دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری
پژوهشنامه مدیریت حوزه آبخیز

کاربرد ماشین بردار پشتیبان در طبقه‌بندی کاربری اراضی حوزه چشمه کیله- چالکرود

احمد نجفی[1]، سارا عزیزی قلاتی[2] و محمد حسین مختاری[3]

۱ و ۳- دانش‌آموخته کارشناسی ارشد و استادیار، دانشگاه یزد
۲- دانش‌آموخته کارشناسی ارشد دانشگاه شهید چمران اهواز ، (نویسنده مسوول: saraazizi353@yahoo.com)
تاریخ دریافت: ۹۴/۱۱/۸ تاریخ پذیرش: ۹۵/۳/۳۰

چکیده

طبقه‌بندی جهت استخراج کاربری‌های اراضی همیشه یکی از مهم‌ترین کاربردهای سنجش از دور بوده و به همین دلیل روش‌های متفاوتی ایجاد شده‌اند. با گذشت زمان روش‌های پیشرفته‌تر و با دقت بالاتری به وجود آمدند که باعث افزایش دقت شده و در استخراج کلاس‌هایی که از نظر طیفی به هم نزدیک تر بودند بهتر عمل کرده‌اند. یکی از این روش‌ها ماشین بردار پشتیبان است که در این تحقیق از این روش برای استخراج کاربری‌های جنگل، کشاورزی، مرتع و شهر استفاده‌شده و کرنل‌های مختلف آن شامل خطی (Linear)، چندجمله‌ای (Polynomial)، شعاعی (RBF) و حلقوی (Sigmoid) مورد ارزیابی قرار گرفتند تا بهترین کرنل جهت استخراج کاربری‌های نامبرده مشخص گردد. نتیجه نشان داد بهترین ضریب کاپا و دقت کلی به ترتیب مربوط به پلی نومیال‌های درجه ۵، ٦ و ٤ و کمترین مربوط به حلقوی یا Sigmoid است. با افزایش درجه پلی نومیال (بجز درجه ۲) به ضریب کاپا و دقت کلی افزوده شد. در کل به این نتیجه رسیدیم که با افزایش درجات پلی نومیال مرز بین کلاس‌ها بهتر تفکیک شد و در قسمت‌هایی که از نظر طیفی نزدیک به هم بودند موفق تر عمل نمود. همچنین افزایش درجه در پلی نومیال باعث شد با دقت بیشتری مرز بین کلاس‌ها جدا شوند. همچنین هنگامی که هدف ما طبقه‌بندی بیش از دو کاربری است استفاده از درجات بالاتر پلی نومیال (ترجیحاً ۵ یا ٦) توصیه می‌شود.

واژه‌های کلیدی: کاربری اراضی، ماشین بردار پشتیبان، طبقه‌بندی، سنجش از دور

مقدمه

استفاده از روش های سنتی جهت بررسی تغییرات و تبدیلات کاربری اراضی مثل نقشه برداری زمینی، عموما وقت گیر و پر هزینه می باشد و نیاز به مهارت های خاصی دارد (۹). تکراری بودن تصاویر ماهواره‌ای از جمله مزایایی است که کاربرد داده‌های ماهواره‌ای را در سنجش از دور وسعت می‌بخشد. بدیهی است سنجش مکرر از یک منطقه از سطح زمین به وسیله ماهواره علاوه بر آن که تغییرات حاصل در آن منطقه را به مرور زمان نشان می‌دهد، خواهد توانست برخی از موانع طبیعی را که در امر سنجش ایجاد مانع می‌کند از میان بردارد (۲). تصاویر ماهواره‌ای به‌عنوان نوعی از داده‌های سنجش از دور، در حوزه علوم طبیعی به‌خوبی برای اندازگیری کمی و کیفی تغییرات پوشش زمین استفاده می‌شوند. یکی از روش‌های پرکاربرد استخراج اطلاعات از تصاویر سنجش از دور طبقه‌بندی تصویر می‌باشد که به کاربران امکان تولید انواع اطلاعات مانند نقشه‌های پوشش گیاهی، کاربری اراضی و غیره را می‌دهد (۳). کاربری اراضی و نوسانات آن از جمله عواملی هستند که بر چرخه طبیعی در اکوسیستم اثر می‌گذارند. در حقیقت فرآیند طبقه‌بندی تصویر، تبدیل داده‌ها به اطلاعات قابل درک است (۱۷). طبقه‌بندی رقومی تصاویر با استفاده از دو روش طبقه‌بندی نظارت شده و نظارت نشده صورت می‌گیرد که هر دو روش از سازوکار تصمیم‌گیری کمی و اتوماتیک بهره می‌گیرد (۱۹). روش‌های طبقه‌بندی که فقط متکی بر اطلاعات تصویر می‌باشند و کاربر در کل فرآیند آن دخالتی ندارد را روش‌های طبقه‌بندی نظارت نشده گویند. در این نوع طبقه‌بندی وظیفه کشف کلاس پیکسل‌ها تماماً بر عهده الگوریتم (۸). در مقابل طبقه‌بندی نظارت نشده، طبقه‌بندی نظارت شده را داریم که مفسران در به‌کارگیری این روش ابتدا نواحی کوچکی را در تصویر ماهواره‌ای که از حیث مقادیر بازتابی، ارقام آن‌ها حالت یکنواختی داشته باشند انتخاب می‌کنند. نواحی مزبور به نام نواحی آموزشی یا نواحی تعلیمی (Training site) نامیده می‌شوند. تعداد نواحی تعلیمی، معمولاً با انواع گونه‌های موجود در هر تصویر ماهواره‌ای برابر خواهد بود (۲۲،۱۸). از آنجا که هدف اصلی از پردازش تصاویر ماهواره‌ای، تهیه نقشه‌های موضوعی و کارآمد می‌باشد، انتخاب الگوریتم مناسب طبقه‌بندی نقش زیادی در این امر ایفا می‌کند (۳). محققان در راستای توسعه‌ی روش‌ها و تکنیک های پیشرفته طبقه‌بندی جهت بهبود دقت طبقه‌بندی تلاش‌های وسیع و گسترده‌ای را انجام داده‌اند (۱۸). یکی از روش‌های طبقه‌بندی نظارت شده ماشین‌های بردار پشتیبان (Support Vector Machine) می‌باشد. روش SVM یک روش طبقه‌بندی دودویی[1] است که با تعیین یک صفحه تفکیک‌کننده بهینه در فضای ویژگی داده‌های آموزشی، کلاس‌های مختلف را با حداکثر جدایی بین آن‌ها، تفکیک می‌نماید. فرا صفحه‌ای که حداکثر حاشیه را بین دو کلاس فراهم می‌نماید، فرا صفحه بهینه و داده‌های نزدیک‌تر به فرا صفحه، بردارهای پشتیبان نامیده می‌شوند (۲۳،۱۳). از جمله قابلیت‌های ماشین بردار پشتیبان، توانایی غلبه بر مشکل

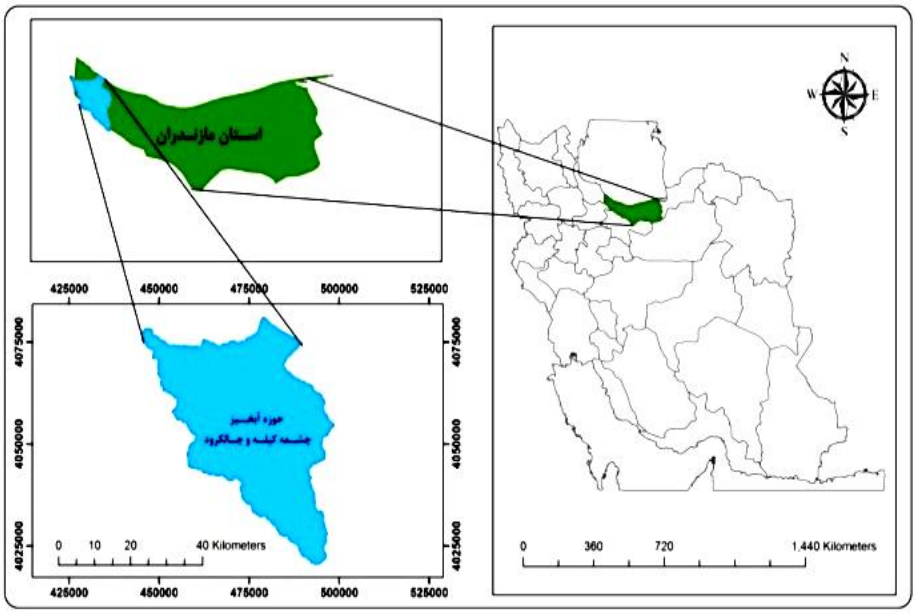
1- Binary

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-03]
[DOI: 10.29252/jwmr.8.15.92]

توزیع غیرخطی داده‌های آموزشی است. در این حالت با استفاده از توابع کرنل، داده‌ها به فضایی با بعد بزرگ‌تر انتقال می‌یابند که در آن تفکیک‌پذیری بهتر انجام می‌شود (۲۷). جذابیت ماشین‌های بردار پشتیبان در قابلیت آن‌ها در حداقل کردن ریسک ساختاری یا خطای طبقه بندی هنگام حل مسئله طبقه بندی است (۴). مطالعات مختلفی در زمینه روش طبقه‌بندی ماشین‌های بردار پشتیبان در داخل کشور انجام شده است از جمله: گودرزی مهر و همکاران در سال ۱۳۹۱ به منظور تولید نقشه زمین‌شناسی از روش طبقه‌بندی ماشین‌های بردار پشتیبان که قابلیت انعطاف مناسبی برای حالات مختلف دارد استفاده کردند و کرنل‌های مختلف آن را با روش‌های حداکثر احتمال و شبکه‌های عصبی مورد تحلیل و ارزیابی قراردادند. نتایج نشان داده است که ماشین‌های بردار پشتیبان در هر سه کرنل خود توانسته است بیش‌ترین دقت را نسبت به دو روش دیگر ارائه دهد (۱۱). همچنین کشاورز و قاسمیان یزدی با ارائه یک الگوریتم جدید مبتنی بر ماشین بردار پشتیبان به نتایج مطلوب‌تری نسبت به سایر روش‌های طبقه‌بندی تصاویر ابر طیفی رسیدند (۱۴). در خارج از کشور وانگ و همکاران در سال ۲۰۱۱ برای تهیه نقشه‌های لیتولوژیک و کاهش اثر پوشش گیاهی، از ترکیب دو روش SVM و ACA (Adaptive Cellular Automata) بر روی تصاویر ماهواره‌ای لندست استفاده کردند و روش ترکیبی SVM-ACA را به عنوان روشی کارامد در نواحی دارای پوشش گیاهی معرفی کردند (۳۰). علاوه بر این مطالعات دیگری در این زمینه صورت گرفته است (۳۰،۲۰،۱۰). در این تحقیق، برای طبقه‌بندی کاربری اراضی حوزه چشمه کیله- چالکرود از تصاویر ماهواره‌ای لندست ۸ و روش ماشین‌های بردار پشتیبان استفاده شده است. چهار نوع کرنل موجود برای این روش شامل کرنل خطی، چندجمله‌ای ، شعاعی و حلقوی برای فرایند طبقه‌بندی استفاده و کارآمدی طبقه‌بندی هر یک از آن‌ها ارزیابی شده است.

منطقه مورد مطالعه

حوزه آبخیز رودخانه‌های چشمه کیله- چالکرود با وسعتی برابر ۱۶۲۵۸۴ هکتار در بخش شمالی کشور، در ساحل جنوبی دریای خزر و در شهرستان تنکابن در موقعیت جغرافیایی ″۰۸،′۲۳، ° ۵۰ تا ″۴۱،′۵۹، ° ۵۰ طول خاوری و ″۴۶،′۱۹، ° ۳۶ تا ″۳۸،′۵۲، ° ۳۶ عرض شمالی واقع گردیده است (شکل ۱). شایان‌ذکر است که محدوده مطالعاتی در شهرستان‌های تنکابن و رامسر واقع‌شده و مشتمل بر دهستان‌های سه هزار، دو هزار، گلیجان، جنت رودبار، بلده، چهل شهید، اشکور و سخت سر است. متوسط بارندگی سالیانه منطقه در حدود ۶۸۶ میلی‌متر می‌باشد که ۶۲/۸ درصد آن در ۶ ماهه اول رخ می‌دهد. بر اساس اقلیم نمای آمبرژه، منطقه مطالعاتی از چهار اشکوب مرطوب معتدل، مرطوب سرد، نیمه مرطوب سرد و اقلیم ارتفاعات تشکیل شده است. بیشتر پوشش منطقه جنگل است که از گونه‌های عمده آن توسکا، بلوط، ممرز، راش، اوری و لور قابل‌ذکرند.



شکل ۱- موقعیت حوزه آبخیز مورد مطالعه

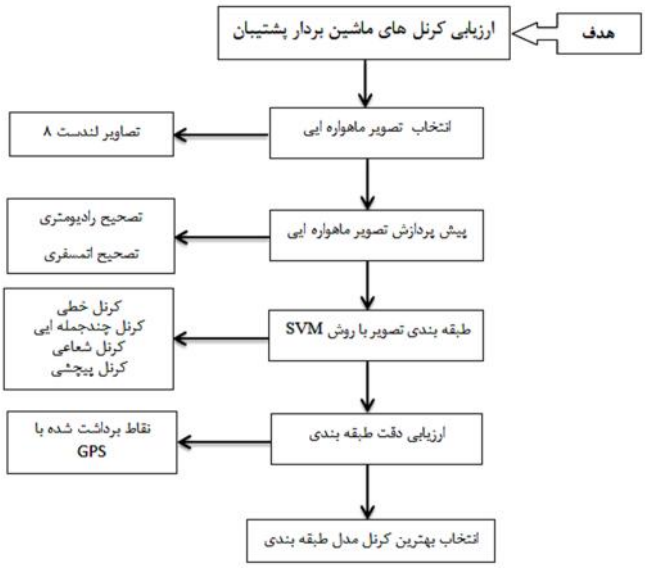
Fingure 1. The status of the watershed studied

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-03]

[DOI: 10.29252/jwmr.8.15.92]

مواد و روش‌ها

مراحل کلی انجام تحقیق در شکل ۲ نشان داده شده است:



شکل ۲- نمودار تحقیق
Fingure 2. Flowchart Research

انتخاب تصویر ماهواره‌ای

ماهواره‌ها داده‌های ارزشمندی در مورد کره زمین ارائه می‌کنند. به عنوان مثال می‌توان نظارت بر محیط‌زیست، پیش‌بینی آب و هوا، نقشه‌برداری و اطلاعات نظامی را نام برد(۲۱). لندست ۸ هشتمین ماهواره از سری ماهواره‌های لندست و هفتمین ماهواره از این پروژه است که با موفقیت در مدار قرار گرفته است. این ماهواره دارای دو سنجنده OLI (Operational Land Imager) و TIRS (Thermal InfraRed Sensor) می‌باشد که به ترتیب، اطلاعات تصویر برای ۹ باند موج کوتاه و ۲ باند طول موج حرارتی را جمع‌آوری می‌کنند. در این تحقیق به منظور تهیه نقشه کاربری اراضی از تصاویر لندست ۸ در تاریخ ۲۹ خرداد ۱۳۹۲ استفاده شده است. با انجام تصحیح اتمسفری و پیش‌پردازش‌های اولیه، همچنین نمونه‌های تعلیمی به تعداد ۵۴ نقطه برای کاربری جنگل، ۴۶ نقطه برای کاربری مرتع، ۲۱ نقطه برای کاربری کشاورزی و ۱۱ نقطه برای کاربری شهری انتخاب و برای اعمال طبقه‌بندی آماده شدند.

پیش‌پردازش تصاویر

بعد از اخذ داده‌ها از سنجنده، به منظور استفاده از این تصاویر و استخراج اطلاعات از این داده‌ها در زمینه‌های مختلف، فرآیند آنالیز این داده‌ها انجام می‌گیرد. فرآیند آنالیز، شامل فرآیندهای پردازشی است که نهایتاً منجر به استخراج اطلاعات می‌گردد. در مرحله پیش‌پردازش خطاهای موجود بر روی داده‌های خام از قبیل خطاهای رادیومتری، اتمسفری، هندسی و غیره تصحیح می‌گردد (۱۵). تصحیحات رادیومتریک در قبال تغییرات منظر، نوردهی، دید هندسی، شرایط جوی و مشکلات حاصل از سنجنده باید صورت گیرند (۶). هدف از تصحیح اتمسفری تعیین ارزش‌های واقعی بازتاب سطح و بازیابی پارامترهای فیزیکی سطح زمین، از جمله بازتابش سطح، با از بین بردن اثرات جوی از تصاویر ماهواره‌ای می‌باشد (۱۲). همچنین تصحیح هندسی تصویر برای هم مختصات سازی تصاویر ضروری است تا مغایرت موجود در تصاویر از کیفیت مناسبی برخوردار باشد (۲۴).

لندست ۸ دارای قدرت تفکیک ۳۰ متر در باندهای چندطیفی و ۱۵ متر در باند پانکروماتیک است. باندهای حرارتی که شامل بندهای ۱۰ و ۱۱ بودند کنار گذاشته شدند و پس از اینکه تک تک باندها باهم ترکیب شدند و یک تصویر چند طیفی را ساختند عمل فیوژن با باند پانکروماتیک (باند شماره ۸) انجام شد و قدرت مکانی تصویر به ۱۵ متر افزایش پیدا کرد. همچنین برای اطمینان از دقت هندسی تصویر مورد مطالعه چند نقطه در تقاطع جاده‌ها از نقشه توپوگرافی با مقیاس ۲۵۰۰۰ سازمان نقشه‌برداری انتخاب شدند و با تصویر ماهواره‌ای مقایسه گردیدند که خطایی مشاهده نشد. در این تحقیق از نرم‌افزارهای ENVI نسخه ۵.۱ و اکسل نسخه ۲۰۱۰ استفاده شده است.

طبقه‌بندی ماشین‌های بردار پشتیبان

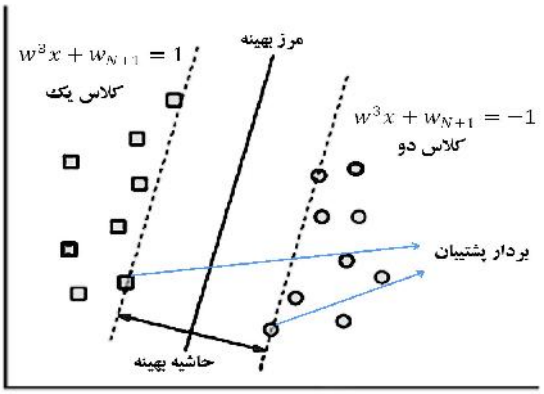
در چند سال اخیر یک تکنیک جدید بر اساس نظریه یادگیری آماری با نام ماشین‌های بردار پشتیبان جهت طبقه‌بندی داده‌های سنجش از دور مورد استفاده واقع‌شده است(۷). ماشین بردار پشتیبان در واقع یک طبقه کننده دودویی است (۱۴) که اولین بار توسط ویپنیگ (Vladimir Vapnik) در سال ۱۹۹۸معرفی شد (۵). این روش طبقه‌بندی یک روش آماری غیر پارامتریک نظارت شده است (۱۷). در این روش با استفاده از همه باندها و یک

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-03]
[DOI: 10.29252/jwmr.8.15.92]

الگوریتم بهینه‌سازی، نمونه‌هایی که مرزهای کلاس‌ها را تشکیل می‌دهند به دست می‌آیند و با استفاده از آن‌ها یک مرز تصمیم‌گیری خطی بهینه برای جدا کردن کلاس‌ها محاسبه می‌شود. این نمونه‌ها را بردارهای پشتیبان (Support Vectors) می‌گویند (۱۶). با توجه به شکل۳ به نمونه‌های مرزی بردارهای پشتیبان می‌گویند و برای محاسبه مرز تصمیم‌گیری دو کلاس کاملاً جدا از هم، از روش حاشیه بهینه استفاده می‌شود. این حاشیه به گونه‌ای محاسبه می‌شود که تمام نمونه‌های کلاس ۱+ در یک طرف مرز و تمام نمونه‌های کلاس ۱- در طرف دیگر مرز واقع شوند و مرز تصمیم‌گیری به گونه‌ای می‌باشد که فاصله نزدیک‌ترین نمونه‌های آموزشی هر دو کلاس از هم در راستای عمود بر مرز تصمیم‌گیری تا جایی که ممکن است حداکثر شود (۱۴).

اگر بخواهیم مرز تصمیم‌گیری را به طور موازی توسط دو خط از دو طرف گسترش دهیم تا از بین نزدیک‌ترین نمونه‌های دو کلاس بگذرد مرز تصمیم‌گیری بهینه (Optimal hyperplane) به وجود می‌آید که مرزی است که بیش‌ترین فاصله بین نمونه‌های دو کلاس دارد. آن دو خط موازی را مرز حاشیه‌ای (Marginal hyperplanes) می‌نامیم. برای پیکسل‌هایی که بیرون از مرزهای حاشیه‌ای قرار دارند رابطه زیر برقرار است: که در آن X یک نقطه روی مرز تصمیم‌گیری و W یک بردار N بعدی عمود بر مرز تصمیم‌گیری است (۲۵).

Forc lass 1 pixels W^t x+W_{N+1}=-1



شکل۳- بردارهای پشتیبان به همراه مرز و حاشیه بهینه (۱۴)
Fingure 3. Support Vectors along the border and margin optimization

همه طبقه‌بندی‌ها با داده‌های آموزشی (Training data) همسان انجام شدند و این برای محاسبه درست دقت بسیار مهم است. یعنی کرنل‌ها باید با نقاط نمونه دقیقاً یکسانی عمل طبقه‌بندی را بر روی تصویر مورد نظر انجام دهند.

ارزیابی دقت طبقه‌بندی

روش‌های ارزیابی دقت وابسته به نوع نتایج طبقه‌بندی و همچنین اطلاعات جانبی موجود متفاوت است. ماتریس خطا به طور گسترده‌ای در مطالعات سنجش از دور بکار می رود. در این روش فایل نمونه‌برداری که متشکل از ارزش‌های تمامی پیکسل‌های کلاس‌های تعریف شده است، با تصویر طبقه‌بندی شده حاصل از همان فایل استفاده شده تلاقی داده می‌شود. در این صورت تک تک پیکسل‌های نمونه‌برداری شده با کلاس‌های طبقه‌بندی شده تلاقی می‌یابد و در نتیجه امکان بررسی صحت طبقه‌بندی پیکسل‌ها فراهم می‌گردد (۱).

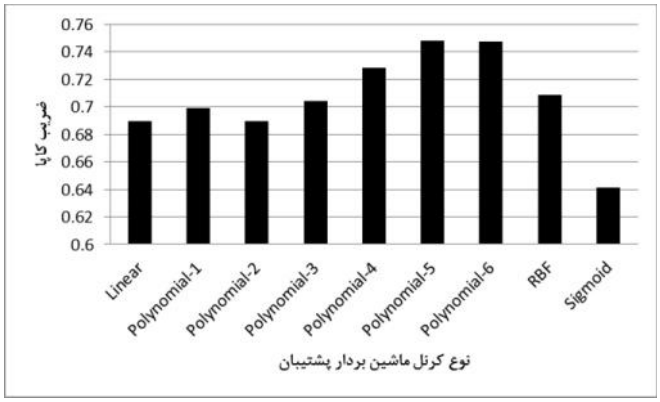
مقایسه و انتخاب بهترین کرنل

با توجه به نتایج ارزیابی دقت طبقه‌بندی که با توجه به ۴ کرنل موجود در روش ماشین‌های بردار پشتیبان به دست آمده است، کرنلی که بیش‌ترین دقت را داشته باشد انتخاب می‌شود. بدین منظور از ۳۲۳ نقطه برای چک کردن صحت طبقه‌بندی‌ها استفاده شد. این نقاط از نقشه‌های توپوگرافی ۲۵۰۰۰ سازمان نقشه‌برداری، تصاویر گوگل ارث و برداشت‌های زمینی تهیه گردید. تعداد این نقاط ۳۲۳ عدد بود.

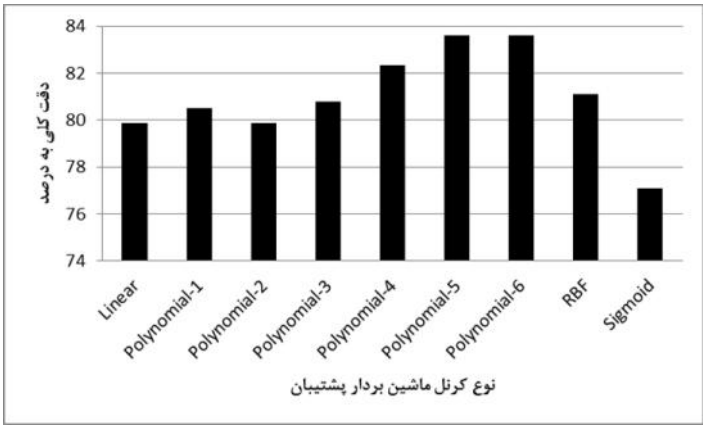
نتایج و بحث

نقشه‌های کاربری اراضی، با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای لندست ۸، تهیه شدند. در نمودارهای زیر دقت طبقه‌بندی به تفکیک هر کرنل از لحاظ ضریب کاپا و دقت کلی و همچنین صحت طبقه‌بندی کاربری‌ها قابل‌مشاهده می‌باشد (شکل‌های ۴ الی ۶). همچنین خلاصه دقت طبقه‌بندی به تفکیک هر کرنل از لحاظ ضریب کاپا و دقت کلی و همچنین صحت طبقه‌بندی کاربری‌ها در (جداول ۱ الی ۱۰) نشان داده شده است.

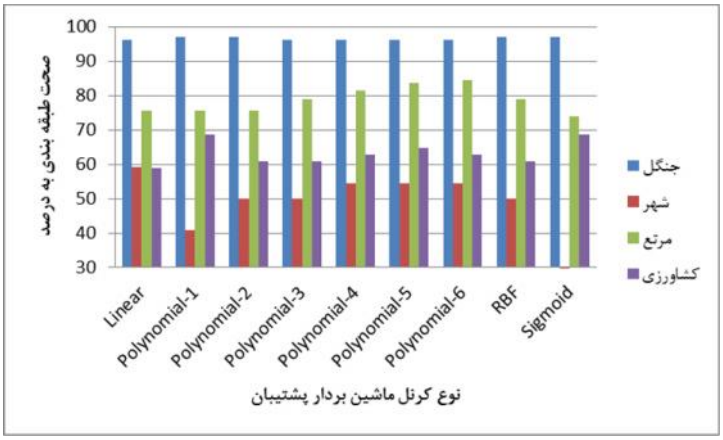
[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-03]
[DOI: 10.29252/jwmr.8.15.92]



شکل ۴- ضریب کاپای انواع کرنل‌های مورد بررسی
Figure 4. Kappa coefficient of kernels investigated



شکل ۵- دقت کلی انواع کرنل‌های مورد بررسی
Figure 5. The overall accuracy of kernels investigated



شکل ۶- صحت طبقه‌بندی انواع کرنل‌ها به تفکیک کاربری‌ها
Figure 6. Classification accuracy of kernels to separate land uses

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-03]

[DOI: 10.29252/jwmr.8.15.92]

جدول ۱- دقت کلی و کاپای کلی کرنل‌های ماشین بردار پشتیبان

Table 1. The overall accuracy and Kappa kernels generally support vector machine

نام روش	خطی	درجه ۱	درجه ۲	درجه ۳	درجه ۴	درجه ۵	درجه ۶	شعاعی	حلقوی
دقت کلی	۷۹/۸۷	۸۰/۴۹	۷۹/۸۷	۸۰/۸۰	۲۸/۳۵	۸۳/۵۹	۸۳/۵۹	۸۱/۱۱	۷۷/۰۸
ضریب کاپا	۰/۶۸۹۳	۰/۶۹۸۸	۰/۶۸۹۳	۰/۷۰۴۱	۰/۷۲۸۴	۰/۷۴۷۸	۰/۷۴۷۵	۰/۷۰۸۵	۰/۶۴۱۲

جدول ۲- ماتریس خطا، دقت تولیدکننده و استفاده‌کننده در حالت خطی

Table 2. Error matrix, the accuracy manufacturers and users in linear mode Table

نام کلاس	جنگل	شهر	مرتع	کشاورزی	جمع کل	دقت تولیدکننده	دقت استفاده‌کننده
جنگل	۱۲۳	۱	۳۰	۸	۱۶۲	۹۶/۸۵	۷۵/۹۳
شهر	۰	۱۱	۰	۰	۱۱	۵۰	۱۰۰
مرتع	۴	۶	۹۳	۱۲	۱۱۵	۷۵/۶۱	۸۰/۸۷
کشاورزی	۰	۴	۰	۳۱	۳۵	۶۰/۷۸	۸۸/۵۷
جمع کل	۱۲۷	۲۲	۱۲۳	۵۱	۳۲۳		

جدول ۳- ماتریس خطا، دقت تولیدکننده و استفاده‌کننده در حالت پلی نومیال درجه ۲

Table 3. Matrix error, the accuracy manufacturers and users in order polynomials 2 degree

نام کلاس	جنگل	شهر	مرتع	کشاورزی	جمع کل	دقت تولیدکننده (٪)	دقت استفاده‌کننده (٪)
جنگل	۱۲۲	۱	۳۰	۹	۱۶۲	۹۶/۰۶	۷۵/۳۱
شهر	۰	۱۳	۰	۰	۱۳	۵۹/۰۹	۱۰۰
مرتع	۴	۱	۹۳	۱۲	۱۱۶	۷۵/۶۱	۸۰/۱۷
کشاورزی	۱	۱	۰	۳۰	۳۲	۵۸/۸۲	۹۳/۷۵
جمع کل	۱۲۷	۲۲	۱۲۳	۵۱	۳۵۳		

جدول ۴- ماتریس خطا، دقت تولیدکننده و استفاده‌کننده در حالت پلی نومیال درجه ۱

Table 4. Matrix error, the accuracy manufacturers and users in order polynomials 1 degree

نام کلاس	جنگل	شهر	مرتع	کشاورزی	جمع کل	دقت تولیدکننده (٪)	دقت استفاده‌کننده (٪)
جنگل	۱۲۳	۱	۲۹	۸	۱۶۱	۹۶/۸۵	۷۶/۴
شهر	۰	۹	۱	۰	۱۰	۴۰/۹۱	۹۰
مرتع	۴	۱۱	۹۳	۸	۱۱۶	۷۵/۶۱	۸۰/۱۷
کشاورزی	۰	۱	۰	۳۵	۳۶	۶۸/۶۳	۹۷/۲۲
جمع کل	۱۲۷	۲۲	۱۲۳	۵۱	۳۲۳		

جدول ۵- ماتریس خطا، دقت تولیدکننده و استفاده‌کننده در حالت پلی نومیال درجه ۳

Table 5. Matrix error, the accuracy manufacturers and users in order polynomials 3 degree

نام کلاس	جنگل	شهر	مرتع	کشاورزی	جمع کل	دقت تولیدکننده	دقت استفاده‌کننده
جنگل	۱۲۲	۱	۲۶	۸	۱۵۷	۹۶/۰۶	۷۷/۷۱
شهر	۰	۱۱	۰	۰	۱۱	۵۰	۱۰۰
مرتع	۴	۶	۹۷	۱۲	۱۱۹	۷۸/۸۶	۸۱/۵۱
کشاورزی	۱	۴	۰	۳۱	۳۶	۶۰/۷۸	۸۶/۱۱
جمع کل	۱۲۷	۲۲	۱۲۳	۵۱	۳۲۳		

جدول ۶- ماتریس خطا، دقت تولیدکننده و استفاده‌کننده در حالت پلی نومیال درجه ۴

Table 6. Matrix error, the accuracy manufacturers and users in order polynomials 4 degree

نام کلاس	جنگل	شهر	مرتع	کشاورزی	جمع کل	دقت تولیدکننده	دقت استفاده‌کننده
جنگل	۱۲۲	۱	۲۳	8	۱۵۴	۹۶/۰۶	۷۹/۲۲
شهر	۰	۱۲	۰	۰	۱۲	۵۴/۵۵	۱۰۰
مرتع	۴	۶	۱۰۰	۰۰	۱۲۱	۸۱/۳	۸۲/۶۴
کشاورزی	۱	۳	۰	۳۲	۳۶	۶۲/۷۵	۸۸/۸۹
جمع کل	۱۲۷	۲۲	۱۲۳	۵۱	۳۲۳		

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-03]

[DOI: 10.29252/jwmr.8.15.92]

جدول ۷- ماتریس خطا، دقت تولیدکننده و استفاده‌کننده در حالت پلی نومیال درجه ۵

Table 7. Matrix error, the accuracy manufacturers and users in order polynomials 5 degree

نام کلاس	جنگل	شهر	مرتع	کشاورزی	جمع کل	دقت تولیدکننده	دقت استفاده‌کننده
جنگل	۱۲۲	۱	۲۰	۸	۱۵۱	۹۶/۰۶	۸۰/۷۹
شهر	۰	۱۲	۰	۰	۱۲	۵۴/۵۵	۱۰۰
مرتع	۴	۶	۱۰۳	۱۰	۱۲۳	۸۳/۷۴	۸۳/۷۴
کشاورزی	۱	۳	۰	۳۳	۳۷	۶۴/۷۱	۸۹/۱۹
جمع کل	۱۲۷	۲۲	۱۲۳	۵۱	۳۲۳		

جدول ۸- ماتریس خطا، دقت تولیدکننده و استفاده‌کننده در حالت پلی نومیال درجه ۶

Table 8. Matrix error, the accuracy manufacturers and users in order polynomials 6 degree

نام کلاس	جنگل	شهر	مرتع	کشاورزی	جمع کل	دقت تولیدکننده	دقت استفاده‌کننده
جنگل	۱۲۲	۱	۱۹	۹	۱۵۱	۹۶/۰۶	۸۰/۷۹
شهر	۰	۱۲	۰	۰	۱۲	۵۴/۵۵	۱۰۰
مرتع	۴	۶	۱۰۴	۱۰	۱۲۴	۸۴/۵۵	۸۳/۸۷
کشاورزی	۱	۳	۰	۳۲	۳۶	۶۲/۷۵	۸۸/۸۹
جمع کل	۱۲۷	۲۲	۱۲۳	۵۱	۳۲۳		

جدول ۹- ماتریس خطا، دقت تولیدکننده و استفاده‌کننده در حالت شعاعی

Table 9. Matrix error, the accuracy manufacturers and users RBF mode

نام کلاس	جنگل	شهر	مرتع	کشاورزی	جمع کل	دقت تولیدکننده	دقت استفاده‌کننده
جنگل	۱۲۳	۱	۲۶	۸	۱۵۸	۹۶/۸۵	۷۷/۸۵
شهر	۰	۱۱	۰	۰	۱۱	۵۰	۱۰۰
مرتع	۴	۶	۹۷	۱۲	۱۱۹	۷۸/۸۶	۸۱/۵۱
کشاورزی	۰	۴	۰	۳۱	۳۵	۶۰/۷۸	۸۸/۵۷
جمع کل	۱۲۷	۲۲	۱۲۳	۵۱	۳۲۳		

جدول ۱۰- ماتریس خطا، دقت تولیدکننده و استفاده‌کننده در حالت حلقوی

Table 10. Matrix error, the accuracy manufacturers and users in Sigmoidal

نام کلاس	جنگل	شهر	مرتع	کشاورزی	جمع کل	دقت تولیدکننده	دقت استفاده‌کننده
جنگل	۱۲۳	۱	۳۱	۹	۱۶۴	۹۶/۸۵	۷۵
شهر	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
مرتع	۴	۲۰	۹۱	۷	۱۲۲	۷۳/۹۸	۷۴/۵۹
کشاورزی	۰	۱	۱	۳۵	۳۷	۶۸/۶۳	۹۴/۵۹
جمع کل	۱۲۷	۲۲	۱۲۳	۵۱	۳۲۳		

استفاده از تصاویر ماهواره‌ای به عنوان منبع مهمی جهت مدیریت منابع طبیعی می‌باشد. استفاده از این تصاویر در کاربردهای مختلف می‌تواند مزیت و محدودیت‌های این داده‌ها را مشخص کند. طبقه‌بندی پوشش زمین با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای یکی از مهم‌ترین کاربردهای سنجش از دور است چرا که نقشه‌های کاربری اراضی یکی از ملزومات هرگونه برنامه‌ریزی توسعه در سطح منطقه‌ای و ملی می‌باشد. نتایج طبقه‌بندی با الگوریتم ماشین‌های بردار پشتیبان دقت بیشتری را نسبت به سایر روش‌های طبقه‌بندی نشان داده است اما انتخاب بهترین نوع کرنل مبحث مهمی است که کارایی این الگوریتم را تحت تأثیر قرار می‌دهد. آرخی و ادیب نژاد در تحقیق خود برای طبقه‌بندی کاربری اراضی حوزه سد ایلام از الگوریتم‌های ماشین بردار پشتیبان استفاده کردند و نتایج را با روش طبقه بندی حداکثر احتمال مقایسه کردند. نتایج نشان داد که الگوریتم‌های مربوط به کرنل خطی، چندجمله ای و شعاعی نسبت به روش حداکثر احتمال از نظر دقت کل و ضریب کاپا برتری دارد (۳). همچنین در تحقیق دیگر شجاعیان و همکاران به منظور طبقه‌بندی پوشش اراضی با استفاده از تصاویر لندست ۸، روش های پارامتریک (فاصله و جعبه‌ای) و ناپارامتریک (ماشین بردار پشتیبان) را با هم مقایسه کردند. نتایج مقایسه این روش‌ها نشان داد که الگوریتم ماشین بردار پشتیبان، به ویژه سه کرنل خطی، شعاعی و چندجمله ایی از دقت مطلوب تری برخوردار هستند (۲۹). در این پژوهش کارایی چهار کرنل مختلف الگوریتم ماشین بردار پشتیبان باهم مقایسه شده است. همان طور که در شکل ۴ مشخص است پلی نومیال‌های ۵ و ۶ بالاترین و روش سیگموئید بیش‌ترین ضریب کاپا را داشته‌اند. همچنین بعد از پلی نومیال‌های ۴ و ۵ و ۶ روش RBF یا شعاعی قرار دارد. پس به این نتیجه می‌رسیم که با افزایش درجه در روش پلی‌نومیال به دقت ضریب کاپا افزوده‌شده و این افزایش تا پلی‌نومیال ۵ ادامه داشته و سپس در پلی نومیال ۶ متوقف می‌شود. از نظر دقت کلی نیز پلی نومیال‌های ۵ و ۶ بیش‌ترین دقت و روش سیگموئید کمترین دقت را داشته است. همچنین اگر بخواهیم از نظر نوع کاربری مقایسه کنیم تقریباً در همه روش‌ها، کاربری جنگل به خوبی جداشده‌اند و بیش‌ترین اختلاف روی سایر کاربری‌ها (شهر، مرتع، کشاورزی) است. پس از کاربری جنگل که در همه کرنل‌ها با دقت طبقه‌بندی بیش از ۹۰ درصد جداشده کاربری مرتع قرارگرفته و پس از

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-03]

[DOI: 10.29252/jwmr.8.15.92]

آن کاربری کشاورزی و در نهایت کاربری شهری قرار دارد. سیگموئید بهتر از بقیه کرنل‌ها کاربری کشاورزی را استخراج نمود و از طرفی به هیچ‌وجه کاربری شهر را تشخیص نداد. حالت خطی بهتر از بقیه، کاربری شهر را استخراج کرده است و شایان‌ذکر است با افزایش درجه پلی نومیال بر صحت کاربری شهر نیز افزوده شد. آنچه که مشخص است با افزایش درجه در پلی نومیال قسمت‌هایی که دارای شباهت طیفی هستند بهتر تفکیک می‌شوند و با دقت بیشتری مرز بین دو کلاس جدا می‌شوند. اما اشکالی که ایجاد می‌کند این است که پیکسل‌های ریز ناهمگون (نویز) را در تصویر اندکی زیاد می‌کند. پلی نومیال درجه ۱ وقتی که هدف طبقه‌بندی فقط دو کلاس است بهترین نتیجه را می‌دهد. در مواردی که ۳ کلاس یا بیشتر داریم توصیه می‌شود از درجات بالاتر از ۱ یعنی ۲ تا ۶ (ترجیحاً ۵ یا ۶) استفاده شود. با توجه به نتایج این پژوهش و پژوهش‌های انجام شده پیشنهاد می‌شود این الگوریتم جهت طبقه‌بندی با تصاویر ماهواره‌ای دیگر مورد استفاده قرار گیرد.

منابع

1. Alavi Panah, K. 2008. Thermal remote sensing and its application in geosciences. Institute of Tehran university press, 520 pp (In Persian).
2. Alizadeh Rabie, H. 2001. Remote sensing (principles and application), Tehran research and development organization of humanities books, 302 pp (In Persian).
3. Arekhi, S. and M. AdibNejad. 2011. Efficiency assessment of the of support vector machines for land use classification using Landsat ETM+ data (Case study: Ilam Dam Catchment), Journal of range and desert reseach of Iran, 18: 420-440 (In Persian).
4. Aslami, F., A. Ghorbani, B. Sobhani and M. Panahandeh. 2015. Comparing artificial neural network, support vector machine and object-based methods in preparation land use/cover maps using landsat-8 images. RS & GIS techniques in natural resources, 6:1-14 (In Persian).
5. Burges, C.J. 1998. A tutorial on support vector machines for pattern recognition. Data mining and knowledge discovery, 2: 121-167.
6. Delavar, M. 2011. Draft guide to the use of geographic information systems and remote sensing in extraction parameters watershed hydrological studies. Ministry of energy department of water assistant and ABfa, Publication, 395 pp (In Persian).
7. Dixon, B. and N. Candade. 2008. Multispectral land use 2-classification using neural networks and support vector machines: one or the other, or both?, International Journal of Remote Sensing 29, 1185-1206.
8. Fatemi, S.B. and Y. Rezaei. 2012. Principles of remote sensing, Publisher: Azadeh, 288 pp (In Persian).
9. Fazeli Farsani, A., R. Ghazavi and M.R. Farzaneh. 2015. Investigation of land use classification algorithms using images fusion techniques (Case study: Beheshtabad Sub-basin). RS & GIS for Natural Resources, 6: 91-105 (In Persian).
10. Foody Giles M. and A. Mathur. 2004. A Relative evaluation of multiclass image classification by support vector machines, Ieee transaction on geoscience and remote sensing, 42: 1335-1343.
11. Godarzi Mehr, S., R. Abaspour, V. Ahadnejad and B. Khakbaz. 2012. Compared to the maximum likelihood method, support vector machines and neural network techniques to separate lithological units, Journal of geology of Iran, 6: 92-75 (In Persian).
12. Hadjimitsis, D.G., G. Papadavid, A. Agapiou, K. Themistocleous, M.G. Hadjimitsis, A. Retalis, S. Michaelides, N. Chrysoulakis, L. Toulios and C.R.I. Clayton. 2010. Natural hazards and earth system sciences, 10: 89-95.
13. Kavzoglu, T. and I. Colkesen. 2009. A kernel functions analysis for support vector machines for land cover classification. International Journal of Applied Earth Observation, 1: 352-359.
14. Keshavarz, A. and H. Ghasemiyan Yazdi. 2005. a fast algorithm based on support vector machine for classification of hyperspectral images using spatial correlation, Iranian journal of electrical engineering and computer engineering, 3: 44-37 (In Persian).
15. Malmirian, H. 2001. Digital processing of satellite images, publications Armed Forces Geographical Organization of Tehran, 216 pp (In Persian).
16. Mokhtari, M.H. and A. Najafi. 2015. Support vector machine and artificial neural network classification methods of land use extraction of satellite images Landsat. Journal of technology of agriculture and natural resources, water and soil sciences, 19: 72-35 (In Persian).
17. Mountrakis, G., J. Im and C. Ogole. 2011. Support vector machines in remote sensing: A review. Isprs journal of photogrammetry and Remote Sensing, 13: 247-259
18. Niyazi, Y., M. Ekhtesasi, H. Maleki, Z. Hosseini and J. Morshedi. 2010. Compared to the maximum likelihood method and artificial neural network in land use map Case Study: Dam area Elam, Geography and development, 20: 132-119 (In Persian).
19. Oommen, T. 2008. An objective analysis of support vector machine based classification for remote sensing. Mathematical Geosciences, 40: 409-424.
20. Otukei, J.r. and T. Blaschke. 2010, Land cover change assessment using decision trees, support vector machines and maximum likelihood classification algorithms, International journal of applied earth observation and geoinformation, 12: 27-31.
21. Pálsson F. 2013. Pansharpening and Classification of Pansharpened Images M.Sc. A Thesis in Electrical and Computer Engineering at the, University of Iceland. 213 pp.
22. Paul, M. 2010. Computer processing of remote sensing image, An Introduction, 40ed end, 576 pp.
23. Petropoulos, G.P., W. Knorr, M. Scholze, L. Boschetti and G. Karantounias. 2010. Combining ASTER multispectral imagery analysis and support vector machines for rapid and cost-effective postfire assessment: a case study from the Greek wild land fires of 2007. Natural hazards and earth system sciences, 10: 305-317.

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-03]

[DOI: 10.29252/jwmr.8.15.92]

24. Rabiei, H.R., P. Zeaiean and A. Mohammadi. 2006. Detection of land use/cover changes of Isfahan by Agricultural Lands around Urban Area Using Remote Sensing and GIS technologies. Modares human science, 4: 33-48 (In Persian).
25. Richards J.A. 2013. Remote sensing digital image analysis, 5ed end. Springer, 494 pp.
26. Salmani, H., M. Mohseni Saravi, H. Rouhani and A. Salajeghe. 2012. Evaluation of Land Use Change and its Impact on the Hydrological Process in the Ghazaghli Watershed, Golestan Province, Journal of Watershed Management Research, 3: 43-60 (In Persian).
27. Shanani Hoveyzeh, S.M. and Z. Heidar, 2015. Investigation of Land Use Changes During the Past Two Last Decades (Case Study: Abolabas Basin), Journal of Watershed Management Research, 7: 237-234 (In Persian).
28. Sharri, H.Z.M. and F.S.H. Ramle. 2009. A comparsion of support vector machine and decision tree classifications using satellite data of Langkawi Island, Information technology journal, 8: 64-70.
29. Shojaeiyan, A., S. Mokhtari, L. Keshtkar and A. Soleimani Nejad. 2015. Comparing the performance of parametric and nonparametric methods of land cover classification by using of Landsat satellite images (Case study: a part of Dezful township), Journal of Geographic Information, 24: 53-64 (In Persian).
30. Wang, X., R. Niu and K. Wu. 2011. Lithology intelligent identification using support vector machine and adaptive cellular automata in multispectral remote sensing image. Optical engineering 50.7.

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-03]

[DOI: 10.29252/jwmr.8.15.92]

Assessment Kernel Support Vector Machines in Classification of Landuses (Case Study: Basin of Cheshmeh kileh-Chalkrod)

Ahmad Najafi[1], Sara Azizi Ghalati[2] and Mohammad Hossein Mokhtari[3]

1 and 3- Graduated M.Sc. Student and Assistant Professor, University of Yazd
2- Graduated M.Sc. Student, University of Shahid Chamran Ahvaz (Corresponding author: saraazizi353@yahoo.com)
Received: January 28, 2016 Accepted: June 19, 2016

Abstract

Classification of land use extraction always been one of the most important applications of remote sensing and why different methods are created. Over time and with greater accuracy were developed more advanced methods that increase the accuracy and the extraction classes that were closer together in terms of quality are better. SVM is one of these methods in the study of this method for the extraction of forest land, farming, pasture, and the city and its various kernel includes a linear (Linear), polynomial (Polynomial), radial (RBF) and ring (Sigmoid) were evaluated to determine the best kernel to extract these applications. The results showed the best overall accuracy and kappa coefficient, respectively polynomial of degree 5, 6 and 4 and the lowest is in the ring or Sigmoid. With increasing degree polynomial (except Grade 2) were added to the overall accuracy and kappa coefficient. Overall, we found that increasing degrees of polynomial boundary between the classes better spectral resolution and in areas that were close to be more successful. It also increases the degree polynomial caused more accurately separate the boundary between the classes. Our goal is classified when the user is using more than two degrees above polynomial (preferably 5 or 6) is recommended.

Keywords: Classification, Landuse, Remote sensing, Suport vector machine

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-03]

[DOI: 10.29252/jwmr.8.15.92]