Research Article

Agricultural Engineering., 49(2) (2026) 317-337 ISSN (P): 2588-526X

DOI: 10.22055/agen.2026.53180.1827 ISSN (E): 2588-5944

Sensitivity of Machine-Learning Methods and the Spectral-Affinity Structure of Crops in Crop-Pattern Recognition

A. Khoramian*

1. Assistant Professor, Department of Hydrology and Water Resources, Faculty of Water and Environmental Engineering, Shahid Chamran University of Ahvaz, Ahvaz, Iran

Received: 13 September 2026 Accepted: 30 September 2026 *Corresponding Author: a.khoramian@scu.ac.ir

Abstract

Introduction: Hyperspectral sensors record surface reflectance in hundreds of narrow, contiguous spectral bands and can therefore discriminate crops that appear almost identical in broadband imagery. This spectral richness, however, introduces the Hughes phenomenon: as the number of bands grows relative to the number of labeled training samples, the accuracy of conventional classifiers first improves and then deteriorates, while the strong correlation between neighboring bands adds redundancy and computational cost. Dimensionality reduction, either by feature extraction such as principal component analysis (PCA) or by band selection, is therefore an essential pre-processing step. Classical learners such as artificial neural networks (ANN) and support vector machines (SVM) remain standard baselines, and recent deep architectures exceed 99% accuracy on benchmark scenes, although they require large training sets, heavy computation, and complex tuning, and offer limited interpretability. Two issues have received comparatively little attention in the benchmark literature: the strong sensitivity of shallow-network accuracy to training hyperparameters in high-dimensional spaces, and the use of unsupervised clustering to reveal the intrinsic spectral-affinity structure among crops without any labeled data.

Materials and Methods: The standard Salinas Valley hyperspectral image acquired by the AVIRIS sensor was used. The scene covers 512 by 217 pixels at a spatial resolution of 3.7 m and, after the removal of the water-absorption bands 108-112, 154-167 and 224, retains 204 effective spectral bands spanning 400-2500 nm; it contains 54,129 labeled pixels distributed very unevenly among sixteen crop classes. Band collinearity was quantified before any reduction: the mean absolute correlation over all band pairs was 0.65 and that between adjacent bands was 0.99, with 33% of all pairs exceeding 0.90, and the participation ratio of the covariance eigenvalues was 1.6, so the effective dimensionality is close to two. Three input scenarios were then defined: all 204 bands, all principal components, and the first two components, which are the only ones above the 2% variance threshold and together account for 98.3% of the total variance. The labeled pixels were split 70/30 by stratified random sampling, and a spatially disjoint split along a column cut served as a complementary test of spatial information leakage. An ANN and an RBF support vector machine were trained on identical training pixels and scored on identical test pixels in every scenario, using overall accuracy, the kappa coefficient, producer's and user's accuracy, and the F1 score. The ANN sensitivity analysis covered the number of hidden nodes (2 to 50), the number of layers (one to three), the early-stopping patience (1 to 12), and five training algorithms, searched one factor at a time with ten repetitions per configuration. In the unsupervised stage, K-means and self-organizing maps were applied for cluster numbers from 2 to 16 and assessed with the silhouette, Davies-Bouldin, and Calinski-Harabasz indices, while the spectral angle between class centroids provided an independent measure of spectral affinity.

© 2026 The Author(s). Published by Shahid Chamran University of Ahvaz. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License (http://creativecommons.org/licenses/by/4.0), which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

Results and Discussion: Training hyperparameters proved to be as decisive as the choice of classifier. Increasing the early-stopping patience raised the ANN test accuracy on PCA features from about 66% to 90.3%, a change exceeding 24 percentage points; across the three scenarios, the range of accuracy over the patience sweep was 20.1, 24.4 and 23.0 percentage points, with Spearman correlations of 0.62 ($p = 0.031$) for all bands and 0.64 ($p = 0.026$) for two components, so the effect is large but not monotonic. In the high-dimensional space, the scaled conjugate gradient and one-step secant algorithms performed best, whereas the Levenberg-Marquardt algorithm failed completely, which is attributable to its heavy memory demand when the number of parameters is large. In the like-for-like comparison, the support vector machine ran without difficulty on the full 204-band space, contrary to the initial analysis, and reached 93.9% overall accuracy with a kappa of 0.932, against 91.1% and 0.901 for the ANN; on all principal components the two reached 92.7% and 90.0%, and on the first two components only 83.4% and 81.8%. The earlier finding that the support vector machine was ineffective therefore reflected input to two components and untuned kernel parameters rather than any property of the method. Dimensionality reduction brought no gain in accuracy on this scene: retaining all components, an invertible rotation of the original space, left accuracy almost unchanged, while discarding components on a variance criterion cost about ten percentage points. Under the spatially disjoint split, mean F1 fell from 97.2% to 83.4%, showing that spatial autocorrelation inflates the conventional random-split estimate. The clustering analysis showed that the intrinsic spectral structure is coarser than the nominal sixteen classes: the silhouette peaked, and the Davies-Bouldin index reached its minimum at the same seven clusters. The stubble class formed the purest cluster, with more than 99% of its pixels in a single cluster; the spectral angle confirmed the overlaps independently, with the closest pairs being fallow and developing vineyard soil at 1.1 degrees and untrained grapes and untrained vineyard at 1.4 degrees.

Conclusion: In supervised recognition of crop patterns from hyperspectral imagery with classical methods, tuning training parameters is at least as important as choosing the learning method: the early-stopping rule alone improved accuracy by more than 24 percentage points, whereas the gap between the two classifiers never exceeded three. Dimensionality reduction on a variance criterion did not improve accuracy on this scene; the value of principal component analysis here is computational, and the number of retained components should be tied to classification performance rather than to a fixed variance threshold. The intrinsic spectral structure of the scene is described by seven clusters rather than sixteen nominal classes, and the classes prone to confusion can be identified before any classification, without labeled data, from the spectral angle between class centroids. These results offer three practical recommendations for crop-recognition systems: budget and document parameter tuning before selecting a classifier, choose the number of components based on classification performance, and focus ground sampling on class pairs the spectral angle identifies as close.

Acknowledgment: The author sincerely thanks all institutions and individuals who assisted in providing the data and conducting this research.

Keywords: Band collinearity, Cluster validity index, Early stopping, Kappa coefficient, Principal component analysis, Spectral angle mapper.

مقاله پژوهشی

تحلیل حساسیت روش‌های یادگیری ماشین و ساختار قرابت طیفی محصولات در تشخیص الگوی کشت

امین خرمیان*[۱]

۱- استادیار، گروه هیدرولوژی و منابع آب، دانشکده مهندسی آب و محیط زیست، دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز، ایران.

تاریخچه مقاله

دریافت:۱۴۰۵/۰۶/۲۲

پذیرش نهایی: ۱۴۰۵/۰۷/۰۸

کلمات کلیدی:

تحلیل مؤلفه‌های اصلی،

توقف زودهنگام،

زاویه طیفی،

شاخص اعتبارسنجی خوشه،

ضریب کاپا،

هم‌خطی باندها

* عهده دار مکاتبات

Email: a.khoramian@scu.ac.ir

چکیده

هدف: تشخیص الگوی کشت از تصاویر ابرطیفی به‌دلیل ابعاد طیفی زیاد، هم‌خطی شدید باندها و شباهت طیفی محصولات، از مسائل چالش‌برانگیز سنجش از دور کشاورزی است. هدف پژوهش حاضر، تحلیل نظام‌مند حساسیت روش‌های یادگیری ماشین کلاسیک به پارامترهای یادگیری و فضای ویژگی ورودی، و استخراج کمّی ساختار قرابت طیفی محصولات بود. داده: تصویر ابرطیفی سنجنده آویریس از درّه سالیناس کالیفرنیا با ابعاد ۵۱۲ در ۲۱۷ پیکسل، تفکیک مکانی ۳/۷ متر و ۲۰۴ باند مؤثر در گستره ٤۰۰ تا ۲۵۰۰ نانومتر، شامل ٥٤۱۲۹ پیکسل برچسب‌دار در شانزده کلاس کشت. روش: پس از سنجش هم‌خطی باندها با ماتریس همبستگی، سه سناریوی ورودی تعریف شد: تمامی ۲۰٤ باند، تمامی مؤلفه‌های اصلی، و دو مؤلفه نخست با سهم واریانس بیش از دو درصد که در مجموع ۹۸/۳ درصد واریانس کل را در بر می‌گیرند. شبکه عصبی مصنوعی و ماشین بردار پشتیبان با تفکیک لایه‌ای ۳۰/۷۰ و آزمون تکمیلی تفکیک مکانی روی هر سه سناریو ارزیابی و با دقت کل، ضریب کاپا، دقت تولیدکننده، دقت کاربر و امتیاز F1 سنجیده شدند. در بخش بدون‌ناظر، K-میانگین و نگاشت خودسازمان‌ده با شاخص‌های سیلوئت، دیویس-بولدین و کالینسکی-هاراباژ ارزیابی و قرابت طیفی با زاویه طیفی میان مراکز کلاس‌ها کمّی شد. نتایج: میانگین قدر مطلق همبستگی باندهای مجاور ۰/۹۹ بود. پارامتر توقف زودهنگام دقت آزمون شبکه عصبی را بیش از ۲٤ واحد درصد، از حدود ٦٦ به ۹۰/۳ درصد، تغییر داد. در فضای کامل ۲۰٤ باندی، ماشین بردار پشتیبان دقت ۹۳/۹ درصد و کاپای ۰/۹۳ و شبکه عصبی دقت ۹۱/۱ درصد و کاپای ۰/۹۰ داشت، محدودکردن ورودی به دو مؤلفه این مقادیر را به ۸۳/٤ و ۸۱/۸ درصد کاهش داد. شاخص‌های سیلوئت و دیویس-بولدین هر دو هفت خوشه را بهینه یافتند؛ کمتر از شانزده کلاس اسمی. کمترین زاویه طیفی به جفت آیش و خاک تاکستان با ۱/۱ درجه و جفت انگور و تاکستان هرس‌نشده با ۱/٤ درجه تعلق داشت. نتیجه‌گیری: تنظیم پارامترهای یادگیری اثری هم‌تراز با انتخاب خود روش دارد و کاهش

ابعاد بر پایه سهم واریانس، اطلاعات مؤثر بر تفکیک کلاس‌ها را حذف می‌کند. ساختار قرابت طیفی استخراج‌شده، کلاس‌های مستعد اشتباه را پیش از دسته‌بندی مشخص می‌سازد و برای انتخاب باند و طراحی نمونه‌برداری کاربرد دارد.

مقدمه

تصاویر ابرطیفی با ثبت بازتاب سطح زمین در ده‌ها تا صدها باند طیفی باریک و پیوسته، امکان تفکیک دقیق پوشش‌ها و محصولات کشاورزی را فراهم می‌کنند و به همین دلیل در سال‌های اخیر به ابزاری کلیدی در سنجش از دور کشاورزی، پایش سلامت گیاه و تشخیص الگوی کشت تبدیل شده‌اند (Agilandeeswari and Tejasree, ۲۰۲۴; al et Caballero, ۲۰۲۰). با این حال، ابعاد طیفی بالا موجب بروز پدیده هیوز (Hughes phenomenon) یا نفرین ابعادی (curse of dimensionality)می‌شود؛ به این معنا که با افزایش تعداد باندها نسبت به تعداد نمونه‌های آموزشی، کارایی روش‌های دسته‌بندی متعارف نخست بهبود و سپس افت می‌یابد و افزونگی اطلاعات میان باندهای مجاور، هزینه محاسباتی را افزایش می‌دهد (Hughes, ۱۹۶۸). از این‌رو کاهش ابعاد (dimensionality reduction) ، اعم از استخراج ویژگی مانند تحلیل مؤلفه‌های اصلی (principal component analysis, PCA)یا انتخاب باند، گامی ضروری در پردازش این تصاویر به‌شمار می‌رود.

در میان روش‌های استخراج ویژگی، تحلیل مؤلفه‌های اصلی به‌دلیل سادگی و کارایی، پرکاربردترین روش کاهش ابعاد در تصاویر ابرطیفی است و در مطالعات متعدد به‌عنوان پیش‌پردازش برای دسته‌بندهای گوناگون به‌کار رفته است (Uddin et al, ۲۰۲۱). در کنار آن، روش‌های یادگیری ماشین کلاسیک نظیر شبکه عصبی مصنوعی (Rumelhart et al, ۱۹۸۶) و ماشین بردار پشتیبان (Vapnik and Cortes, ۱۹۹۵) سال‌ها ستون فقرات دسته‌بندی تصاویر ابرطیفی بوده‌اند و همچنان به‌عنوان خط مبنا در برابر معماری‌های یادگیری عمیق به‌کار می‌روند (Bruzzone and Melgani, ۲۰۰۴). در سال‌های اخیر معماری‌های یادگیری عمیق، به‌ویژه شبکه‌های عصبی پیچشی سه‌بعدی و ترنسفورمرهای بینایی، بر روی مجموعه‌داده‌های استاندارد و مرجع (benchmark) نظیر سالیناس به دقت‌های بالای ۹۹ درصد دست یافته‌اند (Ahmad et al, ۲۰۲۲; Liu et al, ۲۰۲۳; Bourriz et al, ۲۰۲۵). با این حال، این روش‌ها به داده آموزشی فراوان، منابع محاسباتی سنگین و تنظیم پیچیده نیاز دارند و تفسیرپذیری کمتری دارند؛ بنابراین درک رفتار روش‌های ساده‌تر و تحلیل ساختار طیفی داده همچنان اهمیت کاربردی دارد.

در کنار مطالعات مبتنی بر مجموعه‌داده‌های استاندارد، کاربرد روش‌های یادگیری ماشین در تهیه نقشه الگوی کشت از تصاویر ماهواره‌ای چندطیفی نیز به‌طور گسترده گزارش شده است. ترکیب سری زمانی تصاویر و شاخص‌های طیفی با دسته‌بندهای گروهی، تشخیص محصولات پیش از پایان فصل رشد را ممکن ساخته و در مناطق کشاورزی ایران نیز با موفقیت به‌کار رفته است (Rahmati et al, ۲۰۲۲). همچنین هم‌افزایی داده‌های نوری و راداری برای تفکیک محصولات در آغاز فصل کشت مؤثر گزارش شده است (oValer et al, ۲۰۲۱). مرور مطالعات اخیر نشان می‌دهد که چالش اصلی در این کاربردها، شباهت طیفی میان محصولات و تفکیک‌پذیری پایین کلاس‌های نزدیک است (Bourriz et al, ۲۰۲۵)؛ موضوعی که در تصاویر ابرطیفی با تعداد باند بسیار بیشتر، هم فرصت تفکیک دقیق‌تر و هم دشواری ابعاد بالا را هم‌زمان ایجاد می‌کند.

نکته‌ای که در بسیاری از مطالعات مبتنی بر مجموعه‌داده‌های استاندارد کمتر بدان پرداخته شده، حساسیت زیاد کارایی شبکه عصبی به پارامترهای آموزشی، مانند الگوریتم بهینه‌سازی، معماری لایه‌ها و ضابطه توقف زودهنگام، در فضای با ابعاد بالا است. انتخاب زمان توقف آموزش، خود مسئله‌ای شناخته‌شده در یادگیری شبکه‌های عصبی است و ضوابط مختلفی برای آن پیشنهاد شده است (Prechelt, ۱۹۹۸). همچنین، در کنار دسته‌بندی نظارت‌شده، روش‌های خوشه‌بندی بدون‌ناظر نظیر K-میانگین (MacQueen, ۱۹۶۷) و نگاشت خودسازمان‌ده (Kohonen, ۱۹۹۰) (SOM, self-organizing map) می‌توانند بدون

نیاز به داده برچسب‌دار، ساختار قرابت طیفی میان محصولات را آشکار کنند و اطلاعاتی درباره تفکیک‌پذیری کلاس‌ها و امکان ادغام آن‌ها فراهم آورند؛ موضوعی که برای طراحی سامانه‌های عملی نمونه‌برداری و انتخاب باند ارزشمند است.

هدف پژوهش حاضر، نه رقابت با دقت روش‌های یادگیری عمیق، بلکه ارائه تحلیلی نظام‌مند از دو جنبه است: نخست، بررسی اثر پارامترهای ساختاری و آموزشی شبکه عصبی مصنوعی و مقایسه آن با ماشین بردار پشتیبان تحت سناریوهای مختلف کاهش ابعاد در تشخیص شانزده کلاس کشت تصویر ابرطیفی آویریس سالیناس؛ و دوم، استخراج ساختار قرابت طیفی محصولات با استفاده از دو روش خوشه‌بندی K-میانگین و نگاشت خودسازمان‌ده.

نوآوری پژوهش حاضر در سه محور است. نخست، تحلیل نظام‌مند حساسیت دقت شبکه عصبی به پارامترهای آموزشی، به‌ویژه ضابطه توقف زودهنگام، که در مطالعات پیشین روی این مجموعه‌داده معمولاً با مقدار پیش‌فرض و بدون گزارش اثر آن به‌کار رفته است. دوم، مقایسه هم‌شرایط شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان روی هر سه فضای ویژگی و با مجموعه کامل معیارهای ارزیابی، به‌جای مقایسه‌ای که در آن هر روش در فضای ویژگی متفاوتی سنجیده شود. سوم، کمّی‌سازی ساختار قرابت طیفی محصولات با ترکیب خوشه‌بندی بدون‌ناظر و معیار زاویه طیفی، به‌گونه‌ای که کلاس‌های مستعد اشتباه، پیش از دسته‌بندی و بدون نیاز به داده برچسب‌دار شناسایی شوند. بر این اساس، سهم علمی مقاله نه دستیابی به دقتی بالاتر از روش‌های یادگیری عمیق، بلکه روشن‌ساختن رفتار روش‌های کلاسیک و ساختار طیفی داده است.

مواد و روش‌ها

چارچوب کلی پژوهش

چارچوب کلی مراحل پژوهش در شکل ۱ ارائه شده است. پس از آماده‌سازی تصویر ابرطیفی، سه سناریوی ورودی تعریف و هر سناریو به‌طور موازی به دو مسیر نظارت‌شده و بدون‌ناظر داده شد. در مسیر نظارت‌شده، پارامترهای ساختاری و آموزشی مدل‌ها به‌صورت نظام‌مند تنظیم و کارایی با دقت کل بخش آزمون سنجیده شد. در مسیر بدون‌ناظر، تعداد خوشه بهینه با معیار سیلوئت انتخاب و ساختار قرابت طیفی از ماتریس درهم‌ریختگی استخراج شد.

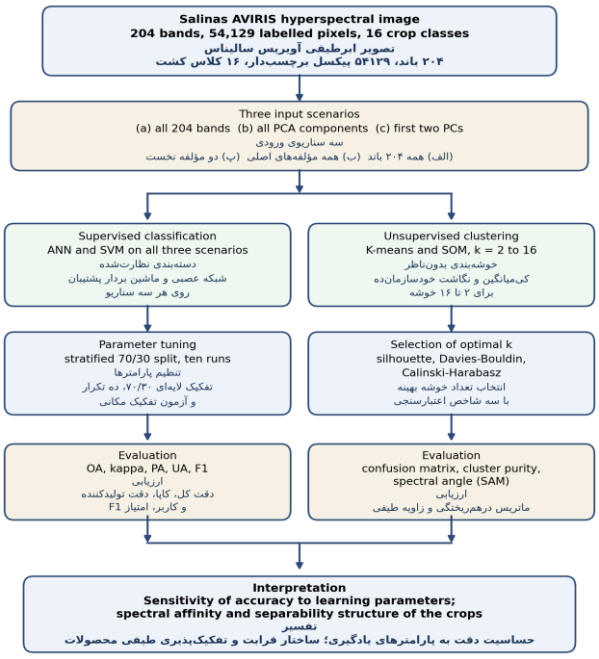


Figure 1. Overall methodological framework of the study.

داده‌ها

درّه سالیناس در شهرستان مونتری ایالت کالیفرنیا، یکی از متمرکزترین پهنه‌های کشاورزی آبی ایالات متحده است و به‌دلیل تولید گسترده سبزی و صیفی، «کاسه سالاد آمریکا» خوانده می‌شود. این درّه، دشتی آبرفتی و تقریباً مسطح با اقلیم مدیترانه‌ای معتدل است که کشت آبی و چندکشتی در طول سال را ممکن می‌سازد. همین الگوی کشت فشرده سبب می‌شود قطعات مجاور، محصولات متفاوت اما از نظر طیفی نزدیک داشته باشند. ویژگی‌ای که تفکیک کلاس‌ها را دشوار و تحلیل قرابت طیفی را معنادار می‌کند.

انتخاب این صحنه برای پژوهش حاضر سه دلیل داشت. نخست، وجود نقشه حقیقت زمینی کامل و منتشرشده برای هر شانزده کلاس، که ارزیابی کمّی دقت را بدون نیاز به برداشت میدانی ممکن می‌سازد. دوم، جایگاه این صحنه به‌عنوان یکی از مجموعه‌داده‌های استاندارد و پرارجاع در ادبیات دسته‌بندی ابرطیفی، که مقایسه مستقیم نتایج پژوهش حاضر با مطالعات پیشین را فراهم می‌کند. سوم، وجود چند جفت کلاس با شباهت طیفی زیاد، مانند دو گونه بروکلی و سه نوع زمین آیش، که این صحنه را برای هدف اصلی پژوهش، یعنی تحلیل حساسیت و قرابت طیفی، مناسب می‌سازد. بدیهی است که تعمیم کمّی نتایج به مناطق کشاورزی ایران نیازمند تکرار تحلیل بر داده محلی است. این محدودیت در بخش بحث صریحاً بیان شده است.

در پژوهش حاضر از تصویر ابرطیفی استاندارد درّه سالیناس در ایالت کالیفرنیا استفاده شد که توسط سنجنده آویریس (AVIRIS)ثبت شده است. این سنجنده هوابرد، بازتاب سطح را در گستره طول موج ۴۰۰ تا ۲۵۰۰ نانومتر و در ۲۲۴ باند پیوسته ثبت می‌کند (Green et al., ۱۹۹۸). صحنه سالیناس دارای ابعاد ۵۱۲ در ۲۱۷ پیکسل و تفکیک مکانی ۳/۷ متر است و به‌صورت داده تابش در محل سنجنده منتشر شده است. این تصویر پس از حذف باندهای جذب آب، یعنی باندهای ۱۰۸ تا ۱۱۲، ۱۵۴ تا ۱۶۷ و باند ۲۲۴، دارای ۲۰۴ باند طیفی مؤثر و ۵۴۱۲۹ پیکسل برچسب‌دار در شانزده کلاس کشت شامل انواع بروکلی، زمین آیش، کلش، کرفس، انگور، تاکستان، ذرت علوفه‌ای و کاهو در مراحل مختلف رشد است. داده و نقشه حقیقت زمینی از پایگاه عمومی گروه هوش محاسباتی دانشگاه کشور باسک قابل دسترسی است (Grupo de Computacional Inteligencia, ۲۰۲۱). شایان ذکر است که تاریخ دقیق برداشت این صحنه در مستندات ناشر داده ثبت نشده است. جدول ۱ فهرست کلاس‌ها و تعداد پیکسل هر کلاس را نشان می‌دهد. توزیع نامتوازن نمونه‌ها میان کلاس‌ها، از ۹۱۶ تا بیش از ۱۱ هزار پیکسل، یکی از دشواری‌های این مسئله است.

معادل فارسی کلاس‌های جدول ۱ به‌ترتیب عبارت است از: بروکلی سبز نوع یک، بروکلی سبز نوع دو، زمین آیش، آیش با شخم عمیق، آیش با شخم سطحی، کلش، کرفس، انگور هرس‌نشده، خاک تاکستان در حال توسعه، ذرت با علف‌های هرز پیر، کاهو رومی چهارهفته‌ای، کاهو رومی پنج‌هفته‌ای، کاهو رومی شش‌هفته‌ای، کاهو رومی هفت‌هفته‌ای، تاکستان هرس‌نشده و تاکستان با داربست عمودی. نام‌های انگلیسی در جدول عیناً مطابق نام‌گذاری ناشر داده حفظ شده‌اند تا ارجاع‌پذیری نتایج به ادبیات موضوع حفظ شود.

همبستگی و هم‌خطی باندهای طیفی

پیش از کاهش ابعاد، شدت هم‌خطی میان باندها سنجیده شد تا توجیه کمّی برای به‌کارگیری تحلیل مؤلفه‌های اصلی فراهم شود. ماتریس همبستگی پیرسون میان تمامی ۲۰۴ باند، بر روی هر ۵۴۱۲۹ پیکسل برچسب‌دار محاسبه شد. میانگین قدر مطلق ضریب همبستگی برای کل جفت‌باندها ۰/۶۵ و میانه آن ۰/۷۳ به‌دست آمد. ۳۳ درصد از جفت‌ها همبستگی بالاتر از ۰/۹۰ و ۲۶ درصد بالاتر از ۰/۹۵ داشتند. برای باندهای مجاور، میانگین قدر مطلق همبستگی به ۰/۹۹ رسید، که نشان می‌دهد

باندهای پیوسته سنجنده عملاً اطلاعات یکسانی حمل می‌کنند. افزون بر این، نسبت مشارکت محاسبه‌شده از مقادیر ویژه ماتریس کوواریانس برابر ۱/۶ بود. به این معنا که با وجود ۲۰۴ بُعد اسمی، ابعاد مؤثر داده تقریباً دو است.

مطابق شکل ۲، ماتریس همبستگی ساختاری بلوکی دارد و درون هر بلوک، هم‌خطی تقریباً کامل برقرار است. مرزهای این بلوک‌ها با نواحی جذب آب و با تغییر رژیم بازتاب پوشش گیاهی در محدوده مرئی، فروسرخ نزدیک و فروسرخ موج‌کوتاه منطبق است. این نتایج، افزونگی طیفی شدید داده را کمّی می‌سازد و به‌کارگیری روش‌های کاهش ابعاد را پیش از دسته‌بندی توجیه می‌کند.

Table 1. Crop classes and the number of labelled pixels in the Salinas AVIRIS hyperspectral image (source: Grupo de Inteligencia Computacional, 2021).

No.	Crop class	Pixels
1	Broccoli green weeds 1	2009
2	Broccoli green weeds 2	3726
3	Fallow	1976
4	Fallow rough plough	1394
5	Fallow smooth	2678
6	Stubble	3959
7	Celery	3579
8	Grapes untrained	11271
9	Soil vineyard develop	6203
10	Corn senesced green weeds	3278
11	Lettuce romaine 4 wk	1068
12	Lettuce romaine 5 wk	1927
13	Lettuce romaine 6 wk	916
14	Lettuce romaine 7 wk	1070
15	Vineyard untrained	7268
16	Vineyard vertical trellis	1807

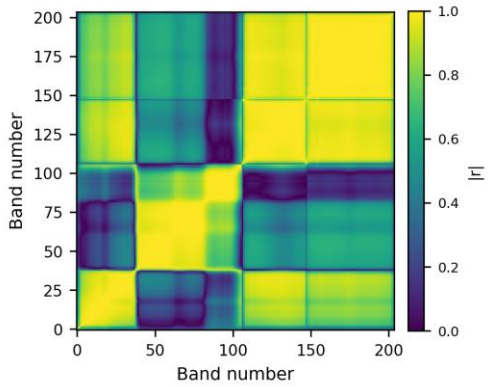


Figure 2. Absolute Pearson correlation coefficient between the 204 spectral bands of the Salinas image.

کاهش ابعاد با تحلیل مؤلفه‌های اصلی

تحلیل مؤلفه‌های اصلی، تبدیلی خطی است که محورهای مختصات را در جهت بیشینه واریانس داده‌ها می‌چرخاند و مؤلفه‌های حاصل را ناهمبسته می‌سازد (Cadima and Jolliffe, ۲۰۱۶). در این روش، نخست ماتریس کوواریانس نمونه‌ای بردارهای طیفی مطابق رابطه (۱) محاسبه می‌شود، که در آن n تعداد پیکسل‌ها، x بردار بازتاب طیفی هر پیکسل و μ بردار میانگین است.

$$S = \frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^{n}(x_i - \mu)(x_i - \mu)^T \quad (1)$$

سپس بردارهای ویژه و مقادیر ویژه این ماتریس از حل رابطه (۲) به‌دست می‌آید، که در آن a بردار ویژه k-اُم و λ مقدار ویژه متناظر با آن است.

$$Sa_k = \lambda_k a_k \quad (2)$$

سهم هر مؤلفه از واریانس کل، مطابق رابطه (۳) از نسبت مقدار ویژه آن به مجموع مقادیر ویژه محاسبه می‌شود و مبنای انتخاب تعداد مؤلفه نگه‌داشته‌شده قرار می‌گیرد. در پژوهش حاضر آستانه دو درصد به‌کار رفت.

$$\mathrm{VE}_k = 100\frac{\lambda_k}{\sum_{j=1}^{p}\lambda_j} \quad (3)$$

در نهایت، مقدار هر مؤلفه برای هر پیکسل از تصویر مطابق رابطه (۴) به‌عنوان ویژگی ورودی مدل‌ها محاسبه می‌شود.

$$z_k = a_k^T(x - \mu) \quad (4)$$

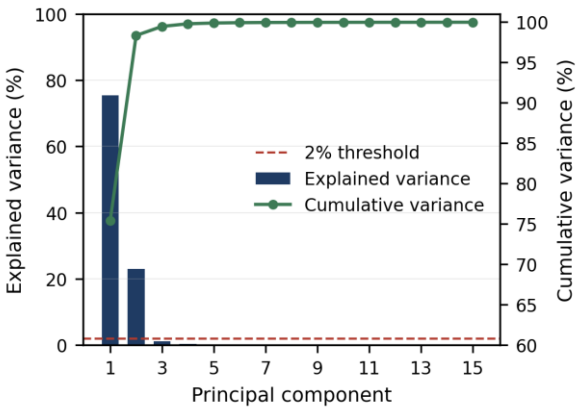


Figure 3. Scree plot and cumulative explained variance of the principal components of the Salinas image.

شکل ۳ نمودار اسکری و سهم تجمعی واریانس مؤلفه‌ها را نشان می‌دهد. مؤلفه نخست ۷۵/۴ درصد و مؤلفه دوم ۲۲/۹ درصد واریانس کل را توضیح می‌دهند. بنابراین تنها دو مؤلفه از آستانه دو درصد عبور می‌کنند و این دو در مجموع ۹۸/۳ درصد واریانس را در بر می‌گیرند. سهم مؤلفه سوم به ۱/۱ درصد و مؤلفه چهارم به ۰/۳ درصد افت می‌کند. اگر ضابطه انتخاب بر پایه واریانس تجمعی تعریف شود، دستیابی به ۹۵ درصد نیز دو مؤلفه، دستیابی به ۹۹ درصد سه مؤلفه و دستیابی به ۹۹/۹ درصد شش مؤلفه لازم دارد. بدین‌ترتیب، تعداد مؤلفه نگه‌داشته‌شده در سناریوی سوم دقیقاً دو است.

با این حال باید توجه داشت که سهم واریانس، لزوماً معادل قدرت تفکیک کلاس‌ها نیست. مؤلفه‌ای با واریانس اندک می‌تواند حامل اطلاعات تفکیک‌کننده مهمی باشد. به همین دلیل در پژوهش حاضر، در کنار سناریوی دو مؤلفه، سناریوی

نگه‌داشتن تمامی مؤلفه‌ها و سناریوی استفاده از تمامی باندهای اولیه نیز ارزیابی شد تا اثر خودِ ضابطه کاهش ابعاد بر کارایی دسته‌بندی سنجیده شود. مقایسه این سه سناریو، که در بخش نتایج ارائه می‌شود، نشان می‌دهد که ضابطه مبتنی بر واریانس بخشی از اطلاعات مؤثر بر تفکیک کلاس‌ها را حذف می‌کند.

بر این اساس، سه سناریوی ورودی تعریف شد: الف) استفاده از تمامی ۲۰۴ باند طیفی، ب) استفاده از تمامی مؤلفه‌های حاصل از تبدیل تحلیل مؤلفه‌های اصلی و پ) استفاده از دو مؤلفه اصلی نخست که بر پایه رابطه (۳) واریانسی بیش از دو درصد کل واریانس داده‌ها را در بر می‌گیرند. منظور از «سناریو» در پژوهش حاضر، یک فضای ویژگی ورودی مشخص است که هر دو روش نظارت‌شده عیناً بر روی آن آموزش می‌بینند و سنجیده می‌شوند، بنابراین سناریو، متغیر مستقل آزمایش و دقت، متغیر وابسته آن است. مبنای انتخاب این سه سناریو نیز پوشش‌دادن سه حالت مرزی کاهش ابعاد است: حالت بدون کاهش (تمامی ۲۰۴ باند)، حالت چرخش کامل بدون حذف اطلاعات (تمامی مؤلفه‌های اصلی) و حالت کاهش شدید بر پایه ضابطه واریانس (دو مؤلفه نخست). مقایسه سناریوی نخست و دوم نشان می‌دهد که خود تبدیل چه اثری دارد و مقایسه سناریوی دوم و سوم، اثر حذف مؤلفه‌ها را جدا می‌کند، بدین‌ترتیب سهم «تبدیل» و سهم «حذف» در تغییر دقت از یکدیگر تفکیک می‌شود.

شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی پیش‌خور، با آموزش به روش پس‌انتشار خطا، رابطه‌ای غیرخطی میان بردار ورودی و برچسب کلاس برقرار می‌کند (Rumelhart et al., ۱۹۸۶). خروجی هر نرون مطابق رابطه (۵) از مجموع وزن‌دار ورودی‌ها و عبور آن از تابع فعال‌سازی حاصل می‌شود، که در آن w وزن اتصال، b مقدار بایاس و f تابع فعال‌سازی است.

$$y_j = f\left(\sum_{i=1}^{n} w_{ji}x_i + b_j\right) \quad (5)$$

در پژوهش حاضر از تابع فعال‌سازی تانژانت هیپربولیک مطابق رابطه (۶) در لایه‌های میانی استفاده شد.

$$f(u) = \frac{2}{1 + e^{-2u}} - 1 \quad (6)$$

تابع هدف آموزش، میانگین مربعات خطا مطابق رابطه (۷) است که در آن d مقدار هدف و y خروجی شبکه است.

$$E = \frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N}(d_k - y_k)^2 \quad (7)$$

آموزش با ضابطه توقف زودهنگام کنترل شد. در این ضابطه، آموزش هنگامی متوقف می‌شود که خطای بخش صحت‌سنجی برای تعداد معینی تکرار متوالی، برابر پارامتر توقف زودهنگام، بهبود نیابد (Prechelt, ۱۹۹۸). برای شبکه عصبی، ۷۰ درصد داده‌ها برای آموزش، ۱۵ درصد برای صحت‌سنجی و ۱۵ درصد برای آزمون در نظر گرفته شد. اثر چهار عامل به‌صورت نظام‌مند بررسی شد: تعداد گره‌های لایه میانی از ۲ تا ۵۰ گره و تعداد لایه‌های محاسباتی از یک تا سه لایه، پارامتر توقف زودهنگام در محدوده ۱ تا ۱۲، نوع الگوریتم آموزش شامل گرادیان مقیاس‌بندی‌شده مزدوج (Møller, ۱۹۹۳)، کاهش گرادیان ساده، کاهش گرادیان با مومنتم تطبیقی، لونبرگ–مارکوارت (Menhaj and Hagan, ۱۹۹۴) و کاهش یک‌گامی (Battiti, ۱۹۹۲)، و مقادیر مختلف مومنتم و نرخ یادگیری. هر معماری شبکه ده بار آموزش داده شد و میانگین نتایج گزارش شد تا اثر هر پارامتر از نوسان مقداردهی اولیه تصادفی تفکیک شود.

ماشین بردار پشتیبان

ماشین بردار پشتیبان، ابرصفحه‌ای با بیشینه حاشیه میان کلاس‌ها می‌یابد و با کمک توابع کرنل، جداسازی غیرخطی را در فضای ویژگی با ابعاد بالاتر ممکن می‌سازد (Vapnik and Cortes, ۱۹۹۵). کارایی این روش در دسته‌بندی تصاویر ابرطیفی در مطالعات متعدد تأیید شده است (Bruzzone and Melgani, ۲۰۰۴). تابع تصمیم این روش مطابق رابطه (۸) است، که در آن α ضرایب لاگرانژ، y برچسب کلاس و K تابع کرنل است.

$$f(x) = \text{sign}\left(\sum_{i=1}^{m} \alpha_i y_i K(x_i, x) + b\right) \quad (8)$$

کرنل شعاعی به‌کار رفته در پژوهش حاضر مطابق رابطه (۹) تعریف می‌شود، که در آن γ پارامتر پهنای کرنل است. کرنل سیگموئید نیز به‌صورت تانژانت هیپربولیک حاصل‌ضرب داخلی بردارها آزمایش شد.

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2) \quad (9)$$

پارامترهای هزینه و پهنای کرنل با روش‌های شبکه‌بندی و انتخاب نقاط تصادفی تنظیم و پیاده‌سازی با کتابخانه MLIBSV انجام شد (Lin and Chang, ۲۰۱۱).

روش‌های خوشه‌بندی

روش K-میانگین، پیکسل‌ها را با کمینه‌سازی مجموع مربعات فاصله درون‌خوشه‌ای مطابق رابطه (۱۰) به K خوشه تقسیم می‌کند، که در آن C خوشه k-اُم و μ مرکز آن است (MacQueen, ۱۹۶۷).

$$J = \sum_{k=1}^{K} \sum_{x \in C_k} \|x - \mu_k\|^2 \quad (10)$$

نگاشت خودسازمان‌ده، شبکه‌ای از نرون‌ها است که با یادگیری رقابتی، ساختار توپولوژیک فضای ورودی را حفظ می‌کند (Kohonen, ۱۹۹۰). در هر تکرار، نرون برنده و همسایگان آن مطابق رابطه (۱۱) به‌سمت بردار ورودی به‌روزرسانی می‌شوند، که در آن η نرخ یادگیری و h تابع همسایگی است.

$$w_j(t+1) = w_j(t) + \eta(t) h_{cj}(t)\left[x(t) - w_j(t)\right] \quad (11)$$

داده‌ها یک بار با تمامی باندها و بار دیگر با دو مؤلفه اصلی نخست، برای تعداد خوشه‌های ۲ تا ۱۶ خوشه‌بندی شدند. برای انتخاب تعداد خوشه بهینه، میانگین ضریب سیلوئت مطابق رابطه (۱۲) محاسبه شد، که در آن a میانگین فاصله پیکسل i از سایر اعضای خوشه خود و b میانگین فاصله آن از اعضای نزدیک‌ترین خوشه دیگر است؛ مقادیر نزدیک به یک بیانگر انسجام مطلوب خوشه‌ها است (Rousseeuw, ۱۹۸۷).

$$s(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max(a(i), b(i))} \quad (12)$$

سپس با استخراج ماتریس درهم‌ریختگی و بررسی توزیع کلاس‌های واقعی در خوشه‌های به‌دست‌آمده، ساختار قرابت طیفی و تفکیک‌پذیری محصولات تحلیل شد.

تفکیک داده‌ها و طرح آزمایش‌ها

پیکسل‌های برچسب‌دار به‌صورت تصادفی لایه‌ای، یعنی با حفظ نسبت کلاس‌ها، به دو بخش آموزش و آزمون با نسبت ۷۰ به ۳۰ تقسیم شدند. در آموزش شبکه عصبی، ۱۵ درصد از بخش آموزش برای صحت‌سنجی و کنترل ضابطه توقف زودهنگام کنار گذاشته شد. برای مهار هزینه محاسباتی جستجوی پارامترها، از بخش آموزش ۱۲۰۰۰ پیکسل به‌صورت

تصادفی نمونه‌برداری شد، در حالی که بخش آزمون همواره به‌طور کامل و دست‌نخورده نگه داشته شد. تمامی مدل‌ها در هر سناریو بر روی عیناً همان پیکسل‌های آموزش برازش و بر روی عیناً همان پیکسل‌های آزمون سنجیده شدند تا اختلاف نتایج تنها به فضای ویژگی و نوع روش نسبت داده شود.

از آنجا که پیکسل‌های مجاور در تصاویر ابرطیفی همبستگی مکانی بالایی دارند، تفکیک کاملاً تصادفی می‌تواند به نشت اطلاعات مکانی و برآورد خوش‌بینانه دقت بینجامد. برای سنجش این اثر، آزمون تکمیلی با تفکیک مکانی مجزا طراحی شد: تصویر از ستون صد و پنجم به دو بخش بریده شد، مدل تنها بر بخش غربی آموزش دید و تنها بر بخش شرقی آزمون شد، به‌گونه‌ای که هیچ پیکسل آزمون در همسایگی هیچ پیکسل آموزش قرار نگیرد. ده کلاسی که در هر دو بخش حضور داشتند در این آزمون نگه داشته شدند و نتیجه آن در بخش نتایج با نتیجه تفکیک تصادفی مقایسه شده است.

طرح جستجوی پارامترهای شبکه عصبی به‌صورت عاملی کامل نبود، زیرا فضای ترکیبی تعداد گره، تعداد لایه، الگوریتم آموزش، پارامتر توقف زودهنگام، نرخ یادگیری و مومنتم هزینه محاسباتی بازدارنده‌ای دارد. به‌جای آن از جستجوی مرحله‌ای تک‌عاملی استفاده شد: در هر مرحله یک عامل در بازه تعریف‌شده خود تغییر داده شد و سایر عوامل در مقدار بهینه مرحله پیشین ثابت نگه داشته شدند. هر پیکربندی ده بار با مقداردهی اولیه تصادفی متفاوت آموزش داده و میانگین نتایج گزارش شد تا اثر هر عامل از نوسان مقداردهی اولیه تفکیک شود. پارامترهای هزینه و پهنای کرنل ماشین بردار پشتیبان نیز با جستجوی شبکه‌ای و انتخاب نقاط تصادفی تنظیم شدند. این طرح، بازتولیدپذیری نتایج را ممکن می‌سازد، هرچند یافتن بهینه سراسری فضای پارامتر را تضمین نمی‌کند. محدودیتی که در بخش بحث بدان اشاره شده است.

معیار ارزیابی

معیار ارزیابی بخش نظارت‌شده، دقت کل دسته‌بندی مطابق رابطه (۱۳) بود، که در آن n تعداد پیکسل‌های درست دسته‌بندی‌شده کلاس k و N تعداد کل پیکسل‌های بخش آزمون است (Congalton, ۱۹۹۱). با توجه به توزیع به‌شدت نامتوازن کلاس‌ها، دقت کل به‌تنهایی معیار کافی نیست، زیرا کلاس‌های پرجمعیت آن را تحت تأثیر قرار می‌دهند. از این‌رو در پژوهش حاضر مجموعه کاملی از معیارها گزارش می‌شود.

$$\mathrm{OA} = 100\frac{\sum_{k=1}^{c} n_{kk}}{N} \quad (13)$$

ضریب کاپا مطابق رابطه (۱۴) میزان توافق فراتر از تصادف را می‌سنجد، که در آن p مشاهده‌شده نسبت توافق واقعی و p انتظاری نسبت توافق مورد انتظار در حالت تصادفی است (Congalton, ۱۹۹۱).

$$\kappa = \frac{p_o - p_e}{1 - p_e} \quad (14)$$

دقت تولیدکننده و دقت کاربر هر کلاس مطابق روابط (۱۵) و (۱۶) از ماتریس درهم‌ریختگی به‌دست می‌آیند؛ در این روابط n سطری مجموع پیکسل‌های واقعی کلاس k و n ستونی مجموع پیکسل‌های نسبت‌داده‌شده به آن کلاس است. دقت تولیدکننده، سهم پیکسل‌های واقعی کلاس که درست شناسایی شده‌اند و دقت کاربر، سهم پیکسل‌های نسبت‌داده‌شده به کلاس که واقعاً به آن تعلق دارند را نشان می‌دهد.

$$PA_k = \frac{n_{kk}}{n_{k+}} \quad (15)$$

$$UA_k = \frac{n_{kk}}{n_{+k}} \quad (16)$$

امتیاز F۱ هر کلاس مطابق رابطه (۱۷)، میانگین هماهنگ این دو دقت است و معیاری متوازن برای کلاس‌های کم‌جمعیت فراهم می‌کند. در گزارش نتایج، میانگین ساده این معیارها بر روی شانزده کلاس ارائه شده است.

$$F1_k = 2\frac{PA_k UA_k}{PA_k + UA_k} \quad (17)$$

در بخش بدون‌ناظر، افزون بر ضریب سیلوئت، دو شاخص اعتبارسنجی دیگر نیز محاسبه شد تا پایداری تعداد خوشه انتخابی سنجیده شود. شاخص دیویس-بولدین مطابق رابطه (۱۸)، نسبت پراکندگی درون‌خوشه‌ای به فاصله میان مراکز خوشه‌ها را می‌سنجد و مقادیر کمتر آن مطلوب‌تر است. در این رابطه s پراکندگی میانگین خوشه و d فاصله میان دو مرکز است (Bouldin and Davies, ۱۹۷۹).

$$DB = \frac{1}{K}\sum_{k=1}^{K} \max s_k + s_j / d(c_k, c_j) \quad (18)$$

شاخص کالینسکی-هاراباژ مطابق رابطه (۱۹)، نسبت پراکندگی میان‌خوشه‌ای به درون‌خوشه‌ای است و مقادیر بیشتر آن مطلوب‌تر است. در این رابطه B و W به‌ترتیب ماتریس‌های پراکندگی میان‌خوشه‌ای و درون‌خوشه‌ای، K تعداد خوشه و N تعداد نمونه است (Harabasz and Caliński, ۱۹۷۴).

$$CH = \frac{tr(B) / (K - 1)}{tr(W) / (N - K)} \quad (19)$$

ادعای قرابت طیفی، افزون بر ساختار خوشه‌ها، با معیاری مستقل و کمّی نیز سنجیده شد. زاویه طیفی میان دو بردار طیفی مطابق رابطه (۲۰) تعریف می‌شود و برخلاف فاصله اقلیدسی، به شدت روشنایی حساس نیست و تنها شکل منحنی بازتاب را مقایسه می‌کند. مقادیر کوچک‌تر آن بیانگر شباهت طیفی بیشتر است (Kruse et al., ۱۹۹۳). این معیار میان مراکز طیفی شانزده کلاس در فضای کامل ۲۰۴ باندی محاسبه شد.

$$SAM(a,b) = arccos\left(\frac{a \cdot b}{\|a\| \, \|b\|}\right) \quad (20)$$

نتایج و بحث

اثر معماری شبکه عصبی

جدول ۲ بهترین معماری شبکه عصبی را برای هر سناریو نشان می‌دهد. با استفاده از تمامی باندها، شبکه‌ای با ۵۰ گره در یک لایه به دقت آزمون ۸۷/۲ درصد رسید. با مؤلفه‌های تحلیل مؤلفه‌های اصلی، شبکه‌ای با ۲۰ گره در سه لایه دقت ۸۵/۸ درصد و با دو مؤلفه نخست، شبکه‌ای با ۲۰ گره در دو لایه دقت ۷۹/۸ درصد را حاصل کرد. مطابق شکل ۴، افزایش تعداد گره‌ها تا حدی کارایی را بهبود می‌دهد، اما رابطه میان عمق شبکه و دقت یکنوا نیست و در بسیاری موارد شبکه‌های کم‌عمق‌تر عملکرد بهتری داشتند.

Table 2. Best artificial neural network architecture in each input scenario (average of ten training runs).

Input scenario	Nodes	Layers	Test accuracy (%)
All 204 bands	50	1	87.2
All PCA components	20	3	85.8
First two principal components	20	2	79.8

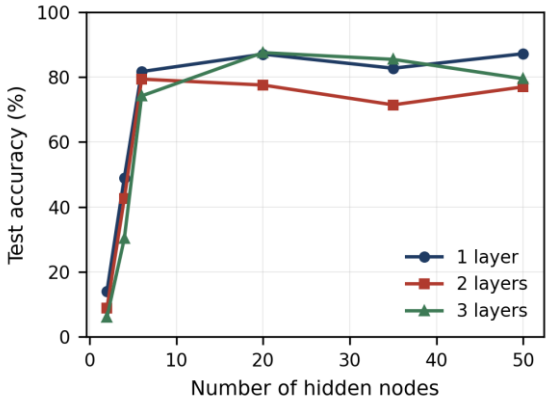


Figure 4. Effect of the number of hidden nodes and layers on the ANN test accuracy (all-bands scenario).

اثر پارامتر توقف زودهنگام

یکی از مهم‌ترین یافته‌های پژوهش حاضر، تأثیر چشمگیر پارامتر توقف زودهنگام بر دقت است. مطابق شکل ۵، افزایش این پارامتر، به‌ویژه در سناریوی مؤلفه‌های تحلیل مؤلفه‌های اصلی، دقت آزمون را از حدود ۶۶ درصد در مقدار یک به ۹۰/۳ درصد در مقدار هشت رساند. این نتیجه نشان می‌دهد که توقف زودهنگام آموزش مانع همگرایی شبکه به راه‌حل مطلوب می‌شود و تنظیم صحیح این پارامتر به‌تنهایی می‌تواند تفاوتی بیش از ۲۴ واحد درصد در دقت ایجاد کند. نکته‌ای که در بسیاری از پژوهش‌ها نادیده گرفته شده است.

برای بیان کمّی این اثر، آماره‌های زیر محاسبه شد. دامنه تغییرات دقت آزمون در بازه پارامتر توقف زودهنگام از یک تا دوازده، برای سه سناریوی تمامی باندها، تمامی مؤلفه‌ها و دو مؤلفه نخست به‌ترتیب ۲۰/۱، ۲۴/۴ و ۲۳/۰ واحد درصد، و انحراف معیار آن به‌ترتیب ۵/۹۷، ۶/۷۴ و ۶/۴۶ واحد درصد بود. میانگین دقت در مقادیر یک و دوی این پارامتر، در مقایسه با مقادیر سه تا دوازده، به‌ترتیب ۱۳/۰، ۹/۷ و ۸/۶ واحد درصد کمتر بود. ضریب همبستگی رتبه‌ای اسپیرمن میان مقدار پارامتر و دقت آزمون، برای سناریوی تمامی باندها ۰/۶۲ با سطح معناداری ۰/۰۳۱ و برای سناریوی دو مؤلفه ۰/۶۴ با سطح معناداری ۰/۰۲۶ به‌دست آمد، اما برای سناریوی تمامی مؤلفه‌ها تنها ۰/۱۴ با سطح معناداری ۰/۶۶۵ و غیرمعنادار بود. بنابراین اثر این پارامتر بزرگ است، ولی یکنوا نیست. افزایش مقدار آن فراتر از حدود سه، بهبود نظام‌مندی به همراه ندارد و نقش اصلی آن، پیشگیری از توقف زودهنگام زیان‌بار است.

اثر الگوریتم آموزش

مقایسه الگوریتم‌های آموزش در شکل ۶ ارائه شده است. در فضای با ابعاد بالا، الگوریتم گرادیان مقیاس‌بندی‌شده مزدوج و کاهش یک‌گامی بهترین عملکرد را داشتند، در حالی که الگوریتم لونبرگ–مارکوارت به‌طور کامل ناکارآمد بود و دقت آن به صفر رسید. علت این امر را می‌توان در حافظه و هزینه محاسباتی بالای الگوریتم لونبرگ–مارکوارت در مسائل با تعداد پارامتر زیاد دانست، در حالی که الگوریتم‌های مزدوج و یک‌گامی برای این‌گونه مسائل مناسب‌ترند. بهینه‌سازی مومنتم برای الگوریتم کاهش گرادیان با مومنتم تطبیقی نیز نشان داد که مقدار بهینه مومنتم برابر ۰/۸۵ است، اما این الگوریتم حتی پس از بهینه‌سازی، از الگوریتم‌های مزدوج و یک‌گامی ضعیف‌تر عمل کرد.

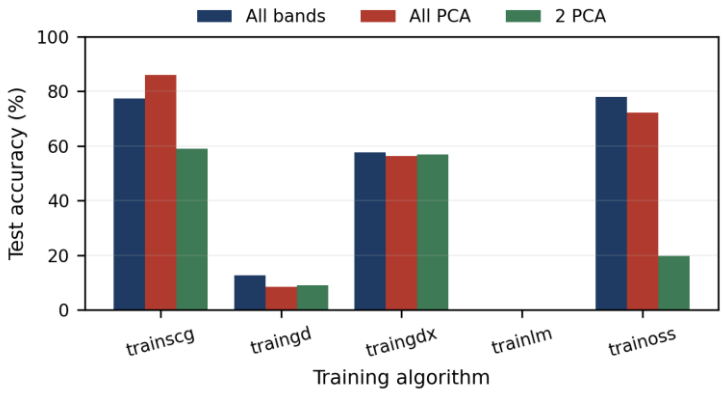


Figure 5. Effect of the early-stopping patience parameter (Max-Fail) on the ANN test accuracy under three input scenarios.

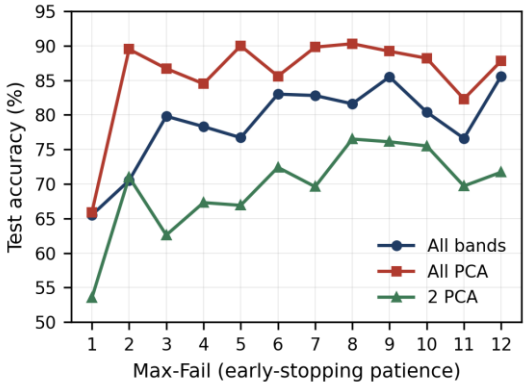


Figure 6. Comparison of the test accuracy of five ANN training algorithms under three input scenarios.

مقایسه هم‌شرایط شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان

مقایسه دو روش نظارت‌شده در شرایط کاملاً یکسان، یعنی بر روی همان پیکسل‌های آموزش و آزمون و در هر سه فضای ویژگی، در جدول ۳ ارائه شده است. این ارزیابی نشان داد که ماشین بردار پشتیبان در فضای کامل ۲۰۴ باندی نه‌تنها قابل اجرا است، بلکه با زمان آموزش کمتر از بیست ثانیه بر روی ۱۲۰۰۰ پیکسل آموزشی، به دقت کل ۹۳/۹ درصد و ضریب کاپای ۰/۹۳۲ می‌رسد. شبکه عصبی در همین فضا دقت ۹۱/۱ درصد و کاپای ۰/۹۰۱ به‌دست آورد. بر این اساس، ناکارآمدی ماشین بردار پشتیبان که در تحلیل اولیه مشاهده شده بود، ویژگی ذاتی این روش نیست، بلکه پیامد محدودشدن ورودی آن به دو مؤلفه اصلی و تنظیم‌نشدن پارامترهای هزینه و پهنای کرنل بوده است. این نکته در پاسخ به داوری محترم بازبینی و نتایج آن جایگزین گزارش پیشین شد.

با محدودشدن ورودی به دو مؤلفه نخست، دقت هر دو روش به‌شدت افت کرد: ماشین بردار پشتیبان به ۸۳/۴ و شبکه عصبی به ۸۱/۸ درصد. نکته درخور توجه آن است که نگه‌داشتن تمامی مؤلفه‌های اصلی، که از نظر ریاضی تنها چرخشی از فضای اولیه است، دقت را تقریباً حفظ می‌کند (۹۲/۷ و ۹۰/۰ درصد) و آنچه زیان‌بار است، نه خود تبدیل بلکه حذف مؤلفه‌ها بر پایه سهم واریانس است. بدین‌ترتیب، ترتیب سه سناریو از نظر دقت یکنواست و کاهش ابعاد در این مجموعه‌داده، سودی در دقت به همراه ندارد و تنها هزینه محاسباتی را کم می‌کند.

مقایسه معیارها نیز نکته‌ای روش‌شناختی را آشکار می‌سازد: میانگین معیارهای کلاسی همواره بالاتر از دقت کل است. برای نمونه در سناریوی تمامی باندها، میانگین امتیاز F_1 برابر ۹۷/۲ درصد در برابر دقت کل ۹۳/۹ درصد است. علت این

تفاوت، وزن زیاد دو کلاس پرجمعیت انگور هرس‌نشده و تاکستان هرس‌نشده است که بیشترین درهم‌ریختگی را با یکدیگر دارند و دقت کل را پایین می‌کشند، در حالی که کلاس‌های کم‌جمعیت‌تر با دقت بالا تفکیک می‌شوند. همین تفاوت، ضرورت گزارش هم‌زمان دقت کل و معیارهای کلاسی را در داده‌های نامتوازن نشان می‌دهد.

جدول ۴ نتیجه آزمون تفکیک مکانی مجزا را نشان می‌دهد. دقت کل در این آزمون بالاتر از تفکیک تصادفی است، اما این عدد به‌تنهایی گمراه‌کننده است: با حذف شش کلاسی که تنها در یک سوی خط برش حضور داشتند، ترکیب کلاس‌های بخش آزمون ساده‌تر شده است. معیار گویاتر، میانگین امتیاز F۱ است که از ۹۷/۲ درصد در تفکیک تصادفی به ۸۳/۴ درصد در تفکیک مکانی افت می‌کند و همین الگو برای شبکه عصبی نیز برقرار است. بنابراین همبستگی مکانی پیکسل‌های مجاور واقعاً بخشی از دقت گزارش‌شده را توضیح می‌دهد و برآوردهای مبتنی بر تفکیک تصادفی، که رویه رایج در ادبیات این مجموعه‌داده است، باید با احتیاط تفسیر شوند.

جمع‌بندی و مبنای انتخاب روش برتر

مبنای مقایسه روش‌ها و انتخاب روش برتر در پژوهش حاضر بر چهار اصل استوار بود. نخست، یکسان‌بودن کامل شرایط ارزیابی. همه مدل‌ها بر عیناً همان پیکسل‌های آموزش برازش و بر همان پیکسل‌های آزمون سنجیده شدند، تا اختلاف نتایج به خود روش نسبت داده شود و نه به تفاوت داده. دوم، ارزیابی چندمعیاره به‌جای اتکا به یک معیار. دقت کل تصویری کلی می‌دهد، ضریب کاپا توافق فراتر از تصادف را می‌سنجد و میانگین امتیاز F۱ کارایی متوازن در کلاس‌های کم‌جمعیت را نشان می‌دهد. سوم، سنجش پایداری با تکرار ده‌باره آموزش و گزارش میانگین، تا برتری حاصل یک مقداردهی اولیه خوش‌اقبال تلقی نشود. چهارم، آزمون استحکام با تفکیک مکانی مجزا، تا پایداری برتری در برابر تغییر شیوه تفکیک داده نیز بررسی شود.

بر پایه این چهار اصل، ماشین بردار پشتیبان با کرنل شعاعی در فضای کامل ۲۰۴ باندی روش برتر این مطالعه است. این روش در هر سه سناریو، در هر چهار معیار و نیز در آزمون تفکیک مکانی از شبکه عصبی پیشی گرفت. با این حال باید توجه داشت که در فضای دو مؤلفه‌ای، فاصله دو روش تنها ۱/۶ واحد درصد است. به بیان دیگر هرچه فضای ویژگی فقیرتر باشد، انتخاب روش اهمیت کمتری از انتخاب فضای ویژگی پیدا می‌کند. این مشاهده، پیام کاربردی اصلی بخش نظارت‌شده است: سرمایه‌گذاری بر کیفیت ورودی و تنظیم پارامترها بازده بیشتری از جابه‌جایی میان روش‌های کلاسیک دارد.

Table 3. Like-for-like comparison of the ANN and the SVM in the three input scenarios (identical training and test pixels; PA, UA and F1 are unweighted class means).

Input scenario	Model	OA (%)	Kappa	PA (%)	UA (%)	F1 (%)
All 204 bands	SVM-RBF	93.9	0.932	97.1	97.4	97.2
All 204 bands	ANN	91.1	0.901	94.4	95.0	94.6
All PCA components	SVM-RBF	92.7	0.919	95.9	96.4	96.2
All PCA components	ANN	90.0	0.889	93.0	93.5	93.2
First two components	SVM-RBF	83.4	0.815	87.7	87.9	87.4
First two components	ANN	81.8	0.796	84.7	85.3	84.4

Table 4. Effect of a spatially disjoint train-test split on the supervised results (ten classes present on both sides of the column cut).

Model	OA (%)	Kappa	PA (%)	UA (%)	F1 (%)
SVM-RBF	97.4	0.966	94.1	82.7	83.4
ANN	94.6	0.927	92.5	79.3	79.7

تحلیل خوشه‌بندی و قرابت طیفی

شکل ۷ میانگین ضریب سیلوئت را برای دو روش خوشه‌بندی و در دو فضای ویژگی نشان می‌دهد. در روش K-میانگین، بیشترین انسجام خوشه‌ها در هفت خوشه با سیلوئت ۰/۸۱۳ روی مؤلفه‌های تحلیل مؤلفه‌های اصلی به‌دست آمد. محاسبه مجدد این ضریب در بازبینی حاضر، با نمونه تصادفی ده هزار پیکسلی، مقدار ۰/۶۵۴ را برای همان تعداد خوشه به‌دست داد. تفاوت مقدار مطلق ناشی از شیوه نمونه‌برداری در محاسبه ضریب است و تعداد خوشه بهینه را تغییر نمی‌دهد، در حالی که در روش نگاشت خودسازمان‌ده، تعداد خوشه بهینه شش و سیلوئت ۰/۸۰۳ بود. نکته درخور توجه آن است که با وجود شانزده کلاس واقعی، معیار سیلوئت تعداد خوشه بهینه بسیار کمتری را پیشنهاد می‌دهد. این امر بازتاب هم‌پوشانی و قرابت طیفی میان بسیاری از محصولات است.

تحلیل توزیع کلاس‌ها در خوشه‌ها ساختار قرابت طیفی روشنی را آشکار کرد. کلاس کلش خالص‌ترین خوشه را تشکیل داد و بیش از ۹۹ درصد پیکسل‌های آن در یک خوشه مجزا قرار گرفت. در مقابل، دو گونه بروکلی همواره در یک خوشه ادغام شدند که نشان‌دهنده شباهت طیفی بالای آن‌هاست. همچنین انواع زمین آیش و آیش با شخم سطحی قرابت طیفی زیادی نشان دادند. تفاوت درخور توجه میان دو روش، در برخورد با کلاس آیش با شخم عمیق بود: در روش K-میانگین این کلاس با بیش از ۹۲ درصد از دو کلاس آیش دیگر تفکیک شد، اما در روش نگاشت خودسازمان‌ده هر سه نوع آیش در یک خوشه قرار گرفتند. این‌گونه اطلاعات درباره قرابت و تفکیک‌پذیری طیفی محصولات، برای طراحی راهبرد نمونه‌برداری زمینی، انتخاب باندهای مؤثر و پیش‌بینی کلاس‌های مستعد اشتباه در دسته‌بندی، ارزش کاربردی مستقیم دارد.

برای سنجش پایداری تعداد خوشه انتخابی، افزون بر ضریب سیلوئت، دو شاخص دیویس-بولدین و کالینسکی-هاراباژ نیز برای تعداد خوشه‌های دو تا شانزده محاسبه شد و نتیجه آن در شکل ۸ ارائه شده است. شاخص سیلوئت بیشینه خود را در هفت خوشه با مقدار ۰/۶۵۴ و شاخص دیویس-بولدین کمینه خود را نیز در همان هفت خوشه با مقدار ۰/۴۵۷ نشان داد. بنابراین دو شاخص مستقل بر تعداد خوشه بهینه توافق دارند. شاخص کالینسکی-هاراباژ رفتاری متفاوت داشت و با افزایش تعداد خوشه تقریباً به‌طور یکنوا افزایش یافت و بیشینه خود را در شانزده خوشه نشان داد. این رفتار برای شاخص یادشده شناخته‌شده است، زیرا افزایش تعداد خوشه را به‌اندازه کافی جریمه نمی‌کند و در داده‌هایی با خوشه‌های تودرتو به بیش‌برآورد تمایل دارد. توافق دو شاخص نخست بر هفت خوشه، در کنار واگرایی شاخص سوم، این نتیجه را تأیید می‌کند که ساختار طیفی ذاتی این صحنه به‌مراتب ساده‌تر از شانزده کلاس اسمی آن است.

ادعای قرابت طیفی با معیاری مستقل از خوشه‌بندی نیز آزموده شد، زیرا ساختار خوشه‌ها به تابع فاصله و معماری الگوریتم وابسته است و به‌تنهایی شباهت طیفی را اثبات نمی‌کند. بدین منظور زاویه طیفی میان مراکز طیفی شانزده کلاس در فضای کامل ۲۰۴ باندی محاسبه شد. میانگین آن برای همه جفت‌ها ۱۶/۸ درجه، کمینه ۱/۱ و بیشینه ۳۸/۰ درجه بود. جدول ۵ هشت جفت کلاس با کمترین زاویه طیفی را نشان می‌دهد.

این نتایج، استنباط مبتنی بر خوشه‌بندی را به‌طور مستقل تأیید می‌کنند. جفت انگور هرس‌نشده و تاکستان هرس‌نشده با زاویه ۱/۴ درجه، که در ماتریس درهم‌ریختگی دسته‌بندی نیز بیشترین خطا را به یکدیگر داشتند، و دو گونه بروکلی با زاویه ۲/۷ درجه، از نزدیک‌ترین جفت‌ها هستند. همچنین سه نوع زمین آیش زوایای کمتر از سه درجه با یکدیگر دارند. بدین‌ترتیب، شباهتی که در ساختار خوشه‌ها دیده می‌شود صرفاً پیامد انتخاب الگوریتم نیست، بلکه در خود امضای طیفی کلاس‌ها ریشه دارد. نکته درخور توجه آن است که کمترین زاویه طیفی نه میان دو محصول، بلکه میان زمین آیش و خاک تاکستان در حال توسعه دیده می‌شود. یافته‌ای سازگار با این واقعیت که در هر دو کلاس، بازتاب غالب از خاک لخت ناشی می‌شود.

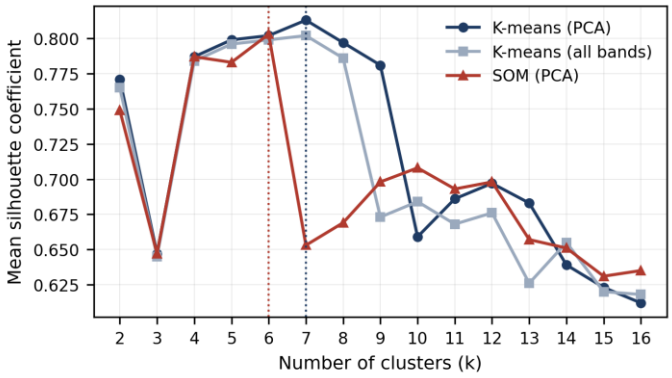


Figure 7. Mean silhouette coefficient versus the number of clusters for the K-means and self-organizing map methods.

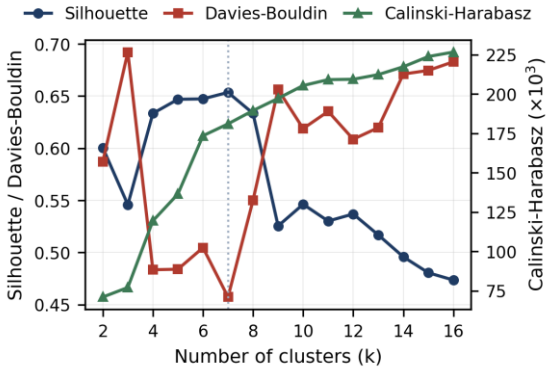


Figure 8. Silhouette, Davies-Bouldin and Calinski-Harabasz indices against the number of clusters for K-means on the two leading principal components.

Table 5. The eight most spectrally similar class pairs, measured by the spectral angle between class centroids in the full 204-band space.

Class A	Class B	Spectral angle (degrees)
Fallow	Soil vineyard develop	1.11
Grapes untrained	Vineyard untrained	1.43
Soil vineyard develop	Lettuce romaine 4 wk	1.64
Broccoli green weeds 2	Celery	1.80
Fallow	Lettuce romaine 4 wk	2.04
Fallow	Fallow smooth	2.17
Lettuce romaine 4 wk	Lettuce romaine 5 wk	2.51
Fallow smooth	Soil vineyard develop	2.72

بحث

یافته‌های پژوهش حاضر دو پیام اصلی دارد. نخست، در دسته‌بندی نظارت‌شده تصاویر ابرطیفی با روش‌های کلاسیک، انتخاب و تنظیم پارامترهای آموزشی، به‌ویژه الگوریتم بهینه‌سازی و ضابطه توقف زودهنگام، اهمیتی هم‌تراز یا بیشتر از

انتخاب خود روش دارد. چنان‌که تنظیم این پارامترها دقت را تا بیش از ۲۴ واحد درصد تغییر داد. این نتیجه با گزارش‌های پیشین درباره حساسیت شبکه‌های عصبی در مسائل با ابعاد بالا همسو است. ناکارآمدی الگوریتم لونبرگ–مارکوارت در این پژوهش با ماهیت این الگوریتم سازگار است، زیرا این روش نیازمند تشکیل و معکوس‌سازی ماتریس ژاکوبین است و هزینه حافظه آن با مجذور تعداد پارامترها افزایش می‌یابد (Menhaj and Hagan, ۱۹۹۴). در مقابل، الگوریتم گرادیان مقیاس‌بندی‌شده مزدوج به‌طور خاص برای مسائل با تعداد پارامتر زیاد و بدون نیاز به جستجوی خطی طراحی شده است (Møller, ۱۹۹۳) و الگوریتم کاهش یک‌گامی نیز با تقریب مرتبه دوم کم‌هزینه، تعادلی میان سرعت و پایداری برقرار می‌کند (Battiti, ۱۹۹۲). اهمیت ضابطه توقف زودهنگام نیز با یافته‌های پیشین در زمینه کنترل بیش‌برازش شبکه‌های عصبی هم‌خوانی دارد (Prechelt, ۱۹۹۸). دوم، تحلیل خوشه‌بندی نشان داد که ساختار طیفی این مجموعه‌داده ذاتاً کمتر از تعداد کلاس‌های اسمی آن است و بسیاری از محصولات امضای طیفی نزدیکی دارند. همین قرابت، چالش اصلی روش‌های دسته‌بندی و توجیه‌کننده دقت متوسط روش‌های کلاسیک در برابر روش‌های یادگیری عمیق است که با بهره‌گیری از اطلاعات مکانی–طیفی توأمان بر این محدودیت غلبه می‌کنند (Ahmad et al., ۲۰۲۲; Liu et al., ۲۰۲۳; Bourriz et al., ۲۰۲۵). شباهت طیفی میان محصولات، در مطالعات تهیه نقشه الگوی کشت با تصاویر چندطیفی نیز به‌عنوان عامل اصلی خطای دسته‌بندی گزارش شده است (Rahmati et al., ۲۰۲۲)، و راهکارهایی نظیر بهره‌گیری از سری زمانی تصاویر و هم‌افزایی داده‌های نوری و راداری برای رفع آن پیشنهاد شده است (Valero et al., ۲۰۲۱). بدین‌ترتیب، رویکرد پژوهش حاضر، به‌جای رقابت با دقت روش‌های پیچیده، بر فهم رفتار روش‌ها و ساختار داده تمرکز دارد که برای پژوهشگران حوزه سنجش از دور کشاورزی راهگشا است.

محدودیت‌های پژوهش حاضر نیز باید در تفسیر نتایج لحاظ شود. نخست، ارزیابی بر یک مجموعه‌داده ارزیابی استاندارد انجام شده و تعمیم نتایج به تصاویر مناطق کشاورزی ایران نیازمند تکرار تحلیل بر داده‌های محلی است. دوم، تنها اطلاعات طیفی به‌کار رفته و اطلاعات مکانی همسایگی پیکسل‌ها در مدل‌سازی وارد نشده است. سوم، جستجوی پارامترها به‌صورت مرحله‌ای تک‌عاملی انجام شده و یافتن بهینه سراسری فضای پارامتر را تضمین نمی‌کند. چهارم، هرچند آزمون تفکیک مکانی مجزا انجام شد، این آزمون تنها ده کلاس مشترک دو سوی خط برش را در بر می‌گیرد و ارزیابی کامل استحکام مکانی، نیازمند طراحی نمونه‌برداری بلوکی در سراسر صحنه است (Congalton, ۱۹۹۱).

یافته دیگر پژوهش حاضر آن است که در این مجموعه‌داده، کاهش ابعاد سودی در دقت به همراه ندارد. نگه‌داشتن تمامی مؤلفه‌های اصلی، که تبدیلی وارون‌پذیر از فضای اولیه است، دقت را تقریباً بدون تغییر نگه داشت، اما محدودکردن ورودی به دو مؤلفه نخست دقت را حدود ده واحد درصد کاهش داد. این مشاهده با گزارش‌هایی که اثر مثبت این تبدیل را در حذف افزونگی و نوفه توصیف کرده‌اند (Uddin et al., ۲۰۲۱) در تعارض ظاهری است، اما در عمل مکمل آن‌هاست: سود تحلیل مؤلفه‌های اصلی در این‌گونه مسائل عمدتاً محاسباتی است و تنها هنگامی به بهبود دقت می‌انجامد که تعداد نمونه آموزشی نسبت به تعداد باند کم باشد و پدیده هیوز فعال شود. در صحنه سالیناس با بیش از پنجاه هزار پیکسل برچسب‌دار، این شرط برقرار نیست. نتیجه کاربردی آن است که تعداد مؤلفه باید بر پایه کارایی دسته‌بندی و نه تنها سهم واریانس انتخاب شود (Jolliffe and Cadima, ۲۰۱۶).

بازبینی نتایج ماشین بردار پشتیبان نیز درسی روش‌شناختی در بر دارد. در تحلیل اولیه، این روش تنها در فضای دو مؤلفه‌ای و با پارامترهای تنظیم‌نشده ارزیابی شده بود و نتیجه، ناکارآمدی ظاهری آن بود. ارزیابی هم‌شرایط نشان داد که این ناکارآمدی ویژگی روش نیست، بلکه پیامد طراحی آزمایش است. این تجربه هشدار می‌دهد که در مقایسه روش‌های یادگیری ماشین، اگر هر روش در فضای ویژگی یا با بودجه تنظیم متفاوتی سنجیده شود، نتیجه مقایسه بیش از آنکه تفاوت

روش‌ها را نشان دهد، تفاوت طراحی آزمایش را بازتاب می‌دهد. دقت ۹۳/۹ درصدی به‌دست‌آمده برای این روش، با مقادیر گزارش‌شده در ادبیات برای روش‌های کلاسیک روی همین صحنه در گستره ۸۷ تا ۹۳ درصد هم‌خوانی دارد (Ahmad et al., ۲۰۲۲) و بر اعتبار پروتکل بازبینی‌شده دلالت می‌کند.

نتیجه‌گیری

در پژوهش حاضر، رفتار روش‌های کلاسیک یادگیری ماشین و ساختار طیفی داده در تشخیص شانزده کلاس الگوی کشت از تصویر ابرطیفی سالیناس بررسی شد. جمع‌بندی کلی پژوهش را می‌توان در سه گزاره بیان کرد. نخست، در فضای با ابعاد بالا سهم تنظیم پارامترهای یادگیری در دقت نهایی، هم‌تراز یا بیشتر از سهم انتخاب خود روش است. تنظیم ضابطه توقف زودهنگام به‌تنهایی دقت را تا بیش از ۲۴ واحد درصد جابه‌جا کرد، در حالی که فاصله دو روش نظارت‌شده در بهترین حالت کمتر از سه واحد درصد بود. دوم، کاهش ابعاد بر پایه سهم واریانس در این مجموعه‌داده به بهبود دقت نمی‌انجامد. ارزش تحلیل مؤلفه‌های اصلی در اینجا کاهش هزینه محاسباتی است و انتخاب تعداد مؤلفه باید به کارایی دسته‌بندی گره بخورد. سوم، ساختار طیفی ذاتی این صحنه با هفت خوشه توصیف می‌شود و نه با شانزده کلاس اسمی، و کلاس‌های مستعد اشتباه را می‌توان پیش از هر دسته‌بندی و بدون داده برچسب‌دار، با معیار زاویه طیفی شناسایی کرد.

از دید کاربردی، این یافته‌ها به سه توصیه مشخص برای طراحی سامانه‌های تشخیص الگوی کشت می‌انجامد. نخست، پیش از انتخاب روش دسته‌بندی، بودجه تنظیم پارامترها تعیین و مستند شود، زیرا بازده آن از جابه‌جایی میان روش‌های کلاسیک بیشتر است. دوم، تعداد مؤلفه‌های نگه‌داشته‌شده با معیار دقت دسته‌بندی و نه با آستانه ثابت واریانس انتخاب شود. سوم، پیش از برداشت میدانی، با تحلیل زاویه طیفی جفت‌کلاس‌های کم‌فاصله شناسایی و نمونه‌برداری زمینی بر همان کلاس‌ها متمرکز شود. پیشنهاد می‌شود در پژوهش‌های آینده این چارچوب بر تصاویر مناطق کشاورزی ایران تکرار شود و اثر افزودن اطلاعات مکانی و سری زمانی بر تفکیک کلاس‌های هم‌پوشان سنجیده شود.

References

Ahmad, M., Shabbir, S., Roy, S. K., Hong, D., Wu, X., Yao, J., Khan, A. M., Mazzara, M., Distefano, S., & Chanussot, J. (2022). Hyperspectral image classification—Traditional to deep models: A survey for future prospects. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 15, 968–999. https://doi.org/10.1109/JSTARS.2021.3133021

Battiti, R. (1992). First- and second-order methods for learning: Between steepest descent and Newton's method. Neural Computation, 4(2), 141–166. https://doi.org/10.1162/neco.1992.4.2.141

Bourriz, M., Hajji, H., Laamrani, A., Elbouanani, N., Ait Abdelali, H., Bourzeix, F., El-Battay, A., Amazirh, A., & Chehbouni, A. (2025). Integration of hyperspectral imaging and AI techniques for crop type mapping: Present status, trends, and challenges. Remote Sensing, 17(9), Article 1574. https://doi.org/10.3390/rs17091574

Caballero, D., Calvini, R., & Amigo, J. M. (2020). Hyperspectral imaging in crop fields: Precision agriculture. In J. M. Amigo (Ed.), Hyperspectral imaging (Data Handling in Science and Technology, Vol. 32, pp. 453–473). Elsevier. https://doi.org/10.1016/B978-0-444-63977-6.00018-3

Caliński, T., & Harabasz, J. (1974). A dendrite method for cluster analysis. Communications in Statistics, 3(1), 1–27. https://doi.org/10.1080/03610927408827101

Chang, C.-C., & Lin, C.-J. (2011). LIBSVM: A library for support vector machines. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2(3), Article 27. https://doi.org/10.1145/1961189.1961199

Congalton, R. G. (1991). A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. Remote Sensing of Environment, 37(1), 35–46. https://doi.org/10.1016/0034-4257(91)90048-B

Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). Support-vector networks. Machine Learning, 20(3), 273–297. https://doi.org/10.1007/BF00994018

Davies, D. L., & Bouldin, D. W. (1979). A cluster separation measure. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, PAMI-1(2), 224–227. https://doi.org/10.1109/TPAMI.1979.4766909

Green, R. O., Eastwood, M. L., Sarture, C. M., Chrien, T. G., Aronsson, M., Chippendale, B. J., Faust, J. A., Pavri, B. E., Chovit, C. J., Solis, M., Olah, M. R., & Williams, O. (1998). Imaging spectroscopy and the Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer (AVIRIS). Remote Sensing of Environment, 65(3), 227–248. https://doi.org/10.1016/S0034-4257(98)00064-9

Grupo de Inteligencia Computacional. (2021). Hyperspectral remote sensing scenes. University of the Basque Country. https://www.ehu.eus/ccwintco/index.php/Hyperspectral_Remote_Sensing_Scenes

Hagan, M. T., & Menhaj, M. B. (1994). Training feedforward networks with the Marquardt algorithm. IEEE Transactions on Neural Networks, 5(6), 989–993. https://doi.org/10.1109/72.329697

Hughes, G. F. (1968). On the mean accuracy of statistical pattern recognizers. IEEE Transactions on Information Theory, 14(1), 55–63. https://doi.org/10.1109/TIT.1968.1054102

Jolliffe, I. T., & Cadima, J. (2016). Principal component analysis: A review and recent developments. Philosophical Transactions of the Royal Society A, 374(2065), Article 20150202. https://doi.org/10.1098/rsta.2015.0202

Kohonen, T. (1990). The self-organizing map. Proceedings of the IEEE, 78(9), 1464–1480. https://doi.org/10.1109/5.58325

Kruse, F. A., Lefkoff, A. B., Boardman, J. W., Heidebrecht, K. B., Shapiro, A. T., Barloon, P. J., & Goetz, A. F. H. (1993). The spectral image processing system (SIPS)—Interactive visualization and analysis of imaging spectrometer data. Remote Sensing of Environment, 44(2–3), 145–163. https://doi.org/10.1016/0034-4257(93)90013-N

Liu, J., Wang, T., Skidmore, A., Sun, Y., Jia, P., & Zhang, K. (2023). Integrated 1D, 2D, and 3D CNNs enable robust and efficient land cover classification from hyperspectral imagery. Remote Sensing, 15(19), Article 4797. https://doi.org/10.3390/rs15194797

MacQueen, J. (1967). Some methods for classification and analysis of multivariate observations. In Proceedings of the Fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability (Vol. 1, pp. 281–297). University of California Press.

Melgani, F., & Bruzzone, L. (2004). Classification of hyperspectral remote sensing images with support vector machines. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 42(8), 1778–1790. https://doi.org/10.1109/TGRS.2004.831865

Møller, M. F. (1993). A scaled conjugate gradient algorithm for fast supervised learning. Neural Networks, 6(4), 525–533. https://doi.org/10.1016/S0893-6080(05)80056-5

Prechelt, L. (1998). Early stopping—But when? In G. B. Orr & K.-R. Müller (Eds.), Neural networks: Tricks of the trade (Lecture Notes in Computer Science, Vol. 1524, pp. 55–69). Springer. https://doi.org/10.1007/3-540-49430-8_3

Rahmati, A., Valadan Zoej, M. J., & Taheri Dehkordi, A. (2022). Early identification of crop types using Sentinel-2 satellite images and an incremental multi-feature ensemble method (Case study: Shahriar, Iran). Advances in Space Research, 70(4), 907–922. https://doi.org/10.1016/j.asr.2022.05.038

Rousseeuw, P. J. (1987). Silhouettes: A graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis. Journal of Computational and Applied Mathematics, 20, 53–65. https://doi.org/10.1016/0377-0427(87)90125-7

Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., & Williams, R. J. (1986). Learning representations by back-propagating errors. Nature, 323(6088), 533–536. https://doi.org/10.1038/323533a0

Tejasree, G., & Agilandeeswari, L. (2024). An extensive review of hyperspectral image classification and prediction: Techniques and challenges. Multimedia Tools and Applications, 83(34), 80941–81038. https://doi.org/10.1007/s11042-024-18562-9

Uddin, M. P., Mamun, M. A., & Hossain, M. A. (2021). PCA-based feature reduction for hyperspectral remote sensing image classification. IETE Technical Review, 38(4), 377–396. https://doi.org/10.1080/02564602.2020.1740615

Valero, S., Arnaud, L., Planells, M., & Ceschia, E. (2021). Synergy of Sentinel-1 and Sentinel-2 imagery for early seasonal agricultural crop mapping. Remote Sensing, 13(23), Article 4891. https://doi.org/10.3390/rs13234891