



بخش از دور

GIS ایران



سنجش از دور و GIS ایران / سال سیزدهم، شماره دوم، تابستان ۱۴۰۰
Iranian Remote Sensing & GIS / Vol.13, No. 2, Summer 2021

۶۱-۷۴
مقاله پژوهشی

برآورد عملکرد محصولات کشاورزی با استفاده از تصاویر سری زمانی سنتینل-۲ (مطالعه موردی: شهرستان زنجان)

سید احمد موسوی^۱، میلاد جانعلی پور^{۲*}، نادیا عباسزاده طهرانی^۳

۱. دانشجوی کارشناسی ارشد سنجش از دور و سیستم اطلاعات جغرافیایی، واحد الکترونیکی
دانشگاه آزاد اسلامی، تهران

۲. استادیار پژوهشگاه هوافضا، وزارت علوم تحقیقات و فناوری، تهران

۳. استادیار پژوهشگاه هوافضا، وزارت علوم تحقیقات و فناوری، تهران

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۹/۰۹/۱۲

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۹۹/۰۱/۰۲

چکیده

اساس برنامه‌ریزی و مدیریت صحیح داشتن آمار و اطلاعات دقیق و به‌هنگام است. یکی از مهم‌ترین آمار و اطلاعات بخش کشاورزی میزان تولید سالیانه هر محصول یا سطح زیرکشت است. یکی از ابزارهایی که در کمترین زمان و با هزینه پایین و دقت مناسب، می‌تواند سطح زیرکشت محصولات را محاسبه کند دانش و فناوری سنجش از دور است. در این تحقیق، از دو روش طبقه‌بندی شبکه عصبی مصنوعی و ماشین بردار پشتیبان استفاده شده و سطح زیرکشت محصولات غالب منطقه، شامل هشت کلاس، از تصاویر سری زمانی سنتینل-۲ برآورد شده است. براساس نتایج به‌دست‌آمده، صحت کلی هریک از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و ماشین بردار پشتیبان به ترتیب برابر با ۹۷.۷۴ و ۹۷.۹۶٪، با ضریب کاپای ۰.۹۷ برای برآورد سطح زیرکشت محصولات بوده است. بنابراین، نتایج این دو روش مورد قبول واقع شده است. با توجه به صحت کلی، می‌توان نتیجه گرفت که دو روش طبقه‌بندی نتایج تقریباً یکسانی در منطقه دارد. علاوه‌براین، طبق نتایج صحت کاربر، می‌توان بیان کرد درمورد چهار محصول یونجه، برنج، بیاز و خربزه، عملکرد روش ماشین بردار پشتیبان بهتر از روش شبکه عصبی است و درمورد گندم دیم و آبی، جارو و مرتع، روش شبکه عصبی بهتر از ماشین بردار پشتیبان در منطقه عمل می‌کند.

کلیدواژه‌ها: سنجش از دور، روش طبقه‌بندی، شبکه عصبی مصنوعی، ماشین بردار پشتیبان، سنتینل-۲.

* نویسنده مکاتبه‌کننده: تهران، شهرک قدس، خیابان ایران زمین، خیابان مهستان، بالاتر از کلاتری، کوچه پژوهشگاه هوافضا، تلفن: +۳۰ ۹۸۲۱۸۸۳۶۶-۳۹

فکس: +۹۸۲۱۸۸۳۶۲۰۱۱

۱- مقدمه

مصنوعی استفاده کرده‌اند. ضریب کاپا و صحت کلی، برای روش حداکثر احتمال، به ترتیب ۰.۸۲ و ۰.۸۵٪ و برای شبکه عصبی، به ترتیب ۰.۸۴ و ۰.۸۷٪ برآورد شد. رحیم‌زادگان و پورغلام^۳ (۲۰۱۷) برای شناسایی سطح زیرکشت محصول زعفران در شهرستان تربت‌حیدریه، با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای لندست، روش‌های طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان، شبکه عصبی مصنوعی، حداکثر احتمال، حداکثر فاصله و متوازی‌السطوح را مقایسه کردند. نتایج پژوهش آنها نشان داد سطح زیرکشت زعفران، در طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان، با صحت کلی ۰.۹۵٪، ضریب کاپای ۰.۹ و خطای ۰.۱۸٪ استخراج می‌شود. مختاری و نجفی^۴ (۲۰۱۵) کارآیی دو الگوریتم طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی مصنوعی را برای طبقه‌بندی پوشش زمین در برآورد تغییرات، با استفاده از تصاویر ماهواره لندست، قیاس کردند. نتایج بیانگر دقت بالای طبقه‌بندی شبکه عصبی مصنوعی و ماشین بردار پشتیبان با کرنل شعاعی، هریک به ترتیب با صحت کلی ۰.۶۷ و ۰.۹۱٪ بود. در تحقیقی، شنانی و زرعی^۵ (۲۰۱۶) برای تهیه نقشه کاربری اراضی حوزه آبخیز ابوالعباس، از تصویر ماهواره‌ای لندست TM سال ۲۰۰۹ استفاده کردند و نشان دادند کارآیی ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی مصنوعی بهتر از روش حداکثر احتمال برای برآورد هدف تحقیق است. ریاحی^۶ و همکاران (۲۰۱۹)، به منظور شناسایی و تفکیک اراضی زیرکشت محصولات غالب در ناحیه لنجانان در استان اصفهان، با استفاده از تصاویر چندزمانه سنجنده OLI ماهواره لندست ۸ و با روش طبقه‌بندی حداکثر احتمال و شاخص نرمال شده تفاضل پوشش گیاهی (NDVI)

کشاورزی نقشی مهم در برنامه‌ریزی اقتصادی دارد و محور اصلی توسعه اقتصادی و اجتماعی شمرده می‌شود. در حال حاضر، بخش مهمی از نیازهای کشور به محصولات کشاورزی از طریق واردات تأمین می‌شود. تقاضای مواد غذایی در آینده، به دلیل افزایش نرخ رشد جمعیت، افزایش پیدا می‌کند. با رشد روزافزون جمعیت و صنعتی شدن جوامع بشری، امروزه شاهد تغییرات چشمگیری در افزایش سطح محصولات کشاورزی هستیم (Pileforushha et al., 2013). اساس برنامه‌ریزی و مدیریت صحیح در کشاورزی داشتن آمار و اطلاعات دقیق و به‌هنگام درمورد ظرفیت‌های کشاورزی است. داده‌های سنجش از دور به دلیل داشتن ویژگی‌هایی مانند چندزمانه‌بودن، چندطبقی‌بودن، قابلیت تفکیک مکانی و رادیومتریکی مناسب و متنوع و دید وسیع و یکپارچه، قادر به تفکیک عارضه‌ها و پدیده‌های گوناگون کشاورزی از جمله سطح، نوع و الگوهای زمانی و مکانی کشت هستند (Janalipour & Taleai, 2017). مطالعه مکان‌های زیرکشت، با استفاده از داده‌های ماهواره‌ای موجود و تهیه نقشه اراضی زیرکشت آن در هر سال می‌تواند دولت را در مدیریت بهینه این اراضی و برنامه‌ریزی برای توزیع محصولات، کمک کند (Khodakarami & Soffianian, 2012). در پژوهشی، ارخی و ادیب‌نژاد^۱ (۲۰۱۱) از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان برای طبقه‌بندی کاربری اراضی حوزه سد ایلام، با استفاده از داده‌های ETM⁺ لندست، بهره بردند. نتایج نشان می‌دهند که الگوریتم‌های ماشین بردار پشتیبان، به‌ویژه سه کرنل خطی و چندجمله‌ای و شعاعی در مقایسه با روش طبقه‌بندی حداکثر احتمال، از نظر دقت کلی، حدود ۱۰٪ و ضریب کاپای حدود ۰.۱۵ برتری دارد. علیپور^۲ و همکاران (۲۰۱۶)، به منظور شناسایی و تفکیک اراضی زیرکشت محصولات متفاوت و تهیه نقشه انواع محصولات مزرعه استان قدس رضوی، از تصاویر ماهواره‌ای لندست و دو روش طبقه‌بندی حداکثر احتمال و شبکه عصبی

1. Arekhi & Adibnejad
2. Alipour
3. Rahimzadegan & Pourgholam
4. Mokhtari & Najafi
5. Shanani & Zarei
6. Riahi

دقت کلی این نقشه، در بیشتر مناطق، ۸۰٪ بود و مشکل اساسی آن تفکیک اراضی در برخی مناطق افریقای است که مزارع آن با درختان پراکنده پوشیده شده است. هدف اصلی تحقیق حاضر تفکیک و برآورد سطح زیرکشت هشت محصول اصلی کشت شده در منطقه چایپاره‌بالای شهرستان زنجان، با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای سری زمانی سنتینل-۲ است. در این زمینه، کارایی دو روش طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی در منطقه مورد نظر و نیز آنالیز حساسیت نتایج به نسبت تغییر متغیرهای روش‌های طبقه‌بندی بررسی خواهد شد.

۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه دهستان چایپاره‌بالای بخش نیک‌پی از توابع شهرستان زنجان است که در شمال غرب کشور ایران، بین طول‌های جغرافیایی ۴۷ درجه و ۴۲ دقیقه و ۴۰ ثانیه تا ۴۷ درجه و ۵۵ دقیقه و ۲۴ ثانیه شرقی و عرض‌های جغرافیایی ۳۷ درجه و ۳ دقیقه و ۴ ثانیه تا ۳۷ درجه و ۸ دقیقه و ۱۲ ثانیه شمالی، با مساحت تقریبی ۲۳۰۰۰ هکتار قرار دارد. بیشترین تولیدات برنج و صیفی‌جات استان متعلق به این ناحیه است؛ به همین دلیل، این منطقه برای مطالعه انتخاب شد.

۲-۲- داده‌ها و اطلاعات مورد استفاده

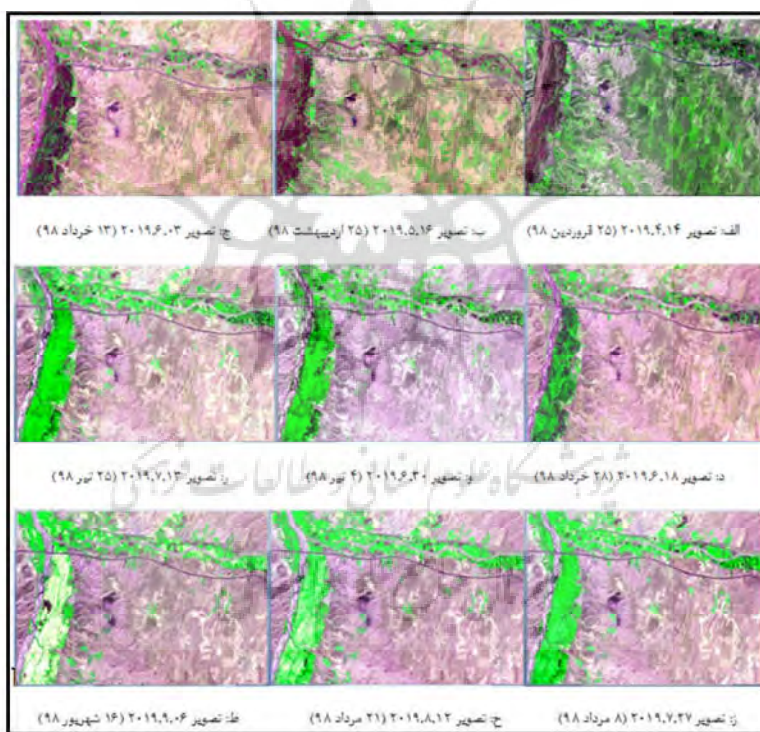
تصاویر ماهواره‌ای به کاررفته در این تحقیق متعلق به سنجنده سنتینل-۲ است. این سنجنده، علاوه بر داشتن تصاویر با توان تفکیک مکانی متوسط، به دلیل برخورداری از تعدادی تصاویر با توان تفکیک مکانی ۱۰ متر و قدرت

محصولات منطقه را بررسی کردند. کامکار^۱ و همکاران (۲۰۱۹) اراضی زیرکشت برنج و سویا را با تصاویر ماهواره‌ای سنتینل-۲، در استان گلستان، تفکیک کردند. شیوه آنها استفاده از سه روش طبقه‌بندی حداکثر احتمال، حداقل فاصله از میانگین و فاصله ماهالاتومی بود و نتایج پژوهششان نشان داد عملکرد طبقه‌بندی حداکثر احتمال با دقت کلی ۹۵.۵٪ و ضریب کاپای ۰.۹۲ بهتر از دو روش دیگر است. ژانگ^۲ و همکاران (۲۰۰۸)، برای تعیین سطح زیرکشت چند گونه محصول کشاورزی در منطقه پکن چین (گندم زمستانه، ذرت، سویا، شبدر و باغات میوه) تصاویر سنجنده⁺ TM / ETM ماهواره لندست سال ۲۰۰۳ را به کار بردند. مقایسه نتایج داده‌های سنجنش از دوری و داده‌های آماری موجود، برای نمونه درمورد محصول گندم، دقتی در حدود ۹۶٪ را در پی داشت. فودی و ماسور^۳ (۲۰۰۴) برای طبقه‌بندی سه کلاس گندم، جو بهاره و چغندر قند روی تصاویر سنجنده Spot، از الگوریتم‌های متفاوت آموزش داده‌ها در روش ماشین بردار پشتیبان بهره بردند. نتایج تحقیق آنها دقت کلی حاصل از الگوریتم‌های گوناگون را تقریباً یکسان نشان داد؛ دقت طبقه‌بندی برای گندم در حدود ۸۰٪ و برای جو در حدود ۷۶٪ بود. عباس‌زاده تهرانی^۴ و همکاران (۲۰۱۱) با به‌کارگیری تصاویر چندزمانه سنجنده LISS III ماهواره IRS، با هدف تفکیک محصول گندم دیم و آبی از محصولات دیگر (جو، کلزا و یونجه)، میزان صحت طبقه‌بندی برای کشت گندم دیم را برابر با ۹۲٪ و برای گندم آبی ۹۴٪ به دست آوردند. در تحقیقی مشابه نیز، میزان صحت طبقه‌بندی در محصول گندم ۹۴٪ بود (Dutta et al., 1998). در تحقیقی دیگر، اینگلا^۵ و همکاران (۲۰۱۵) از تصاویر دارای وضوح بالا، چندطیفی و چندزمانه با طبقه‌بندی نظارت شده، به منظور تولید نقشه‌های نوع محصول در مقیاس جهانی استفاده کردند که مهمترین ویژگی این تحقیق در نظر گرفتن مناطق با ویژگی‌های خاص و متفاوت بوده است.

1. Kamkar
2. Zhang
3. Foody & Mathur
4. Abbaszadeh Tehrani
5. Inglada

برای تهیه داده‌های آموزشی و ارزیابی کلاسه‌بندی، برداشت زمینی از طریق جی‌پی‌اس^۲ انجام شده است؛ بدین ترتیب که ابتدا محصولات اصلی طبق نظر کارشناسان بخش کشاورزی منطقه، شناسایی و مزارع منتخب مشخص شد. محدوده مزارع مورد نظر با جی‌پی‌اس دستی برداشت شد (شکل ۱-الف) و این نقاط در گوگل ارث^۳ پیاده و از داخل آن، بلوک‌های حدود ۰.۱ تا ۰.۵ هکتاری، به تعداد مورد نظر، برداشت شد (شکل ۱-ب). سپس نقاط، در نرم‌افزار آرک جی‌آی‌اس^۴، تبدیل به شیپ فایل شدند (شکل ۱-ج) و برای نقاط آموزشی و کنترلی به کار رفتند (شکل ۲).

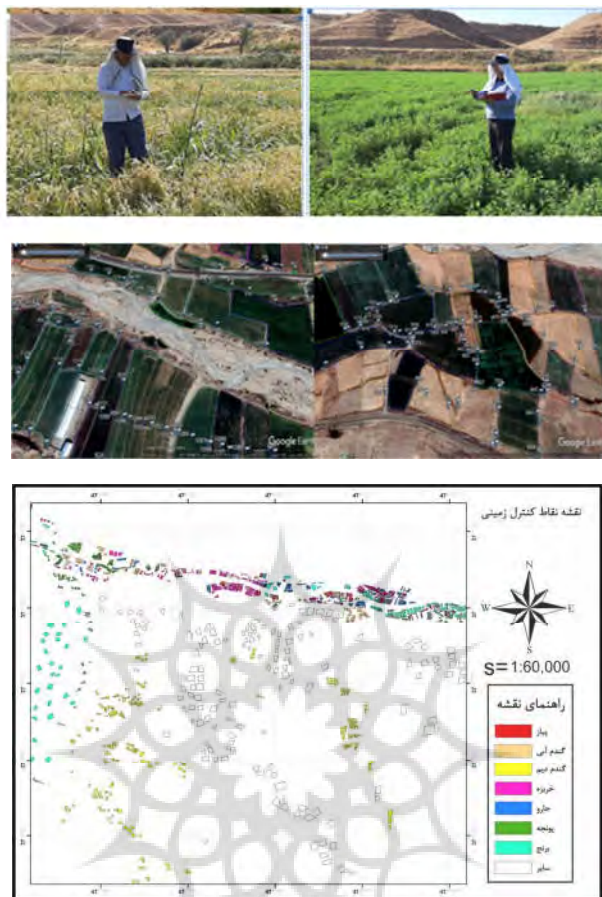
تفکیک رادیومتریکی ۱۲ بیت، می‌تواند هر پنج یا شش روز تصویری از منطقه بدهد. در این پژوهش، از تصاویر باندهای ۲، ۳، ۴ و ۸ استفاده شده است. تصاویر تهیه‌شده متعلق به سال زراعی ۹۷-۹۸ است. با توجه به تفاوت داشتن زمان‌های کشت و بیشترین سبزی‌نگی و برداشت محصولات با همدیگر، با نظر کارشناسان کشاورزی و براساس تقویم زراعی منطقه، زمان اخذ تصاویر مشخص و برای سال جاری^۱ تصویر دریافت شد (سایت USGS^۱). تصاویر دریافتی از منطقه در تاریخ‌های مورد نظر در شکل ۱ نشان داده شده است.



شکل ۱. تصاویر سنتینل-۲ دریافتی از سایت USGS در نه زمان متفاوت (ترکیب رنگی با باندهای ۲، ۳ و ۴)

1. United States Geological Survey
2. GPS
3. Google Earth
4. ARCGIS

برآورد عملکرد محصولات کشاورزی با استفاده از تصاویر سری زمانی سنتینل-۲ ...



شکل ۲. نقشه نقاط کنترل زمینی برداشت شده از نرم افزار گوگل ارث و پیاده شده در آرک جی آی اس

۲-۳- روش تحقیق

پشتیبان و شبکه عصبی شدند و طبقه بندی انجام گرفت. در مرحله بعد، با استفاده از یک سوم داده های زمینی باقی مانده از برداشت زمینی و ماتریس خطا، اعتبارسنجی برای روش های طبقه بندی بالا انجام شد. روش طبقه بندی شده با بالاترین صحت، انتخاب و پس از پردازش های لازم مانند فیلتر حداکثر، طبقه بندی روی تصاویر حاصل صورت گرفت. خروجی به صورت فایل قابل دریافت نرم افزار آرک جی آی اس ذخیره شد و در این نرم افزار، با تبدیل تصاویر رستری به برداری، میزان سطح زیرکشت و عملکرد هر محصول استخراج شد.

در این تحقیق، نخست تقویم زراعی محصولات غالب منطقه مورد مطالعه از سازمان جهاد کشاورزی دریافت شد. با توجه به این تقویم، نه تصویر سنتینل-۲ از سایت USGS به کار رفت تا سطح زیرکشت محصولات گندم آبی و دییم، یونجه، برنج، خربزه، پیاز، جaro و سایر (مراتع) تعیین شود. سپس پیش پردازش های لازم همچون ژئورفرنس کردن، تصحیح اتمسفری و رادیومتریکی در نرم افزار ENVI 5.1 روی تصاویر انجام شد داده های تعلیمی، از طریق برداشت زمینی با جی پی اس و نرم افزار گوگل ارث، به دست آمد. دوسوم از این داده ها وارد روش های طبقه بندی ماشین بردار

۲-۳-۱- پیش پردازش

به دلیل تقریباً هموار بودن منطقه، از تصحیح هندسی صرف نظر شده و برای اینکه مختصات تصاویر سنیتیل-۲ با فرمت LC1 امکان شناسایی شدن داشته باشد، از نرم افزار ENVI 5.1 استفاده شده است. بدین منظور، تک تک باندها در نرم افزار فراخوانی و دوباره ذخیره شده اند. در مرحله بعد، باندهای طیفی ۲، ۳، ۴ و ۸ تصاویر (سنیتیل-۲) که قدرت تفکیک ده متری دارند، برای نه زمان تصویربرداری استخراج و در یک لایه قرار داده می شوند تا در مراحل بعد، شناسایی محصولات از مجموع تمامی باندها، که به صورت تصویری ۳۶ باندهی است، انجام گیرد. سپس تبدیل درجه خاکستری به بازتابندگی سطح، با استفاده از رابطه (۱)، تصحیح خواهد شد.

$$X = \begin{cases} 0 & \text{if } DN < 0 \\ 1 & \text{if } DN > 10000 \\ \frac{DN}{10000} & \text{if } 0 < DN < 10000 \end{cases} \quad \text{رابطه (۱)}$$

پس از تصحیح رادیومتریکی، به منظور تصحیح اتمسفری تصاویر ماهواره‌ای، از الگوریتم QUAC استفاده شده است. الگوریتم QUAC برای تصحیح اتمسفری باندهای مرئی و فروسرخ نزدیک به کار می رود. این الگوریتم تقریبی از تصحیح اتمسفری FLAASH است که با دقت مناسب، بازتابندگی سطح اشیاء را در اختیار قرار می دهد (Bernstein et al., 2012).

۲-۳-۲- طبقه بندی ماشین بردار پشتیبان

ماشین بردار پشتیبان یک روش طبقه بندی است که با معیار قراردادن بردارهای پشتیبان، دسته بندی بهینه‌ای میان کلاس‌ها ارائه می دهد. در روش طبقه بندی ماشین بردار پشتیبان، داده‌های قرار گرفته در بردارهای پشتیبان مبنای یادگیری ماشین و ساخت مدل است. این روش به دیگر نقاط داده حساس نیست و هدف آن پیدا کردن بهترین مرز در بین داده‌هاست؛ به طوری که بیشترین فاصله ممکن را از تمامی دسته‌ها (بردارهای پشتیبان آنها) داشته باشد (Vapnik, 2013).

به منظور تفکیک کلاس‌ها، از ابر صفحه‌های خطی و غیرخطی در روش طبقه بندی ماشین بردار پشتیبان استفاده می شود. استفاده از نوع خطی و غیرخطی در هر پروژه‌ای به پیچیدگی فضای ویژگی در تفکیک کلاس‌ها از یکدیگر بازمی گردد. کرنل‌های خطی صفحه‌ای و غیرخطی مانند گوسین، سینوسی و کسینوسی و RBF از جمله کرنل‌های به کاررفته‌اند (Suykens & Vandewalle, 1999). بردار پشتیبان از نمونه‌های مرزی تشکیل می شود و مرز تصمیم‌گیری دو کلاس کاملاً جدا از هم را با روش حاشیه بهینه، محاسبه می کند. این حاشیه به گونه‌ای محاسبه می شود که نمونه‌های کلاس a در یک طرف مرز و نمونه‌های کلاس b در طرف دیگر آن واقع شوند؛ به طوری که تا حد امکان، فاصله بین دو مرز (مرز تصمیم‌گیری) حداکثر شود (Keshavarz & Ghasemian, 2005).

$$\text{Minimize: } \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n X_i ; \text{ Subject to: } y_i (w^T X_i + b) \geq 1$$

رابطه (۲)

۲-۳-۳- شبکه عصبی مصنوعی

هر شبکه عصبی مصنوعی از سه لایه ورودی، خروجی و پردازش تشکیل می شود. هر لایه شامل گروهی از سلول‌های عصبی (نورون) است که اغلب با همه نورون‌های لایه‌های دیگر در ارتباط‌اند. نورون ممکن است یک تابع ریاضی غیرخطی باشد؛ در نتیجه، شبکه‌ای عصبی که از اجتماع این نورون‌ها تشکیل می شود نیز چه بسا سامانه‌ای کاملاً پیچیده و غیرخطی باشد (Svozil et al., 1997).

شبکه‌های عصبی مصنوعی، از اواخر دهه ۱۹۸۰ برای آنالیز داده‌های سنجش از دور، از جمله به منزله طبقه بندی پوشش اراضی، به کار رفته‌اند (Watts, 2001). هر شبکه عصبی مصنوعی دارای ساختار ریاضی با متغیرهایی است که می توان آنها را تنظیم کرد. این متغیرها، با استفاده از یک الگوریتم یادگیری یا تربیت،

۲-۳-۵- برآورد میزان محصولات تولیدی در یک سال زراعی

برای برآورد میزان عملکرد محصولات، روش‌های گوناگونی وجود دارد. در این تحقیق، میزان تولید هر محصول طی یک سال زراعی از ضرب متوسط عملکرد یک هکتار در سطح کل زیرکشت به دست آمده است.

۳- نتایج و بحث

در تحقیق پیش رو، برای تفکیک و طبقه‌بندی محصولات گوناگون از تصاویر ماهواره‌ای سنتینل-۲ استفاده شد و در نرم‌افزار ENVI-5.1 پردازش روی تصاویر ماهواره‌ای انجام گرفت. بررسی بصری تصاویر تقویم زراعی (شکل ۱) نشان می‌دهد، در اواخر فروردین و اواسط اردیبهشت، مراتع کاملاً سبزند و تشخیص مراتع از گندم، به‌ویژه دیم، مشکل است چون سبزیگی آنها تقریباً در یک حد است. ولی در اواخر اردیبهشت، مراتع خشک شده و گندم کاملاً سبز است. در اواخر خرداد، گندم رو به زردی است ولی صیفی‌جات سبز شده‌اند و زمین‌های برنج زیر آب است. اوایل تیر، زمان آغاز برداشت گندم و جو است، صیفی‌جات کاملاً سبزند و شروع به گل‌دهی و به‌بارنشستن می‌کنند، بوته‌های پیاز سر از خاک درمی‌آورند و نشاهای برنج از آب سر زده‌اند. اواخر مرداد، خوشه‌های برنج رو به زردشدن است، صیفی‌جات کاملاً سبزند و شروع به گل‌دهی و به‌بارنشستن می‌کنند، بوته‌های پیاز سر از خاک درمی‌آورند و جارو شروع به سبزشدن می‌کند. میانه شهریور، برگ‌های پیاز زرد شده است و برداشت صیفی‌جات و پیاز آغاز می‌شود، برنج کاملاً رسیده و زرد است و برداشت آن

آن قدر تنظیم و بهینه می‌شوند که رفتار مناسبی از خود نشان دهند (Reby et al., 1997).

به‌طور کلی، انجام شدن مراحل شامل پیش‌پردازش داده‌ها، انتخاب ساختار و معماری شبکه و آموزش آن برای رسیدن به مدلی مطلوب ضرورت دارد. ساختار شبکه و پارامترهای آن و تعداد تکرارها اغلب براساس آزمون‌های متعدد و تجربیات پیشین انتخاب می‌شود (Foody, 2000). برای طبقه‌بندی کاربری و پوشش اراضی نیز، انواعی از روش‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی وجود دارد و متداول‌ترین مدلی که برای طبقه‌بندی تصویر در سنجش از دور به کار می‌رود «شبکه عصبی پرسپترون چندلایه‌ای» است (Richards, 2013). شبکه‌های پرسپترون چندلایه‌ای غالباً با روش پس‌انتشار آموزش داده می‌شوند. فرایند آموزش و یادگیری، در این روش، نیاز به مجموعه‌ای از الگوهای آموزشی دارد (Yuan, 2002).

$$g = f(w^T X + \theta) \quad \text{رابطه (۳)}$$

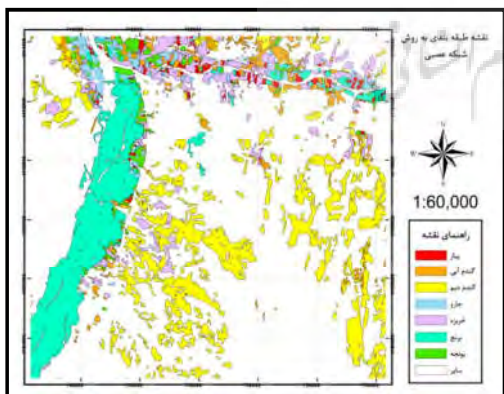
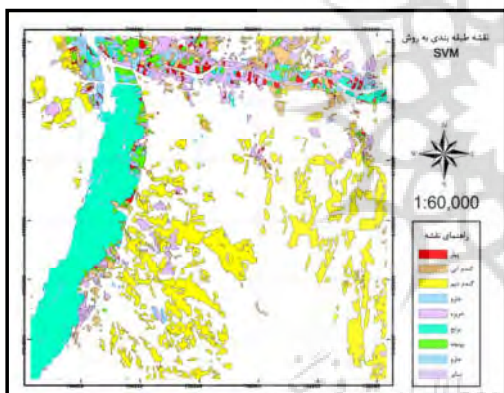
۲-۳-۴- اعتبارسنجی

به‌منظور اعتبارسنجی نتایج حاصل از دو روش طبقه‌بندی، از ماتریس خطا استفاده شده است. برای این کار، از تعدادی نمونه واقعیت زمینی، که قبلاً با دستگاه GPS از منطقه مورد مطالعه برداشت شده‌اند استفاده شده است (جدول ۱). سپس با استفاده از آماره‌های کاپا و صحت کلی، صحت کاربر و تولیدکننده اعتبار نتایج ارزیابی شد. مقادیر بالا و نزدیک به ۱۰۰٪ برای دقت کلی و عدد ۱ برای کاپا نشان‌دهنده نتایج با اعتبار بالاست (Pontius Jr and Millones, 2011).

جدول ۱. تعداد نمونه‌های آموزشی و کنترلی (به‌صورت پلیگون)

| نمونه آموزشی | برنج | گندم آبی | خربزه | یونجه | گندم دیم | جارو | پیاز | سایر (مرتج) |
|------------------------|------|----------|-------|-------|----------|------|------|-------------|
| ۱۴۴ | ۱۰۲ | ۱۴۲ | ۱۵۷ | ۱۴۹ | ۱۲۱ | ۱۳۰ | ۹۸ | |
| نمونه کنترلی (ارزیابی) | ۷۲ | ۵۲ | ۷۰ | ۷۹ | ۶۵ | ۶۰ | ۶۵ | ۵۰ |
| جمع | ۲۱۶ | ۱۵۴ | ۲۱۲ | ۲۳۶ | ۲۱۴ | ۱۸۱ | ۱۹۵ | ۱۴۸ |

تعداد داده‌های آموزشی در آن دوبرابر مرتبه اول بود، مشخص می‌شود نقشه طبقه‌بندی بهتر شده، تفکیک کلاس‌ها بهتر انجام گرفته و میزان پیکسل‌های مخلوط کاهش یافته است. برای اینکه کفایت تعداد داده‌های آموزشی مشخص شود، این بار طبقه‌بندی با تمامی داده‌های آموزشی مرحله اول انجام شد. آزمایش سوم با کل داده‌های آموزشی کلاسه‌بندی انجام شد و دقت کلی، برای روش ماشین بردار پشتیبان، 97.96% با ضریب کاپای 0.97 و برای روش شبکه عصبی مصنوعی، دقت کلی 97.74% با ضریب کاپای 0.97 به دست آمد. نتایج آن نشان داد که با افزایش تعداد داده‌های آموزشی، دقت طبقه‌بندی افزایش می‌یابد. نقشه طبقه‌بندی شده در شکل ۳ دیده می‌شود.



شکل ۳. نقشه‌های طبقه‌بندی شده با کل داده‌های آموزشی برای دو روش

شروع می‌شود، جارو نیز کاملاً سبز است. یونجه، در تمامی این ایام، سبز و دارای تراکم بالاست و برعکس زمین‌های صیفی، یعنی از اول فروردین تا آخر مهر، چند نوبت برداشت می‌شود؛ بنابراین، انتخاب زمان مناسب برای تصاویر در طبقه‌بندی مناسب کلاس نقش مهمی دارد.

روش‌های طبقه‌بندی به‌کاررفته در این مطالعه روش ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی مصنوعی است که جزء روش‌های طبقه‌بندی نظارت‌شده و غیرپارامتریک به‌شمار می‌روند. برای به‌دست‌آوردن نمونه‌های آموزشی، ابتدا مزارع نمونه که در کل منطقه گسترده‌اند انتخاب و محدوده آنها در سرزمین با GPS مشخص شد. سپس، با پیاده‌کردن این مزارع در گوگل ارث، به تعداد مورد نیاز از داخل این مزارع برای هر محصول سطوحی با ابعاد 0.1 تا 0.5 هکتار برداشت شد و با فراخوانی در ARC GIS، تبدیل به شیپ فایل شدند. دوسوم از آنها به‌منزله نمونه آموزشی و یک‌سوم برای کنترل کار استفاده شدند (جدول ۲). برای بررسی اثر تعداد نمونه‌های تعلیمی در نتایج طبقه‌بندی‌کننده‌ها، تعداد نمونه‌ها در سه مرحله تغییر یافت. آزمایش نخست با یک‌سوم داده آموزشی طبقه‌بندی‌کننده‌ها اجرا شد که دقت کلی و ضریب کاپا، برای روش طبقه‌بندی بردار پشتیبان، به ترتیب 96.11% و 0.94 و برای شبکه عصبی به ترتیب 96% و 94 به‌دست آمد. نقشه‌های طبقه‌بندی شده نشان می‌دهد کلاس‌ها هنوز به‌خوبی از هم جدا نشده‌اند و در داخل هر کلاس، پیکسل‌های مربوط به کلاس‌های دیگر، به‌صورت خطا، وجود دارد. همچنین، به‌نظر می‌رسد نمونه‌های آموزشی کافی نبوده و نیاز به نمونه‌های بیشتری است. آزمایش دوم با دوسوم داده آموزشی کلاسه‌بندی انجام شد که دقت کلی، برای روش ماشین بردار پشتیبان، 97.83% با ضریب کاپای 0.97 و برای روش شبکه عصبی مصنوعی، دقت کلی 97.26% با ضریب کاپای 0.96 حاصل شد. با مقایسه اشکال به‌دست‌آمده از بار دوم، که

در این مطالعه، بررسی‌ای که با تغییر نورون‌ها انجام گرفت سبب کاهش صحت طبقه‌بندی شد؛ بنابراین، بهترین نتیجه با یک‌برابر تعداد نورون‌های ورودی به‌دست آمد. تعداد نورون‌های ورودی به تعداد باندهای طیفی انتخاب‌شده از تصاویر ماهواره‌ای در نظر گرفته شد و باندهای خروجی به تعداد کلاس‌های مورد نظر برای طبقه‌بندی انتخاب شدند. با تغییر دیگر پارامترها، پس از هزار تکرار در نرم‌افزار ENVI با حد آستانه یادگیری (۰.۷)، نرخ یادگیری (۰.۱)، گشتاور یادگیری (۰.۵) و معیار خروجی خطای RMS (۰.۱) بهترین نتیجه برای روش شبکه عصبی مصنوعی حاصل شد که صحت کلی و ضریب کاپای آن به ترتیب ۹۷.۷۴٪ و ۰.۹۷ است. با مقایسه دو روش طبقه‌بندی SVM و شبکه عصبی مصنوعی، بهترین نتیجه برای روش SVM با تابع کرنل چندجمله‌ای، با دقت کلی ۹۷.۹۶٪ و ضریب کاپای ۰.۹۷ به‌دست آمد. درمورد روش شبکه عصبی مصنوعی، دقت کلی ۹۷.۷۴٪ با ضریب کاپای ۰.۹۷ کسب شد که نتایج آن در جدول ۳ مشاهده می‌شود.

برای بررسی بیشتر موضوع و کسب بهترین تابع کرنل در روش SVM، طبقه‌بندی با چهار کرنل شعاعی، خطی، چندجمله‌ای و حلقوی با پارامترهای متفاوت انجام شد و بهترین کرنل و پارامترهای بهینه آن، با استفاده از آنالیز حساسیت، به‌دست آمد (Ghavami et al., 2017). بهترین نتیجه برای منطقه مورد مطالعه را کرنل چندجمله‌ای شعاعی با پارامترهای مربوط دارد که بیشتر مقالات نیز این نکته را تأیید می‌کنند (جدول ۲). به همین صورت، به‌منظور بررسی بیشتر روش شبکه عصبی مصنوعی و به‌دست آوردن بهترین نتیجه، برای پارامترهای متفاوت آن صحت کلی و ضریب کاپا محاسبه و جواب بهینه احصا شد. نتایج نشان داد که تغییر پارامترهای الگوریتم طبقه‌بندی شبکه عصبی در منطقه مورد مطالعه سبب تغییر صحت کلی و ضریب کاپا می‌شود. با تغییر پارامترهای متفاوت، مقدار بهینه این پارامترها به‌دست آمد. سباستین^۱ (۲۰۰۲) عقیده دارد که ایجاد نورون‌های نهفته دو یا سه‌برابر تعداد کل طبقات ورودی مناسب است.

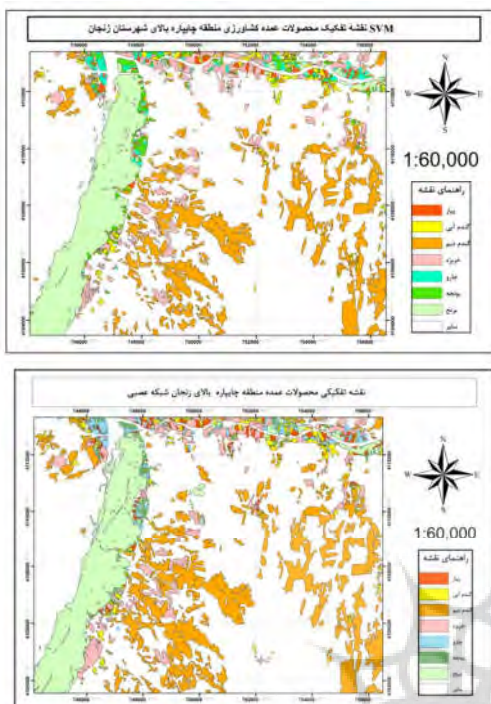
جدول ۲. بهترین مقادیر پارامترها برای روش طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان

| پارامترها | کرنل شعاعی | کرنل خطی | کرنل چندجمله‌ای | کرنل حلقوی |
|----------------------|------------|----------|-----------------|------------|
| درجه کرنل | - | - | ۵ | - |
| ضریب جریمه تابع کرنل | - | - | ۵.۸۰۰ | ۱.۰۰۰ |
| ضریب گامای تابع کرنل | ۰.۰۲۸ | ۰.۰۲۸ | ۰.۰۲۸ | ۰.۰۲۸ |
| پارامتر خطا | ۱۲۰.۵۰۰ | ۱۱۷.۵ | ۱۰۰.۰ | ۲۷۰.۰ |
| صحت کلی | ۹۷.۹۵۳۰ | ۹۷.۱۶۳۹ | ۹۷.۹۵۸۰ | ۹۷.۰۱۱۴ |
| ضریب کاپا | ۰.۹۷۳۱ | ۰.۹۶۲۸ | ۰.۹۷۳۲ | ۰.۹۶۱۶ |

جدول ۳. ارزیابی دقت طبقه‌بندی برای نقشه تفکیکی استخراج‌شده از تصاویر سنتینل-۲ با استفاده از دو روش مطالعه

| ترکیب باندهای تصاویر سنتینل-۲ (دهمتری) | روش یا الگوریتم طبقه‌بندی | دقت کلی (درصد) | ضریب کاپا |
|--|---------------------------|----------------|-----------|
| | شبکه عصبی | ۹۷.۷۴ | ۰.۹۷ |
| | تابع خطی SVM | ۹۷.۱۶ | ۰.۹۶ |
| باند ۲ (آبی)، باند ۳ (قرمز)، باند ۴ (سبز) و باند ۸ | تابع چندجمله‌ای SVM | ۹۷.۹۶ | ۰.۹۷ |
| (فروسرخ نزدیک) | تابع حلقوی SVM | ۹۷.۰۱ | ۰.۹۶ |
| | تابع شعاعی SVM | ۹۷.۹۵ | ۰.۹۷ |

I. Sebastian



شکل ۴. نقشه تفکیکی محصولات کشاورزی غالب منطقه چابهاره بالای شهرستان زنجان با دو روش شبکه عصبی و SVM

برای مقایسه کارایی روش‌های طبقه‌بندی، از دقت کاربر نیز استفاده شده است که نتایج آن در جدول ۴ مشاهده می‌شود. طبق جدول ۴، درمورد محصولات یونجه، برنج، پیاز و خربزه روش ماشین بردار پشتیبان بهتر از روش شبکه عصبی در منطقه عمل کرده و درمورد دیگر محصولات، برعکس بوده و عملکرد روش شبکه عصبی بهتر از روش ماشین بردار پشتیبان نمود داشته است.

پس از کسب نتایج طبقه‌بندی کننده‌ها، خروجی‌ها به صورت برداری در نرم‌افزار آرک جی‌آی‌اس درآمدند و نقشه تفکیکی طبقه‌بندی دو روش ترسیم شد. شکل ۴ پلیگون‌های محصولات استخراج شده از روش پیشنهادی را نمایش می‌دهد. براساس نتایج به دست آمده از نقشه تفکیکی، از دو روش طبقه‌بندی سطح زیرکشت هشت محصول اصلی برای هر روش برآورد شد که نتایج آن در جدول ۵ آمده است.

جدول ۴. مقایسه دقت کاربر دو روش طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی مصنوعی

| روش طبقه‌بندی | یونجه | برنج | پیاز | خریزه | چارو | گندم دیم | گندم آب | سایر (مراع) |
|---------------------|-------|-------|-------|-------|-------|----------|---------|-------------|
| ماشین بردار پشتیبان | ۹۸.۲۳ | ۹۹.۸۴ | ۹۴.۸۲ | ۹۸.۰۷ | ۹۰.۶۴ | ۹۸.۷۸ | ۹۰.۰۴ | ۹۹.۴۵ |
| شبکه عصبی | ۹۸.۰۱ | ۹۹.۰۴ | ۹۲.۰۹ | ۹۶.۵۸ | ۹۱.۱۵ | ۹۸.۸۴ | ۹۱.۵۲ | ۹۹.۵۱ |

جدول ۵. مقایسه سطح زیرکشت حاصل از طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی مصنوعی

| نام کلاس | روش SVM (هکتار) | سطح زیرکشت روش شبکه عصبی (هکتار) | سطح زیرکشت متوسط دو روش (هکتار) | اختلاف سطح زیرکشت دو روش (هکتار) | درصد اختلاف | میزان متوسط عملکرد محصول (تن) | میزان محصول تولید شده (تن) |
|----------|-----------------|----------------------------------|---------------------------------|----------------------------------|-------------|-------------------------------|----------------------------|
| یونجه | ۲۳۱ | ۲۳۹ | ۲۳۵ | -۸ | ٪۳ | ۶ | ۱۴۱۰ |
| برنج | ۱۵۳۳ | ۱۵۳۳ | ۱۵۳۳ | ۰ | ۰ | ۲/۲ | ۳۳۷۰ |
| پیاز | ۱۸۲ | ۱۷۶ | ۱۷۹ | +۶ | ٪۳ | ۷۰ | ۱۲۵۳۰ |
| خریزه | ۶۹۴ | ۷۴۲ | ۷۱۸ | -۴۸ | ٪۷ | ۴۰ | ۲۸۷۲۰ |
| چارو | ۲۸۹ | ۲۶۷ | ۲۷۸ | +۲۲ | ٪۸ | ۱ | ۲۷۸ |
| گندم دیم | ۲۷۹۰ | ۲۶۸۸ | ۲۷۳۹ | +۱۰۲ | ٪۴ | ۲ | ۵۴۷۸ |
| گندم آب | ۷۳۵ | ۶۷۱ | ۷۰۳ | +۶۴ | ٪۹ | ۵ | ۳۵۱۵ |
| سایر | ۱۴۵۲۴ | ۱۴۳۳۲ | ۱۴۴۲۸ | +۱۹۲ | ٪۱ | - | - |
| جمع | ۲۰۹۷۸ | ۲۰۶۴۸ | ۲۰۸۱۳ | ۳۳۰ | ٪۱ | - | - |

دانسته‌اند. دیکسون و کندل^۱ (۲۰۰۸) نیز، در تحقیقی مشابه، دقت دو طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی را شبیه هم دانسته و با اندکی اختلاف، ماشین بردار پشتیبان را بهتر ارزیابی کرده‌اند. این تحقیقات نتایج مطالعه در دست را تأیید می‌کند.

از سویی، مقایسه مساحت به‌دست‌آمده با روش ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی در تصاویر منتخب و همچنین، نتایج ارزیابی دقت این دو روش (ضریب کاپا برابر با ۰.۹۷٪ و صحت کلی برابر با ۹۷٪)، نشان‌دهنده کارایی مطلوب این دو روش در برآورد سطح زیرکشت محصولات این منطقه است.

علیپور و همکاران (۲۰۱۶)، در شناسایی و تفکیک اراضی زیرکشت محصولات گوناگون و تهیه نقشه انواع محصولات مزرعه آستان قدس رضوی، از تصاویر ماهواره‌ای لندست استفاده کرده‌اند. مساحت‌های سطح زیرکشت محاسبه‌شده از نقشه طبقه‌بندی به‌روش حداکثر احتمال و شبکه عصبی توانستند به‌ترتیب، با اختلاف میانگین ۱۶.۸ و ۱۴.۲٪ به‌نسبت مساحت‌های موجود، مساحت محصولات متفاوت را تخمین بزنند. این تحقیق نیز نتایج به‌دست‌آمده از مقاله حاضر را تأیید می‌کند.

مقایسه دقت کاربر در دو روش طبقه‌بندی نشان داد که در مورد محصولات یونجه، برنج، پیاز و خربزه، عملکرد روش ماشین بردار پشتیبان بهتر از روش شبکه عصبی در منطقه بوده و در مورد دیگر محصولات، برعکس، روش شبکه عصبی بهتر از روش ماشین بردار پشتیبان نتیجه داده است. حاصل تحقیقات متعدد نشان می‌دهد این دو روش، در مورد محصولات گوناگون و مناطق متفاوت، ممکن است دقت‌های بهتری در مقایسه با هم بدهند. این نکته در نتایج تحقیقات اوجاقی^۲ و همکاران (۲۰۱۵)، اراخی (۲۰۱۴)، شوستر^۳ و همکاران (۲۰۱۱) و یوسفی^۴ و همکاران (۲۰۱۱) دیده می‌شود.

با توجه به اینکه آماری از میزان زمین‌های زیرکشت محصولات منطقه مورد مطالعه در سازمان جهاد کشاورزی وجود نداشت؛ برای ارزیابی دقت سطح زیرکشت، از مقایسه سطح زیرکشت به‌دست‌آمده از دو روش طبقه‌بندی و اختلاف آنها استفاده و درصد آن به‌نسبت مساحت متوسط دو روش محاسبه شد. اختلاف سطح زیرکشت دو روش و درصد اختلاف در جدول ۵ نشان داده شده است. از آن‌جاکه سطح زیرکشت هر هکتار محصول در دو روش طبقه‌بندی زیر ۱۰٪ است، می‌توان نتیجه گرفت اختلاف دو روش مورد قبول است. برای برآورد میزان تولید سالیانه، نیاز به میانگین عملکرد هر محصول در هر هکتار است و برای این منظور، از میانگین عملکرد ده سال اخیر سازمان جهاد کشاورزی استفاده شده است. بنابراین، با داشتن میانگین عملکرد و ضرب آن در سطح زیرکشت متوسط به‌دست‌آمده از روش طبقه‌بندی، می‌توان میزان تولید سالیانه را محاسبه کرد. نتایج این محاسبه در ستون آخر جدول ۵ دیده می‌شود.

۴- نتیجه‌گیری و پیشنهادها

در این مطالعه، با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای سنتینل-۲ و انجام‌دادن پیش‌پردازش‌های لازم، با استفاده از روش‌های طبقه‌بندی نظارت‌شده، کلاس‌های محصولات زراعی گوناگون مشخص و با پس‌پردازش روی نقشه به‌دست‌آمده، مساحت اراضی زیرکشت این محصولات برای سال زراعی ۹۷-۹۸ برآورد شد. براساس دقت کلی و ضریب کاپا، روش طبقه‌بندی شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان در شناسایی محصولات زراعی کارایی بالایی داشتند و نتایج ماشین بردار پشتیبان اندکی بهتر از شبکه عصبی بود.

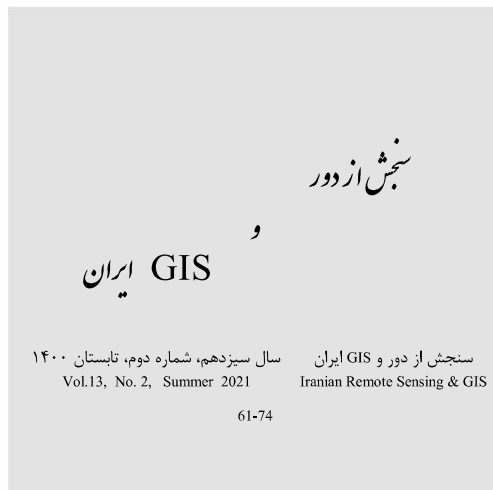
مختاری و نجفی (۲۰۱۵) نشان دادند هر دو روش شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان برای طبقه‌بندی کاربری‌های اراضی مناسب بوده است اما روش ماشین بردار پشتیبان، با اختلاف ۱٪ در دقت کلی و ۲٪ در ضریب کاپا، نتیجه‌ای بهتر داشت. آنها دقت بالای ماشین بردار پشتیبان را ناشی از مرز تصمیم‌گیری بهینه آن

1. Dixon & candle
2. Ojaghi
3. Szuster
4. Yousefi

- One or the Other, or Both?**, International J. of Remote Sensing, 29(4), PP. 1185-1206.
- Dutta, S., Patel, N., Medhavy, T., Srivastava, S., Mishra, N. & Singh, K., 1998, **Wheat Crop Classification Using Multidate IRS LISS-I Data**, Journal of the Indian Society of Remote Sensing, 26, PP. 7-14.
- Footy, G.M., 2000, **Mapping Land Cover from Remotely Sensed Data with a Softened Feedforward Neural Network Classification**, Journal of Intelligent and Robotic Systems, 29, PP. 433-449.
- Footy, G.M. & Mathur, A., 2004, **A Relative Evaluation of Multiclass Image Classification by Support Vector Machines**, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 42, PP. 1335-1343.
- Ghavami, Z., Arefi, H., Bigdeli, B. & Janalipour, M., 2017, **Comprehensive Investigation on Non-Parametric Classification Methods in Order to Separate Urban Objects Using the Integration of Very High Spatial Resolution LiDAR and Aerial Data**, Engineering Journal Of Geospatial Information Technology, 5(3), PP. 77-97.
- Inglada, J., Arias, M., Tardy, B., Hagolle, O., Valero, S., Morin, D., Dedieu, G., Sepulcre, G., Bontemps, S. & Defourny, P., 2015, **Assessment of an Operational System for Crop Type Map Production Using High Temporal and Spatial Resolution Satellite Optical Imagery**, Remote Sensing, 7, PP. 12356-12379.
- Janalipour, M. & Taleai, M., 2017, **Building Change Detection after Earthquake Using Multi-Criteria Decision Analysis Based on Extracted Information from High Spatial Resolution Satellite Images**, International Journal of Remote Sensing, 38, PP. 82-99.
- Kamkar, B., Dashti Morvili, M. & Kazemi, H., 2019, **Detection of Rice and Soybean Grown Fields and their Related Cultivation Area Using Sentinel-2 Satellite Images in Summer Cropping** پیشنهاد می‌شود، برای تعیین سطح زیرکشت محصولات این منطقه، دیگر روش‌های طبقه‌بندی نیز اجرا شوند. برای یک سال زراعی نیز، از روش شناسایی تغییرات در دو زمان اوج سبزیگی و زمان آغاز برداشت محصولات، با تعیین شاخص‌هایی گیاهی، استفاده و با این دو روش طبقه‌بندی، مقایسه شود.
- ۵- منابع**
- Abbaszadeh, T.N., Beheshtifar, M. & Morabi, M., 2011, **Crop Type Mapping in Qazvin by Using Multi-Temporal Satellite Images: Irsclissiii Data** (In Persian with English Abstract).
- Alipour, F., Aghkhani, M., Abasspour-Fard, M. & Sepehr, A., 2016, **Demarcation and Estimation of Agricultural Lands Using ETM⁺ Imagery Data (Case Study: Astan Ghods Razavi Great Farm)**, Journal of Agricultural Machinery (In Persian with English Abstract).
- Arekhi, S., 2014. **Comparing accuracy of artificial neural network, Support Vector Machine and maximum likelihood Algorithms for land use classification (Case study: Dashat Abbas arid region Ilam Province)**. Journal Range management, 2: 30-43.
- Arekhi, S. & Adibnejad, M., 2011, **Efficiency Assessment of the of Support Vector Machines for Land Use Classification Using Landsat ETM⁺ Data (Case Study: Ilam Dam Catchment)**, Iranian Journal of Range and Desert Research, 18, PP. 420-440 (In Persian with English Abstract).
- Bernstein, L.S., Jin, X., Gregor, B. & Adler-Golden, S.M., 2012, **Quick Atmospheric Correction Code: Algorithm Description and Recent Upgrades**, Optical Engineering, 1719, 11(51).
- Dixon, B. & Candade, N., 2008, **Multispectral Landuse Classification Using Neural Networks and Support Vectormachines:**

- Patterns to Analyze Temporal Changes in their Cultivation Area (Case Study: Four Watershed Basins of Golestan Province)**, Journal of Soil and Water Conservation Research, 26, PP. 151-167 (In Persian with English Abstract).
- Keshavarz, A. & Ghasemian, H., 2005, **A Fast Algorithm for Hyperspectral Image Analysis Using SVM and Spatial Dependency** (In Persian with English Abstract), Nashriyyah-I Muhandesi-I Barq Va Muhandesi-I Kampyutar-I Iran (Persian), 3(1), PP. 37-44.
- Khodakarami, L. & Soffianian, A., 2012, **Application of Multi Temporal Remote Sensing for Precision Farming**. JWSS-Isfahan University of Technology, 16, PP. 215-231 (In Persian with English Abstract).
- Mokhtari, M. & Najafi, A., 2015, **Comparison of Support Vector Machine and Neural Network Classification Methods in Land Use Information Extraction through Landsat TM Data**, JWSS-Isfahan University of Technology, 19, PP. 35-45 (In Persian with English Abstract).
- Ojaghi, S., Ebadi, H. and Farnood Ahmadi, F., 2015. **Using artificial neural network for classification of high resolution remotely sensed images and assessment of its performance compared with statistical methods**. American Journal of Engineering, Technology and Society, 2(1): 1-8.
- Pileforushha, P., Karimi, M., Taleai, M., Farhadi, B.B. & Sharifi, M.A., 2013, **Modeling The Required Area For Agricultural Products Using Multi-Objective Programming Method And GIS** (In Persian with English Abstract).
- Pontius Jr., R.G. & Millones, M., 2011, **Death to Kappa: Birth of Quantity Disagreement and Allocation Disagreement for Accuracy Assessment**, International Journal of Remote Sensing, 32, PP. 4407-4429.
- Rahimzadegan, M. & Pourgholam, M., 2017, **Identification of The Area Under Cultivation of Saffron Using Landsat-8 Temporal Satellite Images (Case Study: Torbat Heydarieh)** (In Persian with English Abstract), Journal of Rs And Gis for Natural Resources (Journal of Applied Rs and Gis Techniques in Natural Resource Science), 7(4).
- Reby, D., Lek, S., Dimopoulos, I., Joachim, J., Lauga, J. & Aulagnier, S., 1997, **Artificial Neural Networks as a Classification Method in the Behavioural Sciences**, Behavioural Processes, 40, PP. 35-43.
- Riahi, V., Zeaiean Firouzabadi, P., Azizpour, F. & Darouei, P., 2019, **Identification and Investigation of the Area under Cultivation in Lenjanat Using Landsat 8 Satellite Images**, Scientific Journals Management System, 19, PP. 147-169 (In Persian with English Abstract).
- Richards, J.A., 2013, **Correcting and Registering Images**, Remote Sensing Digital Image Analysis, PP. 27-77.
- Samadzadegan, F., Hasani, H. & Schenk, T., 2012, **Simultaneous Feature Selection and SVM Parameter Determination in Classification of Hyperspectral Imagery Using ant Colony Optimization**. Canadian Journal of Remote Sensing, 38, PP. 139-156.
- Sebastian, S., 2002. **Multi Perceptreon and back Propagation Learning**, 9.641 Lecture4. September, Access: <http://doi, 10, 8968>.
- Shanani, H.S.M. & Zarei, H., 2016, **Investigation of Land Use Changes during the Past Two Last Decades (Case Study: Abolabas Basin)**, Journal of Watershed Management Research, 7(14) (In Persian with English Abstract).
- Suykens, J.A. & Vandewalle, J., 1999, **Chaos Control Using Least-Squares Support Vector Machines**, International journal of circuit theory and applications, 27, PP. 605-615.
- Svozil, D., Kvasnicka, V. & Pospichal, J., 1997, **Introduction to Multi-Layer Feed-Forward Neural Networks**, Chemometrics and intelligent laboratory systems, 39, PP. 43-62.

- Szuster, B. W., Chen, Q. and Borger, M., 2011. **A comparison of classification techniques to support land cover and land use analysis in tropical coastal zones.** Applied Geography, 31: 525-532.
- Vapnik, V., 2013, **The Nature of Statistical Learning Theory**, Springer Science & Business Media.
- Watts, D.C., 2001, **Land Cover Mapping by Combinations of Multiple Artificial Neural Networks**, University of Calgary.
- Weston, J. & Watkins, C., 1998, **Multi-Class Support Vector Machines**, In: Citeseer.
- Yousefi, S., Tazeh, M., Mirzaee, S., Moradi, H. R. and Tavangar, Sh., 2011. **Comparison of different classification algorithms in satellite imagery to produce land use maps (Case study: Noor city).** Journal of Applied RS & GIS Techniques in Natural Resource Science, 2 (2): 15-24.
- Yuan, H., 2002, **Development and Evaluation of Advanced Classification Systems Using Remotely Sensed Data for Accurate Land-Use/Land-Cover Mapping**, Ph.D. Thesis.
- Zhang, X., Sun, R., Zhang, B. & Tong, Q., 2008, **Land Cover Classification of the North China Plain Using MODIS_EVI Time Series**, ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 63, PP. 476-484.



Estimation of Agricultural Crop Yield Using Sentinel-2 Images (Case Study: Zanjan City)

Mousavi S.A.¹, Janalipour M.^{*2}, Abbaszadeh Tehrani N.³

1. M.Sc. Student of Remote Sensing and Geographic Information System, Islamic Azad University, Tehran
2. Assistant Prof. of Aerospace Research Institute, Ministry of Science, Research and technology, Tehran
3. Assistant Prof. of Aerospace Research Institute, Ministry of Science, Research and technology, Tehran

Abstract

The basis for proper planning and management is to have accurate and timely statistics and information. One of the most important statistics of the agricultural sector is the annual production rate of each crop, which also depends on the area under cultivation of crop and its efficiency. One of the tools that can calculate the area under cultivation in the least time, with low cost and with high accuracy is remote sensing science and technology. In this study, two classification methods including artificial neural networks and support vector machine with different kernels are used and the area under cultivation of major crops in the region consisting of 8 classes is estimated. According to the results, the overall accuracy of the artificial neural networks and support vector machine was 97.74% and 97.96% with a kappa coefficient of 0.97 for both methods, indicating that both methods are good for separation and classification of agricultural lands in the area. Based on the overall accuracy, it can be concluded that the two methods of classification have almost the same results in the region. Also, based on the results of the user's accuracy for the four crops including Alfalfa, Rice, Onion and Melon, the support vector machine method performs better than the neural network method and also for dry and water Wheat, Sorghum, and Pasture, the neural network method outperforms the support vector machine in the region.

Keywords: Remote Sensing, Classification method, Artificial Neural Network, Support Vector Machine, Sentinel-2.