



پایش و تعیین سطح زیر کشت خرما با بهره‌گیری از فناوری سنجش از دور

سحر رهنما^۱، محمد مهدی مهارلوئی^۲، محمد علی رستمی^۳، حسین مقصودی

^۱عضو انجمن پژوهشگران جوان، دانشگاه شهید باهنر کرمان؛ srahnama71@yahoo.com

^۲استادیار، دانشگاه شهید باهنر کرمان؛ maharlooei@uk.ac.ir

^۳استادیار، مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی استان کرمان؛ marostami1351@gmail.com

^۴استادیار، دانشگاه شهید باهنر کرمان؛ h.maghsoodi@uk.ac.ir

چکیده

سطح زیر کشت محصولات یکی از مواد مهم در مقدار صادرات محصول و عرضه آن به بازار داخلی محسوب می‌شود. یکی از محصولات مهم که ۱۶ درصد کل صادرات جهانی را به خود اختصاص داده است، خرما می‌باشد که استان کرمان رتبه دوم تولید خرما را در سطح کشور به خود اختصاص داده است.

برای تعیین سطح زیر کشت از سالیان گذشته، تمامی سازمان‌ها از آماربرداری استفاده می‌کنند که از معایب زیادی برخوردار می‌باشد که می‌توان سنجش از دور را جایگزین مناسبی برای آن دانست. هدف از این پژوهش، سنجش ماهواره لندست ۸ با سنجنده OLI، برای تعیین و شناسایی نخلستان خرما با استفاده از الگوریتم‌های مختلف طبقه‌بندی و تعیین بهترین الگوریتم در میان تمامی آن‌ها است. نتایج طبقه‌بندی‌ها نشان داد که دقت کلی طبقه‌بندی ۹۹/۱۰٪ (ضریب کاپا ۰/۹۸) با استفاده از NN، ۹۸/۷۷٪ (ضریب کاپا ۰/۹۷۵) با استفاده از MLC، ۹۸/۶۶٪ (ضریب کاپا ۰/۹۷۳) با استفاده از SVM، ۹۸/۵۲٪ (ضریب کاپا ۰/۹۷) با استفاده از MDC و ۶۶/۵۲٪ (ضریب کاپا ۰/۳۱) با استفاده از K-Means است.

طبق بررسی داده‌های بدست آمده از جدول ماتریس آشفتگی نشان داده است که الگوریتم NN دقت کلی و ضریب کاپا بالاتری نسبت به دیگر الگوریتم‌ها در طبقه‌بندی خرما و دیگر کلاس‌ها دارد.

همچنین علاوه بر فاکتورهای بالا برای تشخیص چگونگی عملکرد الگوریتم‌های در یک کلاس، باید به دیگر فاکتورهای ماتریس آشفتگی از جمله دقت سیستم و کاربر توجه داشت. به همین منظور با توجه به بالا بودن دقت کلی و ضریب کاپا در الگوریتم MLC در کل طبقه‌بندی الگوریتم SVM در کلاس خرما، دقت بالاتری نسبت به MLC، با ۱۰۰٪ دقت سیستم را دارا بود. الگوریتم K-Means نیز نتایج آن با کمترین دقت کلی و ضریب کاپا غیر قابل استناد شناخته شد.

کلمات کلیدی: طبقه‌بندی نظارت شده، طبقه‌بندی نظارت نشده، شبکه عصبی، ماشین بردار پشتیبان، لندست ۸



Monitoring and determining the area under palm cultivation using remote sensing technology

Sahar Rahnama, Mohammadmehdi Maharlooeei, mohammad Ali Rostami, hossein maghsoudi

¹member of the Young Researchers Association, srahnama71@yahoo.com

²Assistant professor: maharlooei@uk.ac.ir

³Assistant professor, marostami1351@gmail.com

⁴Assistant professor: h.maghsoudi@uk.ac.ir

ABSTRACT

Palm date is one of the most valuable garden products in Iran, which includes for 16% of exports to the world. Kerman province is ranked as the second date cultivation area in Iran. The aim of this study was to measure Landsat 8oli power of identifying and determining date palm. To this purpose, four supervised classification method (Maximum likelihood classifier (MLC), Support vector machines (SVM), Neural network (NN), and Mahalanobis distance classifier (MDC)) and one unsupervised classification method (k-means) were evaluated. Classifications results revealed that Was obtained overall classification accuracy by using NN was 99.10% (kappa 0.973), by MLC 98.77% (kappa 0.975), by SVM 98.66% (kappa 0.973), and by MDC 98.52% (kappa 0.97). Root mean square error (RMSE) in the NN method was calculated (0) in the MLC method (0.2), in the MDC method (0.06), in the SVM method (0) and in the K-Means (0) method. According to the above results, NN method was the best method. Although MLC had higher overall accuracy and kappa than SVM, it was SVM with overall accuracy of 98.66% (and 0.973 kappa) that got the second place. K-Means can detect dates palm trees, but also identify areas with a dark brownish color as dates palm trees. Altogether, each of the four supervised classification methods can accurately identify the palm tree.

Keywords: Landsat 8, Neural networks, Support Vector Machines, Supervised Classification, Unsupervised Classification

۱- مقدمه

استان کرمان پهناورترین استان در ایران به شمار می آید و یکی از تولیدکنندگان بزرگ خرما در ایران محسوب می شود، بنابراین داشتن دقیق سطح زیر کشت این محصول در برنامه های سیاسی و اقتصادی نظیر: صادرات و عرضه به بازار جهانی کمک شایانی می کند (Gomez et al., 2016). در سازمان ها، برای پی بردن به سطح زیر کشت، از آمارگیری استفاده می شود که از معایب این روش: نیروی انسانی زیاد برای پوشش دهی کل کشور، مدت زمان زیاد، دقت پایین و مهم ترین آن، نداشتن سواد بیش از نیمی از کشاورزان که باعث کاهش دقت در امر آمارگیری می شود (Statistical Center of Iran, 2015). از مزایای روش های نوین در تعیین سطح زیرکشت محصولات می توان به ترسیم نقشه پوشش زمین بدون بازدید حضوری، به روز کردن نقشه گذشته زمین بدون تغییر آن (Büttner, 2014)، ثبت تغییرات و نقشه برداری با جزئیات در مناطق وسیع می باشد (Hussain, Chen, Cheng, Wei, & Stanley, 2013; Tewkesbury, Comber, Tate, Lamb, & Fisher, 2015). این امر موجب جمع آوری اطلاعات در مدت زمان کوتاه با پرداخت هزینه کمتر می شود و همچنین این اطلاعات می تواند قابل استنادتر و کارآمدتر باشند. داده های لندست، داده های استاندارد هستند که از سنجنده های TM، OLI و ETM⁺ در ساخت لندست استفاده شده است که برای طبقه بندی پوشش گیاهی زمین (Cohen and Goward, 2004) و تشخیص تغییرات سطح زمین (Wulder et al., 2008a) و تهیه ی نقشه پوشش اراضی (Frey & Smith, 2007; Fritz, See, & Rembold, 2010) مورد استفاده قرار می گیرد. در تحقیقی با استفاده از داده های لندست در ایالات متحده آمریکا در منطقه ای وسیع، پوشش گیاهان، زمین های بایر و درختان مورد بررسی قرار گرفت و در نهایت پدیده ها را تشخیص و از هم جدا نمودند (Hansen et al., 2011). برای تشخیص و جداسازی عوارض از یکدیگر از دو روش شاخص طیفی و طبقه بندی استفاده می شود. شاخص های طیفی معادلاتی هستند که باندهای طیفها نقش اصلی را در این معادلات ایفا می کنند. از شاخص ها برای بارسازی تفاوت عوارض و تفکیک آن ها از هم استفاده می شود. تصاویر تولیدشده توسط شاخص های طیفی، ترکیب چند طیف مختلف می باشد که اطلاعات این تصاویر با تصویر اصلی کاملاً متفاوت است. از معروف ترین شاخص ها برای شناسایی درختان و گیاهان، شاخص NDVI¹ می باشد. این شاخص از رابطه زیر محاسبه می -

¹Normalized Difference Vegetation Index



یازدهمین کنگره ملی مهندسی مکانیک بیوسیستم و مکانیزاسیون ایران



شود.

$$NDVI = \frac{(NIR - RED)}{(NIR + RED)}$$

در تحقیقی برای مطالعه و تجزیه و تحلیل شاخص‌های گیاهی و برآورد مقادیر تغییر پوشش گیاهی، آبراهه‌ها، مناطق کشاورزی و جنگل‌های مترکم و غیر مترکم از تصاویر لندست با سنجنده TM از شاخص NDVI و DEM منطقه مورد مطالعه استفاده شد. نتایج تحقیق نشان داد که NDVI در شناسایی ویژگی‌های سطح منطقه‌ی قابل رویت به‌خوبی عمل می‌کند. همچنین در مطالعاتی که بر روی زمین‌های جنگلی، درختچه‌ها و پوشش گیاهی در سیال‌های ۲۰۰۱ تا ۲۰۰۶ به ترتیب ۰.۶٪ و ۰.۲۳٪ کاهش برآورد شد و نتایج نشان داد که NDVI برای گیاهان با تراکم بالا بسیار مناسب است (Gandhi, Parthiban, Thummalu. & Christy, 2015).

طبقه بندی خود به دو دسته‌ی طبقه بندی نظارت شده و طبقه بندی نظارت نشده تقسیم می‌شود. در روش طبقه بندی نظارت شده کاربر چند نمونه تعلیمی را به نرم افزار معرفی کرده و سپس نرم افزار بر اساس نمونه های تعلیمی داده شده بر طبقه بندی تمام تصاویر اقدام می کند. هرچه تعداد و کیفیت نمونه ها بیشتر و بهتر باشد، جداسازی با دقت بالاتری انجام می پذیرد (Chen & Gong, 2013).

در روش طبقه بندی نظارت نشده، طبقه بندی بر اساس شباهت ها و ویژگی های طیفی هر عارضه بدون دخالت انسان انجام می شود. در این طبقه بندی می توان عوارض را در گروهی پیدا کرد که هیچ ارتباطی با هم نداشته باشند. (Loveland et al., 2000). زمانی که حجم داده ها زیاد باشد با وجود راحتی این روش، طبقه بندی این داده ها طولانی شده و به مراتب دقت طبقه بندی ها کاهش می یابد.

باتوجه به نتایج تحقیقات انجام شده بر روی نقشه پوشش گیاهی، نشان داد که طبقه بندی نظارت شده دقیق تر و قابل استنادتر از طبقه بندی نظارت نشده است (Khatami, Mountrakis, & Stehman, 2016). محمدی وهمکاران (۲۰۱۵) در تحقیقی بر روی تصاویر لندست با دو سنجنده TM و ETM⁺ با ترکیب کردن دو روش طبقه بندی نظارت شده و نظارت نشده توانستند عوارض را با دقت کلی ۹۸/۲۰٪ اندازه گیری کنند. در پژوهشی در جنگل های ایتزه برای بررسی و تحقیق نحوه تغییرات در جنگل با استفاده از تصاویر لندست انجام شد. روش استفاده شده در این تحقیق MLC یکی از الگوریتم های طبقه بندی نظارت شده می باشد پس از طبقه بندی نتایج شناسایی عوارض با دقت کلی ۹۶٪ و و ضریب کاپا ۰/۹۴ محاسبه شد (Ghebrezgabher, Yang, Yang, Wang & Khan, 2016). در تحقیقی برای از مودن الگوریتم های (MD), Minimum Distance (MD), Parallelepiped Method (PM), Spectral Angle Mapping (SAP), Support Vector Machine (SVM) روی مزارع پنبه با استفاده از تصویر لندست با سنجنده TM انجام شد. بهترین نتیجه در میان الگوریتم ها ، الگوریتم PM با ضریب کاپا ۵۰/۸ و دقت کلی ۹۰٪ علاوه بر تشخیص مزارع پنبه، پنبه های بیمار را نیز شناسایی کرد (Wanga et al., 2015)

بر اساس نتایج پژوهش های انجام شده در زمینه سنجش از دور و با توجه به اهمیت محصول خرما و پایش نخلستان ها، انتظار می رود که بتوان از تصاویر ماهواره لندست ۸ با سنجنده OLI برای شناسایی و جداسازی نخلستان ها و تعیین سطح زیر کشت و آن ها استفاده نمود. هدف از این تحقیق امکان سنجی شناسایی نخلستان های خرما و همچنین جداسازی نخلستان از علوفه و خاک در سطح نخلستان در تصاویر سنجنده لندست با استفاده از روش های نظارت شده و نظارت نشده می باشد که دلیل آن، تخمین دقیق تر سطح زیر کشت خرما است. یکی دیگر از اهداف این پژوهش بررسی قدرت تشخیص و جداسازی چهار روش قدرتمند از روش های طبقه بندی نظارت شده (NN^۱, MLC^۲, SVM^۳, MDC^۴) و طبقه بندی نظارت نشده (K-Means) و همچنین مقایسه عملکرد آن ها است و آخرین هدف تخمین تراکم درختان خرما در هکتار، با استفاده از شاخص طیفی NDVI می باشد

^۱Neural Network

^۲Maximum Likelihood Classifier

^۳Support Vector Machines

^۴Mahalanobis Distance Classifier

۲- بخش مواد و روش‌ها

بم یکی از شهرستان‌های استان کرمان می‌باشد که از لحاظ موقعیت مکانی، در ۲۰۰ کیلومتری جنوب شرق استان کرمان واقع شده است. ارتفاع آن از سطح دریا ۱۰۵۰ متر می‌باشد که در شکل ۱ قابل مشاهده است. تصویر اخذ شده از ماهواره سنتینل با قدرت تفکیک مکانی ۳۰ متر و باند تک طیفی ۱۵ متر که با سنجنده OLI می‌باشد که علاوه بر برخوردار بودن ویژگی‌های سنجنده‌های TM و ETM⁺، دارای ویژگی‌های دیگری نیز می‌باشد که این تصاویر دو ساعت بعد از تصویر برداری بر روی سایت زمین‌شناسی آمریکا^۱ قرار می‌گیرد. (USGS, 2016/2017).

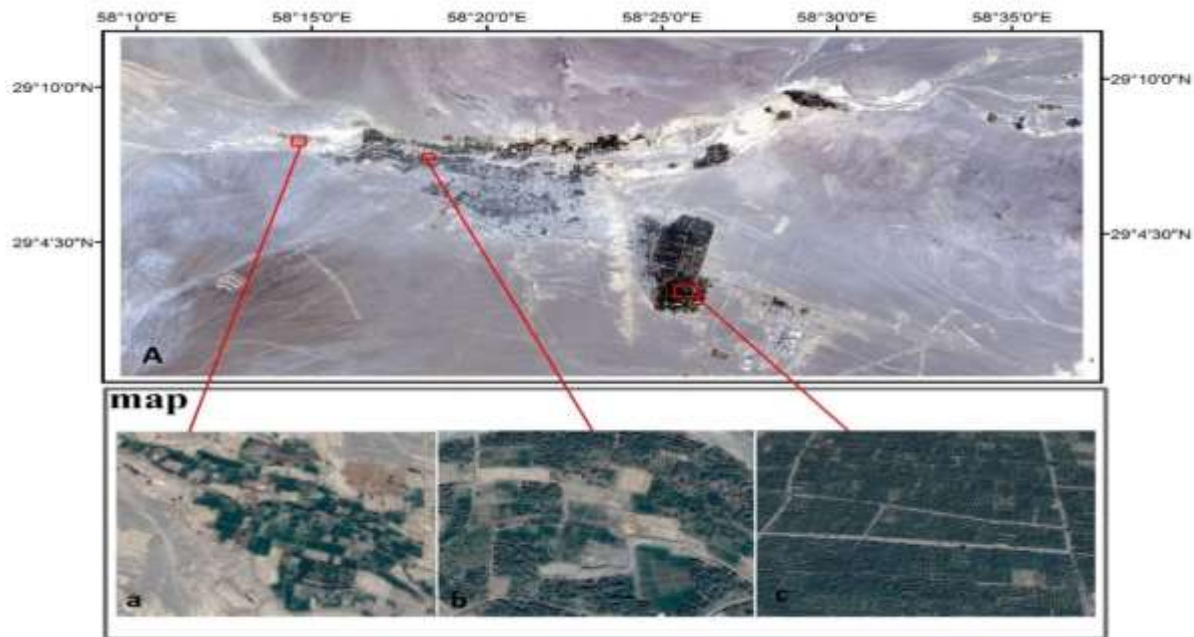


Fig.1. Landsat 8 Images of the Bam-Baravat study region with 15-m spatial resolution (A). The dominant coverage of alfalfa farms (a). Combination of alfalfa farms and Palm date (b). The dominant coverage of palm date (c)

شکل ۱. تصویر Landsat8 از منطقه مورد مطالعه بم - بروات با تفکیک مکانی ۱۵ متر (A). پوشش غالب مزارع یونجه و نخلستان‌های خرما (b). پوشش غالب نخلستان‌های خرما (c)

در این پژوهش از تاریخ ۱۳۹۵/۰۴/۱۳ تا تاریخ ۱۳۹۵/۱۱/۱۸ به صورت پیوسته اخذ شده که در میان این تصاویر، تصاویر برداشته شده در تاریخ‌های ۹۵/۰۷/۱۶، ۹۵/۰۹/۰۴، ۹۵/۱۰/۰۶ و ۹۵/۱۱/۰۸ به دلیل وجود ابر غلیظ حذف گردیده و از میان عکس‌هایی که در فصول مختلف مورد بررسی قرار گرفت عکس در تاریخ ۹۵/۱۰/۲۲ انتخاب شد زیرا برداشت یونجه به دلیل سرمازدگی محصول در فصل زمستان انجام نمی‌شود.

¹U.S. Geological Survey (USGS)

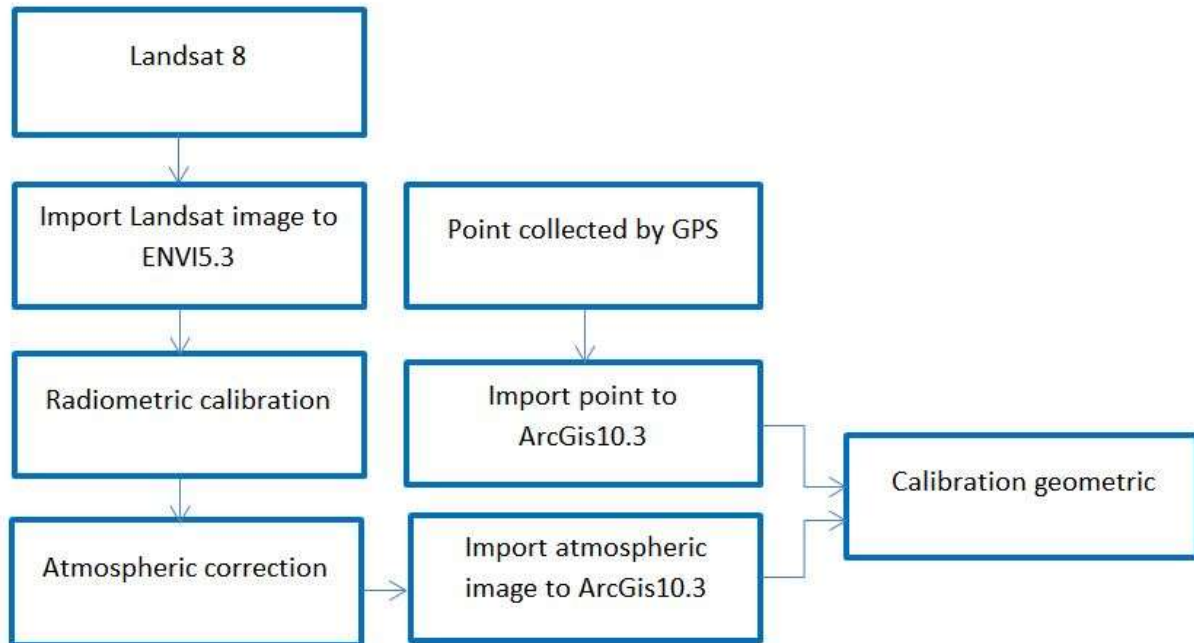


Fig. 2. Landsat8 image pre-processing flow chart

شکل ۲. نمودار پیش پردازش تصاویر Landsat8

تصویر انتخاب شده پس از ورود به نرم افزار ENVI نسخه ۳-۵ عملیات پس از پردازش مطابق شکل ۲ بر روی آن اعمال شد. همانطور که در شکل ۲ قابل مشاهده است، روند تصحیحات به این صورت می باشد که پس از تصحیحات رادیومتریک با کمک سامانه مکان یابی جهانی (GPS) ۱۰ نقطه از منطقه مورد نظر برداشت شده و پس از وارد نمودن به نرم افزار، تصحیحات هندسی بر روی تصویر انجام شد، مقدار دقت آن ۰/۴۵ پیکسل محاسبه شد.

طبقه بندی عوارض:

در این پژوهش پدیده های سطح زمین به ۳ دسته خرما، علوفه و خاک تقسیم بندی شده و برای هر یک از کلاس ها ۳۲ نمونه توسط GPS به صورت میدانی نمونه برداری شد. ویژگی های پلات های آموزشی در کلاس خرما، نمونه برداری به صورت مترکم انجام شد؛ نمونه برداری کلاس علوفه نیز از سطح پلات های علوفه کاملا پوشده، انتخاب شد و نمونه های انتخاب شده کلاس زمین، از زمین های عاری از پوشش گیاهی نمونه برداری و سپس اطلاعات وارد نرم افزار ARCGIS شد. برای انتخاب روش های مورد استفاده در این پژوهش، تصویر مورد مطالعه توسط تمامی روش ها طبقه بندی شد. در طبقه بندی نظارت شده از میان تمامی روش ها، روش های NN، MLC، SVM، MDC، بالاترین دقت را برای شناسایی ۳ کلاس به دست آوردند و در طبقه بندی نظارت نشده نیز از بین دو روش موجود در نرم افزار از جمله ISO data و K-Means، روش K-Means نسبت به روش دیگر نتایج بهتری را به دست آورد.

برای طبقه بندی پدیده ها، نمونه های آزمایشی و عکس تصحیح شده، به نرم افزار ENVI معرفی شد و با استفاده از الگوریتم ها، تصاویر طبقه بندی شدند پس از طبقه بندی برای تعیین منحنی رگرسیون خطی بین سطح طبقه بندی شده در کلاس خرما و نمونه برداری میدانی که توسط GPS از این کلاس برداشته شد، رسم شدند.

برای طبقه بندی نظارت نشده نیز ۳ کلاس همانند روش طبقه بندی نظارت شده و ۵ بار تکرار برای هر طبقه بندی در نظر گرفته شد و سپس مساحت نخلستان خرما و مزارع علوفه طبقه بندی شده توسط این روش به دست آمد که همانند روش قبل منحنی رگرسیون خطی آن نیز به صورت تابعی از سطح خرما بیان شد.

برای تخمین تراکم درختان خرما در هکتار، با استفاده از شاخص طیفی NDVI، ابتدا تعداد درختان خرما را در پلات های تعلیمی و ارزیابی شمرده و ثبت شد و سپس بر روی تمامی پلات های تعلیمی و ارزیابی شاخص NDVI اعمال گردید و در نهایت نمودار بر اساس اطلاعات موجود رسم شد.



یازدهمین کنگره ملی مهندسی مکانیک بیوسیستم و مکانیزاسیون ایران



اعتبارسنجی:

در این پژوهش دقت طبقه بندی الگوریتم ها، مورد ارزیابی قرار گرفت. در این ارزیابی ابتدا پلات های ارزیابی به نرم افزار معرفی گردیده است که برای هر کلاس ۳۲ پلات ارزیابی در نظر گرفته شد. پلات های ارزیابی و تصاویر طبقه بندی شده توسط هر الگوریتم، دقت طبقه بندی را با استفاده از ماتریس آشفتگی مشخص کردند.

ماتریس آشفتگی نشان دهنده چابچایی پیکسل های درست و غلط طبقه بندی شده در تصویر می باشد که هر کدام از فاکتور های تشکیل دهنده ماتریس آشفتگی مانند دقت کلی، ضریب کاپا، صحت کاربر^۱ و صحت سیستم (تولید کننده) هستند که برای اعتبارسنجی از آن ها استفاده می شود. دقت کلی به درصد پیکسل های صحیح طبقه بندی شده در هر کلاس و ضریب کاپا، میزان انطباق طبقه بندی نرم افزار و نمونه های آموزشی است (Richards, 1995). تعداد پیکسل هایی که به درستی در یک کلاس شناسایی شده اند بر تعداد کل پیکسل های کلاس در تصویر مرجع، صحت تولیدکننده می باشد. همچنین به تعداد پیکسل هایی که در یک کلاس درست طبقه بندی شده اند بر تعداد کل پیکسل های کلاس در تصویر طبقه بندی شده، صحت کاربر می گویند (Powers, 2011; Powers, 2012; SammutWebb, 2011) که هر کدام از این فاکتور ها تشکیل دهنده ماتریس آشفتگی هستند. برای دست یابی به ماتریس آشفتگی از دستور confusion matrix using ground truth rois در نرم افزار ENVI استفاده شد

۳- نتایج و بحث

نتایج اجرای الگوریتم های طبقه بندی نظارت شده (NN, MLC, SVM And MDC) در منطقه مورد مطالعه در شکل ۳ و همچنین نتایج طبقه بندی نظارت نشده K-Means و چند نمونه از تشخیص نادرست عارضه های خرما در دو منطقه متفاوت در شکل ۴ قابل مشاهده است

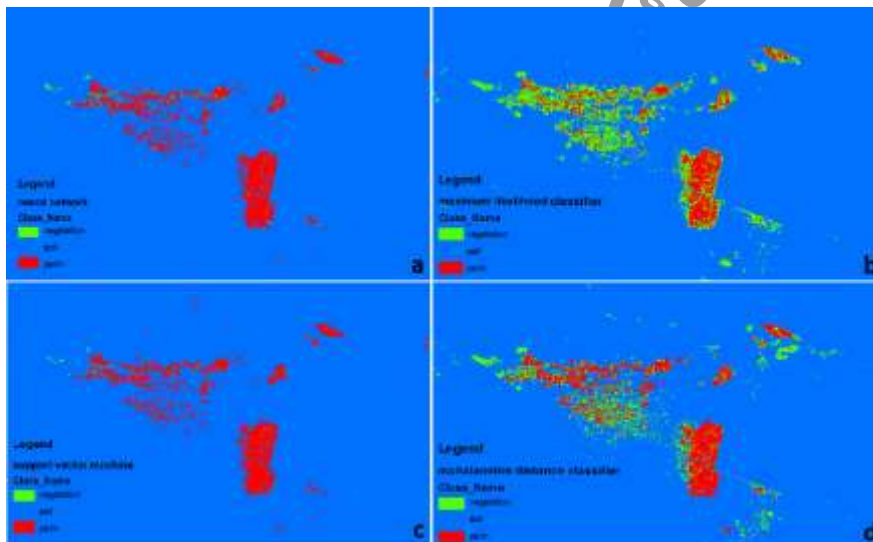


Fig. 3. The results of diagnosed date palm orchard and two other classes using supervised classifications a) NN, b) MLC, c) SVM and d) MDC in the studied area. Red, green and blue points show date palm, alfalfa fields and soil, respectively.

شکل ۳. نتایج تشخیص نخلستان خرما و دو کلاس دیگر با استفاده از الگوریتم های طبقه بندی نظارت شده (a) روش NN (b) روش MLC (c) روش SVM و (d) روش MDC در منطقه مورد مطالعه. نقاط قرمز رنگ نشان دهنده مناطق با کلاس نخلستان خرما، نقاط سبز رنگ مزارع یونجه و نقاط آبی رنگ خاک است.

¹user accuracy & Precision

²producer accuracy & Recall & sensitivity

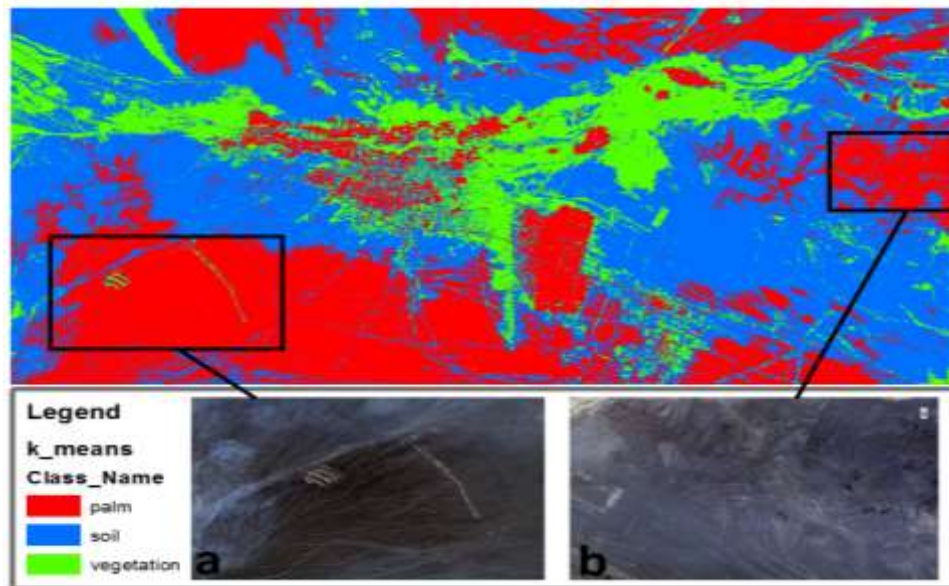


Fig. 4. The results of diagnosed date palm orchard using unsupervised classification in studied area (K-Means).

(a and b) two examples of incorrect palm date recognition by unsupervised classification (K-Means)

شکل ۴. نتایج تشخیص نخلستان خرما با استفاده از طبقه‌بندی نظارت‌نشده K-Means در منطقه‌ی مورد مطالعه. a و b دو نمونه از تشخیص

نادرست نخلستان خرما توسط طبقه‌بندی نظارت‌نشده K-Means

جدول ۱. ماتریس آشفتگی بر اساس تعداد پیکسل (Neural network)

Table 1. Neural network confusion matrix Ground Truth (Pixels)

(class)	(palm)	(vegetation)	(soil)	(sum)	(user (%) accuracy)
(palm)	1708	4	21	1733	98.56
(vegetation)	0	44	0	44	100
(soil)	0	13	2417	2484	99.48
(sum)	1708	61	2492	4261	
(producer accuracy)(%)	100	72.13	99.16		

دقت کلی از ۴۲۶۱ پیکسل، ۴۲۲۳ پیکسل را به درستی شناسایی کرده و مقدار آن ۹۹/۱۰٪ و ضریب کاپا ۰/۹۸ است



یازدهمین کنگره ملی مهندسی مکانیک بیوسیستم و مکانیزاسیون ایران



جدول ۲. ماتریس آشفتگی بر اساس تعداد پیکسل (Maximum likelihood classifier)

Table 2. Maximum likelihood classifier confusion matrix Ground Truth (Pixels)

(class)	(palm)	(vegetation)	(soil)	(sum)	(user accuracy)(%)
(palm)	1685	0	0	1685	100
(vegetation)	21	48	16	85	56.47
(soil)	2	13	2476	2491	99.40
(sum)	1708	61	2492	4261	
(producer accuracy)(%)	98.65	78.69	99.36		

دقت کلی از ۴۲۶۱ پیکسل ۴۲۰۹ را به درستی شناسایی کرده و مقدار آن ۹۸/۷۷٪ و ضریب کاپا ۰/۹۷۵ است

جدول ۳. ماتریس آشفتگی بر اساس تعداد پیکسلها (Support vector machines)

Table 3. Support vector machines confusion matrix Ground Truth (Pixels)

(class)	(palm)	(vegetation)	(soil)	(Sum)	(user accuracy)%
(palm)	1708	5	35	1748	97.71
(vegetation)	0	39	0	39	100
(soil)	0	17	2457	2474	99.31
(sum)	1708	61	2492	4261	
producer)	100	63.93	98.60		
(%)(accuracy					

دقت کلی از ۴۲۶۱ پیکسل ۴۲۰۴ پیکسل را به درستی شناسایی شد و مقدار آن ۹۸/۶۶٪ و ضریب کاپا ۰/۹۷۳ است

جدول ۴. ماتریس آشفتگی بر اساس تعداد پیکسل (Mahalanobis distance classifier)

Table4. Mahalanobis distance classifier confusion matrix Ground Truth (Pixels)

(class)	(palm)	(vegetation)	(soil)	(sum)	(user accuracy)(%)
(palm)	1706	1	19	1726	98.84
(vegetation)	2	58	39	99	58.59
(soil)	0	2	2434	2436	99.92
(sum)	1708	61	2492	4261	
(producer accuracy)(%)	99.88	95.08	97.67		

دقت کلی از ۴۲۶۱ پیکسل ۴۱۹۸ را به درستی شناسایی کرده و مقدار آن ۹۸/۵۲٪ و ضریب کاپا ۰/۹۷ است.

جداول ۱ تا ۴ نشان دهنده مقدار جابجایی پیکسلها در سه کلاس را نشان می دهند. در جدول ماتریس آشفتگی الگوریتم NN در گروه خرما، دقت سیستم ۱۰۰٪ محاسبه شده است که در آن هیچ جابجایی پیکسلی از گروهی به گروه خرما، صورت نگرفته است. در گروه خرما بیشترین خطای سیستم مربوط به MLC با ۱/۳۵٪ و خطای کاربر ۰٪ بوده است و کمترین آن به الگوریتم NN و SVM با ۰٪ خطا تعلق دارد. در گروه های دیگر نیز تشخیص هریک از الگوریتمها در شناسایی آنها متفاوت است. همان طور که در جداول قابل مشاهده است در کلاس علوفه، تمامی الگوریتمها ضعیف عمل کرده و دقت بالایی نداشته اند که بیشترین خطای سیستم مربوط به SVM با ۳۶/۰۷٪ و کمترین آن MDC با ۴/۹۲٪ خطای سیستم محاسبه شده است. در گروه خاک نیز خطاها به نسبت گروه علوفه



یازدهمین کنگره ملی مهندسی مکانیک بیوسیستم و مکانیزاسیون ایران



کاهش و دقت تشخیص افزایش پیدا کرده است. بیشترین خطای سیستم مربوط به MDC با ۲/۳۲٪ و کمترین آن مربوط به MLC با ۰/۶۴٪ می باشد. در مطالعات قبلی نیز نتایج مشابهی دیده شد (Petropoulos, Vadrevu, Xanthopoulos, Karantounias, & Scholze, 2010; Alipour, Aghakhani, Abasspour-fard, & Sepehr, 2014). ولی نتایج تحقیق دیگری که در منطقه ای از هند بر روی چند محصول کشاورزی انجام شد نشان داد که SVM قدرت شناسایی بهتری نسبت به NN داشت (Kumar, Gupta, Mishra, & Prasad, 2015). دقت کلی و ضریب کاپا تعیین کننده اولیه برای انتخاب الگوریتم ها هستند، اما تعیین کننده نهایی برای انتخاب الگوریتم در یک کلاس خاص را مقدار درصد جابجایی پیکسل ها در ماتریس آشفتگی مشخص می کند. به همین منظور، با توجه به این که MLC بیشترین دقت کلی و ضریب کاپا را نسبت به SVM داشت، اما SVM توانست با دقت سیستم ۱۰۰٪ خرما را از تمام عوارض دیگر تفکیک کند.

جدول ۵. ماتریس آشفتگی بر اساس تعداد پیکسل (K-Means)

Table 5. K-Means confusion matrix Ground Truth (Pixels)

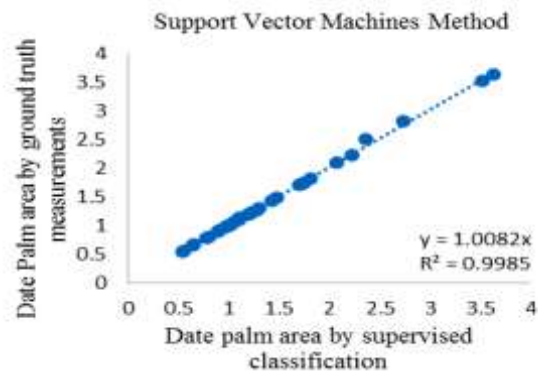
(class)	(palm)	(vegetation)	(soil)	(sum)	(user accuracy)(%)
(palm)	1708	708	8	2424	70.46
(vegetation)	0	508	25	533	95.31
(soil)	0	1276	28	1304	2.15
(sum)	1708	2492	61	4261	
(producer accuracy)(%)	100	20.39	45.90		

دقت کلی از ۴۲۶۱ پیکسل ۲۲۴۴ را شناسایی کرده و مقدار آن ۵۲/۶۶٪ و ضریب کاپا ۰/۳۱ است.

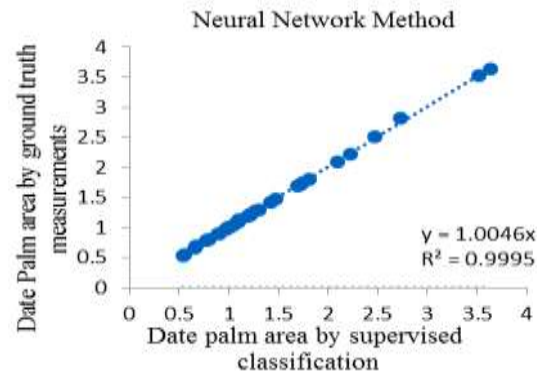
در روش K_means با دقت کلی ۵۲/۶۶٪ و ضریب کاپا ۰/۳۲٪، کمترین و پایین ترین دقت کلی و ضریب کاپا را نسبت به دیگر الگوریتم ها به خود اختصاص داده است که به دلیل پایین بودن ضریب کاپا و دقت کم، نتایج غیر قابل اعتماد می باشد. اما ماتریس آشفتگی این الگوریتم در کلاس خرما، دقت سیستم ۱۰۰٪ محاسبه شده است.

در شکل ۴ نیز، تصویر طبقه بندی شده الگوریتم K_means، قابل مشاهده است که علاوه بر ۱۰۰٪ شناسایی نخلستان های خرما در منطقه، کوهستان ها و زمین های غیر زراعی را نیز نخلستان تشخیص داده است که علاوه بر کلاس خرما، دو کلاس دیگر را نیز اشتباه طبقه بندی کرده است و خود نشان دهنده نا مطمئن بودن طبقه بندی این الگوریتم می باشد.

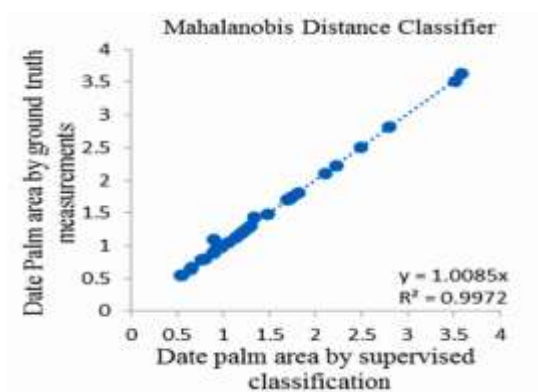
شکل ۵ منحنی های همبستگی بین مساحت باغات خرما به روش میدانی و مساحت محاسبه شده به وسیله طبقه بندی، توسط نرم افزار را نشان می دهد.



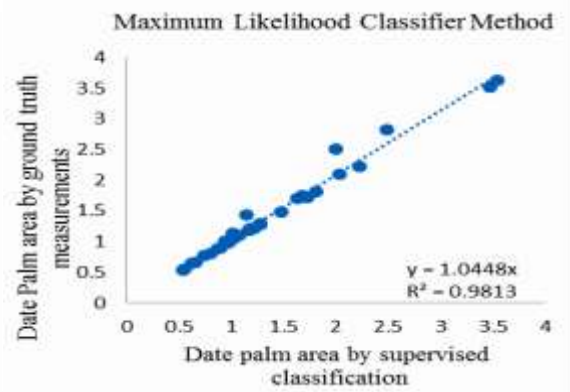
b نمودار



a نمودار



d نمودار



c نمودار

Fig 5. Charts the relation between date palm area 4 methods supervised classification and field measurements

شکل ۵. نمودار رابطه بین مساحت نخلستان خرما حاصل از ۴ روش طبقه‌بندی نظارت‌شده و اندازه‌گیری مساحت به صورت میدانی

نتایج منحنی شکل ۵ نشان دهنده اختلاف بسیار کم بین الگوریتم‌ها است که این نتایج تصدیق‌کننده نتایج ماتریس آشفتگی در مطالب ذکر شده است. در روش طبقه‌بندی نظارت‌نشده، K-means هم بستگی مناسبی بین مساحت نمونه‌های اندازه‌گیری شده میدانی و محاسبه شده توسط نرم افزار وجود داشت. (شکل ۶)

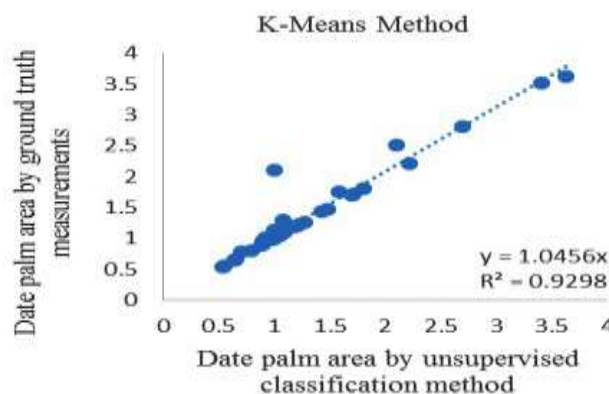


Fig 6. Charts the relation between the area of palm groves of unsupervised classification and measurement field

شکل ۶. رابطه بین مساحت نخلستان خرما حاصل از برآورد طبقه‌بندی نظارت‌نشده و اندازه‌گیری میدانی

یکی دیگر از دلایل نامطمئن بودن طبقه بندی در روش K_means، می توان به شکل ۴ مراجعه کرد که خاک های تیره را نخلستان تشخیص داده است. برای پی بردن به دلیل این اشتباه در طبقه بندی الگوریتم K_means به شکل ۷ رجوع کرده است که تفاوت بین نمودار طیفی نخلستان ها و محل اشتباه طبقه بندی شده را نشان می دهد.

منحنی طیفی از مجموع بازتاب ها و جذب های امواج الکترومغناطیسی تشکیل شده اند که هر کدام از منحنی های طیفی خود معرف یک پدیده هستند. بازتاب منحنی طیفی نسبت به محدوده ی مورد مطالعه همچین واکنش پدیده به محدوده ی مورد مطالعه از اهمیت زیادی برخوردار است (Alavipanah, 2017). برگ در طی فعالیت های خود طیف مرئی امواج الکترو مغناطیسی را جذب و طیف مادون قرمز را کاملا بازتاب می نماید در مجموع نمودار a در شکل ۷ نشان دهنده رفتار طیفی نخلستان است و در نمودار b در شکل ۷ مشاهده می شود که امواج مرئی و مادون قرمز به صورت صعودی بازتابشان افزایش یافته و در طول موج مادون قرمز نزدیک جذب صورت گرفته است (Zobeiry and Majd, 2013). این رفتارهای طیفی مطابق رفتار طیفی گیاه و خاک در کتابخانه ی طیفی می باشد که در شکل ۸ قابل مشاهده است. در کتابخانه ی طیفی محققان رفتار طیفی هر پدیده را به صورت مجزا با جزئیات برداشت کرده اند تا در مواقعی که در علم سنجش از دور پدیده قابل شناسایی نبود از طریق رفتار طیفی، آن را شناسایی کنند. در شکل ۷ به دلیل تشابه اندکی که بین رفتار طیفی در دو نمودار a و b وجود دارد نرم افزار این دو پدیده را یکی در نظر گرفته است که خود دلیل بر نامطمئن بودن این روش است؛ همچنین نمودار همبستگی شاخص NDVI با تعداد درختان در هکتار در شکل ۹ قابل مشاهده است.

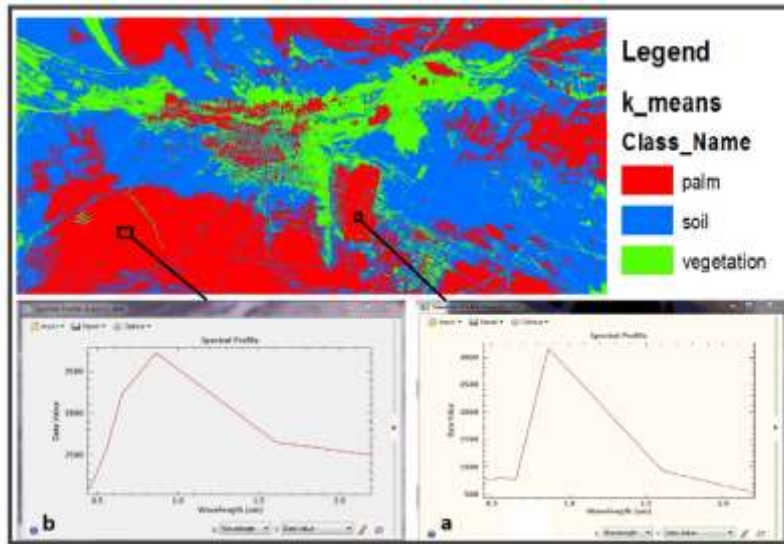


Fig 7. Comparing the two spectral graphs of a class in unsupervised classification method

شکل ۷. مقایسه بین دو نمودار طیفی از یک کلاس در روش طبقه بندی نظارت نشده

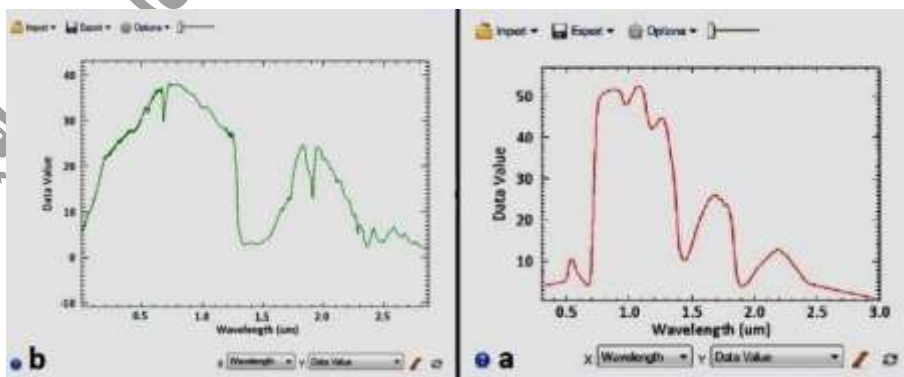


Fig 8. Spectral signatures for a) vegetation and b) soil in spectral library

شکل ۸. نمودار طیفی a: گیاه و b: خاک در کتابخانه طیفی

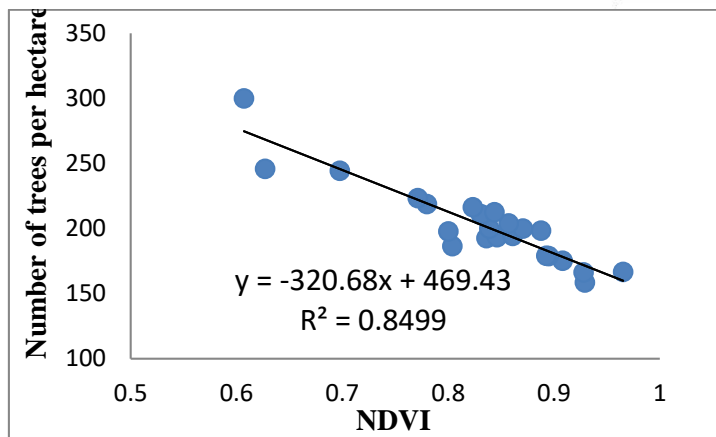


Fig 9 .Spectral index correlation diagram with number of trees per hectare

شکل ۹ نمودار همبستگی شاخص طیفی با تعداد درختان در هکتار

ضریب همبستگی به دست آمده نشان دهنده یک رابطه معکوس بین تعداد درختان بر هکتار و مقدار شاخص NDVI است. با این تفصیل می توان خاطر نشان کرد که هرچه تعداد درختان بیشتر باشد، NDVI نیز افزایش می یابد. بدان معنی که هرچه فاصله بین درختان کمتر باشد، تراکم درختان بالا رفته و در نتیجه می توان گفت بازتابش امواج الکترومغناطیسی از سطح خاک کمتر شده و پیکسل مخلوط کمتر ایجاد شده است و در نتیجه مقدار خطا در تشخیص گیاه کمتر می شود (Zhu, Wang, & Woodcock, 2015). با این وجود رقابت گیاه و درختان متراکم نیز باید در نظر گرفته شود که هر چه تعداد درختان در هکتار بالاتر میرود رقابت نیز متناسب با آن بالاتر رفته و کاهش NDVI را موجب میشود (Maharlooeei, Moradi, & Zeinivand, 2014). همچنین در طی تحقیقی که بر روی نخلستان خرما شد نشان داد که کاهش مواد مغذی در نخلستان ها NDVI را کاهش می دهد (Marzukhi., 2016).

۴- نتیجه گیری

در این پژوهش انواع روش های طبقه بندی به منظور شناسایی نخلستان های خرما مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج نشان داد تمامی روش های طبقه بندی نظارت شده نتایج قابل قبولی را برای تمایز گذاشتن بین کلاس نخلستان های خرما و دو کلاس دیگر به دست آوردند. روش Neural Network و Support Vector Machines از روش های طبقه بندی نظارت شده توانستند بدون خطا کلاس خرما را تشخیص دهند در صورتی که روش طبقه بندی نظارت نشده K-Means نیز توانست بدون خطا نسبت به نمونه ها، نخلستان را تشخیص دهد اما باید دانست اولین فاکتور برای انتخاب قدرتمندترین روش برای طبقه بندی، دقت کلی و ضریب کاپا می باشد. لازم به ذکر است تنها این فاکتور پاسخگوی تشخیص قدرتمندترین روش نیست. بلکه فقط دیدی کلی به ما می دهد که بتوانیم از بین روش ها، ضریبها و درصد دقت های مورد قبول را انتخاب کنیم. سپس از بین روش های انتخاب شده در مرحله اول گزینش، قدرتمندترین روش در کلاس مورد نظر را با استفاده از جابجایی پیکسل ها در کلاس های مختلف در ماتریس آشفتگی شناسایی کنیم.



- Alavipanah, s. k. (2017). . *Application of Remote Sensing in the Earth sciences (soil)*. (Persian)
- Alipour, F., Aghakhani, M. H., Abasspour-Fard, M. H., & Sepehr, A. (2014). Demarcation and Estimation of Agricultural Lands Using ETM+ Imagery Data (Case study: Astan Ghods Razavi Great Farm). *Journal of Agricultural Machinery*, 4, 244-254. (Persian)
- Büttner, G. (2014). CORINE land cover and land cover change products *Land Use and Land Cover Mapping in Europe* (pp. 55-74): Springer.
- Chen, Y., & Gong, P. (2013). Clustering based on eigenspace transformation–CBEST for efficient classification. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 83, 64-80.
- Cohen, W. B., & Goward, S. N. (2004). Landsat's role in ecological applications of remote sensing. *AIBS Bulletin*, 54(6), 535-545.
- Detailed results of in the country Agricultural General Census., 2015. Statistical Center of Iran. (Persian)
- Frey, K. E., & Smith, L. C. (2007). How well do we know northern land cover? Comparison of four global vegetation and wetland products with a new ground-truth database for West Siberia. *Global Biogeochemical Cycles*, 21(1).
- Fritz, S., See, L., & Rembold, F. (2010). Comparison of global and regional land cover maps with statistical information for the agricultural domain in Africa. *International journal of remote sensing*, 31(9), 2237-2256.
- Gandhi, G. M., Parthiban, S., Thummalu, N., & Christy, A. (2015). Ndvi: Vegetation change detection using remote sensing and GIS—A case study of Vellore district. *Procedia Computer Science*, 57, 1199-1210.
- Ghebregabher, M. G., Yang, T., Yang, X., Wang, X., & Khan, M. (2016). Extracting and analyzing forest and woodland cover change in Eritrea based on landsat data using supervised classification. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 19(1), 37-47.
- Gómez, C., White, J. C., & Wulder, M. A. (2016). Optical remotely sensed time series data for land cover classification: A review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 116, 55-72.
- Hansen, M. C., Egorov, A., Roy, D. P., Potapov, P., Ju, J., Turubanova, S., . . . Loveland, T. R. (2011). Continuous fields of land cover for the conterminous United States using Landsat data: First results from the Web-Enabled Landsat Data (WELD) project. *Remote Sensing Letters*, 2(4), 279-288.
- Hussain, M., Chen, D., Cheng, A., Wei, H., & Stanley, D. (2013). Change detection from remotely sensed images: From pixel-based to object-based approaches. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 80, 91-106.
- Khatami, R., Mountrakis, G., & Stehman, S. V. (2016). A meta-analysis of remote sensing research on supervised pixel-based land-cover image classification processes: General guidelines for practitioners and future research. *Remote Sensing of Environment*, 177, 89-100.
- Kumar, P., Gupta, D. K., Mishra, V. N., & Prasad, R. (2015). Comparison of support vector machine, artificial neural network, and spectral angle mapper algorithms for crop classification using LISS IV data. *International journal of remote sensing*, 36(6), 1604-1617.
- Loveland, T. R., Reed, B. C., Brown, J. F., Ohlen, D. O., Zhu, Z., Yang, L., & Merchant, J. W. (2000). Development of a global land cover characteristics database and IGBP DISCover from 1 km AVHRR data. *International journal of remote sensing*, 21(6-7), 1303-1330.
- Maharlooei, M., Sivarajan, S., Nowatzki, J., & Bajwa, S. G. (2014). EVALUATION OF IN-FIELD SENSORS TO MONITOR NITROGEN STATUS IN SOYBEAN. *Conference: Conference: 12th International Conference on Precision Agriculture., At International Society of Precision Agriculture, Sacramento, California.*
- Marzukhi, F., Elahami, A. L., & Bohari, S. N. (2016). *Detecting nutrients deficiencies of oil palm trees using remotely sensed data*. Paper presented at the IOP Conference Series: Earth and Environmental Science.
- Mohammady, M., Moradi, H., Zeinivand, H., & Temme, A. (2015). A comparison of supervised, unsupervised and synthetic land use classification methods in the north of Iran. *International Journal of Environmental Science and Technology*, 12(5), 1515-1526. (Persian)
- Petropoulos, G. P., Vadvrevu, K. P., Xanthopoulos, G., Karantounias, G., & Scholze, M. (2010). A comparison of spectral angle mapper and artificial neural network classifiers combined with Landsat TM imagery analysis for obtaining burnt area mapping. *Sensors*, 10(3), 1967-1985.
- Powers, D. M. (2011). Evaluation: from precision, recall and F-measure to ROC, informedness, markedness and correlation.
- Powers, D. M. (2012). *The problem with kappa*. Paper presented at the Proceedings of the 13th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics.
- Richards, J. A., & Richards, J. (1999). *Remote sensing digital image analysis* (Vol. 3): Springer.
- Sammut, C., & Webb, G. I. (2011). *Encyclopedia of machine learning*: Springer Science & Business Media.



یازدهمین کنگره ملی مهندسی مکانیک
بیوسیستم و مکانیزاسیون ایران



انجمن متری ماشین های کشاورزی و مکانیزاسیون ایران



Buali Sina University

- Tewkesbury, A. P., Comber, A. J., Tate, N. J., Lamb, A., & Fisher, P. F. (2015). A critical synthesis of remotely sensed optical image change detection techniques. *Remote Sensing of Environment*, 160, 1-14.
- Wanga, Q., Chena, B., Wang, J., Wanga, F., Hana, H., Li, S., . . . Daid, J. (2015). FOUR SUPERVISED CLASSIFICATION METHODS FOR MONITORING COTTON FIELD OF VERTICILLIUM WILT USING TM IMAGE. *JAPS, Journal of Animal and Plant Sciences*, 25(Suppl. 1), 5-12.
- Wulder, M. A., White, J. C., Cranny, M., Hall, R. J., Luther, J. E., Beaudoin, A., . . . Dechka, J. A. (2008). Monitoring Canada's forests. Part 1: Completion of the EOSD land cover project. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 34(6), 549-562.
- Zhu, Z., Wang, S., & Woodcock, C. E. (2015). Improvement and expansion of the Fmask algorithm: Cloud, cloud shadow, and snow detection for Landsats 4-7, 8, and Sentinel 2 images. *Remote Sensing of Environment*, 159, 269-277.
- Zobeiry, M., & Majd, A. R. (2013). An Introduction to Remote Sensing Technology and natural resources. *University of Tehran press*.

یازدهمین کنگره ملی مهندسی مکانیک بیوسیستم (ماشین های کشاورزی) و مکانیزاسیون ایران