



Shahrood University of
Technology

Faculty of Civil Engineering

Automatic road extraction of remote sensing data is based on supervised classifiers.

By: Seyed Mahdi Mousavi

Supervisor:

Dr. Hosein Ghasemzadeh Tehrani

Dr. Behnaz Bigdeli

July 2021