فصلنامه علمی-پژوهشی تحقیقات مدیریت و بازاریابی ایران
دوره ۸۱، شماره ۶، صفحه ۴۱۱-۴۳۰ (۱۴۰۰)

ارزیابی کارایی اکتشافات مدیریت بازاریابی با استفاده از ماشین بردار پشتیبان چند طبقه‌ی توسعه‌یافته ETM+ (مطالعه موردی: صنعت لوازم خانگی)

حامد آرش[۲] و محمدرضا دیب زاده[۱*]
۱*- دانشیار مدیریت بازرگانی، دانشکده مدیریت، دانشگاه علامه طباطبائی، تهران، ایران
پست الکترونیکی: salehi148@yahoo.com
۲- کارشناس ارشد بازاریابی، دانشکده مدیریت، دانشگاه علامه طباطبائی و مدیر عامل شرکت ...

تاریخ پذیرش: ۹۸/۳۰/۴۰ تاریخ دریافت: ۹۸/۶۰/۳۱

چکیده

طبقه‌بندی کارایی اکتشافات با استفاده از تحلیل سبد مشتری از دور یکی از مهمترین کاربردهای سبد مشتری از دور است و بسیاری از طبقه‌بندی‌های ماشین بردار پشتیبان (SVMs) را در طبقه‌بندی اکتشافات مورد بررسی قرار می‌دهد. این مطالعه کارایی اکتشافات را با استفاده از تحلیل سبد مشتری از دور مورد بررسی قرار می‌دهد. شاخص‌های بردار پشتیبان یکی از مهم‌ترین ویژگی‌های طبقه‌بندی لغزشات مثل یادگیری تحلیل سبد مشتری از دور مورد استفاده قرار گرفته‌اند. دقت طبقه‌بندی حاصل از SVMs بالا هجده درصد بالاتر از دقت طبقه‌بندی سنتی که در زمینه سبد مشتری از دور مورد استفاده قرار گرفته‌اند. در این مطالعه، اکتشافات MVS برای طبقه‌بندی کارایی اکتشافات مدیریت سازمان با استفاده از داده‌های ETM+ با استفاده از تحلیل سبد مشتری از دور مورد استفاده قرار گرفته است. طبقه‌بندی با استفاده از شش شاخص بردار پشتیبان، صحت خوشه‌ای و با استفاده از چهار نوع کرنل خطی[1]، چندجمله‌ای[2]، شعاعی[3] و سیگموئید[4] انجام شده است. در ضمن، کارایی این شش با شش طبقه‌بندی حداقل احتمال لگاریتمی مقایسه شده است. نتایج نشان می‌دهد که اکتشافات MVS خصوصاً سه کرنل خطی، چندجمله‌ای و شعاعی حداقل احتمال لگاریتمی مقایسه شده است. این نیاز دقت کل (حدود ۰۱٪) و حساسیت کل (حدود ۵۱٪) بیشتری دارد. بنابراین این تنها شش طبقه‌بندی حداقل احتمال از لغزش دقت کل (حدود ۰۱٪) و حساسیت کل (حدود ۵۱٪) بیشتری دارد. بنابراین این مطالعه کارایی و کاربرد اکتشافات MVS را در طبقه‌بندی تحلیل سبد مشتری از دور اثبات می‌نماید.

واژه‌های کلیدی: طبقه‌بندی لغزشات مثل ... کارایی اکتشافات، شاخص‌های بردار پشتیبان، صنعت لوازم خانگی.

1- Support Vector Machines
2 - Linear
3 - Polynomial
4 - Radial basis
5 - Sigmoid

مالی‌اعتباری، مدل‌های پیش‌بینی‌کننده ورشکستگی از دهه ۱۹۶۰ به‌طور گسترده مورد استفاده قرار گرفته‌اند. مدل Z آلتمن (Altman, 1968) نخستین مدل چندمتغیره موفق در این حوزه بود و پس از آن مدل‌های متعددی با رویکردهای آماری و یادگیری ماشین توسعه یافتند. در این فصل، ما ابتدا مدل‌های کلاسیک را مرور می‌کنیم، سپس به مسائل عملی ارزیابی و پایش مدل‌ها می‌پردازیم و در پایان یک مطالعه موردی کامل ارائه می‌دهیم.

مقدمه

ارزیابی اعتبار به فرایندی گفته می‌شود که طی آن احتمال بازپرداخت وام توسط متقاضی برآورد می‌شود. این فرایند هم برای بانک‌ها و نهادهای مالی اهمیت دارد و هم برای سیاست‌گذاران پایداری نظام مالی. از دیدگاه بانک، هر وام پرداخت‌شده یک دارایی پرریسک است که اگر بازپرداخت نشود، زیان قابل‌توجهی به بار می‌آورد. از دیدگاه سیاست‌گذار، مجموعه وام‌های معوق می‌تواند به بحران نقدینگی و حتی بحران سیستمی منجر شود. بنابراین هدف مدل‌های اعتبارسنجی این است که با حداقل خطا پیش‌بینی کند کدام وام‌ها احتمال بیشتری دارند که در آینده با مشکل مواجه شوند.

در این فصل ابتدا مدل‌های کلاسیک ارزیابی اعتبار معرفی می‌شوند و سپس به مسائل عملی پیاده‌سازی، پایش و کالیبراسیون مدل‌ها پرداخته می‌شود. در پایان یک مطالعه موردی کامل ارائه می‌شود که تمام مراحل از داده خام تا گزارش مدیریتی را پوشش می‌دهد. هدف این است که خواننده پس از مطالعه این فصل بتواند یک مدل اعتبارسنجی ساده را طراحی، ارزیابی و پایش کند و با محدودیت‌های آن آشنا باشد.

مواد و روش‌ها

معرفی منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه در این پژوهش، یکی حوزه آبخیز نوه ولی حوزه سد ایلام واقع در جنوب‌شرقی استان ایلام است. مساحت این حوزه ۵۷۳۷۶ هکتار می‌باشد که از لحاظ موقعیت جغرافیایی بین طول‌های شمالی "۲۶ '۳۶ °۳۳ تا "۱۵ '۸۶ °۳۳ و عرض‌های شرقی "۰۶ '۰۶ °۴۶ تا "۳۳ '۵۶ °۴۶ واقع شده است (شکل ۱). قلل ارتفاعی منطقه حداکثر ۷۷۱۶ متر و حداقل ۰۶۵ متر بالاتر از سطح دریا می‌باشد. از لحاظ شیب اقلیمی، این منطقه جزء منطقه نیمه‌خشک (اقلیم مدیترانه‌ای) با متوسط بارندگی ۸۷۱/۶۵ میلی‌متر در سال می‌باشد.

شکل ۱- موقعیت حوزه آبخیز منطقه مورد مطالعه

روش تحقیق

تصحیح منحنی

در این تحقیق، داده‌های ماهواره ETM^+ لندست ۷ شامل ۱۶ فریم (۳۱ ردیف و ۳۶ سطر به ۰۶ آوریل) بارندگی ۲۰۰۶ منطقه (با ۳۸۱۶ سطر و ۳۸۳۶ ستون) حوزه آبخیز نوه ولی واقع در استان ایلام. این تصاویر با استفاده از نسخه نرم‌افزاری ENVI۴.۴ و بکار بردن بلوک پنجره‌ها از سیستم تصویر MTU تحت تصحیحات قلل حتی زمین از ابزارهای مورد استفاده در حسب اطلاعات پیشین زمین مرجع‌شده بازیابی پرسی عملکرد الگوریتم‌های MVS با استفاده از تعدیل حداقل از این قبیل سیستم‌های منجنه مرتفاع داده‌های عملی ل جهت طبقه‌بندی پیشرفته زمین داشته باشد.

در این مطالعه، ماشین‌های بردار پشتیبان (sMVS) برای طبقه‌بندی داده‌های مورد استفاده با استفاده از تصویر ماهواره ETM^+ لندست حسب شده در سال ۲۰۰۶ مورد استفاده قرار گرفته است. چهار نوع کرنل (خطی، چندجمله‌ای، شعاعی و سیگموئید) برای فرایند طبقه‌بندی MVS بکار برده شده و دقت‌های طبقه‌بندی این کرنل‌ها ارائه شده است. همچنین داده‌های مشاهده ماشین‌های بردار پشتیبان و حداکثر احتمال با هم مقایسه و صحت آماری ارائه گردیده است.

الگوریتم طبقه‌بندی حداکثر احتمال

در این الگوریتم کلاس هر پیکسل نسبت داده می‌شود که بیشترین احتمال تعلق پیکسل به آن کلاس را دارا باشد. معمولاً فرض می‌شود که توزیع احتمال برای همه کلاس‌ها یکسان است که از قانون توزیع گاوسی تبعیت می‌کند. در این روش احتمال یافتن x از w_i در مورد تبعیت پیکسل متعلق به یک کلاس داده شده x_i از فرمول زیر انتخاب می‌شود.

$$\max_{\lambda_1,\dots,\lambda_L}\left[-\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{L}\sum_{i=1}^{L}\lambda_i\lambda_j\left(X_i,X_j\right)+\sum_{i=1}^{L}\lambda_i\right] \qquad (1)$$

در سال ۱۹۹۶ (Burges, 1998; Osuna et al., 1997) محققین روشی به نام ماکزیمم مرجع بردار پشتیبان که روش طراحی طبقه‌بندی‌کننده‌های پرکاربرد در زمینه آموزش و داده‌های یادگیری را به صورت مسئله بهینه‌سازی درجه دو برای پشتیبان را به این اساس ارائه داد.

داده‌های پرکاربرد پشتیبان یا SVM در واقع یک طبقه‌بندی‌کننده دودویی است. در مورد دو کلاس روش SVM سعی دارد یک ابر صفحه ایجاد نماید که داده‌های دو کلاس را با حداکثر فاصله صفحه حداکثر جدایی‌پذیری داده‌های پشتیبان از ابرصفحه جداکننده برای انداز‌ه‌گیری این فاصله بکار می‌رود. از این‌رو این داده‌های مرزی پشتیبان نام دارند (Vapnik, 1995). در شکل ۱ دو کلاس و داده‌های پشتیبان مربوط به آن‌ها نشان داده شده است. برای داده‌های پشتیبان مربوط به دو کلاس تشکیل شده و کلاس‌ها در غیر جدا داده‌ها از دو کلاس تشکیل شده و کلاس‌ها در مجموعه داده‌ها $X_i, i=1,\dots,L$ متعلق آموزشی باشند که x_i به کلاس $y_i = \pm 1$ بستگی دارد یک برای است. این دو کلاس با λ_i نمایش داده می‌شوند. برای محاسبه وزن صفحه‌گیری دو کلاس کلاس‌ها

w_i: برای دو کلاس $i=1,2,3,\dots$ که متناظر داده در کلاس w_i و $\left|\sum\right|$ ماتریس کواریانس برای کلاس است. در عمل توزیع نرمال چند بعدی خطی آن ماتریس مورد استفاده و ماتریس کواریانس برای کلاس‌ها مشخص می‌شود.

در تعیین کلاس یک پیکسل مبهم برای x از احتمال شرطی $P(x|w_i)$ استفاده می‌شود. با محاسبه $P(w_i|x)$ برای هر پیکسل در تمام کلاس‌ها و مشخص کردن بیشترین مقدار احتمال ثانویه پیکسل مشخص می‌شود. اجرای روش OLM شامل آموزش داده‌های مکانی کلاس و ماتریس‌های کواریانس با استفاده از الگوهای آزمایشی انتخاب شده از نمونه‌های مشخص به کلاس خاص می‌باشد.

الگوریتم‌های داده‌های پشتیبان

داده‌های پشتیبان یک روش کلاس‌بندی الگو است که اساس آن بر تقسیم‌بندی دو گروه بنا شده و

در ۱:۶۰۰۰۰ و ۱:۵۰۰۰۰ تکرار داده‌ها و ۱:۲۵۰۰۰ روش مشخص تهیه‌کارهای GPS از دستگاه‌های ثابت استفاده شده است. این مقدار به وجود نویز با استفاده از فیلتر میانه بسته‌بندی داده‌های شبکه با تهیه نقشه خطای RMSE) ۵/۰ متر ثبت شده است. در مقایسه با داده‌های پایدار روش نمونه‌گیری مجدد بر اساس نرم‌افزار ETM+ تسلسل مورد استفاده داده‌های طبقه‌بندی داده‌های پشتیبان برای تشخیص و بالا بردن دقت الگوریتم‌های روش حداکثر احتمال و شاخص‌های برای پشتیبان برای طبقه‌بندی داده‌های طراحی‌شده تسلسل مورد استفاده قرار گرفت.

۱) تولو نمونه‌های کلاس ۱+ در یک طرف مرز و تولو نمونه‌های کلاس ۱- در طرف دیگر مرز واقع شوند.

۲) مرز تصمیم‌گیری به گونه‌ای باشد که فاصله نزدیکترین نمونه‌های آموزشی به دو کلاس از یکدیگر در راستای عمود بر مرز تصمیم‌گیری تا جایی که ممکن است حداکثر شود.

شکل ۲- مرز خطی بهینه برای حالتی که دو کلاس کاملاً از یکدیگر جدا شده‌اند

یک مرز تصمیم‌گیری خطی را در حالت کلی می‌توان به صورت زیر نشان داد:

$$w.x + b = 0 \quad (۲)$$

خب یک ثابت در دو طرف (۲) باز هم تساوی برقرار خواهد بود، برای تعریف یکتای مقدار d و w شرایط زیر دیگر آزاد اعمال می‌شود.

$$\text{برای } x_i \text{ یک بردار پشتیبان باشد} \Rightarrow y_i(w.x_i+b)=1$$

$$\text{برای } x_i \text{ یک بردار پشتیبان نباشد} \Rightarrow y_i(w.x_i+b)>1$$

(۳)

محاسبه می‌شود. مرز تصمیم‌گیری بهینه مرزی است که حداکثر حاشیه را داشته باشد. مرز تصمیم‌گیری بهینه به حل مسئله بهینه‌سازی زیر محاسبه می‌شود.

$$\left[\frac{y_i\left(w.x_i+b\right)}{\|w\|}\right]$$

جدا از هم، از یکدیگر حاشیه بهینه استفاده می‌شود (Vapnik & Chervonenkis, 1991). در این روش مرز خطی بین دو کلاس به گونه‌ای محاسبه می‌شود که:

خب یک ثابت در دو طرف (۲) باز هم تساوی برقرار خواهد بود، برای تعریف یکتای مقدار d و w شرایط زیر دیگر آزاد اعمال می‌شود.

n بردار مرز تصمیم‌گیری و W یک بردار x یک نقطه روی مرز تصمیم‌گیری است. $\|W\|$ فاصله اقلیدسی d بعدی عمود بر مرز تصمیم‌گیری است. X.W یا ضرب داخلی دو بردار X و W برای مرز تصمیم‌گیری است (Foody & Mathur, 2004). از آنجا که بردار X و W

$$\max_{W,b} \min_{i=1,\dots,L} \left[y_i \frac{(W.X_i + b)}{|W|} \right] \qquad (۴)$$

با توجه به (۳) و اینکه یک سری عملیات ریاضی در طول کار به طول خیز تبدیل می‌شود

$$\min_{W,b} \frac{1}{2}|W|^2 , \; y_i(W.X_i + b) - 1 \geq 0 \quad i = 1,\dots,L \qquad (۵)$$

لاگرانژ این مسئله بهینه‌سازی را می‌توان به فرم زیر تبدیل کرد که به مسئله دوگان لاگرانژ می‌انجامد.

$$\max_{\lambda_1,\dots,\lambda_L} \left[-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^{L} \sum_{j=1}^{L} \lambda_i y_i \lambda_j y_j (X_i . X_j) + \sum_{i=1}^{L} \lambda_i \right]$$

$$\lambda_i \geq 0 \qquad i = 1,\dots,L$$

$$\sum_{i=1}^{L} \lambda_i y_i = 0 \qquad (۶)$$

حل کردن مسئله بهینه‌سازی (۵) کار مشکلی است. زیرا سلوک کردن آن با استفاده از روش ضرایب نامعین لاگرانژ می‌باشد.

پس از حل مسئله بهینه‌سازی بالا و یافتن ضرایب لاگرانژ W با استفاده از طول خیز محاسبه می‌شود

$$W = \sum_{i=1}^{L} \lambda_i y_i X_i \qquad (۷)$$

طبق‌بندی کننده با استفاده از مشین بردار پشتیبان به تعداد محدودی نقطه آموزشی نیاز خواهد داشت. پس از یافتن W با استفاده از طول خیز مقدار d با فرازهای بردارهای پشتیبان مختلف محاسبه شده و d نهایی با میانگین‌گیری از d های حاصل بدست می‌آید.

$$\sum_{i=1,\dots,L} \left[y_i (W.X_i + b) - 1 \right] = 0 \quad \text{یا} \quad (۸)$$

طبق‌بندی کننده نهایی (۹) بدست می‌آید.

$$f(X, W, b) = \operatorname{sgn}(W.X + b) \qquad (۹)$$

که در آن بردارهای پشتیبان نزدیک‌ترین نقطه به مرز تصمیم‌گیری هستند و همه آنها لازم نیستند. در نتیجه مسئله می‌تواند با همه آنها کار کند. در نتیجه می‌توان گفت بردارهای پشتیبان نیز تنها از دو نقطه آموزشی که همان بردارهای پشتیبان هستند می‌باشد و همه آنها لازم نیستند.

...نابيتشو ناءيز ةلهمتيلا ةيلاوحلا ةيلاوحلا ةيلوبلا ةيلاوحلا ةيلوبلا ةيلاوحلا ةيلوب

$$K(x_i, x_j) = x_i \cdot x_j \qquad \text{خطی هسته}$$

$$K(X, Y) = (X \cdot Y + 1)^p \qquad \text{چندجمله‌ای هسته}$$

$$K(X, Y) = e^{-\|X - Y\|^2 / 2\sigma^2} \qquad \text{هسته شعاعی گوسی}$$

$$K(X, Y) = \tanh(kx.y - \delta) \qquad \text{هسته سیگموئید}$$

K همه در .(Goh et al., 2001) همسایه‌ها انجام می‌گرفته بعضی[3] هیچ‌یک‌ها در بعضی دیگر در نظر گرفته می‌شوند تا آن که نظر شود در مسئله علت .(Kmerr et al., 1990; Weston & Watkins, 1998) بنابراین هسته‌های مقبول‌شده دارای خواص ریاضی که به‌کارگیری مقبول‌شده‌ها در زیادی است. بنابراین مسئله طراحی هسته‌ها تبدیل می‌شود به مسئله تعیین تابع مقبول‌شده‌ها. در این حالت نیز می‌توان از مقبول‌شده‌ها به عنوان هسته‌های K مورد استفاده قرار گیرند. به عبارت دیگر می‌توان K مورد استفاده در مسئله مقبول‌شده‌ها را مقبول‌شده‌ها K مقبول‌شده‌ها در مسئله مقبول‌شده‌ها را می‌توان به عنوان تابع هسته‌ها تلقی کرد. بنابراین مسئله تبدیل می‌شود به تعیین تابع $w.x+b$ است که بیشترین فاصله را از مقبول‌شده‌ها می‌سازد. چون در این حالت از مقبول‌شده‌ها دارای مشخصه‌ها می‌باشند، مقبول‌شده‌ها مسئله بنابراین نمی‌توان مقبول‌شده‌ها در این حالت بسیار بزرگ است و در عمل مقبول‌شده‌ها را از آن استفاده می‌شود (Huang et al., 2002).

در مورد مسئله دسته‌بندی چند-در-چند[5] می‌توان آن که مقبول‌شده‌ها در $\binom{K}{2} = K(K-1)/2$ مسئله دودویی مقبول‌شده‌ها K کلاس مورد نظر مقبول‌شده‌ها را مقبول‌شده‌ها K کلاس مقبول‌شده‌ها را مقبول‌شده‌ها می‌گیرد. (Crammer & singer, 2000) پس به حل مسئله مقبول‌شده‌ها K کلاس مقبول‌شده‌ها این مقبول‌شده‌ها را مقبول‌شده‌ها می‌گیرد. به عبارت دیگر مقبول‌شده‌ها در مقبول‌شده‌ها K کلاس مقبول‌شده‌ها مقبول‌شده‌ها می‌باشد.

4-One-against-all
5 - One-against-one

نظریه حاشیه (متسه) یکی از ویژگی‌های مهم در مسئله دسته‌بندی است. این نظریه می‌گوید که هر چقدر حاشیه بیشتر باشد، خطای تعمیم کمتر است. بنابراین در حالت خطی که شیء را به دو کلاس مجزا می‌کند، حاشیه متناظر با فاصله از آن است. در حالت کلی، حاشیه از لیمیتسه نامیده می‌شود. در حالت مقبول‌شده‌ها از مقبول‌شده‌ها مقبول‌شده‌ها در مقبول‌شده‌ها مقبول‌شده‌ها مقبول‌شده‌ها

دیلستاد بهذ هک در تیتجه هجنه هب بجر تفیب DNS[1] شلم ه جنه
بلسلد بهذ هک در تیتجه هجنه هب بجر تفیب DNS[1] شلم ه جنه
تلیلت قبل از طبقبندی محسوب میشوند. شلخسولد
منجنس یهشش چلیه ب استفاده از تحلیل سنجنس
هب MT+ قیاس شدند. در نهایت این یافته‌های مهم ب
همراه یافته‌های اصلی ه محیط دیگر در فرایند انتخاب
ه هتف قابل گفت استفاده از مبتنی‌بر یافته‌های مورد طبقبندی
از بین آنها نهایتاً مجموعه یافته‌های یارب طبقبندی انتخاب
گردید (سلیمی، ۸۷۶۱).

طبقبندی ه توجه هشق پیشش زمینی

ل علف تحلیل پیشش‌های زمینی علم مقاله ب دی
دیده‌های علمی‌داده از دشواری طبقبندی لغزشگاه ه دی
الگوریتم هایه زمین بیابان پشتیبان ه حالات احتمال استفاده
گردید. انتخاب ضمنه‌های تعلیمی مورد نیاز یارب طبقبندی
کلسه‌های مختلف در مقاله با مقاله از تخلنش ل مقاله ه ل استفاده
از اطلاعات جنس ه استفاده از تحمیل زمین مربع ۶.۶.۳
لحقه بیب قبه (RGB) انجام شد. انتخاب این تحمیل زمین مربع بیب
جهت شناسایی کلسه‌های مورد لغز ه انتخاب پوشین
ضمنه‌های تعلیمی بوده است. یارب این مقطع در مقاله مورد
معالله به فراخور مهم مه طبقه تعلق سایه ضمنه تعلیمی
به طور تحلیف ل استفاده از پرسپتورون هیدرانی تحلیل
گرگل ارث[2] ه تحلیل زمین مربع انتخاب گردیدند. یارب
پرسی تشابه طبقات ه میزان تفکیک‌پذیری ه زیبایی
کلسه‌ها از دشواری کمی تفکیک‌پذیری استفاده ه
تفکیک‌پذیری آنها ل استفاده از شلخص فاصله جفیسی
فاصله جفیسی شلخص فاصله جفیسی[3] پرسی شد. علاوه شلخص فاصله
فاصله لتیسه به شرح زیر است:

1 - Digital Numbers
2 - Google Earth
3 - Jeffreries matusita

آزمایشی در نظر گرفته خواهد شد. در این دشواری چون به
طبقبندی ل لقاط آموزشی کمتری آموزشی داده مورد
بازبینی دلان آموزشی آن بسیار کمتر از حالت قبل است.

دشواری دیگر در مقابل دقیق ه دستبندی کردن زمین-
زمین به محدود سعی در استخراج اطلاعاتی از مرزهای بین
کلسه‌ها داشت. در دشواری دستبندی کردن زمین-زمین میزان
اطلاعاتی که از مرز بین کلسه‌ها استخراج مورد بسیار
دشوار از اطلاعاتی است که ب دشواری دیگر در مقابل دقیق
دست می‌آید. بنابراین به نظر می‌رسد که استفاده از دشواری
دستبندی کردن زمین-زمین طبقبندی پوشش ل در اختیار له
دقیق مورد (Hsu & Lin, 2002). دشواری دیگر در مقابل دقیق
از پیچیده مشکل الگوریتم اجرای نهایی ل اندازه اما از آنجا که
یارب آموزشی مه دیگر از n شاه زمین بیابان پشتیبان از قابل
آموزشی تعلیم کلسها استفاده می‌شود زمانبر خواهد
بود از طرفی صحت طبقبندی این دشواری مورد بررسی قرار
اطلاعاتی که از مرز بین کلسه‌ها در اختیار داده، مطابق
نیست؛ بنابراین نظر می‌رسد که استفاده از دستبندی کردن
زمین-زمین یارب طبقبندی تعلیم داده‌های مناسب از
دشواری دیگر در مقابل دقیق است. در این مطالعه نیز از دشواری
طبقبندی زمین-زمین استفاده شده است.

پس از آنکه داده‌ها مورد تصحیح هندسی قرار گرفتند
یارب پوشش‌دهندی از تمام اطلاعاتی داده‌ها، به کمک
الگوریتم‌های طبقبندی، قابلیت آنها یارب تفکیک کلسه‌های
مختلف که در حقیقت مورد نظر مستند مورد بررسی ه
آزمون قرار گرفتند. یافته‌های تجربی ه نتایج تحقیقات گذشته
یادآوری شد فاصله‌های اصلی ه نسبت‌گیری‌های
MT+ منجنس اصلی منجنس یافته‌های اصلی RVI ه NDVI به همراه یافته‌های اصلی
شامل IVDI ه RVI به همراه یافته‌های اصلی منجنس MT+
نیز یافته (۳ مرتبانند یارب تفکیک پوشش کلسه‌ها مورد
استفاده قرار گرفتند. ایجاد این یافته‌ها خود زمینه تعلیمات

سازمان (Lin et al., 2004). از نظر تئوری احتمالات دقت کل نمونه‌گیری طبق رابطه زیر محاسبه می‌شود. زیرا در این تئوری تابع چگالی احتمال مقدار واقعی پارامتر مورد نظر را نشان می‌دهد. دقت کلی از این شاخص شش سیگما بالا تر می‌باشد. دقت کلی از مجموع دقت اصلی و دقت تصادفی به دست می‌آید (هاوکینز و کیسل، ۲۰۰۴).

$$\alpha = \frac{1}{8}(m_j - m_i)^2 \left(\frac{Z_i + Z_j}{2}\right)^{-1} (m_j - m_i) + \frac{1}{2}\ln\left(\frac{|Z_i + Z_j|/2}{|Z_i|^{1/2} \times |Z_j|^{1/2}}\right)$$

که در این رابطه

$$J_{ij} = 2\left(1 - e^{-\alpha}\right). \qquad (۲۱)$$

در این رابطه

AO= دقت کلی

N= تعداد نمونه‌های آزمایشی

$\sum p_{ii}$ = مجموع تعداد اصلی طبقه‌بندی شده

$$AO = \frac{1}{N}\sum p_{ii} \qquad (۲۲)$$

نمایانگر ارزیابی دقت کلی بسیار در کارهای اجرایی که مقایسه دقت طبقه‌بندی‌کننده‌ها است از شاخص کاپا استفاده می‌شود. چون شاخص کاپا نمونه‌های تصادفی را نیز طبقه‌بندی شده را مورد توجه قرار می‌دهد. شاخص کاپا از رابطه زیر محاسبه می‌شود (نیلسن و جاجرلی‌دری، ۱۹۶۳):

$$Kappa = \frac{p_o - p_c}{1 - p_c} \times 100 \qquad (۲۳)$$

که در این رابطه کاپا

p_o = درستی مشاهده شده

p_c = توافق مورد انتظار

دقت نمایه‌بندی احتمال اینکه یک پیکسل در تصویر کلاس‌بندی شده در مدل کلاس در دیدن نمونه قرار

ارزیابی دقت طبقه‌بندی

برآورد دقت برای درک نتایج دستآمده و به کار بردن این نتایج برای تصمیم‌گیری حائز اهمیت است. بدین این نتایج برای تصمیم‌گیری حائز اهمیت است. معمولاً برای برآورد دقت شامل دقت کل[1]، دقت تولیدکننده[2]، دقت کاربر[3] و ضریب کاپا[4] هستند (Lu et al.).

در این مقاله از ۳ باند طیفی سنسور ETM+ ماهواره لندست ۷ استفاده شده است. همچنین دست آوردن تصویر مطلوب و با وضوح بیشتر، از فیلتر پایین‌گذر نما در اندازه ۶×۶ پیکسل استفاده شد.

1- Overall accuracy
2- Producer's accuracy
3- User's accuracy
4- Kappa coefficient

نتایج

عمل تقابل مسلسل با استفاده از ۸۶ قطعه جتاب زمینی و با پراکنش بسامد و استفاده از معادله درجه اول مقدار ۵۱۰ برای معادله (RMSE) تعداد تکرارهای مشی مدیریتی خطای پیکسل انجام شد.

در این تحقیق نتایج بررسی فتوکریپتوگرافی طبقات و انتخاب مجموعه داده‌های بسامد بهار طبقه‌بندی تصویر و تهیه نقشه کاربری اراضی حوزه شان داد که به وجود استفاده از مجموعه داده‌های اصلی و داده‌های مصنوعی حاصل از آبیاری‌های مختلف (داده‌های حاصل از نسبت‌گیری‌ها و تجزیه مؤلفه‌های اصلی)، داده‌های اصلی منجمله +MTE بالاترین مجموعه داده بهار فتوکریپتوگرافی کلاس‌های مورد نظر بوده‌اند. این امر نشان داد که داده‌های پردازش شده تأثیری در فتوکریپتوگرافی طبقات در این تحقیق نداشتند.

بهار طبقه‌بندی تصویر ماهواره $^{+}$MTE، کلاس‌های کاربری اراضی در شش گروه تحت عنوان کلاس اراضی کشاورزی، مرتع، جنگل، اراضی بایر، باغ و دریاچه تعیین و بعد نمونه‌های آموزشی از سطح منطقه با استفاده از تصاویر ماهواره گوگل ارث و بازدید میدانی جمع‌آوری شد. در مرحله بعد با استفاده از پیچیدگی‌های تصاویر کلاس‌های پوشش اراضی در محدوده مورد مطالعه وارد شد و فتوکریپتوگرافی کلاس‌ها با استفاده از روش جفت‌سنجی ماتریس محاسبه شد و نتایج آن در جداول ۱ ارائه گردیده است.

نتایج بررسی فتوکریپتوگرافی طبقات با معیار کاملا جفت‌سنجی ماتریس نشان داد که میزان فتوکریپتوگرافی طبقات بجز طبقه زمین زراعی با مرتع که از فتوکریپتوگرافی قابل‌قبول برخوردار بودند با یکدیگر خوب بوده است. علت بزرگ و دقت کاربر، احتمال اینکه یک کلاس مشخص در مدل زمین در عمل کلاس بر روی تصویر طبقه‌بندی شده هم بزرگ و دقت کاربر احتمال اینکه یک کلاس مشخص در روی زمین در عمل کلاس بر روی تصویر طبقه‌بندی شده محاسبه گردیده‌اند که از طریق روابط زیر محاسبه می‌شوند (بنی و حاجی‌قادری، ۱۳۸۶).

$$PA = \frac{ta}{pa} \times 100 \qquad (۵۱)$$

$$UA = \frac{ta}{n_i} \times 100 \qquad (۶۱)$$

که در روابط فوق

PA = درصد دقت کلاس a براساس دقت تولیدکننده

ta = تعداد پیکسل‌های صحیح طبقه‌بندی شده به‌عنوان کلاس a

pa = تعداد پیکسل‌های کلاس a در واقعیت زمینی

UA = درصد دقت کلاس a براساس دقت کاربر

n_i = تعداد پیکسل‌های کلاس a در تصویر طبقه‌بندی

براساس دو دقت ذکر شده، دو خطای گمانه‌شده[1] و حذف‌شده[2] به صورت زیر تعریف می‌شوند (خلعتبری و رحیلی، ۱۳۸۶).

$$C_o = 1 - UA \qquad (۷۱)$$

$$O_o = 1 - PA \qquad (۸۱)$$

خطای گمانه‌شده (C_o) که براساس دقت کاربر محاسبه می‌گردد، معیاری از درصد از پیکسل‌هایی است که در واقع متعلق به کلاس مورد نظر نیستند، اما در طبقه‌بندی‌شده آنها را جزء آن کلاس خاص در نظر گرفته است. خطای حذف‌شده (O_o) درجه‌ای از درصد از پیکسل‌هایی است که در واقع متعلق به کلاس مورد نظر است اما جزء کلاس‌های دیگر طبقه‌بندی شده‌اند.

1-Commission
2-Ommission

مقدار داده شده است) در حالت استفاده از رویکرد احتمالی. آمارگر تصمیم‌گیرنده مجموعه شامل دو گام زیادی است. گام اول تخمین آماره مورد نظر با گام دوم در مقدار آن از مرتبه احتمال در مجموعه زیادی در مقدار و اخذ مشخص شده‌ی و فرض خطای آزمون با آماره مورد بحث چه.

بازدارندگی پس از مشخص نمودن میزان خطای پذیرفته‌شده گام‌های مقدار مورد مقدار حالت بسیار احتمال و داشته‌های زیادی پشتیبان ارائه شد. بدین‌ترتیب در سال ۲۰۰۶ مستأجر اخذ مورد مشق‌های پیشین اخذ مورد بحث در ۱۸ (شکل ۶). در مرحله بعدی با انجام محاسبات میانگین استفاده از حکم‌های مهاجر ۰۰۰۰۶:۱ تعداد داده‌های مقدار مورد مقدار از معلم مقدار متشکل داده‌های آماری مقدار خطا) خطای مقدار و خطای مشاهده شده، دقت نهایی‌شده، دقت کل و خیلی بسیار کم در شرح جلسات استفاده‌شده، دقت ۸ و ۷، ۳، ۵، ۶، ۶، ۲.

زمانی‌که تابع جلسات ۷ آمارگر شد، پنجمین نتیجه مهم حذف شد، نخست، مشاهده شد که حالت آب با دقت است مدل ۰۰۱٪ مقدار شده است و استفاده‌شده و نهایی‌شده (مقدار حالت احتمال و چهار خانه مشاهده زیادی پشتیبان). این نشان‌دهنده کیفیت طبقه‌بندی بالا برای این حالت است. دشواری، طبق تابع مشاهده شده که این حالت دیگر دقت نهایی‌شده در مورد حالت زیادی ۳۶٫۲۶٪ برای مدل است. این حالت با دقت نهایی‌شده ۳۶٪ (در حالت استفاده) تصحیح این مقدار طبقه‌بندی شده است از مقدار حالت احتمال). در حالی که اکثریت‌های مقدار دقت MVS با استفاده از یک چهار خانه با دقت نهایی‌شده بالای ۱ برای این حالت نشان داد (۶۳ تا ۶۴) در همین مشاهده شده که پیش‌بینی‌ها دقت مدل است. این حالت مقدار مورد مقدار است. این حالت مقدار طبقه‌بندی شده است (در حالت استفاده) تصحیح این مقدار ۰۶٫۰۵٪ برای دقت استفاده‌شده با

بردار پشتیبان دارای مزیت استفاده در این مطالعه از دقت بالاتری برخوردار بوده است.

است. از این‌رو الگوریتم‌های SMVS (با دقت کل ۰/۱٪ و ضریب کاپای ۵/۱٪ بالاتر) نسبت به روش طبقه‌بندی حداکثر احتمال (با دقت کل ۵۸ و ضریب کاپای ۰/۷۶) برتری دارند.

الف- روش حداکثر احتمال

ب- ماشین بردار پشتیبان خطی

ج- حاشیه دریاچه پشتیبان چغاخور

د- حاشیه دریاچه پشتیبان شعلدر

ه- حاشیه نویسی پیکسل پشتیبان حلقه‌ای

شکل ۶- تابع کرنل RBF با مقادیر پارامتر استفاده از روش افراز (الف) حداکثر احتمال، (ب) حاشیه نویسی پیکسل پشتیبان خطی، (ج) حاشیه نویسی پیکسل پشتیبان چندجمله‌ای، (د) حاشیه نویسی پیکسل پشتیبان شعاعی و (ه) حاشیه نویسی پیکسل پشتیبان حلقه‌ای

جدول ۱- میزان تفکیک‌پذیری زوج کلاس‌های نقشه پوشش اراضی استخراج شده از تصویر ETM^{+}

اراضی بایر	جنگل	مرتع	اراضی زراعی	باغ	دریاچه	کل کلاس‌ها
					۲	دریاچه
				۲	۲	باغ
			۲	۱/۳۴	۲	اراضی زراعی
		۲	۱/۸	۱/۶۴	۲	مرتع
	۲		۱/۳۴	۱/۲۴	۲	جنگل
۲	۲	۲	۲	۲	۲	اراضی بایر

جدول ۲- هزینه خطای طبقه‌بندی تصویر MTE+ در سال ۲۰۰۲ (روش حداکثر احتمال)

کلاس	هزینه	ژن	اراضی بایر	جنگل	زراعت دیم	دریاچه	مجموع	خطای طبقه‌بندی نشده (درصد)
هزینه	۶۳	۰	۵	۲	۰	۱	۷۷	۶۵/۱۱
ژن	۱	۷۳	۰	۰	۰	۰	۸۳	۶۴/۱
اراضی بایر	۰	۰	۸۶	۰	۰	۳۱	۱۱۴	۲۴/۳۱
جنگل	۲	۰	۰	۲۷	۰	۰	۳۷	۰۱/۴
زراعت دیم	۴۴	۰	۰	۰	۵۲	۰	۶۳	۱۸/۳۵
دریاچه	۰	۰	۰	۰	۰	۳۳	۳۳	۰
مجموع	۱۱۱	۷۳	۱۰۱	۵۷	۵۲	۰۵	۷۴۳	–
خطای طبقه‌بندی نشده (درصد)	۴۰/۱۴	۰	۵۸/۴	۷۳/۲	۰	۴۳	–	–

جدول ۳ - هزینه خطای طبقه‌بندی تصویر MTE^{+} در سال ۲۰۰۲ (همسایگی پیکسل - خطی)

کلاس	هزینه	ژن	اراضی بایر	جنگل	زراعت دیم	دریاچه	مجموع	خطای طبقه‌بندی نشده (درصد)
هزینه	۱۱۱	۰	۸	۲	۲	۰	۱۲۱	۰۱/۰۳
ژن	۰	۷۳	۰	۰	۰	۰	۷۳	۰
اراضی بایر	۰	۰	۵۶	۰	۰	۰	۵۶	۰
جنگل	۰	۰	۰	۲۷	۰	۰	۲۷	۰
زراعت دیم	۵	۰	۰	۰	۶۲	۰	۸۲	۷۱/۳۸
دریاچه	۰	۰	۰	۰	۰	۰۵	۰۵	۰
مجموع	۱۱۱	۷۳	۱۰۱	۵۷	۵۲	۰۵	۷۴۳	–
خطای طبقه‌بندی نشده (درصد)	۷۲/۴	۰	۷۷/۷	۴	۸	۰	–	–

جدول ۴- هزینه خطای طبقه‌بندی تصویر MTE^{+} در سال ۲۰۰۲ (همسایگی پیکسل - نزدیکترین)

کلاس	هزینه	ژن	اراضی بایر	جنگل	زراعت دیم	دریاچه	مجموع	خطای طبقه‌بندی نشده (درصد)
هزینه	۱۱۱	۰	۸	۲	۲	۰	۱۲۱	۸۴/۰۱
ژن	۰	۷۳	۰	۰	۰	۰	۷۳	۰
اراضی بایر	۰	۰	۵۶	۰	۰	۰	۵۶	۰
جنگل	۰	۰	۰	۲۷	۰	۰	۲۷	۰
زراعت دیم	۳	۰	۰	۰	۶۲	۰	۶۲	۶۳/۰۲
دریاچه	۰	۰	۰	۰	۰	۰۵	۰۵	۰
مجموع	۱۱۱	۷۳	۱۰۱	۵۷	۵۲	۰۵	۷۴۳	–
خطای طبقه‌بندی نشده (درصد)	۶۱/۵	۰	۷۷/۷	۴	۸	۰	–	–

جدول ۵- ماتریس خطای طبقه‌بندی تصویر ETM$^+$ در سال ۲۰۰۲ (هاشین پرای پشتیبان- شعاعی)

کلاس	مرتع	باغ	اراضی بایر	جنگل	زراعت دیم	دریاچه	مجموع	خطای کمیته‌شده (درصد)
مرتع	۱۱۱	۰	۸	۶	۲	۰	۱۲۷	۱۰/۸۵
باغ	۰	۷۳	۰	۰	۰	۰	۷۳	۰
اراضی بایر	۰	۰	۵۶	۰	۰	۰	۵۶	۰
جنگل	۰	۰	۰	۲۷	۰	۰	۲۷	۰
زراعت دیم	۳	۰	۰	۰	۶۲	۰	۶۲	۰۲/۴۳
دریاچه	۰	۰	۰	۰	۰	۰۵	۰۵	۰
مجموع	۱۱۱	۷۳	۶۰/	۵۷	۵۲	۰۵	۳۶۳	–
خطای حذف‌شده (درصد)	۱۵/۶	۰	۷۷/۷	۳	۸	۰	–	–

جدول ۳- ماتریس خطای طبقه‌بندی تصویر ETM$^+$ در سال ۲۰۰۲ (هاشین پرای پشتیبان- حلقوی)

کلاس	مرتع	باغ	اراضی بایر	جنگل	زراعت دیم	دریاچه	مجموع	خطای کمیته‌شده (درصد)
مرتع	۱۰۱	۰	۸	۶	۱	۰	۱۲۷	۱۰/۱۶
باغ	۰	۷۳	۰	۰	۰	۰	۷۳	۰
اراضی بایر	۰	۰	۵۶	۰	۰	۰	۵۶	۰
جنگل	۰	۰	۰	۲۷	۰	۰	۲۷	۰
زراعت دیم	۶۱	۰	۰	۰	۱۲	۰	۷۳	۱۶/۵۱
دریاچه	۰	۰	۰	۰	۰	۰۵	۰۵	۰
مجموع	۱۱۱	۷۳	۶۰/	۵۷	۵۲	۰۵	۳۶۳	–
خطای حذف‌شده (درصد)	۱۱/۱۱	۰	۷۷/۷	۳	۳	۰	–	–

جدول ۷- مشخصات آماری دقت نهایی‌شده و استفاده‌شده برای طبقه‌بندی تصویر ETM$^+$ با استفاده از دو روش مورد مطالعه

روش	حداکثر احتمال		پرای پشتیبان خطی		پرای پشتیبان شعاعی		پرای پشتیبان حلقوی		پرای پشتیبان پلی‌نومیال	
دقت / کلاس	نهایی شده (٪)	استفاده شده (٪)	نهایی شده (٪)	استفاده شده (٪)	نهایی شده (٪)	استفاده شده (٪)	نهایی شده (٪)	استفاده شده (٪)	نهایی شده (٪)	استفاده شده (٪)
مرتع	۱۸/۵۸	۰۲/۰۵	۰۸/۵۸	۱۰/۳۶	۸۳/۵۸	۳۸/۲۶	۷۸/۵۸	۳۸/۷۸	۸۳/۵۸	۳۸/۲۶
باغ	۳۲/۸۶	۰۰/	۰۰/	۰۰/	۰۰/	۰۰/	۰۰/	۰۰/	۰۰/	۰۰/
اراضی بایر	۳۳/۱۸	۶۳/۶۶	۰۰/	۸۰/۰۶	۰۰/	۸۰/۰۶	۰۰/	۸۰/۰۶	۰۰/	۸۰/۰۶
جنگل	۶۲/۵۶	۷۷/۳۶	۰۰/	۱۲/۵۶	۰۰/	۱۲/۵۶	۰۰/	۱۲/۵۶	۰۰/	۱۲/۵۶
زراعت دیم	۳۶/۲۶	۰۰/	۳۰/۱۸	۵۳/۱۶	۵۰/۸۷	۶۳/۱۶	۶۷/۲۳	۶۳/۵۶	۵۰/۸۷	۶۳/۱۶
دریاچه	۰۰/	۰۰/	۰۰/	۰۰/	۰۰/	۰۰/	۰۰/	۰۰/	۰۰/	۰۰/

معادله ۱۰ – ارزش دقت طبقه‌بندی برای مقایسه الگوریتم‌های مختلف از مجموعه داده‌های MTE+ با استفاده از دو روش مورد استفاده در پژوهش

پرکاربردترین ویژگی‌ها	الگوریتم‌های پرکاربرد	دقت کل (درصد)	پرکاربردترین ویژگی (درصد)
	روش حداقل احتمال	۵۸	۶۷
	بردار خطی	۵۶	۶۴
داده‌های اصلی ۱۲۶۴۵۷	بردار چند جمله‌ای	۵۶	۶۴
	بردار حداقل‌مربعات (میانگین)	۶۶	۶۶
	بردار پرکاربرد	۵۶	۶۴

به دست می‌آید از تفکیک‌پذیری دقیق‌تر همچون پرکاربرد مورد نظر به است. علت عدم تفکیک‌پذیری این دو طبقه را می‌توان در شباهت فیلم‌های آنها جستجو کرد. بنابراین دقت نشان داده که صحت نهایی طبقه‌بندی چه در ارزیابی دقت نشان داده که صحت نهایی طبقه‌بندی چه در مجموعه داده‌های (در روش حداقل احتمال) و چه در مجموعه داده‌های بالا بر مبنای میانگین در روش مشابه برای پشتیبان در مقایسه با سایر طبقات بالاترین برخورداری از صحت نهایی‌تنها مبتنی بالاترین برخورداری مورد.

الگوریتم‌های مشین بردار پشتیبان (SMVs) برای مسایل دارای مشکلات طبقه‌بندی مورد استفاده قرار گرفته است. اگرچه گزارش شده است که این الگوریتم‌ها توانایی طبقه‌بندی دقیق‌تری نسبت به روش‌های معمول دارند، اما انتخاب بهترین نوع کرنل مبحث مهمی است که کاربر این الگوریتم‌ها را تحت تأثیر قرار می‌دهد. در این مطالعه، توابع خطی، چندجمله‌ای، شعاعی و حلقوی به‌عنوان توابع کرنل برای طبقه‌بندی پیچیده‌ای اصلی کاربری نیمین در حوزه سد ایلام مورد استفاده قرار گرفتند. در این مطالعه، کارآمدی طبقه‌بندی SMVs با توابع کرنل مختلف با روش حداقل احتمال مقایسه شد. بنابراین نشان داده که طبقه‌بندی حداقل احتمال روش طبقه‌بندی SMVs نسبت به روش طبقه‌بندی حداقل احتمال (۰/۱۰ درصد) و بیشترین دقت کل (۰/۱۰ درصد) از لحاظ دقت کل برخوردار بوده است. علت عدم تفکیک‌پذیری این دو طبقه را می‌توان در شباهت فیلم‌های آنها جستجو کرد. بنابراین دقت نشان داده که صحت نهایی طبقه دیگر و همچنین دارای (در روش حداقل احتمال) و دیگر، دارای ارزش بالا و مجموعه داده‌های بالا مبنای پشتیبان در مقایسه با سایر طبقات کاربری، از صحت نهایی‌تنها مبتنی بالاترین برخورداری مورد.

بحث

استفاده از تحلیل مؤلفه‌های اصلی به‌عنوان یکی از منابع مهم مدیریت مخاطره‌های بالقوه مورد بررسی است. استفاده تسلیت‌بخش از تحلیل در زمینه‌های مختلف مورد توجه قرار گرفته است. آنچه که مهم است بررسی تسلیت این داده‌ها با مشخص کند. همچنین در مورد این داده‌ها در شرایط محیطی با تنوع کاربری‌های پرشش گیاهی مدیریت بخش مورد بررسی. به‌طوری‌که این تحقیق در ارائه تحقیقات سایر تحقیقات در خارج از کشور (Williams, 1992; Hopkins et al., 1988) و در داخل کشور (فرازان، ۱۳۷۰؛ یاسر بختیاری، ۱۳۷۶) مانند در شرایط مقایسه از آنها می‌شود.

مدیریت پرخطر مختلف مسائل از آلایندگی‌های مختلف با وجود تحقیقات متعدد نامشخص‌بودن بازدهی اصلی سنجش تاکنون نشان داده که روش طبقه‌بندی SMVs+ برای طبقه‌بندی کاربری‌ها می‌شود. این امر نشان داده که طبقه‌بندی پرارزش شده مؤثری در تفکیک‌پذیری طبقات و در این تحقیق نشان داده که نتایج حاصل با تاکنون شده و در این تحقیق نشان داده که نتایج حاصل با تاکنون شده مبنای (۳۸۶۱) مقایسه داده. تاکنون بررسی تفکیک‌پذیری طبقات با وجود عامل مؤثر مشابه شده نشان داده که طبقات با وجود تفکیک‌پذیری طبقات بحث طبقه‌بندی در مورد زیادی از تفکیک‌پذیری طبقات بحث طبقه‌بندی

منابع مورد استفاده

- نارتسا رهیبط دلبه‌لگنج مشق هیوت .۱۳۸۶. ۵ ،دیدرگ یاهدرک ۵ .ا.ا ،ملیب و حلب رجب ۷. ملجه تسدنا مایهاه ETM+ ملنجسم دلهدهاک زا مهلفتسا با نابجنز هولم و رفنه نیفه و دیدزیشک و دیدزیلیه ویلنه رهیبط ۶۵(۱۱): ۸۶۳–۷۶۳.
- دلبه‌هشق هیوت هشق هیوت .۱۳۸۶. ۵ .ر ،دیدزیتخیلیت زیبعت زیبعت نابسلنه ۱:۶۷۰۰۰ رهیبط ویلنه مهلفتسا با مهلفتسا زا مهلفتسا با ۱:۶۷۰۰۰ رهیبط ویلنه رهیبط دز یلیقه رهیبط ویلنه یشنش دلبه‌لگنج هولنلیلو ،دیدزیلانآ ملشناک رهیبط ملشناک مهلفتسا ویلنه تیبیه مه‌رس.
- سلیدیز ،س ،س ۸۷۳۱. یرسر رهیبط ویلنه‌هقبط دلبه‌لگنج هو لحلا تاجاح دز تشه لیبس مقلعه دز دیاهاه دلبه‌هاه دلبه‌هاه دز دیاهاه دلبه‌لگنج زا دیاهاه دلبه‌لگنج هو لحلا دلبه‌هاه دلبه‌هاه دز دیاهاه دلبه‌لگنج دلبه‌لگنج ملشناک رهیبط ملشناک دلبه‌لگنج هولنلیلو ،دیدزیلانآ هشهوتسا دیدزیلانآ. دیدزیلانآ هولنلیلو ملشناک رهیبط ملشناک دلبه‌لگنج دلبه‌لگنج دلبه‌لگنج

-Liu, D., Mausel, P., Brondi`zio, E. and Moran, E., 2004. Change detection techniques. INT. J. REMOTE SENSING, 20 JUNE, 2004, VOL. 25, NO. 12, 2365–2407.

-Mahur, A. and Foody, G.M., 2008a. Multiclass and binary SVM classification: Implications for training and classification users. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters 5, 241–245.

-Osuna, E., Freund, R. and Girosi, F., 1997. Support vector machines: training and application, A.I. Memo 1602, MIT A. I.Lab.

-Pal, Mahesh and Mather, P.M., 2004. Assessment of the effectiveness of support vector Machines for hyperspectral data, FGCS 20,1215-1225.

-Swain, P.H. and Davis, S.M. (editors)., 1978. Remote Sensing: the Quantitative Approach (New York: McGraw-Hill).

-Vapnik, V. and Chervonenkis, A., 1991. The necessary and sufficient conditions for consistency in the empirical risk minimization method," Pattern Recognition and Image Analysis, vol. 1, no. 3, pp. 283-305.

-Vapnik, V.N., 1995. The Nature of Statistical L earning T heory (New York: Springer Verlag).

-Wang, F., 1990. Fuzzy supervised classi. cation of remote sensing images. IEEE T ransactions on Geoscience and Remote Sensing, 28, 194–201.

-Weston, J. and Watkins, C., 1998. Multi-Class Support Vector Machines. Technical Report CSD-TR-98-04, Department of Computer Science, Royal Holloway, University of London, Egham, England, p. 10.

-Willkinson, G.G., 1997. Open questions in neurocomputing for earth observation. In Neuro-Computation in Remote Sensing Data Analysis, edited by I. Kanellopoulos, G. G. Wilkinson, F. Roli and J. Austin. London: Springer, 3-13.

-Williams, J.A., 1992. Vegetation classification using landsat TM and SPOT-HRV imagery in mountainous terrain. kananaskis country, S.W. Alberta.Committee on resources and the environment, University of Calgary, p.126-135.

-Yao, X., Tham, Lg. and Dai, F.C., 2008. Landslide susceptibility mapping based on support vector machine: a case study on natural slopes of Hong Kong, China, Geomorphology 101,572–582.

-Gualtieri, J.A. and Cromp, R.F., 1998. Support vector machines for hyperspectral remote sensing classification. Proceedings of the 27th AIPR Workshop: Advances in Computer Assisted Recognition, Washington, DC, October 27, 221-232.

-Hansen, M., Dubayah, R. and DeFries, R., 1996. Classi. cation trees: an alternative to traditional land cover classi. ers. International Journal of Remote Sensing, 17, 1075–1081.

-Hopkins, P.F., Maclean, A.L. and Lilleasand, T., 1988. Assessment of thermatic mapper imagery for forestry application under Lake state conditions, photogrammetric Engineering and remote sensing,Vol.54, No.1,61-68.

-Hsu, C.W., Chang, C.C. and Lin, C.J., 2008. A practical guide to support vector classification.http:\\www.csie.ntu.edu.tw\cjlin\papers\gui de\guide.pdf.

Hsu, C.W. and Lin, C.J., 2002. A comparison of methods for multiclass support vector machines. IEEE Transactions on Neural Networks 13, 415–425.

-Huang, C., Davis, L. S. and Townshend, J. R. G., 2002. An assessment of support vector machines for land cover classification. International Journal of Remote Sensing, 23, 725 749.

-Kavzoglu, T. and Colkesen, I., 2009. A Kernel function analysis for support vector machines for land cover classification. International Journal of Applied earth observation and Geoinformation 11, 352-359.

-Knerr, S., Personnaz, L. and Dreyfus, G., 1990. Single-layer learning revisited: a stepwise procedure for building and training a neural network. In: Fogelman- Soulie, Herault (Eds.), Neurocomputing: Algorithms, Architectures and Applications. NATO ASI Series, Springer.

-Joachims, T., 1998a. Making large scale SVM learning practical. In Advances in Kernel Methods—Support Vector L earning, edited by B. Scholkopf, C. Burges and A. Smola (New York: MIT Press).

-Joachims, T., 1998b. Text categorization with support vector machines—learning with many relevant features. In Proceedings of European Conference on Machine L earning, Chemnitz, Germany, April 10, 1998 (Berlin: Springer), pp. 137–142.

Efficiency assessment of the of Support Vector Machines for land use classification using Landsat ETM$^+$ data (Case study: Ilam Dam Catchment)

Arekhi, S.[1*] and Adibnejad, M.[2]

1*- Corresponding Author, Assistant Professor, Faculty of Agriculture, Ilam University, Ilam, Iran, Email: saleh148@yahoo.com
2-BSc of Forestry, Gonbad College of Agriculture, Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources, Gorgan, Iran.

Received: 07.12.2009 Accepted:26.08.2010

Abstract

Land use classification using remotely sensed images is one of the most common applications in remote sensing, and many algorithms have been developed and applied for this purpose in the literature. This study investigates the efficiency of Support Vector Machines algorithms in image classification. Support Vector Machines (SVMs) are a group of supervised classification algorithms of machine learning that have been used in the remote sensing filed. The classification accuracy produced by SVMs may show variation depending on the choice of the kernel function. In this study, SVMs were used for land use classification of Ilam dam catchment using Land sat ETM$^+$ data. The classification using SVM method was implemented automatically by using four kernel types, linear, polynomial, radial basis, sigmoid and the results were analyzed thoroughly. Results showed that SVMs, especially with use of radial, polynomial and linear function kernels, outperform the maximum likelihood classifier in terms of overall (about 10%) and kappa coefficient(about 15%) accuracies. So, this study verifies the efficiency and capability of SVMs in classification of remote sensed images.

Key words: Supervised classification, Land use, Maximum likelihood method, Support Vector Machines, Ilam Dam catchment