



نخستین دور

و
GIS ایران



سنجش از دور و GIS ایران
Iranian Remote Sensing & GIS

سال پانزدهم، شماره اول، بهار ۱۴۰۲
Vol.15, No. 1, Spring 2023

۳۹-۶۱

مقاله پژوهشی

تلفیق اطلاعات طیفی و مکانی به منظور تفکیک محصولات کشاورزی با استفاده از تصاویر چندزمانه سنتینل-۲ (مطالعه موردی: شهرستان قروه)

سعید احمدی^۱ و حدیثه سادات حسینی^{۲*}

۱. دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه ژئودزی و مهندسی نقشه برداری، دانشگاه تفرش

۲. استادیار، گروه ژئودزی و مهندسی نقشه برداری، دانشگاه تفرش

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۰/۰۹/۲۳

تاریخ دریافت مقاله: ۱۴۰۰/۰۵/۰۵

چکیده

امروزه کاربردهای تصاویر ماهواره‌ای، در پایش و مدیریت زمین‌های کشاورزی، رو به گسترش است. با توجه به قدرت تفکیک مکانی، طیفی و زمانی بالای تصاویر سنتینل-۲، در این مطالعه، در کشاورزی دقیق در شهرستان قروه از این تصاویر استفاده شده است. ابتدا با توجه به تقویم زراعی محصولات متفاوت آن منطقه، تصاویر سری زمانی جمع آوری شد. در روش پیشنهادی، نخست، فضای ویژگی طیفی براساس بازتاب طیفی باندها و همچنین شاخص‌های گیاهی، ایجاد شد. ابعاد فضای ویژگی طیفی، با استفاده از روش آنالیز مؤلفه‌های اصلی، کاهش یافت. سپس چهار طبقه‌بندی‌کننده قدرتمند ماشین‌های بردار پشتیبان، شبکه عصبی پرسپترون چندلایه، نزدیک‌ترین k همسایه و جنگل‌های تصادفی نقشه طبقه‌بندی از اطلاعات طیفی تولید کردند. در ادامه، مکانی با هدف تعیین مرز مزارع، اطلاعات استخراج شد. برای این منظور، از شناسایی لبه‌ها در سری زمانی تصاویر سنتینل-۲ استفاده شد. در نهایت، نقشه طبقه‌بندی نهایی، با تلفیق اطلاعات مکانی و ادغام نتایج طبقه‌بندی‌کننده‌ها ایجاد شد. نتایج به دست آمده نشان داد که دقت طبقه‌بندی‌کننده‌های نزدیک‌ترین k همسایه، ماشین‌های بردار پشتیبان، شبکه عصبی پرسپترون چندلایه و جنگل‌های تصادفی روی فضای ویژگی طیفی اولیه، به ترتیب ۷۷/۷۸٪، ۷۹/۱۶٪، ۷۶/۴۱٪ و ۷۶/۸۹٪ است. با استفاده از روش پیشنهادی، دقت طبقه‌بندی به ۹۴/۷۲٪ افزایش پیدا کرد که حاکی از توانایی آن در منطقه مورد مطالعه است.

کلیدواژه‌ها: تصاویر سری زمانی سنتینل-۲، کشاورزی، مرز مزارع، ادغام طبقه‌بندی‌کننده‌ها، اطلاعات مکانی، اطلاعات طیفی.

۱- مقدمه

امروزه با رشد تکنولوژی ساخت سنجنده‌های سنجش از دور، استفاده از این فناوری در حوزه‌های گوناگونی همچون مطالعات پوشش گیاهی، مناطق شهری، نظامی، شناسایی تغییرات مورد توجه قرار گرفته است (Wójtowicz et al., 2016; Maktav et al., 2005;) (Asokan & Anitha, 2019). پوشش گیاهی، به‌منزله یکی از مهم ترین اجزای محیط زیست، حدود ۷۰٪ از سطح خشکی‌ها را دربر گرفته و دارای اهمیت درخور توجهی در چرخه‌های بیولوژیکی است (Rahman et al., 2004). کشاورزی یکی از مؤلفه‌های بسیار مهم در رشد و توسعه اقتصادی هر کشور است. در حال حاضر، سه نظریه درباره کارکردهای کشاورزی در ایران وجود دارد: تأمین کننده امنیت غذایی، محرک چرخ های اقتصاد و برقرار کننده تعادل اقتصادی- اجتماعی (Momeni et al., 2018). با توجه به اهمیت بحث کشاورزی، لازم است اطلاعات درباره مزارع کشاورزی، مانند سطح زیرکشت، نوع محصول، پایش سلامت محصولات، و شناسایی استرس‌ها و آفات کشاورزی در زمان‌های گوناگون مشخص شود. با توجه به سهولت در دسترسی به تصاویر ماهواره‌ای به‌هنگام، هزینه پایین اخذ داده، محدودبودن بازدیدهای زمینی و همچنین قدرت‌های تفکیک مناسب، تصاویر سنجش از دوری به ابزاری کارآمد در امور کشاورزی تبدیل شده‌اند (Wójtowicz et al., 2016; Shafi et al., 2020; Bian et al., 2019).

تهیه نقشه محصولات کشاورزی از پایه‌ای ترین فعالیت‌های حوزه کشاورزی شمرده می‌شود. این اطلاعات از ورودی‌های مهم در برآورد سطح زیرکشت و همچنین اطلاعات مورد نیاز مدیریت منابع کشاورزی در نظر گرفته می‌شود. برنامه‌ریزان و سیاست‌گذاران بخش‌های کشاورزی و اقتصاد، با آگاهی از اطلاعات گوناگون در کشاورزی، می‌توانند سیاست‌های مدیریتی و اجرایی مناسبی در زمینه‌هایی همچون تعیین الگوی کشت در هر منطقه، زیرساخت‌های پشتیبانی، ارائه خدمات مکانیزه منطبق بر نیاز و شرایط منطقه و

تصمیماتی از این دست پیشه کنند (Joshi et al., 2006;) (Gao, 2021).

یکی از نکات حائز اهمیت، در مطالعه محصولات کشاورزی، ویژگی‌های فنولوژیکی و بیوشیمی متفاوت محصولات گوناگون است. به‌عبارت دیگر، هر محصول دارای بازتاب طیفی خاص خود است که می‌توان آن را با استفاده از سنجنده‌های سنجش از دوری توان تفکیک طیفی بالا، اندازه‌گیری کرد. از سوی دیگر، با توجه به اینکه رفتار طیفی محصولات کشاورزی متفاوت در طول رشد (تقویم زراعی) تفاوت دارد؛ در یک زمان خاص، نمی‌توان تمامی محصولات را در وضعیت یکسان از دوره رشد، در تصویر مشاهده کرد. تقویم زراعی شامل برنامه رشد محصولات گوناگون منطقه‌ای خاص، براساس پارامترهای فنولوژیکی است. این تقویم، درباره مراحل رشد و زمان کاشت و برداشت محصولات کشاورزی، اطلاعاتی در اختیار قرار می‌دهد (Zafar & Waqar, 2014; Zhong et al., 2011).

در این مطالعه، با توجه به قابلیت بالای تصاویر سنتینل-۲ در دریافت داده‌های با قدرت تفکیک بالا و به‌روز، از تصاویر چندزمانه این سنجنده در تعیین مرز مزارع و تفکیک محصولات آن در منطقه کشاورزی استفاده شده است. برای این کار، اطلاعات طیفی و مکانی از تصاویر استخراج شده و اطلاعات آنها، با هدف تفکیک محصولات کشاورزی در شهرستان قروه، ادغام شده‌اند.

۲- مروری بر تحقیقات

تحقیقات گسترده‌ای در زمینه استفاده از فناوری سنجش از دور در کشاورزی، با هدف پایش و طبقه‌بندی محصولات، صورت گرفته است. مطالعات انجام‌شده از جنبه‌های گوناگونی همچون داده مورد استفاده، تعداد داده‌ها، سکوی مورد استفاده و الگوریتم به‌کاررفته برای پردازش داده، دسته‌بندی می‌شوند. چهار منبع مهم در استخراج اطلاعات از مزارع کشاورزی عبارت‌اند از تصاویر راداری (Kenduiwo et al., 2017;) (Bargiel, 2017)، تصاویر ابرطیفی (Thenkabail et al.,

محصولات، تنش‌های آبی و بسیاری دیگر از کاربردهای این شیوه نشان از اهمیت این داده‌ها در کشاورزی دارد (Khanal et al., 2020; Sishodia et al., 2020).

در برخی مطالعات حوزه سنجش از دور در کشاورزی، هریک از منابع داده سنجش از دور به‌تنهایی به کار رفته (Ouzemou et al., 2000; Thenkabail et al., 2000; al., 2018) و در دسته‌های دیگر، مجموعه‌ای از این داده‌ها استفاده شده است (Forkuor et al., 2014; Sicre et al., 2020; Van Tricht et al., 2018). پیش‌تر درباره نقش هریک از تصاویر راداری، حرارتی و نوری بحث شد. اغلب مطالعات، در زمینه ترکیب داده‌های سنجش از دوری، از تصاویر نوری و راداری استفاده کرده‌اند. فورکور^۴ و همکاران (۲۰۱۴)، با ترکیب تصاویر نوری دارای قدرت تفکیک بالای RapidEye و تصاویر راداری با دو پلاریزه TerraSAR-X، محصولات کشاورزی را در غرب آفریقا تفکیک کردند. نتایج نشان می‌دهد استفاده از تصاویر راداری، در کنار تصاویر نوری، دقت طبقه‌بندی را ۱۵-۱۰٪ در قیاس با تصویر نوری، افزایش می‌دهد. ون تریخت^۵ و همکاران (۲۰۱۸) از ترکیب تصاویر راداری سنتینل-۱ و سنتینل-۲ به منظور تفکیک مزارع استفاده کردند. هدف این پژوهش ارزیابی توان تفکیک مزارع کوچک از طریق این سنجنده‌ها بوده است. برای این منظور، از الگوریتم درخت تصمیم‌گیری در طبقه‌بندی بهره بردند. نتایج حاکی از کارآمد بودن این تصاویر، در طبقه‌بندی مزارع کوچک بوده است و در نهایت، هشت محصول غالب در منطقه با دقت کلی ۸۲٪ و ضریب کاپای ۷۷٪ طبقه‌بندی شدند (Van Tricht et al., 2018). سیکر^۶ و همکاران (۲۰۲۰) اطلاعات به‌دست‌آمده از تصاویر نوری Formosat-2 و راداری ALOS را با هدف شناسایی

تصاویر حرارتی (Rao et al., 2007; 2000)، تصاویر حرارتی (Khanal et al., 2017; Vadivambal & Jayas, 2011) و تصاویر چندطیفی (Nezhad et al., 2019; Ouzemou et al., 2018).

از آن‌جا که بازپراکنش امواج راداری به میزان رطوبت، بافت و شکل عارضه وابسته است، از تصاویر راداری می‌توان در شناسایی تنش‌های گیاهی، استخراج شاخص سطح برگ، ارتفاع پوشش گیاهی، طبقه‌بندی محصولات کشاورزی و دیگر موارد استفاده کرد. بارگیل^۱ (۲۰۱۷) از تصاویر سری زمانی راداری سنتینل-۱ و اطلاعات فنولوژی برای طبقه‌بندی محصولات کشاورزی در آلمان استفاده کرد. نتایج به‌دست‌آمده نشان داده است که تصاویر سری زمانی با فاصله کوتاه به تفکیک محصولات با دقت بالا منجر می‌شود.

بین پوشش گیاهی یک ناحیه و دمای آن منطقه، رابطه مستقیمی وجود دارد. عسکری سرسکنرود و امامی^۲ (۲۰۱۹)، با استفاده از داده‌های ETM، رابطه بین پوشش گیاهی و دما در شهر اردبیل را مطالعه کردند. طبق نتایج، مناطق شهری و بدون پوشش گیاهی دارای دمای به‌مراتب بالاتری در قیاس با نواحی دارای پوشش گیاهی بود. همچنین جعفری^۳ و همکاران (۲۰۱۳)، با به‌کارگیری داده سنجنده ETM، تأثیر داده‌های حرارتی در نتیجه طبقه‌بندی محصولات را بررسی کردند. این مطالعه که در شهر اصفهان انجام شد، افزایش چهاردرصدی دقت نتایج طبقه‌بندی، در صورت حضور باند مادون قرمز حرارتی در کنار باندهای دیگر را نشان داد.

سنجش از دور نوری داده‌های به‌روز در کمترین زمان و با کمترین هزینه را فراهم می‌آورد که یکی از داده‌های پرکاربرد در حوزه سنجش از دور کشاورزی به‌شمار می‌آید. همچنین تفسیر و تجزیه و تحلیل این داده‌ها به‌مراتب آسان‌تر از سایر داده‌های سنجش از دوری است. نظارت بر کیفیت محصول، شناسایی علف‌های هرز، ارزیابی بقایای محصولات در مزارع، طبقه‌بندی محصولات، تخمین سطح زیرکشت

1. Bargiel
2. Asqari Sareskanroud & Emami
3. Jafari
4. Forkuor
5. Van Tricht
6. Sicre

مناطق جنگلی جداسازی کردند. الگوریتم جنگل تصادفی^۳، درخت تصمیم‌گیری، نزدیک‌ترین همسایگی و روش جنگل همبستگی متعارف الگوریتم‌هایی بودند که داده‌های سنجنده WorldView-2 را طبقه‌بندی کردند. در پژوهش مورد نظر، الگوریتم جنگل همبستگی متعارف با دقت کلی ۹۴٪، دقتی بیشتر از دیگر الگوریتم‌ها به خود اختصاص داد. پوراگرمی^۴ و همکاران (۲۰۱۷) با استفاده از داده‌های سنجنده ماهواره سنتینل-۲، پژوهشی در منطقه ملکان آذربایجان شرقی انجام دادند. در این پژوهش، با استفاده از هفت تصویری که طی زمان‌های متفاوت از منطقه دریافت شد و با استفاده از الگوریتم بیشترین شباهت و به‌کارگیری شاخص گیاهی تفاضلی نرمال‌شده (NDVI) هشت نوع محصول متفاوت را طبقه‌بندی کردند. در نهایت، پس از طبقه‌بندی، نتایج حاکی از مناسب بودن تصاویر سنجنده سنتینل-۲ برای تفکیک محصولات کشاورزی با دقت کلی ۸۵٪ داشت. نژاد^۵ و همکاران (۲۰۱۹) با استفاده از تصاویر چندطیفی سنجنده سنتینل-۲، محصولات کشاورزی، آب، جنگل، زمین بایر و مراتع را در شهر رم ایتالیا طبقه‌بندی کردند. آنها، به‌منظور طبقه‌بندی محصولات کشاورزی، از الگوریتم‌های بیشترین احتمال و ماشین بردار پشتیبان^۶ بهره بردند. نتایج این تحقیق نشان می‌دهد الگوریتم نظارت‌شده بیشترین احتمال با صحت کلی ۹۵٪ دقتی بیشتر از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان با دقت ۸۶٪ داشت. مطالعات گوناگونی در زمینه طبقه‌بندی پیکسل-مبنای زمین‌های کشاورزی انجام شده و نتایج مورد قبولی به‌دست آمده است؛ با این حال بی‌توجهی به وابستگی پیکسل‌های مجاور به خطای نمک و فلفل^۷ در

نواحی گوناگون، ادغام کردند و به تفکیک محصولات کشاورزی در نواحی کشاورزی پرداختند. نتایج بیانگر بهبود دقت نتایج، در مقایسه با هر یک از تصاویر راداری و نوری بوده است (Sicre et al., 2020). هرچند استفاده از چندین منبع داده به افزایش اعتمادپذیری به نتایج منجر می‌شود، افزونگی داده، حجم بالای داده، محاسبات سنگین و یکسان نبودن داده‌ها از چالش‌های این روش به‌شمار می‌رود؛ از این‌رو در این مطالعه، از تصاویر نوری دارای قدرت تفکیک بالای سنتینل-۲ استفاده شده است.

با پیشرفت داده‌های سنجنده از دور در حوزه کشاورزی، الگوریتم‌های گوناگونی در زمینه تفکیک محصولات کشاورزی از داده‌های سنجنده از دوری گسترش یافته است. از یک دیدگاه، می‌توان الگوریتم‌های مورد اشاره را در دو دسته پیکسل-مبنا و شیء-مبنا قرار داد (Castillejo-González et al., 2009; Karakuş et al., 2017). در دسته اول، مبنای محاسباتی پیکسل‌های تصویر در فضای ویژگی‌اند (Ok et al., 2012). در رویکرد دوم، ابتدا قطعه‌بندی انجام می‌شود و در ادامه، یک تکنیک طبقه‌بندی برای تعیین محصول هر قطعه به‌کار می‌رود (Kussul et al., 2016).

در مطالعاتی که از روش‌های پیکسل-مبنا استفاده می‌کنند، طبقه‌بندی‌کننده‌های پیکسل-مبنا روی بازتاب طیفی یا ویژگی‌های طیفی به‌دست‌آمده از باندهای تصویر اعمال می‌شوند. نبوی و سرکارگر اردکانی^۱ (۲۰۱۱)، با استفاده از تصاویر تک‌زمانه سنجنده ETM، اقدام به شناسایی و تفکیک محصول زعفران منطقه کاشمر خراسان رضوی کردند. در این تحقیق، آنها از الگوریتم نظارت‌شده شبکه عصبی بهره بردند و به صحت کلی ۹۲٪ و ضریب کاپای ۰/۸۹ دست یافتند. از طرفی، مناسب‌ترین باند برای تفکیک محصول زعفران باند مادون قرمز این سنجنده شناخته شده است. آقای کاواوغلو^۲ و همکاران (۲۰۱۹)، طی تحقیقاتی که در مناطقی از استان ساکاریا در ترکیه انجام دادند، مناطق زیرکشت محصولات کشاورزی را از

1. Nabavi & Sarkaregar Ardakani
2. Kavzoglu
3. Random Forest (RF)
4. Pourakrami
5. Nezhad
6. Support Vector Machine (SVM)
7. Salt and Pepper Noise

مقایسه نتایج به دست آمده و واقعیت زمینی بیانگر شباهت ۰.۷۶/۲ و ۰.۸۲/۶، به ترتیب در مورد تصاویر اسپات- ۴ و اسپات- ۵ بوده است. نورث^۷ و همکاران (۲۰۱۹) مرز مزارع را با استفاده از تصاویر چندزمانه اسپات، استخراج کردند. برای این کار، تصاویر انحراف معیار از زمان‌های متفاوت، مشخص و ترکیب شدند. سپس بر مبنای الگوریتم‌های پردازش تصویر، مرز مزارع استخراج و بهبود داده شد. نتایج پژوهش بر اساس معیارهای کمی و کیفی، با نتایج قطعه‌بندی روش‌های مرسوم مقایسه شد که حاکی از برتری روش پیشنهادی این مقاله است. در مطالعه‌ای دیگر، مسعود^۸ و همکاران (۲۰۲۰) با استفاده از یادگیری عمیق کانولوشن^۹، مرز مزارع در هلند را روی تصاویر سنتینل- ۲ تعیین کردند. همچنین از روش تشخیص منحنی معنایی^{۱۰} به منظور افزایش قدرت تفکیک مکانی از ده متر به پنج متر بهره بردند. نتایج به دست آمده حاکی از برتری روش پیشنهادی بر روش‌های up-sampling مرسوم بوده است. با توجه به مطالعات انجام شده در زمینه تفکیک محصولات کشاورزی، استخراج مرز مزارع به منزله اطلاعات مکانی می‌تواند دقت شناسایی و تمایز محصولات را افزایش چشمگیری بدهد. برای این منظور، در روش پیشنهادی، اطلاعات مرز مزارع از تصاویر چندزمانه سنتینل- ۲ استخراج و از آنها به صورت واحدهای اولیه طبقه‌بندی استفاده می‌شود. هر واحد (مزرعه) بر مبنای اطلاعات طیفی، از طریق طبقه‌بندی کننده‌های قوی، بررسی می‌شود و محصول هر مزرعه، با ادغام نتایج طبقه‌بندی کننده‌های موجود، تعیین می‌شود.

نقشه‌های طبقه‌بندی به دست آمده با این روش‌ها منجر می‌شود. به منظور در نظر گرفتن مفهوم همسایگی مکانی پیکسل‌های مجاور در تفکیک محصولات کشاورزی، روش‌های شیء‌گرا مطرح شده‌اند.

از جمله تحقیقات صورت گرفته در زمینه طبقه‌بندی محصولات کشاورزی، با استفاده از روش شیء‌گرا، می‌توان به تحقیق پنی^۱ و همکاران (۲۰۱۴) اشاره کرد. این پژوهش در بخش‌هایی از ایالت کالیفرنیا آمریکا و با استفاده از داده‌های سنجنده ASTER انجام شد. برنج، انگور، آفتاب‌گردان، گوجه‌فرنگی، یونجه از محصولات تابستانی بودند که با استفاده از دو روش پیکسل- مینا و شیء‌گرا، طبقه‌بندی شدند. الگوریتم‌های طبقه‌بندی ماشین‌های بردار پشتیبان، شبکه پرسپترون چندلایه^۲ و درخت تصمیم‌گیری الگوریتم‌های به کاررفته بودند. در نهایت، طبق نتایج، روش شیء‌گرا دقت طبقه‌بندی پیکسل- مینا را بین ۲۹-۴٪ در مورد محصولات گوناگون افزایش می‌دهد. همچنین طبقه‌بندی کننده ماشین‌های بردار پشتیبان کارایی بیشتری از دیگر الگوریتم‌های طبقه‌بندی داشته است. روستایی^۳ و همکاران (۲۰۱۹) دقت دو روش طبقه‌بندی پیکسل- مینا و شیء- مینا را به منظور بررسی کاربری اراضی شهرستان مراغه، بین سال‌های ۱۳۷۸ تا ۱۳۹۵، مقایسه کردند. آنها این کار را با استفاده از تصاویر سنجنده ASTER و بر اساس پارامترهای شکل، بافت و درجات خاکستری قطعه‌بندی تصویر انجام دادند. سپس داده‌های طیفی را با داده‌های قطعه‌بندی تلفیق کردند و طبقه‌بندی را انجام دادند. از سوی دیگر، با استفاده از داده‌های طیفی تصاویر، طبقه‌بندی فقط بر مبنای ویژگی‌های استخراج شده انجام شد. در نهایت، مشخص شد دقت طبقه‌بندی شیء- مینا ۶٪ بیشتر از روش طبقه‌بندی پیکسل- مینا بوده است.

دسته دیگری از مطالعات با استفاده از داده‌های سنجنش از دوری به استخراج مرز مزارع، به منزله اطلاعات مکانی، می‌پردازند. تورکر و کوک^۴ (۲۰۱۳)، از طریق تصاویر اسپات با دقت زیر پیکسل^۵ بر مبنای دسته‌بندی مفهومی^۶، مرز مزارع را استخراج کردند.

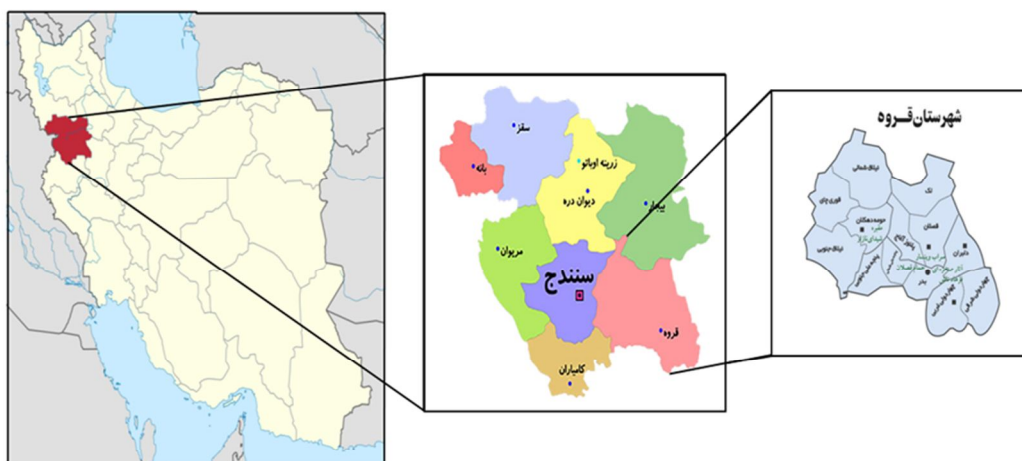
1. Peña
2. Multi-Layer Perceptron (MLP)
3. Roostaei
4. Turker & Kok
5. Sub-Pixel
6. Conceptual Grouping
7. North
8. Masoud
9. Convolutional Deep Learning
10. Semantic Countur Detection

۳- مواد و روش‌ها

۳-۱- منطقه مورد مطالعه

شهرستان قروه از شهرستان‌های پرجمعیت استان کردستان و جنوبی‌ترین شهرستان این استان به‌شمار می‌رود. فاصله این شهر، از مرکز استان (سنندج)، ۹۶ کیلومتر است و از شمال به شهرستان بیجار، از جنوب به استان کرمانشاه، از شرق به همدان و از شمال به سنندج محدود شده است (شکل ۱). قروه یکی از وسیع‌ترین دشت‌های این استان به حساب می‌آید که وسعت آن به ۲۴۳۲۰ کیلومترمربع می‌رسد. موقعیت مرکز این شهرستان دارای طول جغرافیایی "۲۸° ۴۷' ۵۲" و عرض جغرافیایی "۱۲° ۰۶' ۳۵" است. این شهرستان ۱۹۰۰ متر از سطح دریا ارتفاع دارد و منطقه‌ای کوهستانی با میانگین دمای ۱۰/۶ درجه سانتی‌گراد و میانگین بارش سالیانه ۴۱۶ میلی‌لیتر است. به دلیل کوهپایه‌ای و آبرفتی بودن دشت شهرستان قروه، شرایط بسیار مساعدی برای کشاورزی در این منطقه مهیاست. خاک حاصلخیز، بارش نسبتاً بالا، موقعیت جغرافیایی مناسب و آب‌وهوای مساعد از عواملی است که باعث رونق کشاورزی در این شهرستان شده است. شغل بیشتر مردم، به‌صورت مستقیم و

غیرمستقیم، با کشاورزی در ارتباط است. طبق آمار جهاد کشاورزی استان، اراضی شهرستان قروه دارای ۱۸۵۰۰۰ هکتار زمین زیرکشت محصولات گوناگون است که از این مقدار، ۳۷۰۰۰ هکتار مزارع آبی و مابقی به‌صورت دیم کشت می‌شود. محصولات قابل کشت در این شهرستان گندم آبی و دیم، جو، سیب‌زمینی، یونجه، کلزا، چغندرقد، خیار، نخود و شبدر را دربر می‌گیرد. علاوه‌براین، به‌دلیل موقعیت جغرافیایی استان و قرارگرفتن در مرزهای غربی کشور، این شهر مبدأ صادرات محصولاتی همچون سیب‌زمینی، یونجه، نخود و بسیاری از محصولات دیگر به کشورهای مانند عراق است. با وجود پتانسیل بالای شهرستان قروه در کشاورزی و صادرات این محصولات، نبود برنامه مدون و فقدان اطلاعات دقیق و به‌هنگام از سطح زیرکشت محصولات شهرستان به‌منظور مدیریت منابع و استفاده حداکثری از این ظرفیت بالقوه باعث شده است این شهرستان در جایگاه واقعی خود قرار نگیرد؛ از این‌رو توجه به این بخش راهبردی نقش بسزایی در کاهش میزان بیکاری، افزایش درآمد و توسعه شهری خواهد داشت.



شکل ۱. نقشه ایران (سمت چپ)؛ نقشه استان کردستان (وسط)؛ نقشه شهرستان قروه (سمت راست)

۳-۲- داده‌های مورد استفاده

در این پژوهش، از داده‌های سطح دو ماهواره سنتینل-۲ به صورت سری زمانی استفاده شده است. دقت هندسی تصاویر مورد استفاده با لایه عوارض خطی منطقه به صورت بصری بررسی شد و طبق این بررسی، تصاویر مورد استفاده دقت هندسی بالایی دارند. این سنجنده تصاویر ماهواره‌ای را در سیزده باند طیفی در اختیار می‌گذارد. قدرت تفکیک مکانی این باندها ده متر (چهار باند)، بیست متر (شش باند) و شصت متر (سه باند) است. این باندها محدوده طیف مرئی، مادون قرمز نزدیک و مادون قرمز کوتاه را شامل می‌شوند. در این پژوهش، به منظور استخراج داده‌های طیفی و طبقه‌بندی پیکسل-مبنا، از ظرفیت تمامی باندها و در تمامی زمان‌ها استفاده شده است. از طرف دیگر، برای استخراج داده‌های مکانی نیز از سه باند قرمز، مادون قرمز نزدیک و مادون قرمز کوتاه، به صورت سری زمانی بهره گرفته شده است تا مرز مزارع، حداقل در یک تصویر، مشخص باشد.

به دلیل تفاوت‌هایی که در سبزی‌نگی و ویژگی‌های فنولوژی محصولات، در طول یک سال وجود دارد، توجه به تقویم زراعی محصولات در انتخاب زمان مناسب ضروری است. در شکل ۲، تقویم زراعی محصولات مورد مطالعه نمایش داده شده است.

از آن جاکه در نیم‌سال اول، بیشتر محصولات منطقه در اوج سبزی‌نگی قرار دارند و بیشترین تمایز طیفی محصولات با هم دیده می‌شود و همچنین در این زمان، زمین تقریباً عاری از برف است، تصاویر منتخب به نیمه اول سال اختصاص دارد. تمامی این تصاویر، پیش از به‌کارگیری، از نظر وجود یا نبود ابر نیز بررسی شده‌اند. تاریخ تصاویر سری زمانی در جدول ۱ آورده شده است. یکی دیگر از داده‌های مورد نیاز داده‌های واقعیت زمینی^۱ با دقت و توزیع مناسب است. بخشی از داده‌های واقعیت زمینی به‌منزله داده‌های آموزشی^۲، برای آموزش طبقه‌بندی‌کننده در نظر گرفته می‌شود و بخشی دیگر برای ارزیابی^۳ روش پیشنهادی به کار می‌رود.



شکل ۲. تقویم زراعی محصولات کشاورزی شهرستان قروه

جدول ۱. تاریخ شمسی تصاویر گردآوری شده

شماره تصویر	تصویر ۱	تصویر ۲	تصویر ۳	تصویر ۴	تصویر ۵
تاریخ دریافت	۹۸/۱۱/۲۱	۹۸/۲/۲۶	۹۸/۴/۴	۹۸/۴/۱۹	۹۸/۵/۳

1. Ground Truth
2. Training Data
3. Test Data

تصاویر، از پردازشگر Sen2Cor نرم‌افزار تخصصی پردازش تصاویر سنتینل (SNAP)، که سازمان فضایی آلمان آن را بر مبنای برنامه آتکسور توسعه داده است، استفاده شد. مزیت این پردازشگر تصحیح اثر ناهمواری و ابرهای سیروس، علاوه بر تصحیح اتمسفری است. سنجنده ماهواره سنتینل تصاویر ماهواره‌ای را در سیزده باند طیفی در اختیار قرار می‌دهد. از آن جاکه قدرت تفکیک مکانی باندهای سنتینل-۲ برابر با ده، بیست و شصت متر است، به منظور استفاده از اطلاعات طیفی تمامی باندها، همه آنها به قدرت تفکیک ده متر بازنمونه‌برداری^۱ شدند.

۳-۳-۲- استخراج اطلاعات طیفی

به منظور استخراج اطلاعات طیفی از تصاویر، ابتدا باید فضای ویژگی ساخته شود و سپس الگوریتم طبقه‌بندی پیکسل-مبنا، برای طبقه‌بندی تصویر به کار رود. به همین علت، از تمامی باندهای تصاویر چندطیفی در تمامی زمان‌ها استفاده می‌شود. همچنین با توجه به اهمیت شاخص‌های گیاهی، شاخص NDVI از تصاویر تمامی پنج زمان مورد نظر، استخراج شد و در کنار باندهای طیفی قرار گرفت. به این ترتیب، ۶۵ باند طیفی و پنج لایه NDVI به ایجاد فضای ویژگی با هفتاد بعد منجر شد.

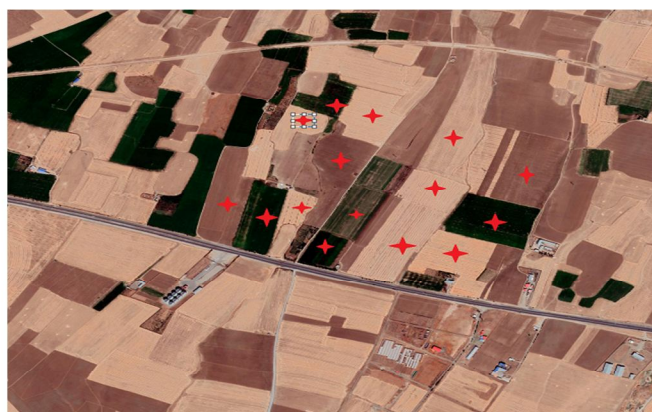
داده‌های واقعیت زمینی، در بازدید میدانی و با استفاده از GPS دستی جمع‌آوری شدند. این مرحله شامل تعیین موقعیت و شناسایی محصولات بیش از یکصد مزرعه بود. محصولات که طی بازدید میدانی، مشاهده شد شامل گندم آبی، گندم دیم، جو، یونجه و کلزا بود و با توجه به گستردگی منطقه، سعی شد مزارع مورد نظر به صورت پراکنده انتخاب شوند. از مجموعه نمونه‌ها با واقعیت زمینی، هفتصد پیکسل به منزله داده آموزشی (یکصد نمونه برای هر کلاس) و ۲۲۴۰۰ پیکسل به منزله داده آزمایشی (۳۲۰۰ نمونه برای هر کلاس) در نظر گرفته شد. در شکل ۳، برخی مزارع منتخب برای داده‌های آموزشی نمایش داده شده است.

۳-۳-۳- روش پیشنهادی

به منظور تفکیک محصولات مزارع کشاورزی، روش پیشنهادی شامل پنج مرحله اصلی مطرح شده است. شکل ۴ فلوجارت روش پیشنهادی را نمایش می‌دهد.

۳-۳-۱- پیش پردازش

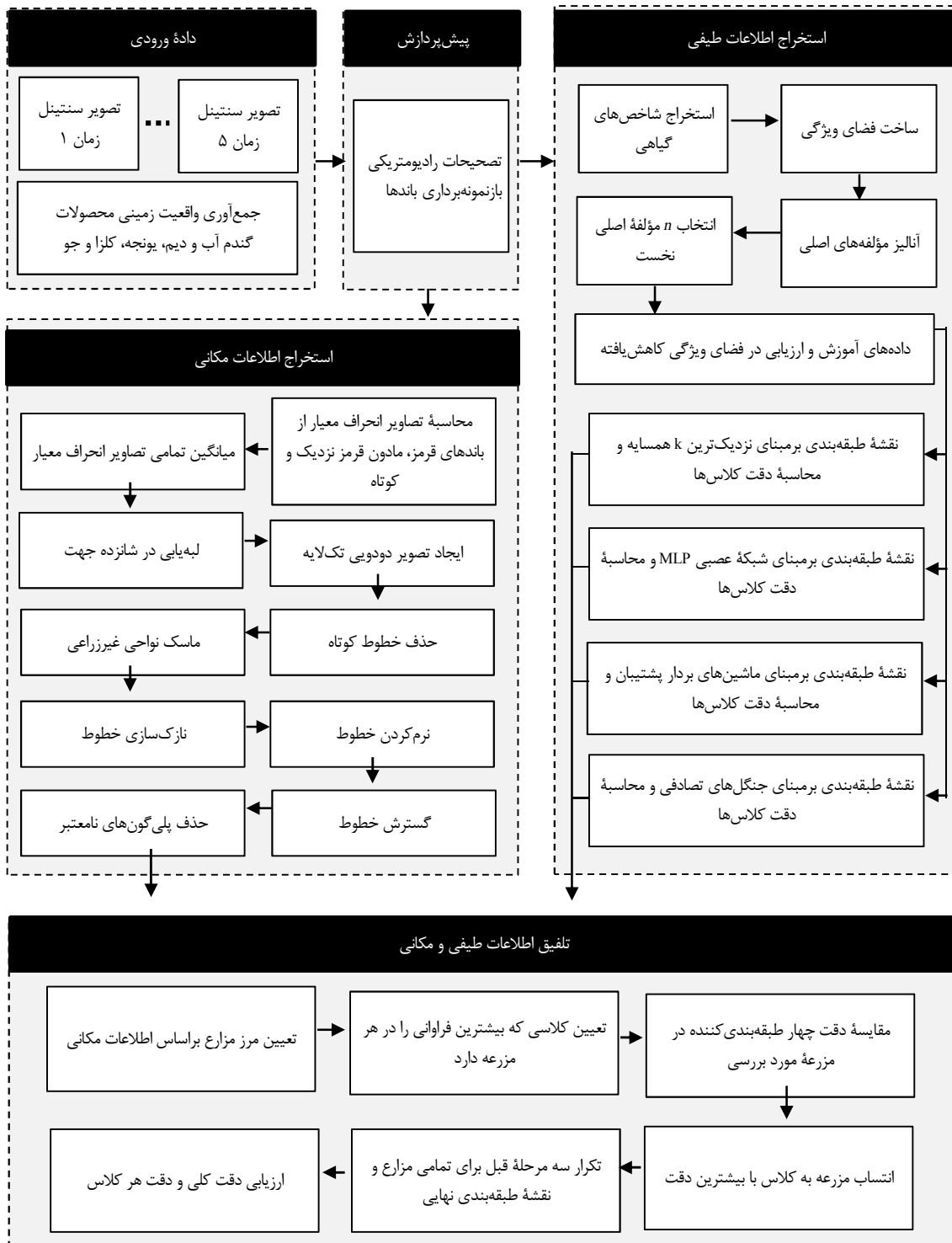
تصاویر سنتینل-۲ در سطح دو برای این پژوهش استفاده شد که تصحیحات هندسی و رادیومتریکی روی آنها انجام شده است. به منظور تصحیح اتمسفری



شکل ۳. نمونه‌ای از مزارع داده‌های آموزشی

1. Resampling

تلفیق اطلاعات طیفی و مکانی به منظور تفکیک محصولات کشاورزی ...



شکل ۴. فلوچارت روش پیشنهادی

در هر تصویر، انحراف معیار با توجه به رابطه (۱) در هر پیکسل، به صورت محلی محاسبه می شود. برای تعریف همسایگی، از یک پنجره به ابعاد ۵×۵ پیکسل استفاده شده است.

$$SD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - x_{avg})^2}{n-1}} \quad \text{رابطه (۱)}$$

در این رابطه، x_i نشان دهنده درجه خاکستری پیکسل i ام، x_{avg} میانگین پیکسل های پنجره همسایگی و n تعداد کل پیکسل های همسایگی است. این مرحله به مجموعه ای از تصاویر انحراف معیار، به ازای هریک از باندهای منتخب، منجر می شود. برای ادغام تصاویر انحراف معیار و رسیدن به تصویری تک لایه، از میانگین گیری ساده در هر پیکسل استفاده می کنیم.

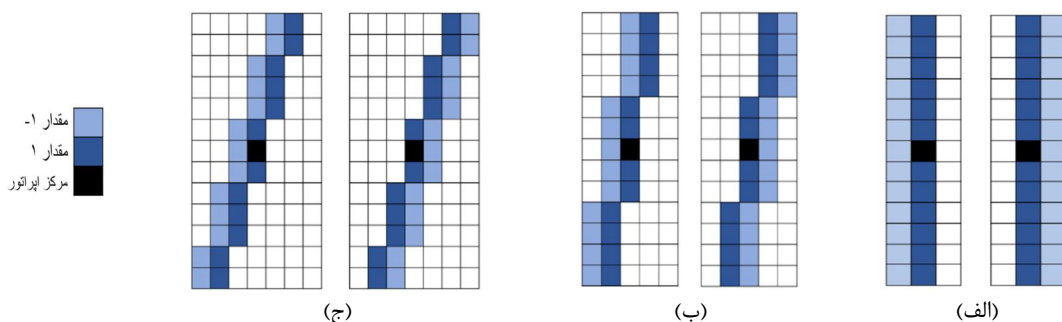
در ادامه، شانزده جفت عملگر جهت دار روی تصویر انحراف معیار اعمال می شود. هریک از این جفت عملگرها دارای یک نیمه راست و یک نیمه چپ، به صورت قرینه است. دلیل چنین طراحی ای این است که بتوان پاسخ هریک از لبه ها را در دو سمت آن بررسی کرد. طول هریک از این عملگرها سیزده پیکسل است و هریک از آنها ۱۱/۲۵ درجه با هم اختلاف دارند. مجموعه این عملگرها، با هم، ۱۸۰ درجه را تشکیل می دهند. سه جفت اول عملگرهای جهت دار در شکل ۵ آورده شده است.

استفاده از تصاویر سری زمانی منجر به ایجاد فضای ویژگی با ابعاد بالا می شود. در این مرحله، با هدف کاهش بعد از آنالیز مؤلفه ای اصلی^۱ استفاده می شود. این روش یک الگوریتم استخراج ویژگی^۲ به شمار می رود که با استفاده از تبدیلات خطی، داده ها را به فضایی دیگر انتقال می دهد و در آن فضا، با انتخاب مؤلفه های اصلی نخست، ابعاد فضای ویژگی کاهش می یابد.

چهار الگوریتم طبقه بندی نزدیک ترین k همسایه^۳، شبکه عصبی پرسپترون چندلایه، ماشین های بردار پشتیبان و جنگل های تصادفی با توجه به قابلیت بالای آنها در طبقه بندی فضای ویژگی، انتخاب شدند. هریک از این طبقه بندی کننده ها به دسته بندی نمونه ها در فضای ویژگی می پردازد. سپس دقت کلی هر طبقه بندی کننده، به همراه دقت طبقه بندی هر محصول محاسبه می شود. در مرحله نهایی، از ادغام نتایج چهار طبقه بندی کننده برای تهیه نقشه طبقه بندی نهایی استفاده خواهد شد.

۳-۳-۳- استخراج اطلاعات مکانی

اولین مرحله، در استخراج محدوده مزارع، انتخاب باندهایی مناسب از تصاویر سری زمانی است؛ از این رو در ابتدا باندهای قرمز، مادون قرمز نزدیک و مادون قرمز کوتاه از تمامی تصاویر سری زمانی ماهواره سنتینل-۲ انتخاب شدند. دلیل انتخاب این باندها تمایز مناسب بین مزارع در آنهاست. برای هریک از سه باند،



شکل ۵. سه نمونه از شانزده جفت اپراتور لبه یابی: ۰ درجه (الف)؛ ۱۱/۲۵ درجه (ب)؛ ۲۲/۵ درجه (ج)

1. Principle Component Analysis (PCA)
2. Feature Extraction
3. K-Nearest Neighbor (KNN)

از روی تک تک لایه‌های تصویر حذف شدند. در نهایت، با استفاده از عملگر OR و اعمال آن روی تمامی لایه‌های دودویی، به یک تصویر تک لایه می‌رسیم.

به منظور بهبود خطوط به دست آمده، نازک‌سازی خطوط و حذف نواحی غیر کشاورزی روی این تصویر اعمال شده است. از آن جاکه هدف این پژوهش طبقه‌بندی محصولات کشاورزی است، مناطق غیر کشاورزی باید از روی تصویر نهایی ماسک شوند. برای این کار، مناطق شهری، جاده‌ها (با بافر سی متر)، بستر رودخانه‌ها، جنگل‌ها، کوهستان‌ها و سایر مناطق غیر کشاورزی در فضای رستری پوشانده می‌شوند.

اغلب مرزهای استخراج شده ضخامت بیش از یک پیکسل دارند؛ در حالی که با توجه به قدرت تفکیک مکانی تصویر، مرز مزارع دارای ضخامت حداکثر یک پیکسل است. به همین دلیل، تمامی خطوط موجود در تصویر، با استفاده از عملگرهای مورفولوژی دارای ضخامت یک پیکسل شدند. سپس تمامی خطوط استخراج شده مزارع به لایه‌ای برداری تبدیل شد تا بتوان عملیات‌های پردازشی دیگر را روی این لایه اعمال کرد.

مرز برخی مزارع ممکن است، پس از پردازش، به صورت پلکانی باشد؛ به همین دلیل، باید این نوع مرزها را نرم^۱ کرد. بنابراین تمامی خطوط برداری شده، با در نظر گرفتن یک حد آستانه نرم‌شدگی، نرم شدند. با توجه به اینکه امکان دارد ماسک کردن نواحی غیر کشاورزی باعث حذف اضلاعی از برخی مزارع شده باشد، افزودن مرز برداری مناطق غیر کشاورزی به لایه نرم شده باعث بسته شدن آن مزارع می‌شود؛ بنابراین این مرزها، در این مرحله، به لایه قبل اضافه خواهد شد.

برخی از پلی‌گون‌های مزارع استخراج شده ممکن است کاملاً بسته نباشند. برای بستن این پلی‌گون‌ها، باید خطوط ناپیوسته را تا اندازه معینی گسترش داد. این کار سبب می‌شود دو خطی که شرایط اتصال را

اعمال هر جفت از عملگرها روی تصویر انحراف معیار باعث ایجاد دو تصویر می‌شود. لبه‌های محلی در تصویر ترکیب شده انحراف معیار، با استفاده از روابط (۲) و (۳) حاصل می‌شود.

$$L_{i, \text{left}} = f_{i, \text{left}} \otimes S$$

$$L_{i, \text{Right}} = f_{i, \text{Right}} \otimes S \quad \text{رابطه (۲)}$$

$$i=1,2,3,\dots,16$$

در این معادله، S تصویر انحراف معیار، \otimes عملگر کانولوشن، $f_{i, \text{left}}$ و $f_{i, \text{Right}}$ عملگرهای جهت‌دار نأم سمت چپ و راست و $L_{i, \text{left}}$ و $L_{i, \text{Right}}$ به ترتیب پاسخ عملگر جهت‌دار سمت چپ و راست نأم روی تصویر S است. پس از ایجاد دو تصویر پاسخ چپ و راست، برای مشخص کردن اینکه آیا یک پیکسل می‌تواند به منزله لبه مزارع در نظر گرفته شود یا خیر، از رابطه (۳) استفاده شده است.

$$B_i(x, y) = \begin{cases} 1 & L_{i, \text{left}}(x, y) > 0 \text{ and } L_{i, \text{Right}}(x, y) > 0 \\ & (L_{i, \text{left}}(x, y) + L_{i, \text{Right}}(x, y)) > T \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

رابطه (۳)

در این رابطه، B_i لایه i از تصویر حاصل از پاسخ مرزی یک پیکسل به عملگر سمت چپ و راست، x و y موقعیت هر پیکسل و T پارامتر ثابت حد آستانه است. طبق این رابطه، شرایط هر پیکسل با موقعیت (x, y) در تصاویر پاسخ چپ و راست بررسی می‌شود. در صورتی که پاسخ پیکسل مورد نظر مثبت و مجموع این پاسخ‌ها بیشتر از T باشد، در این موقعیت، در تصویر B مقدار ۱ و در غیر این صورت، مقدار صفر قرار خواهد گرفت. در نهایت، با پردازش تمامی تصاویر، به یک تصویر با شانزده لایه دودویی می‌رسیم.

هریک از لایه‌های تصویر دودویی مجموعه‌ای از خطوط و نقاط متصل یا مجزا را شامل می‌شود که بسیاری از این خطوط و نقاط ممکن است به صورت نويز و غیرمرز باشند. برای حذف این خطوط، خطوط با طول کمتر از یک حد آستانه حذف می‌شوند. در این پژوهش، برای از بین بردن خطوط اضافی و حفظ خطوط واقعی، خطوط دارای طول کمتر از سی پیکسل یا سیصد متر

1. Smooth

بررسی می‌شود. در نهایت، کلاس غالب با بالاترین دقت، به‌منزلهٔ محصول آن مزرعه در نظر گرفته می‌شود. در مورد هر مزرعه، این مرحله اجرا می‌شود تا نقشهٔ نهایی محصولات ساخته شود.

۳-۳-۵- معیارهای ارزیابی نتایج

پس از مرحلهٔ طبقه‌بندی داده‌ها، نوبت به ارزیابی روش پیشنهادی است. یکی از روش‌های رایج، در ارزیابی طبقه‌بندی، استخراج پارامترهای آماری از ماتریس ابهام^۱ محسوب می‌شود. این ماتریس رایج‌ترین روش ارزیابی دقت است که پس از ایجاد این ماتریس، آماره‌های مهم ارزیابی دقت مانند درصد دقت کلی^۲، دقت تولیدکننده^۳ و ضریب کاپا^۴ را می‌توان با استفاده از این ماتریس، محاسبه و استخراج کرد. دقت کلی براساس رابطه (۴) محاسبه می‌شود.

$$OA = \left(\frac{1}{N} \sum_{k=1}^n a_{kk} \right) \times 100 \quad \text{رابطه (۴)}$$

در این رابطه، a_{kk} عناصر قطر اصلی ماتریس، n تعداد کلاس‌ها و N تعداد کل نمونه‌ها در ماتریس ابهام است. دقت تولیدکننده طبق رابطه (۵) محاسبه می‌شود.

$$PA(t) = \frac{a_{tt}}{\sum_{i=1}^n a_{it}} \quad \text{رابطه (۵)}$$

در معادلهٔ بالا، t شمارهٔ کلاس و a_{it} مقدار درایهٔ سطر i و ستون t در ماتریس ابهام است. از این معیار برای تعیین دقت تفکیک هر محصول استفاده می‌شود. در نهایت، ضریب کاپا نیز معیاری از عملکرد کلی طبقه‌بندی است که طبق رابطه (۶) به‌دست می‌آید.

$$Kappa = \frac{N \sum_{i=1}^n a_{ii} - \sum_{i=1}^n (a_{i+} \times a_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^n (a_{i+} \times a_{+i})} \quad \text{رابطه (۶)}$$

1. Confusion Matrix
2. Overall Accuracy
3. Producer's Accuracy
4. Kappa Coefficient

دارند به هم متصل شوند. به همین دلیل، در این گام، خطوط غیرمتصل تا دویست متر یا بیست پیکسل گسترش یافتند و به هم متصل شدند. با این کار تمامی چندضلعی‌هایی، که باید بسته شوند، بسته و خطوط اضافی حذف شده است. در نهایت، چندضلعی‌های خارج از منطقهٔ کشاورزی یا کوچک‌تر از دوهزار مترمربع به‌صورت محدودهٔ نامعتبر مشخص می‌شوند. مناطق کوچک احتمالاً نمایانگر تکه‌های درختان، ساختمان‌ها یا سایر عوارضی‌اند که نمی‌خواهیم آنها را طبقه‌بندی کنیم (North et al., 2019).

با طی مراحل بین‌شده، یک لایه با مجموعه‌ای از چندضلعی‌های دارای اضلاع نرم حاصل می‌شود که عاری از نویز، خطوط اضافی، پلی‌گون‌های غیرمتصل و عارضه‌های غیرزراعی است. این همان لایه‌ای است که از آن، به‌منزلهٔ اطلاعات مکانی، در عملیات طبقه‌بندی استفاده می‌شود.

۳-۳-۴- تلفیق اطلاعات طیفی و مکانی

هریک از پلی‌گون‌های استخراج‌شده در بخش پیشین به‌منزلهٔ یک مزرعه مستقل در نظر گرفته می‌شود؛ از این‌رو فرض می‌شود تمامی پیکسل‌های موجود در یک پلی‌گون متعلق به یک محصول است. به‌عبارت دیگر، اگر پس از طبقه‌بندی مشخص شود که درصد بالایی از پیکسل‌های یک پلی‌گون متعلق به یک کلاس و یک محصول و مابقی پیکسل‌ها به کلاس‌های دیگر متعلق باشد، می‌توان نتیجه گرفت پیکسل‌هایی که در کلاس اکثریت قرار ندارند به‌نوعی به‌اشتباه طبقه‌بندی شده‌اند. برای استفاده از نتایج تمامی چهار طبقه‌بندی‌کننده و ادغام این نتایج، ابتدا دقت هر یک از طبقه‌بندی‌کننده‌ها در مورد تفکیک هر محصول، با استفاده از داده‌های آزمایشی، اندازه‌گیری می‌شود. سپس در هر مزرعه، کلاس غالب هر طبقه‌بندی‌کننده (کلاسی که حداقل ۶۵٪ پیکسل‌های مزرعهٔ مورد نظر به آن نسبت داده شده‌اند) مشخص می‌شود. پس از آن، دقت طبقه‌بندی‌کننده یادشده برای کلاس منتخب

می‌شود. سپس هریک از چهار طبقه‌بندی‌کننده محصولات کشاورزی را براساس اطلاعات طیفی، جداگانه طبقه‌بندی می‌کنند. در الگوریتم نزدیک‌ترین k همسایگی تعداد همسایه‌ها به سه تنظیم شده و در الگوریتم ماشین‌های بردار پشتیبان نیز از کرنل گوسین با پهنای باند یک استفاده شده است. تعداد درختان تصمیم، در الگوریتم جنگل تصادفی، صد در نظر گرفته شده و تعداد نوروها در تک‌لایه پنهان در الگوریتم شبکه عصبی نیز برابر با هفت است. دقت کلی و ضریب کاپای طبقه‌بندی‌کننده‌ها، به همراه دقت تولیدکننده، در جدول ۲ آمده است.

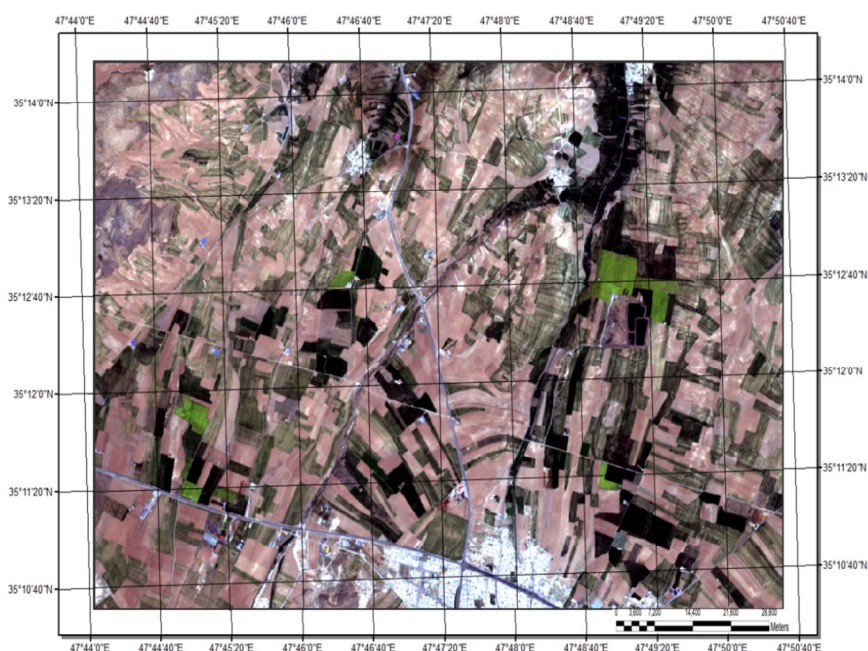
در این رابطه، a_{i+} جمع حاشیه‌ای سطرها و a_{i-} جمع حاشیه‌ای ستون‌هاست.

۴- نتایج

به منظور ارزیابی روش پیشنهادی، در شهرستان قروه از تصاویر سری زمانی سنتینل-۲ مطابق جدول ۱ استفاده شده است. شکل ۶ نمای کلی از مزارع شهرستان قروه را نمایش می‌دهد.

۴-۱- استخراج اطلاعات طیفی

در گام نخست، مکعب تصویر شامل باندهای تصاویر سری زمانی و شاخص‌های گیاهی با هفتاد باند ساخته



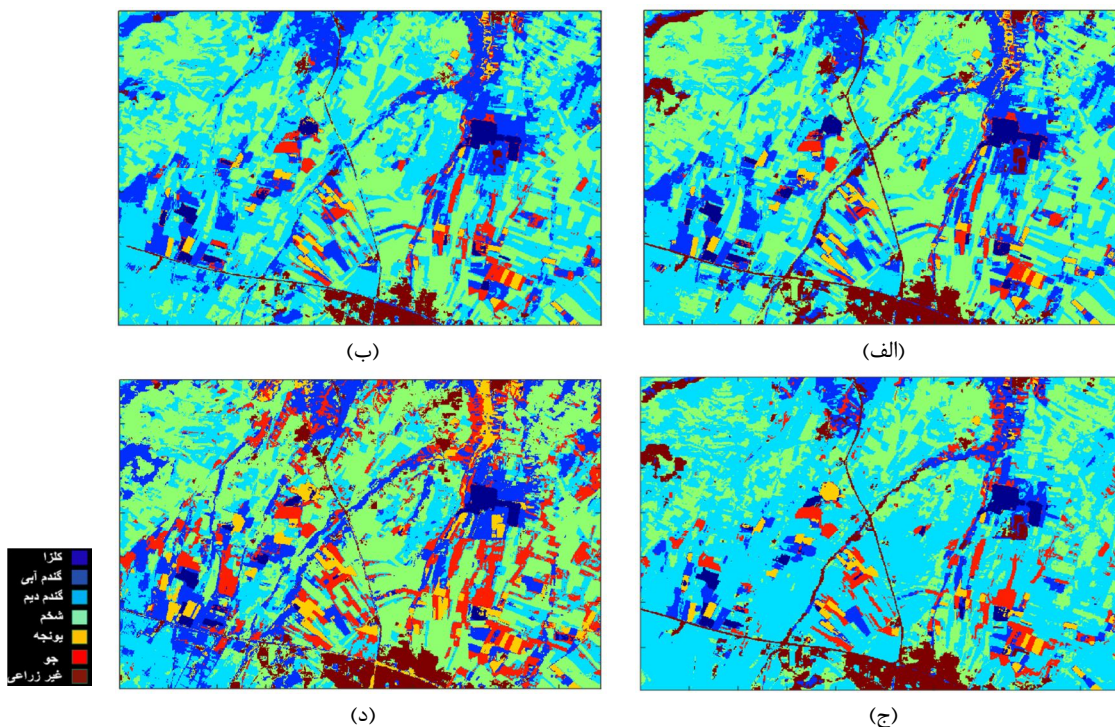
شکل ۶. مزارع شهرستان قروه

جدول ۲. دقت طبقه‌بندی روی مکعب تصویر

دقت تولیدکننده									
طبقه‌بندی‌کننده	دقت کلی	ضریب کاپا	کلزا	گندم آبی	گندم دیم	شخم	یونجه	جو	غیر زراعی
نزدیک‌ترین k همسایگی	۷۷/۷۸	۰/۷۱	۹۸/۸	۹۰/۶۳	۸۳/۳۵	۶۴/۸۸	۴۳/۰۸	۹۷/۸۸	۹۸/۳۶
ماشین‌های بردار پشتیبان	۷۹/۱۶	۰/۷۳	۹۶/۵	۹۳/۲۷	۸۸/۵۲	۶۲/۷۹	۴۵/۳۲	۹۸/۶۹	۹۵/۹۳
شبکه عصبی	۷۶/۴۱	۰/۶۸	۹۸/۹	۷۶/۵۶	۹۲/۵۶	۳۸/۹	۷۹/۷۶	۹۸/۱۸	۹۹/۳۲
جنگل‌های تصادفی	۷۶/۸۹	۰/۷۱	۹۸/۴۸	۷۸/۷۹	۷۶/۱۷	۵۹/۸۲	۸۶/۰۵	۹۹/۸۴	۹۹/۸۳

همان‌طور که در شکل ۷ نمایش داده شده است، نقشه‌های طبقه‌بندی پیکسل-مبنا دارای خطای نمک و فلفل‌اند. با توجه به ابعاد بالای فضای ویژگی طیفی، از آنالیز مؤلفه‌های اصلی در کاهش ابعاد استفاده شد. ابتدا با استفاده از آنالیز مؤلفه‌های اصلی، داده‌ها به فضای ویژگی دیگری انتقال پیدا کردند. سپس از هفت مؤلفه اصلی نخست به‌منزله فضای ویژگی جدید استفاده شد. نتایج حاصل از طبقه‌بندی فضای ویژگی کاهش‌یافته در جدول ۳ بیان شده است.

نتایج درج‌شده در جدول ۲ نشان می‌دهد، درحالتی که از تمامی ویژگی‌ها استفاده شود، طبقه‌بندی‌کننده ماشین‌های بردار پشتیبان در مقایسه با سه طبقه‌بندی‌کننده دیگر، بهترین عملکرد را دارد؛ هرچند هر کلاس در یکی از طبقه‌بندی‌کننده‌ها با دقت بالاتری تفکیک شده است. برای نمونه، کلزا و گندم دیم در شبکه عصبی، گندم آبی و شخم در نزدیک‌ترین k همسایگی، و یونجه، جو و نواحی غیرزراعی در الگوریتم جنگل تصادفی بیشترین دقت طبقه‌بندی را به‌دست آورده‌اند. شکل ۷ نقشه طبقه‌بندی به‌دست‌آمده از هر یک از طبقه‌بندی‌کننده‌ها را به تفکیک، نمایش می‌دهد.



شکل ۷. نقشه تفکیک محصولات طبقه‌بندی‌کننده: نزدیک‌ترین k همسایگی (الف)؛ ماشین‌های بردار پشتیبان (ب)؛ شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (ج)؛ جنگل‌های تصادفی بر مبنای مکعب تصویر (د)

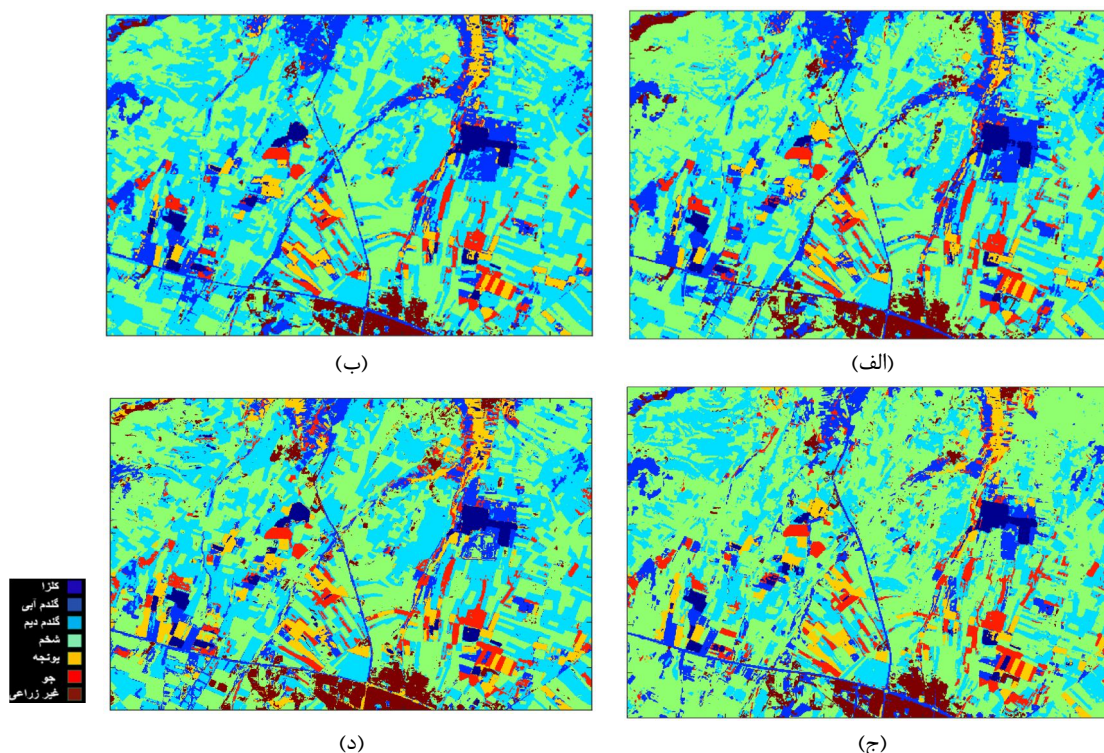
جدول ۳. دقت طبقه‌بندی روی هفت مؤلفه اصلی نخست

طبقه‌بندی‌کننده	دقت کلی	دقت تولیدکننده							
		ضریب کاپا	کلزا	گندم آبی	گندم دیم	شخم	یونجه	جو	غیر زراعی
نزدیک‌ترین k همسایگی	۸۶/۸۹	۰/۸۳	۹۸/۳۵	۵۷/۸۷	۸۳/۹۲	۸۶/۴۸	۹۲/۵۹	۱۰۰	۹۸/۳
ماشین‌های بردار پشتیبان	۸۶/۵۵	۰/۸۲	۹۸/۶۱	۵۱/۵۵	۹۶/۵۵	۸۱/۲	۵۵/۶۶	۹۹/۵۱	۹۷/۰۶
شبکه عصبی	۸۱/۸۹	۰/۷۶	۹۶/۷۳	۵۲/۷	۶۶/۶۹	۸۴/۸۱	۸۷/۱	۹۹/۱۸	۹۹/۱
جنگل‌های تصادفی	۸۹/۳۸	۰/۸۶	۹۸/۸۵	۶۲/۰۸	۹۷/۹۲	۸۸/۹	۴۸/۶۱	۱۰۰	۹۸/۹۸

۴-۲- استخراج اطلاعات مکانی

به منظور استخراج اطلاعات مکانی مطابق روش پیشنهادی، نخست، تصاویر انحراف معیار سه باند قرمز، مادون قرمز نزدیک و مادون قرمز کوتاه از تمامی تصاویر (در پنج زمان) استخراج می‌شود. شکل ۹ تصویر انحراف معیار نهایی به دست آمده از میانگین پانزده تصویر انحراف معیار را نشان می‌دهد.

مقایسه نتایج ثبت شده در جدول‌های ۲ و ۳ ثابت می‌کند الگوریتم آنالیز مؤلفه‌های اصلی، با کاهش ابعاد فضای ویژگی و در نتیجه، افزایش سرعت محاسبات، توانسته است دقت کلی طبقه‌بندی‌کننده‌های نزدیک‌ترین k همسایگی، ماشین‌های بردار پشتیبان، شبکه عصبی و جنگل‌های تصادفی را به ترتیب ۰.۹٪، ۰.۷٪، ۰.۵٪ و ۰.۱۳٪ افزایش دهد. تصویر نقشه‌های طبقه‌بندی چهار الگوریتم روی داده‌های فضای ویژگی کاهش یافته در شکل ۸ نمایش داده شده است.



شکل ۸. نقشه تفکیک محصولات طبقه‌بندی‌کننده: نزدیک‌ترین k همسایگی (الف)؛ ماشین‌های بردار پشتیبان (ب)؛ شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (ج)؛ جنگل‌های تصادفی بر مبنای فضای ویژگی کاهش یافته (د)

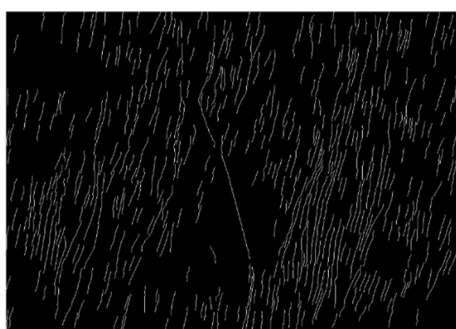


شکل ۹. تصویر انحراف معیار

سنجش از دور و GIS ایران
سال پانزدهم = شماره اول = بهار ۱۴۰۲

روی تمامی لایه‌ها، خطوط با طول کمتر از سی پیکسل حذف شده است. با این کار، سعی می‌شود خطوط اصلی مرز مزارع حفظ شود و تا حد ممکن، نویز و خطوط اضافی از بین برود. در ادامه، تمامی لایه‌ها با هم ترکیب و مطابق شکل ۹-د، یک تصویر دودویی ایجاد شده است. پس از آن، بهبودهای دیگری مانند حذف نواحی غیرزراعی، نرم کردن خطوط، نازک‌سازی و گسترش خطوط انجام می‌شود. شکل ۱۱ نقشه نهایی مرز مزارع را نمایش می‌دهد.

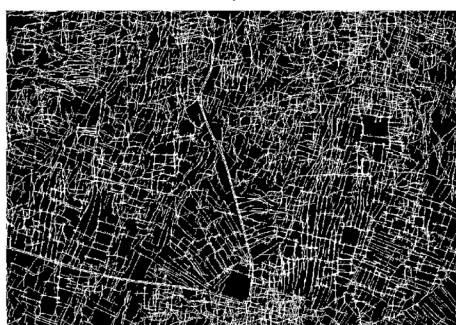
رسیدن به تصویر تک‌لایه باعث می‌شود خطوط مزارع، در همه تصاویر، در یک تصویر تجمیع یابد. این کار احتمال حفظ مرز یک مزرعه را که حداقل در یک تصویر و یا یک باند وجود داشته باشد، افزایش می‌دهد. در ادامه، شانزده جفت الگوریتم لبه‌یابی روی تصویر انحراف معیار اعمال شد و تصویر لبه نهایی، مطابق شکل ۱۰ به دست آمد.



(ب)



(الف)



(د)



(ج)

شکل ۱۰. نقشه لبه براساس: فیلتر صفر درجه (الف)؛ فیلتر ۱۱/۵ درجه (ب)؛ فیلتر ۲۲/۵ درجه (ج)؛ لبه‌یابی نهایی (د)



شکل ۱۱. نقشه مرز مزارع

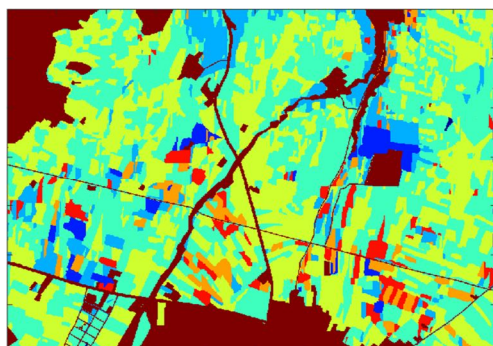
۳-۴- ارزیابی دقت تلفیق اطلاعات طیفی و مکانی

به منظور تلفیق اطلاعات طیفی و مکانی، در هر پلیگون کلاسی که بیشترین فراوانی و دقت را دارد به منزله محصول آن مزرعه انتخاب می شود. در جدول ۴، نتایج تلفیق اطلاعات طیفی به دست آمده از هر یک از طبقه بندی کننده ها و اطلاعات مکانی، به منظور طبقه بندی محصولات کشاورزی آمده است.

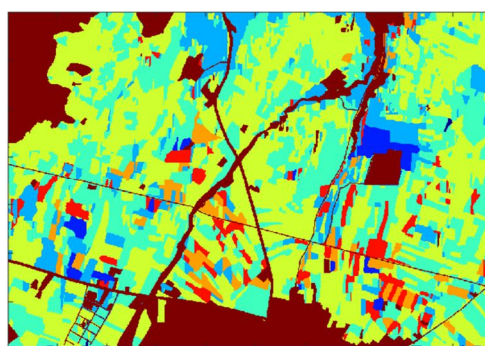
نتایج ثبت شده در جدول ۴ نشان می دهد دقت، در مقایسه با حالتی که از داده های طبقه بندی در فضای کاهش یافته استفاده شده، در الگوریتم نزدیک ترین k همسایگی، ماشین های بردار پشتیبان، شبکه عصبی و جنگل تصادفی، به ترتیب ۰/۴، ۰/۷/۵، ۰/۴/۵ و ۰/۳/۷ بهبود یافته است. نقشه طبقه بندی در تلفیق اطلاعات طیفی هر طبقه بندی کننده و اطلاعات مکانی در شکل ۱۲ نمایش داده شده است.

جدول ۴. دقت طبقه بندی براساس تلفیق اطلاعات طیفی و مکانی

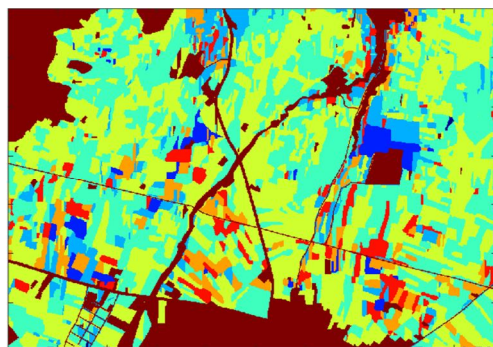
طبقه بندی کننده	دقت کلی	ضریب کاپا	دقت تولیدکننده			
			کلزا	گندم آبی	گندم دیم	شخم
نزدیک ترین k همسایگی	۹۰/۵۵	۰/۸۷۵۷	۰/۸۷۵۷	۹۹/۹۹	۷۶/۵۶	۹۱/۱۷
ماشین های بردار پشتیبان	۹۲/۳۱	۰/۸۹۸۱	۰/۸۹۸۱	۹۹/۹۰	۷۲/۴۲	۹۸/۸۶
شبکه عصبی	۸۴/۸۲	۰/۸۰۰۶	۰/۸۰۰۶	۹۷/۷۵	۶۱/۹۶	۷۹/۶۸
جنگل های تصادفی	۹۲/۲۹	۰/۸۹۷۲	۰/۸۹۷۲	۹۹/۹۹	۷۲/۱۲	۹۹/۸۹



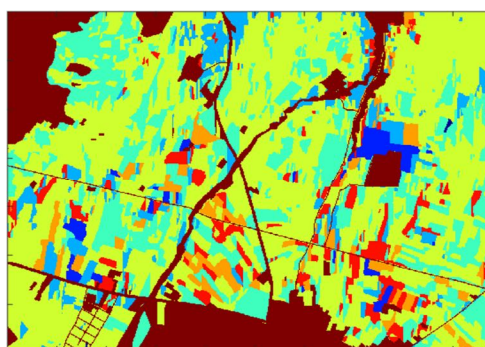
(ب)



(الف)



(د)



(ج)

شکل ۱۲. نقشه تفکیک محصولات طبقه بندی کننده: نزدیک ترین k همسایگی (الف)؛ ماشین های بردار پشتیبان (ب)؛ شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (ج)؛ جنگل های تصادفی بر مبنای تلفیق اطلاعات طیفی و مکانی (د)

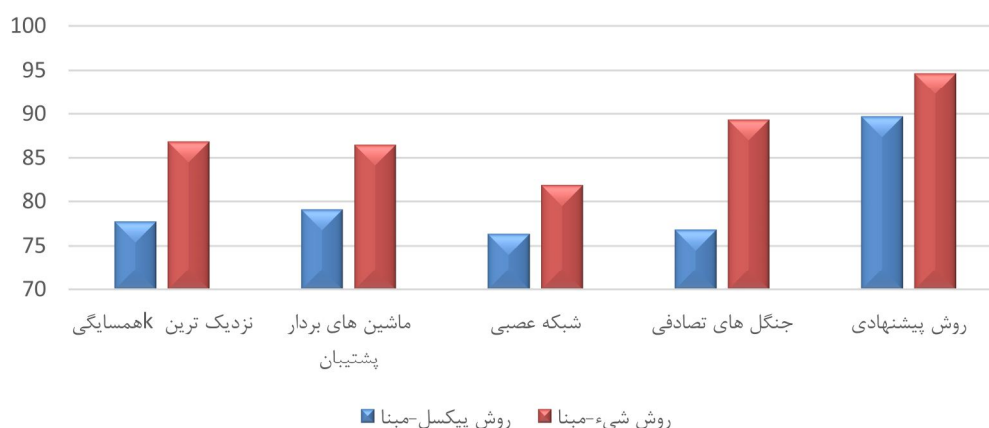
بیشترین دقت را خواهد داشت. مقایسه روش ادغام طبقه‌بندی‌کننده‌ها در روش پیشنهادی با روش کلاسیک رأی‌گیری حداکثر نیز نشان‌دهنده دقت بیشتر (بیش از ۰.۵) است. مقایسه نتیجه به دست آمده در روش پیشنهادی با طبقه‌بندی‌های پیکسل-مبنای مرسوم بیانگر افزایش بیش از ۱۵٪ دقت کلی است. شکل ۱۳ مقایسه‌ای بین دقت طبقه‌بندی روش پیشنهادی و طبقه‌بندی‌های پیکسل-مبنای را نشان می‌دهد.

به منظور استفاده بهینه از نتایج طبقه‌بندی‌کننده‌ها، در هر مزرعه از طبقه‌بندی‌کننده‌ای در روش پیشنهادی استفاده شده است که بیشترین دقت را در آن کلاس دارد. همچنین روش استاندارد رأی‌گیری حداکثر^۱، در ادغام نتایج طبقه‌بندی‌کننده‌ها، برای مقایسه به کار رفته است. نتایج در جدول ۵ آمده است.

بررسی جدول ۵ نشان می‌دهد، وقتی از فضای ویژگی کاهش یافته استفاده کنیم، روش پیشنهادی

جدول ۵. دقت طبقه‌بندی براساس روش پیشنهادی

طبقه‌بندی کننده	تعداد ویژگی	دقت طبقه‌بندی		دقت تولیدکننده						
		دقت کلی	ضریب کاپا	کلزا	گندم آبی	گندم دیم	شخم	یونجه	جو	غیر زراعی
روش رأی گیری حداکثر	۶۵	۸۶/۵۶	۰/۸۲۱۳	۹۹/۹۰	۹۸/۱۴	۹۶/۷۶	۶۴/۴۳	۷۹/۰۷	۹۸/۳۷	۱۰۰
روش پیشنهادی	۷	۹۲/۶	۰/۸۹۹۴	۹۹/۹۰	۷۹/۳۱	۹۹/۸۹	۸۹/۳۷	۶۰/۶۴	۹۸/۳۷	۱۰۰
روش پیشنهادی	۶۵	۸۹/۷۳	۰/۸۶۴۱	۹۹/۹۰	۹۸/۰۸	۹۴/۷۹	۷۴/۵۱	۹۰/۷۵	۹۸/۳۷	۱۰۰
روش پیشنهادی	۷	۹۴/۷۲	۰/۹۲۹۸	۹۹/۹۰	۸۳/۸۳	۹۷/۸۸	۸۹/۳۷	۹۴	۹۸/۳۷	۱۰۰

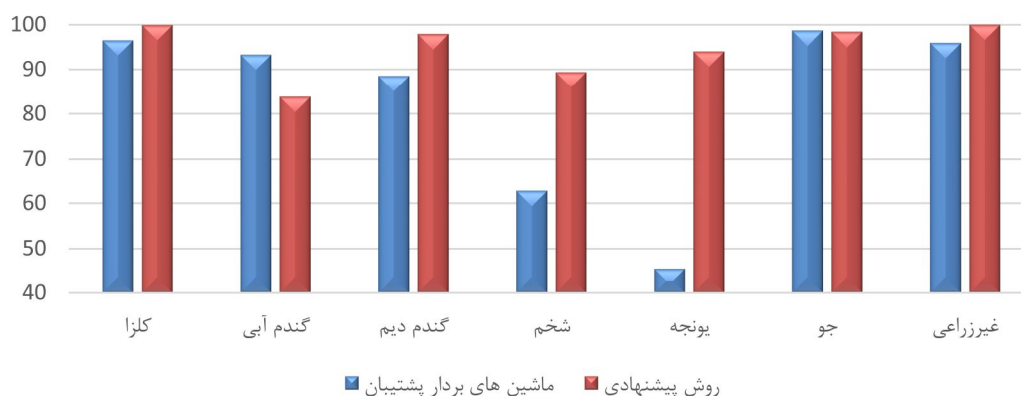


شکل ۱۳. مقایسه دقت روش پیشنهادی و روش‌های پیکسل-مبنا

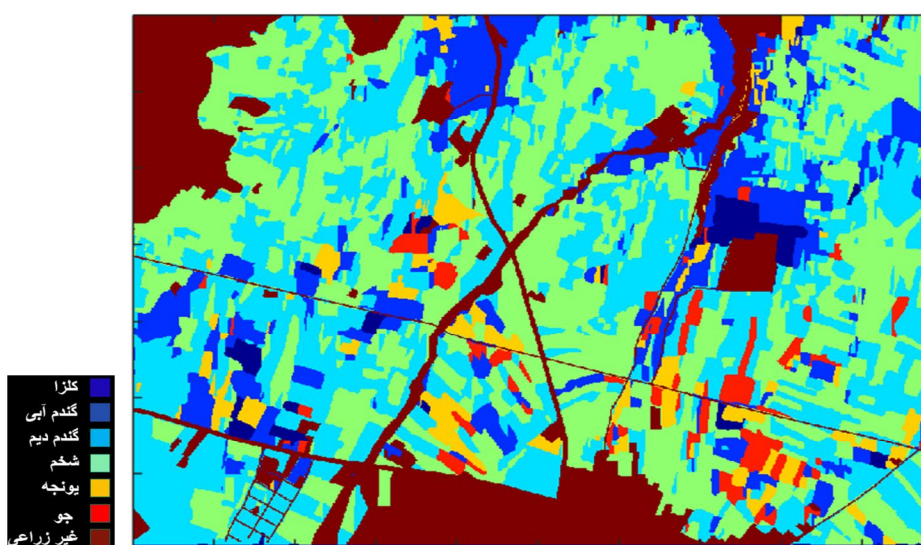
1. Majority Voting

مطابق شکل ۱۴، به کارگیری روش پیشنهادی سبب بهبود دقت در تفکیک بیشتر محصولات می شود. بهبود دقت در محصول یونجه بیشتر از باقی محصولات است. نقشه طبقه بندی نهایی در شکل ۱۵ نمایش داده شده است. نقشه طبقه بندی نهایی نشان می دهد طبقه بندی شیء- مینا در روش پیشنهادی، به لحاظ بصری نیز، در مقایسه با نتایج روش های پیکسل- مینا در شکل های ۷ و ۸، به بهبود کیفیت طبقه بندی منجر شده است.

شکل ۱۳ قابلیت بالای روش پیشنهادی را در مقایسه با روش های قدرتمند پیکسل- مینا نشان می دهد. نتایج نیز بیان می کند استفاده از آنالیز مؤلفه های اصلی در کاهش بعد فضای ویژگی با کاهش حجم محاسبات، دقت طبقه بندی را در تمامی روش ها افزایش می دهد. به منظور ارزیابی بصری بهبود دقت تفکیک هر یک از محصولات کشاورزی، در شکل ۱۴ روش پیشنهادی و ماشین های بردار پشتیبان، به منزله دقیق ترین طبقه بندی کننده پیکسل- مینا، مقایسه شده است.



شکل ۱۴. مقایسه دقت روش پیشنهادی و روش پیکسل- مینای ماشین های بردار پشتیبان



شکل ۱۵. نقشه محصولات نهایی

۵- بحث و نتیجه‌گیری

در سال‌های اخیر، با افزایش قدرت تفکیک مکان، زمانی و طیفی تصاویر ماهواره‌ای، امکان پایش دقیق محصول در کشاورزی بیشتر شده است. یکی از نیازهای اصلی، در مدیریت مزارع کشاورزی، پایش محصولات کشاورزی است. تصاویر سنتینل-۲، براساس قدرت تفکیک مناسب، گزینه مطلوبی برای تفکیک مزارع کشاورزی و تعیین محصولات آنها شمرده می‌شود. با توجه به فنولوژی محصولات منطقه مورد مطالعه، لازم است تصاویر سری زمانی تصاویر چندطیفی سنتینل-۲ به کار رود. برپایه اهمیت موضوع تعیین محصولات کشاورزی، در این زمینه الگوریتم‌های پیکسل-مبنای قدرتمندی نظیر ماشین‌های بردار پشتیبان، شبکه عصبی، نزدیک‌ترین k همسایگی و جنگل‌های تصادفی استفاده شده‌اند. استفاده از روش‌های پیکسل-مبنا، در کنار سادگی محاسبات، دارای محدودیت‌هایی نیز است و در زمینه کشاورزی، به اختصاص پیکسل‌های یک مزرعه به کلاس‌های متفاوت منجر می‌شود؛ از این رو در این مطالعه، علاوه بر اطلاعات طیفی و طبقه‌بندی پیکسل-مبنا، اطلاعات مرز مزارع با پردازش تصاویر سری زمانی استخراج شد و این دو دسته از اطلاعات، برای طبقه‌بندی محصولات کشاورزی، با هم تلفیق شد. چهار طبقه‌بندی‌کننده نزدیک‌ترین k همسایگی، ماشین‌های بردار پشتیبان، شبکه عصبی پرسپترون چندلایه و جنگل‌های تصادفی در طبقه‌بندی تصاویر سری زمانی به کار رفتند که به ترتیب، به دقت ۷۸٪، ۱۶٪، ۴۱٪ و ۷۶٪ رسیدند. از آن‌جا که استفاده از تصاویر چندزمانه به ایجاد فضای ویژگی طیفی با ابعاد بالا می‌انجامد، از آنالیز مؤلفه‌های اصلی برای کاهش بعد استفاده شد و ابعاد فضای ویژگی از هفتاد به هفت کاهش یافت. دقت به‌دست‌آمده برای چهار طبقه‌بندی‌کننده، در فضای کاهش‌یافته، به ترتیب ۸۶٪، ۸۶٪، ۸۹٪، ۸۱٪ بود که توانایی بالای الگوریتم آنالیز مؤلفه‌های اصلی در کاهش ابعاد فضای ویژگی، بدون از دست دادن اطلاعات را نشان می‌دهد.

با مقایسه نقشه‌های طبقه‌بندی به‌دست‌آمده از اطلاعات طیفی با واقعیت زمینی منطقه، مشخص شد که با توجه به در نظر نگرفتن وابستگی مکانی پیکسل‌ها، نتایج مورد قبول نیست زیرا، در نقشه‌های حاصل، در برخی مزرعه‌ها بیش از یک محصول وجود دارد؛ بدین سبب در گام بعد، اطلاعات مرز مزارع با استفاده از الگوریتم لبه‌یابی روی تصویر انحراف معیار و اعمال بهبودهایی روی آن، استخراج شد. از آن‌جا که امکان تفکیک برخی مزارع مجاور در یک زمان خاص وجود ندارد (برای نمونه وقتی هر دو مزرعه در حالت شخم‌اند)، اطلاعات مکانی از مجموعه اطلاعات مکانی در سری زمانی حاصل شد. در نهایت، نتایج چهار طبقه‌بندی‌کننده و مرز مزارع تلفیق شد و دقت طبقه‌بندی تا ۹۴٪ افزایش یافت. نتایج این تحقیق قابلیت بالای روش پیشنهادی را در تفکیک محصولات منطقه مورد مطالعه نشان می‌دهد.

۶- منابع

- Asqari Saeskanroud, S. & Emami, H., 2019, **Monitoring the Earth Surface Temperature and Relationship Land Use with Surface Temperature Using of OLI and TIRS Image**, Journal of Applied Researches in Geographical Sciences, 19(53), PP 195-215.
- Asokan, A. & Anitha, J., 2019, **Change Detection Techniques for Remote Sensing Applications: A Survey**, Earth Science Informatics, 12(2): 143-160.
- Bargiel, D., 2017, **A New Method for Crop Classification Combining Time Series of Radar Images and Crop Phenology Information**, Remote Sensing of Environment, 198, PP. 369-383.
- Bian, J., Zhang, Z., Chen, J., Chen, H., Cui, C. et al., 2019, **Simplified Evaluation of Cotton Water Stress Using High Resolution Unmanned Aerial Vehicle Thermal Imagery**, Remote Sensing, 11(3), P. 267.

- Castillejo-González, L.L., López-Granados, F., García-Ferrer, A., Peña-Barragán, J.M., et al., 2009, **Object-and Pixel-Based Analysis for Mapping Crops and their Agro-Environmental Associated Measures Using QuickBird Imagery**, Computers and Electronics in Agriculture, 68(2), PP. 207-215.
- Forkuor, G., Conrad, C., Thiel, M., Ullmann, T. & Zoungrana, E., 2014, **Integration of Optical and Synthetic Aperture Radar Imagery for Improving Crop Mapping in Northwestern Benin, West Africa**, Remote Sensing, 6(7), PP. 6472-6499.
- Gao, F., 2021, **Remote Sensing for Agriculture**, Agro-geoinformatics: Theory and Practice.
- Jafari, M., Zehatabian, GH. & Ehsani, A.H., 2013, **Effect of Thermal Bonding and Supervised Classification Algorithms of Satellite Data in Making Land Use Maps (Case Study: Kashan)**, Iranian Journal of Rangeland and Desert Research, 20(1), PP. 72-87.
- Joshi, P.K., Roy, P.S., Singh, S., Agrawal, S. & Yadav, D., 2006, **Vegetation Cover Mapping in India Using Multi-Temporal IRS Wide Field Sensor (WiFS) Data**, Remote Sensing of Environment, 2(2), PP. 190-202.
- Karakuş, P., Karabork, H. & Kaya, S., 2017, **A Comparison of the Classification Accuracies in Determining the Land Cover of Kadirli Region of Turkey by Using the Pixel Based and Object Based Classification Algorithms**, International Journal of Engineering and Geosciences, 2(2), PP. 52-60.
- Kavzoglu, T., Colkesen, I. & Tonbul, H., 2019, **Agricultural Crop Type Mapping Using Object-Based Image Analysis With Advanced Ensemble Learning Algorithms**, 40th Asian Conference on Remote Sensing, Korea.
- Kenduiwo, B.K., Bargiel, D. & Soergel, U., 2017, **Higher Order Dynamic Conditional Random Fields Ensemble for Crop Type Classification in Radar Images**, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 55(8), PP. 4638-4654.
- Khanal, S., Fulton, J.P. & Shearer, S., 2017, **An Overview of Current and Potential Applications of Thermal Remote Sensing in Precision Agriculture**, Computers and Electronics in Agriculture, 139, PP. 22-32.
- Khanal, S., KC, K., Fulton, J.P., Shearer, S. & Ozkan, E., 2020, **Remote Sensing in Agriculture—Accomplishments, Limitations, and Opportunities**, Remote Sensing, 12(22), P. 3783.
- Kussul, N., Lemoine, G., Gallego, F.J., Skakun, V. et al., 2016, **Parcel-Based Crop Classification in Ukraine Using Landsat-8 Data and Sentinel-1A Data**, IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 9(6), PP. 2500-2508.
- Maktav, D., Erbek, F. & Jürgens, C., 2005, **Remote Sensing of Urban Areas**, International Journal of Remote Sensing, 26(4), PP. 655-659.
- Masoud, K.M., Persello, C. & Tolpekin, V.A., 2020, **Delineation of Agricultural Field Boundaries from Sentinel-2 Images Using a Novel Super-Resolution Contour Detector Based on Fully Convolutional Networks**, Remote Sensing, 12(1), P. 59.
- Mohammadnejad, V., Asghari, S. & Emami, H., 2019, **Investigation Land Use Change with Use of a Pixel-Based Method and Object-Oriented Method and Analysis of the Effect of Land Use Change on Soil Erosion (Case Study of Maragheh County)**, Quantitative Geomorphological Research, 8(1), PP. 160-178.
- Momeni, F., Dashtbani, S. & Banuey, A.S., 2018, **The Importance of the Agricultural Sector in Maintaining the Socio-Economic Balance of Iran's Urban and Rural Structure**, Space Economics and Rural Development, 6(22), PP. 17-46.
- Nabavi, S.N. & Sarkaregar Ardakani, A., 2011, **Identification and Estimation of Saffron Cultivation Area and Classification of the Region Using Satellite Images (Case Study: Kashmar)**, 2nd Conference on Environmental Planning and Management, Tehran.

- Nezhad, N.M., Heydari, A., Fusilli, L. & Laneve, G., 2019, **Land Cover Classification by Using Sentinel-2 Images: A Case Study in the City of Rome**, Proceedings of the 4th World Congress on Civil, Structural, and Environmental Engineering (CSEE'19).
- North, H.C., Pairman, D. & Belliss, S.E., 2019, **Boundary Delineation of Agricultural Fields in Multitemporal Satellite Imagery**, IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 12(1), PP. 237-251.
- Ok, A.O., Akar, O. & Gungor, O., 2012, **Evaluation of Random Forest Method for Agricultural Crop Classification**, European Journal of Remote Sensing, 45(1), PP. 421-432.
- Ouzemou, J.E., El Harti, A., Lhissou, R., El Moujahid, A., Bouch, N., El Ouazzani, R. et al., 2018, **Crop Type Mapping from Pansharpened Landsat 8 NDVI Data: A Case of a Highly Fragmented and Intensive Agricultural System**, Remote Sensing Applications: Society and Environment, 11, PP. 94-103.
- Peña, J.M., Gutiérrez, P.A., Hervás-Martínez, C., Six, J., Plant, R.E. & López-Granados, F., 2014, **Object-Based Image Classification of Summer Crops with Machine Learning Methods**, Remote Sensing, 6(6), PP. 5019-5041.
- Pourakrami, S., Tavakoli Sabour, S.M. & Torahi, A.A., 2017, **Agriculture Crop Type Classification by Normalized Vegetation Index (in Sentinel-2 Images)**, The 2nd National Conference on Geospatial Information Technology (NCGIT), K.N.Toosi University of Technology, Iran.
- Rahman, M.R., Islam, A.H.M.H. & Rahman, M.A., 2004, **NDVI Derived Sugarcane Area Identification and Crop Condition Assessment**, Plan Plus, 1(2), PP. 1-12.
- Rao, N.R., Garg, P. & Ghosh, S.K., 2007, **Development of an Agricultural Crops Spectral Library and Classification of Crops at Cultivar Level Using Hyper-spectral Data**, Precision Agriculture, 8(4), PP. 173-185.
- Roostaei, S., Mokhtari, D., Valizadeh Kamra, K., Khodaei Geshlag, L., 2019, **Comparison of Pixel-Based Algorithm (Maximum Likelihood) and Object-Based Method (Support Vector Machine) in Classification of Land Use (Ahar-Varzeghan Area)**, Quantitative Geomorphological Research, 8(1), PP. 160-178.
- Shafi, U., Mumtaz, R., Iqbal, N., Zaidi, S.M.H., Hussein, I. et al., 2020, **A Multi-Modal Approach for Crop Health Mapping Using Low Altitude Remote Sensing, Internet of Things (IoT) and Machine Learning**, IEEE Access, 8, PP. 112708-112724.
- Sicre, C.M., Fieuzal, R. & Baup, F., 2020, **Contribution of Multispectral (Optical and Radar) Satellite Images to the Classification of Agricultural Surfaces**, International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 84, P. 101972.
- Sishodia, R.P., Ray, R.L. & Singh, S.K., 2020, **Applications of Remote Sensing in Precision Agriculture: A Review**, Remote Sensing, 12(19), P. 3136.
- Thenkabail, P.S., Smith, R.B. & De Pauw, E., 2000, **Hyperspectral Vegetation Indices and Their Relationships with Agricultural Crop Characteristics**, Remote Sensing of Environment, 71(2), PP. 158-182.
- Turker, M. & Kok, E.H., 2013, **Field-Based Sub-Boundary Extraction from Remote Sensing Imagery Using Perceptual Grouping**, ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 79, PP. 106-121.
- Vadivambal, R. & Jayas, D.S., 2011, **Applications of Thermal Imaging in Agriculture and Food Industry—A Review**, Food and Bioprocess Technology, 4(2), PP. 186-199.
- Van Tricht, K., Gobin, A., Gilliams, S. & Piccard, I., 2018, **Synergistic Use of Radar Sentinel-1 and Optical Sentinel-2 Imagery for Crop Mapping: A Case Study for Belgium**, Remote Sensing, 10(10), P. 1642.

- Wójtowicz, M., Wójtowicz, A. & Piekarczyk, J., 2016, **Application of Remote Sensing Methods in Agriculture**, Communications in Biometry and Crop Science, 11(1), PP. 31-50.
- Zafar, S. & Waqar, M.M., 2014, **Crop Type Mapping by Integrating Satellite Data and Crop Calendar over Okara District, Punjab (Pakistan)**, Journal of Space Technology, 4(1), PP. 3-7.
- Zhong, L., Hawkins, T., Biging, G. & Gong, P., 2011, **A Phenology-Based Approach to Map Crop Types in the San Joaquin Valley, California**, International Journal of Remote Sensing, 32(22), PP. 7777-7804.



نخستین از دور
,
GIS ایران



سنجش از دور و GIS ایران
Iranian Remote Sensing & GIS
سال پانزدهم، شماره اول، بهار ۱۴۰۲
Vol.15, No. 1, Spring 2023
39-61

Fusion of spectral and spatial information for agricultural crop classification in multi-temporal Sentinel images (Case Study: Qorveh County)

Ahmadi S.¹ and Hasani H.S.^{2*}

1. M.Sc. Student, Geodesy and Surveying Engineering, Tafresh University, Tafresh
2. Assistant Prof., Dep. of Geodesy and Surveying Engineering, Tafresh University, Tafresh

Abstract

Nowaday, there are wide applications for satellite images in agriculture monitoring and management. According to high spatial, spectral and temporal resolution of Sentinel-2 images, we used them for precise agriculture in Qorveh country. Proposed method consist of five step: firstly, multi-temporal images are collected based on agriculture calender of crops. Then feature space is generated based on spectral reflectance and vegetation indices which consists of 70 features. According to high dimensionality of feature space, principle component analysis is applied to reduce its dimension. Four power classifiers include support vector machine, k-nearest neighbour, multi-layer perceptron and random forests classify the reduced spectral feature space. On the other hand, spatial information are extracted from multi-temporal multispectral images. For this pupose, strandard deviation (STD) maps are generated for red, NIR and SWIR bands of each epoch. Then, by averaging the STD maps, final STD map is obtained. Edge detection is performed on STD map and it improves by removing small lines, smoothing, thinning, etc. Finally, crop mapping is done by fusion of four classification maps and agriculture farm boundaries. The obtained results show that classification accuracy of k-nearest neighbour, support vector machine, multi-layer perceptron and random forest classifiers are 77.78%, 79.16%, 76.41% and 76.89%, respectively. The overall accuracy of the proposed method improve up to 94.72% which proves high potential of the proposed method.

Keywords: Multi-temporal Sentinel-2 images, Agriculture farm boundary, Classifier fusion, Spatial information, Spectral information.

* Correspondence Address: Dep. of Geodesy and Surveying Engineering, Tafresh University, First of Tafresh-Tehran road, Tafresh, Po Box: 39518-79611. Tel: +988636227430
Email: h.hasani@tafreshu.ac.ir