جاسازی خط ویژگی وزن‌دار برای استخراج ویژگی تصاویر ابرطیفی

مریم ایمانی[1] حسن قاسمیان[2]

۱- دانش‌آموخته کارشناسی ارشد- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر- دانشگاه تربیت مدرس- تهران- ایران
maryam.imani@modares.ac.ir
۲- استاد دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر- دانشگاه تربیت مدرس- تهران- ایران
ghassemi@modares.ac.ir

چکیده: **یکی از مراحل مهم قبل از طبقه‌بندی تصاویر ابرطیفی، کاهش ویژگی با استفاده از روش‌های استخراج ویژگی است. در این مقاله یک روش استخراج نظارت شده پیشنهاد شده که دارای کارایی خوبی با استفاده از تعداد نمونه‌های آموزشی محدود است. روش استخراج ویژگی پیشنهادی که جاسازی خط ویژگی وزن‌دار (WFLE) نامیده شده، از مفاهیم خط ویژگی برای تولید نمونه‌های آموزشی مجازی استفاده می‌کند. نمونه‌های آموزشی مجازی تولید شده برای محاسبه ماتریس‌های پراکندگی درون دسته‌ای و بین دسته‌ای به شکل وزن‌دار استفاده می‌شوند. نحوه وزن‌دهی بر مبنای ماهیت نمونه‌های آموزشی است. آن دسته از نمونه‌های آموزشی که سبب ایجاد خطا در طبقه‌بندی داده می‌شوند، نمونه‌های آموزشی نامطلوب محسوب شده و بنابراین در طی فرآیند استخراج ویژگی اصلاح بیشتری بر روی آن‌ها انجام می‌شود. در مقابل، بر روی نمونه‌های آموزشی مطلوب، اصلاح کمتری صورت می‌پذیرد. روش پیشنهادی WFLE با تعدادی از روش‌های استخراج ویژگی مهم و پرکاربرد از قبیل LDA، GDA، NWFE، LPP، NPE و NFLE مقایسه شده است. ما برای انجام آزمایش‌های خود از سه مجموعه داده ابرطیفی واقعی استفاده کرده‌ایم. نتایج آزمایش‌ها، برتری روش‌پیشنهادی را نسبت به سایر روش‌ها در تعداد نمونه‌های آموزشی محدود نشان می‌دهند.**

کلمات کلیدی: **خط ویژگی، استخراج ویژگی، تصویر ابرطیفی، طبقه‌بندی**

تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۳/۱/۲۳
تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۴/۹/۱۳

نام نویسنده‌ی مسئول: دکتر حسن قاسمیان
نشانی نویسنده‌ی مسئول: بزرگراه جلال آل احمد، پل نصر، دانشگاه تربیت مدرس، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-02-02]
[DOR: 20.1001.1.26765810.1395.13.2.9.5]
Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers Vol13 No.2 Summer 2016

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-02-02]

[DOR: 20.1001.1.26765810.1395.13.2.9.5]

۱- مقدمه

پردازش تصاویر از مسائل پر کابرد مطرح شده در سال‌های اخیر می‌باشد [۱]. در سال‌های اخیر، تصاویر ابرطیفی با فراهم نمودن حجم زیاد اطلاعات طیفی، امکان تفکیک بین عناصر مختلف را با جزئیات دقیق فراهم آورده‌اند. اگر تعداد نمونه‌های آموزشی را ثابت در نظر بگیریم، با افزایش ابعاد داده، صحت طبقه‌بندی ابتدا افزایش و سپس کاهش می‌یابد. این مسئله به پدیده هیوز معروف بوده و یکی از چالش‌های اساسی در تحلیل و طبقه‌بندی تصاویر ابرطیفی است [۲]. کاهش تعداد باندهای طیفی (ویژگی‌ها) علاوه بر تخفیف پدیده‌ی هیوز باعث کاهش پیچیدگی محاسباتی نیز خواهد شد. به طور کلی، روش‌های کاهش ویژگی در دو گروه جای می گیرند: انتخاب ویژگی و استخراج ویژگی. هدف فرآیند انتخاب ویژگی، انتخاب موثرترین زیرمجموعه از ویژگی‌ها بر طبق یک تابع معیار و یک الگوریتم جستجو است [۳-۴]. موضوع مورد بررسی ما در این مقاله، استخراج ویژگی است. استخراج ویژگی می‌تواند با استفاده از نمونه‌های آموزشی و به صورت نظارت شده [۵] و یا به صورت بدون نظارت (بدون استفاده از نمونه‌های آموزشی) انجام گیرد. تعدادی از روش‌های بدون نظارت در [۸-۶] پیشنهاد شده‌اند. گروه اول اشاره شده (روش‌های با نظارت) به دلیل در نظر گرفتن جدایی‌پذیری دسته‌ها[۱]، مناسب برای کاربردهای طبقه‌بندی‌اند. اما گروه دوم (روش‌های بدون نظارت) تفکیک‌پذیری بین دسته‌ها را در نظر نگرفته و بر اساس معیارهای دیگری از جمله حداقل کردن مربع خطای بازسازی سیگنال عمل می‌کنند و در نتیجه برای کاربردهای طبقه‌بندی ممکن است مفید واقع نشوند. مرور نسبتا کاملی از روش‌های مختلف انتخاب و استخراج ویژگی در [۹] بیان شده است.

روش استخراج ویژگی پیشنهاد شده در این مقاله، نظارت شده بوده و دارای کارایی خوبی در تعداد نمونه‌های آموزشی محدود است. ما این روش را جاسازی خط ویژگی وزن‌دار (WFLE[۲]) می‌نامیم. روش پیشنهادی WFLE با استفاده از مفاهیم خط ویژگی (FL[۳])، تولید نمونه‌ی آموزشی مجازی می‌کند و از این نمونه‌ها به شکل وزن‌دار برای تولید ماتریس‌های پراکندگی درون دسته‌ای و بین دسته‌ای بهره می‌برد. ایده اساسی روش پیشنهادی در نحوه‌ی وزن‌دهی به این نمونه‌های آموزشی است. وزنی که به هر نمونه‌ی آموزشی مجازی تعلق می‌گیرد به ماهیت نمونه‌های آموزشی تشکیل دهنده‌ی آن بستگی دارد. اگر نمونه‌های آموزشی دارای وضعیت غیرعادی و نامطلوبی باشند، در طی فرآیند استخراج ویژگی، باید اصلاح بیشتری بر روی آن‌ها انجام گیرد و برعکس، اگر نمونه‌های آموزشی دارای وضعیت عادی و مطلوبی باشند، اصلاح کمتری بر روی آن‌ها انجام خواهد گرفت.

ما روش استخراج ویژگی پیشنهادی، WFLE، را با سه گروه از روش‌های استخراج ویژگی مقایسه کرده‌ایم. گروه اول، روش‌های استخراج ویژگی‌ای هستند که بر مبنای جدایی‌پذیری دسته‌ها کار می‌کنند. این روش‌ها با تولید ماتریس‌های پراکندگی درون دسته‌ای و بین دسته‌ای سعی در کمینه کردن پراکندگی‌های درون دسته‌ای و بیشینه کردن پراکندگی‌های بین دسته‌ای دارد. از جمله‌ی این روش‌ها می‌توان به تحلیل تمییز خطی (LDA[۴]) [۱۰]، تحلیل تمییز تعمیم یافته (GDA[۵]) [۱۱] و استخراج ویژگی وزن‌دار غیرپارامتریک (NWFE[۶]) [۱۲] اشاره نمود. گروه دوم روش‌های استخراج ویژگی، به منظور حفظ ساختار محلی داده استفاده می‌شوند. از جمله این روش‌ها می‌توان به جاسازی حفظ هماسیگی (NPE[۷]) [۱۳] و تصویر حفظ محلیت (LPP[۸]) [۱۴] اشاره نمود که می‌توانند به دو صورت نظارت شده و بدون نظارت، پیاده‌سازی شوند که البته در این مقاله، فرم نظارت شده‌ی آن‌ها برای ما مد نظر است. و اما گروه سوم روش‌های استخراج ویژگی که در این‌جا بررسی می‌شود، روش‌هایی هستند که از نمونه‌های آموزشی مجازی استفاده می‌کنند. از جمله این روش‌ها می‌توان به NFLE[۹] [۱۵] اشاره نمود که از نمونه‌های آموزشی مجازی تولید شده برای تخمین ماتریس‌های پراکندگی درون دسته‌ای و بین دسته‌ای استفاده می‌کند.

در ادامه این مقاله، ابتدا توضیحاتی در مورد روش‌های استخراج ویژگی پرکاربردی که روش پیشنهادی خود را با آن‌ها مورد مقایسه قرار داده‌ایم، بیان می‌شود. سپس روش پیشنهادی معرفی خواهد شد. نتایج آزمایش‌ها و تحلیل آن‌ها در ادامه بیان شده اند و در نهایت، نتایج به دست آمده بیان گردیده‌اند.

۲- روش‌های استخراج ویژگی نظارت شده

ما روش پیشنهادی خود در این مقاله را با سه گروه از روش‌های استخراج ویژگی مقایسه کرده‌ایم. گروه اول، شامل روش‌هایی است که از میانگین دسته‌ها و یا میانگین وزن‌دار نمونه‌ها برای تولید ماتریس‌های پراکندگی درون دسته‌ای و بین دسته‌ای استفاده می‌کنند و در حقیقت اساس کار آن‌ها بر مبنای جدایی‌پذیری دسته‌ها است. گروه دوم، روش‌هایی هستند که هدف اصلی آن‌ها حفظ ساختار محلی داده در فضای کاهش

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-02-02]

[DOR: 20.1001.1.26765810.1395.13.2.9.5]
Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers Vol13 No.2 Summer 2016

یافته است. گروه سوم، روش‌هایی هستند که از نمونه‌های آموزشی مجازی تولیده شده با مفهوم FL بهره می‌گیرند.

۲-۱- گروه اول: LDA, GDA, NWFE

هر سه روش گروه اول، از معیار جدایی‌پذیری دسته‌ها برای استخراج ویژگی استفاده می‌کنند. این روش‌ها، نسبت ماتریس پراکندگی بین- دسته‌ای $(\boldsymbol{S}_b)$ را به ماتریس پراکندگی درون- دسته‌ای$(\boldsymbol{S}_w)$ بیشینه می‌کنند. . ویژگی‌های استخراج شده در این روش‌ها با حداکثر کردن معیار $tr(\mathbf{S}_{\mathrm{w}}{}^{-1}\mathbf{S}_{\mathrm{b}})$ به دست می‌آیند.

تحلیل تمییز خطی (LDA) [۱۰]: فرض که d و n به ترتیب بعد داده‌ی اولیه و بعد فضای تبدیل یافته باشند، داده بعد بالا و داده بعد پایین به ترتیب با $\{\boldsymbol{x}_i\}_{i=1}^{N}$ و $\{\boldsymbol{z}_i\}_{i=1}^{N}$ نمایش داده شوند و N تعداد کل نمونه‌های داده باشد. نگاشت داده از $\boldsymbol{x}_i \in \mathbb{R}^d$ به $\boldsymbol{z}_i \in \mathbb{R}^n$ با یک تبدیل خطی $\boldsymbol{z}_i = \boldsymbol{W}^T\boldsymbol{x}_i$ انجام می‌شود. برای به دست آوردن $\mathbf{w}$ که بردار تشکیل دهنده‌ی ماتریس تبدیل $\mathbf{W}_{d\times n} = (\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \dots, \mathbf{w}_{\mathrm{n}})$ است، باید مسئله‌ی بهینه‌سازی زیر حل شود [۱۰]:

$$\mathbf{w} = \arg\max_{\mathbf{w}} \frac{\mathbf{w}^T\mathbf{S}_b\mathbf{w}}{\mathbf{w}^T\mathbf{S}_w\mathbf{w}} \qquad (۱)$$

در LDA، ماتریس‌های پراکندگی درون- دسته‌ای و بین دسته‌ای به شکل زیر تعریف می‌شوند:

$$\mathbf{S}_b = \sum_{k=1}^{c} n_k(\mathbf{m}_k - \mathbf{m})(\mathbf{m}_k - \mathbf{m})^T \qquad (۲)$$

$$\mathbf{S}_w = \sum_{k=1}^{c}\left(\sum_{i=1}^{n_k}(\mathbf{x}_{i,k} - \mathbf{m}_k)(\mathbf{x}_{i,k} - \mathbf{m}_k)^T\right) \qquad (۳)$$

در رابطه‌ی فوق، تعداد دسته‌ها برابر c است. n_k، $\boldsymbol{m}_k$، $\boldsymbol{m}$ و $\boldsymbol{x}_{i,k}$ به ترتیب تعداد نمونه‌های آموزشی دسته kام، میانگین دسته kام ، میانگین کل نمونه‌های آموزشی و نمونه‌ی iم در دسته kام هستند. روش LDA حداکثر قادر به استخراج $c-1$ ویژگی است. ماتریس پراکندگی درون- دسته‌ای، با وجود نمونه‌های آموزشی محدود، منفرد شده و در این حالت، LDA کارایی ضعیفی خواهد داشت.

تحلیل تمییز تعمیم یافته (GDA) [۱۱]: از طریق نگاشت داده از فضای ورودی $(\boldsymbol{x} \in \mathbb{R}^d)$ به فضای ویژگی با بعد بالاتر $(\Phi(\boldsymbol{x}) \in \mathbb{H})$، روش خطی LDA به روش غیرخطی GDA بسط داده می‌شود. برای به دست آوردن ماتریس تبدیل برای استخراج $n\ (\mathrm{n} < d)$ ویژگی، باید تابع هزینه‌ی زیر را بیشینه نمود:

$$\mathrm{J}(\mathbf{w}) = \frac{\mathbf{w}^T\mathbf{S}_b^{\Phi}\mathbf{w}}{\mathbf{w}^T\mathbf{S}_w^{\Phi}\mathbf{w}} \qquad (۴)$$

که $\mathbf{S}_{\mathrm{b}}^{\Phi}$ و $\mathbf{S}_{\mathrm{w}}^{\Phi}$ به ترتیب ماتریس پراکندگی بین- دسته‌ای و درون- دسته‌ای در فضای ویژگی نگاشت یافته هستند. روش GDA هم مانند LDA تنها قادر به استخراج $c-1$ ویژگی بوده ولی دارای کارایی بهتری نسبت به آن است.

استخراج ویژگی وزن‌دار غیرپارامتریک (NWFE) [۱۲]: ایده‌ی اساسی روش NWFE، استفاده از میانگین وزن‌دار و تعریف ماتریس‌های پراکندگی درون- دسته‌ای و بین- دسته‌ای غیرپارامتریک جدید برای استخراج بیش از $c-1$ ویژگی است. ماتریس‌های پراکندگی در NWFE به شکل زیر تعریف شده‌اند:

$$\mathbf{S}_b = \sum_{i=1}^{c} p_i \sum_{\substack{j=1\\ j\neq i}}^{c} \sum_{l=1}^{n_i} \frac{\lambda_l^{(i,j)}}{n_i}\left(x_l^{(i)} - M_j\left(x_l^{(i)}\right)\right)\left(x_l^{(i)} - M_j\left(x_l^{(i)}\right)\right)^T \qquad (۵)$$

$$\mathbf{S}_w = \sum_{i=1}^{c} p_i \sum_{l=1}^{n_i} \frac{\lambda_l^{(i,i)}}{n_i}\left(x_l^{(i)} - M_i\left(x_l^{(i)}\right)\right)\left(x_l^{(i)} - M_i\left(x_l^{(i)}\right)\right)^T \qquad (۶)$$

در روابط فوق، $x_l^{(i)}$ نمونه lام از دسته‌ی iام است. هم‌چنین، $\lambda_l^{(i,j)}$ وزن ماتریس پراکندگی و $M_j\left(x_l^{(i)}\right)$ میانگین وزن‌دار $x_l^{(i)}$ در دسته j است که به صورت زیر تعریف می‌گردند:

$$\lambda_l^{(i,j)} = \frac{dist\left(x_l^{(i)}, M_j\left(x_l^{(i)}\right)\right)^{-1}}{\sum_{t=1}^{n_i} dist\left(x_t^{(i)}, M_j\left(x_t^{(i)}\right)\right)^{-1}} \qquad (۷)$$

$$M_j\left(x_l^{(i)}\right) = \sum_{k=1}^{n_i} w_{lk}^{(i,j)} x_k^{(j)}, w_{lk}^{(i,j)} = \frac{dist\left(x_l^{(i)}, x_k^{(j)}\right)^{-1}}{\sum_{t=1}^{n_j} dist\left(x_l^{(i)}, x_t^{(j)}\right)^{-1}} \qquad (۸)$$

که $dist(a,b)$ فاصله اقلیدسی بین a و b است. روش NWFE با محاسبه‌ی میانگین وزن‌دار و تولید ماتریس‌های پراکندگی غیرپارامتریک، باعث بهبود نسبت به روش‌های قبلی می‌شود.

۲-۲- گروه دوم: NPE, LPP

NPE و LPP دو روش معروف و موثر از مجموعه روش‌های یادگیری خمینه[۱۰] هستند که برای حفظ ساختار محلی داده استفاده می‌شوند. هر کدام از این دو روش می‌توانند به شکل

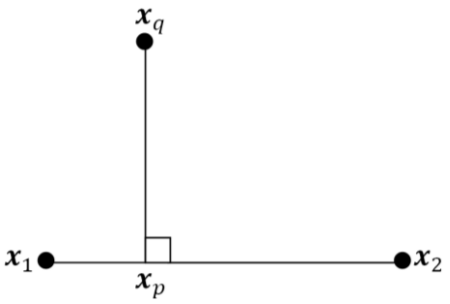
[Downloaded from jiaeee.com on 2026-02-02]
[DOR: 20.1001.1.26765810.1395.13.2.9.5]

بدون نظارت و یا نظارت شده پیاده‌سازی شوند. روش LPP ساختار محلی داده را با استفاده از یک گراف مجاورت[11] حفظ می‌کند، در حالی‌که NPE خطای بازسازی را حداقل می‌کند. در فرم‌های نظارت شده NPE و LPP، تنها نمونه‌های هم دسته برای ساخت گراف در نظر گرفته می‌شوند. به عبارت دیگر، تنها شباهت بین نمونه‌های هم دسته محاسبه و فاصله‌ی بین نمونه‌های غیر هم دسته، ارزیابی نمی‌شود. وقتی دو نمونه $\boldsymbol{x}_i$ و $\boldsymbol{x}_j$ به یک دسته تعلق داشته باشند، مقادیر در ماتریس شباهت[12] برابر یک یا یک تابع گاوسی $exp\left(\frac{-\|x_i-x_j\|^2}{t}\right)$ در نظر گرفته می‌شود و در غیر این صورت، مقداری برابر صفر به آن نسبت داده می‌شود. از آن‌جایی که هدف ما در این تحقیق، بررسی روش‌های استخراج ویژگی نظارت شده است، NPE و LPP نظارت شده را بررسی و در نمونه‌ی آموزشی محدود مورد مقایسه قرار خواهیم داد.

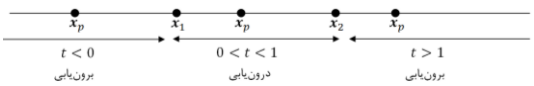
روش LPP نظارت شده [۱۴]: با فرض این‌که داده در فضای ورودی را $\boldsymbol{x}_i$ (یک بردار d بعدی) و $\boldsymbol{y}_i = \boldsymbol{A}\boldsymbol{x}_i$ را تبدیل یافته‌ی $\boldsymbol{x}_i$ در فضای کاهش یافته در نظر بگیریم، ماتریس تبدیل $\mathbf{A}$ در روش LPP از حل مسئله بهینه‌سازی زیر به دست می‌آید:

$$\min\left(\Phi = \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n}\|\boldsymbol{y}_i - \boldsymbol{y}_j\|^2 w_{ij}\right) \qquad (۹)$$

که



شکل ۱: نمایش تصویر نقطه مفروض x_q بر FL



شکل ۲: حالت‌های مختلف درون‌یابی و برون‌یابی در NFL

$$w_{ij} = \begin{cases} 1 & \boldsymbol{x}_i, \boldsymbol{x}_j \text{ belong to a class} \\ 0 & \boldsymbol{x}_i, \boldsymbol{x}_j \text{ do not belong to a class} \end{cases}$$

در رابطه‌ی فوق، $n = \sum_{c=1}^{n_c} n_{tc}$ تعداد کل نمونه‌های آموزشی، n_c تعداد دسته‌ها و n_{tc} تعداد نمونه‌های آموزشی دسته cام است. اگر برای داده‌ی با بعد بالا در فضای اولیه و داده‌ی با بعد کاهش یافته در فضای ثانویه، به ترتیب فرم‌های ماتریسی $\mathbf{X}$ و $\mathbf{Y}$ را به شکل زیر در نظر بگیریم:

$$\mathbf{X} = [\boldsymbol{x}_1, \boldsymbol{x}_2, \dots, \boldsymbol{x}_n]_{d\times n} \qquad (۱۰)$$

$$\mathbf{Y} = [\boldsymbol{y}_1, \boldsymbol{y}_2, \dots, \boldsymbol{y}_n]_{d\times n} \qquad (۱۱)$$

می‌توان تابع Φ را به شکل ماتریسی بازنویسی نمود:

$$\Phi = \mathrm{tr}(\mathbf{YGY}^T)$$
$$\min_{\mathbf{A}}[\Phi = \mathrm{tr}(\mathbf{AXGX}^T\mathbf{A}^T)] \qquad (۱۲)$$

که در روابط فوق، $\mathbf{Y} = \mathbf{AX}$ و $\mathbf{G} = \mathbf{D} - \mathbf{W}$ است. $\mathbf{W}$ ماتریس شباهت است که عناصر آن را $w_{ij}(i = 1:n, j = 1:n)$ تشکیل می‌دهند و $\mathbf{D}$ یک ماتریس قطری است که المان‌های روی قطر آن، مجموع سطری ماتریس $\mathbf{W}$ می‌باشند. برای استخراج m ویژگی از d ویژگی اولیه $(m < d)$، تنها کافی است که m بردار ویژه متناظر با m تا کوچک‌ترین مقادیر ویژه ماتریس $\mathbf{XGX}^{\mathrm{T}}$ را داخل ماتریس $\mathbf{A}$ بریزیم. در آن صورت، هر نمونه در فضای کاهش یافته، یک بردار m بعدی به شکل $\boldsymbol{y}_{m\times 1} = \mathbf{A}_{m\times d}\boldsymbol{x}_{d\times 1}$ خواهد بود.

روش NPE نظارت شده [۱۳]: در این روش، هر نمونه از ترکیب خطی n تا از نزدیک‌ترین همسایه‌های هم دسته‌اش ساخته می‌شود. هر نمونه ($\boldsymbol{x}_i$) در فضای اولیه با بعد بالا، می تواند از ترکیب خطی نمونه‌های هم دسته‌اش ساخته شود. البته، هر چه نمونه‌ی هم دسته‌اش به آن نزدیک‌تر باشد، وزن بیشتری (مشارکت بیشتری) در ساخت $\boldsymbol{x}_i$ به آن تعلق می‌گیرد. خطای بازسازی $\boldsymbol{x}_i$ از همسایه‌هایش، باید حداقل شود. به عبارت دیگر خواهیم داشت:

$$\min \sum_{i=1}^{n}\left\|\boldsymbol{x}_i - \sum_{j=1}^{n} b_{ij}\boldsymbol{x}_j\right\|^2 \qquad (۱۳)$$

که

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-02-02]
[DOR: 20.1001.1.26765810.1395.13.2.9.5]

$$b_{ij} = \begin{cases} \dfrac{d^{-1}(\boldsymbol{x}_i, \boldsymbol{x}_j)}{\sum_{k=1}^{n_{tc}} d^{-1}(\boldsymbol{x}_i, \boldsymbol{x}_k)} & \boldsymbol{x}_i, \boldsymbol{x}_j \text{ belong to class } c \text{ and } i \neq j \\ 0 & \boldsymbol{x}_i, \boldsymbol{x}_j \text{ do not belong to a class} \end{cases}$$

در رابطه‌ی فوق، $d(\boldsymbol{x}_i, \boldsymbol{x}_j) = (\boldsymbol{x}_i - \boldsymbol{x}_j)^T(\boldsymbol{x}_i - \boldsymbol{x}_j)$ است. وزن‌های b_{ij} نرمالیزه شده‌اند تا شرط $\sum_{j=1}^{n} b_{ij} = 1$ فراهم شود. همان‌طور که در فضای اولیه، هر نمونه از ترکیب خطی نمونه‌های هم دسته‌اش ساخته می‌شود (به صورتی که نمونه‌های همسایه‌ی نزدیک‌تر، نقش بیشتری در این ترکیب داشته باشند)، در فضای کاهش یافته هم، هر نمونه می‌تواند از نمونه‌های هم دسته‌اش با همان ضرایب وزنی، بازسازی شود. به این ترتیب، ساختار محلی داده در فضای کاهش یافته، حفظ خواهد شد. در این صورت خواهیم داشت:

$$\psi = \sum_{i=1}^{n} \left\| \boldsymbol{y}_i - \sum_{j=1}^{n} b_{ij} \boldsymbol{y}_j \right\|^2 \qquad (۱۴)$$

که به شکل ماتریس زیر باز نویس خواهد شد:

$$\psi = \|\mathbf{Y}(\mathbf{I} - \mathbf{B})\|_F^2 \qquad (۱۵)$$

$\|\cdot\|_F^2$ نرم فروبنیوس است. با ساده‌سازی عبارت فوق خواهیم داشت:

$$\psi = tr[\mathbf{Y}(\mathbf{I} - \mathbf{B})(\mathbf{I} - \mathbf{B})^{\mathrm{T}}\mathbf{Y}^{\mathrm{T}}] \qquad (۱۶)$$

با در نظر گرفتن $\mathbf{Y} = \mathbf{AX}$ و $\mathbf{M} = (\mathbf{I} - \mathbf{B})(\mathbf{I} - \mathbf{B})^{\mathrm{T}}$ داریم:

$$\min_{\mathbf{A}} [\psi = \mathrm{tr}(\mathbf{AXMX}^T\mathbf{A}^T)] \qquad (۱۷)$$

برای استخراج m ویژگی از d ویژگی اولیه $(m < d)$، ماتریس تبدیل $\mathbf{A}$ از m بردار ویژه متناظر با m تا از کوچک‌ترین مقادیر ویژه ماتریس $\mathbf{XMX}^{\mathrm{T}}$ ساخته می‌شود.

روش NPE خطای بازسازی را حداقل می‌کند، در حالی‌که LPP فاصله‌ی بین نقاط همسایه را حداقل می‌کند. لازم به ذکر است که روش‌های NPE و LPP که هدف اصلی آن‌ها، حفظ ساختار محلی داده است، برای کاهش ویژگی و بازسازی داده خوب کار می‌کنند و ممکن است برای کاربردهای طبقه‌بندی، به اندازه کافی مطلوب نباشند.

۳-۲- گروه سوم: NFLE

در این قسمت، ابتدا به توصیف مفاهیم خط ویژگی و استفاده از آن در طبقه‌بندی می‌پردازیم. سپس بیان می‌کنیم که چگونه از این مفاهیم، می‌توان برای استخراج ویژگی بهره برد.

نزدیک‌ترین خط ویژگی (NFL[۱۳]): روشی است برای طبقه‌بندی که در حقیقت بهبود یافته‌ی طبقه‌بند نزدیک‌ترین همسایگی (NN) است و اولین بار به عنوان یک طبقه‌بند مناسب برای مسائل نمونه‌ی آموزشی محدود در سال ۱۹۹۹ ارائه شد [۱۶]. اجازه دهید $\boldsymbol{x}_q$ یک نمونه مفروض و $\boldsymbol{x}_1$ و $\boldsymbol{x}_2$ دو نمونه‌ی آموزشی هم دسته باشند. خط واصل $\overline{\boldsymbol{x}_1\boldsymbol{x}_2}$، خط ویژگی (FL) نامیده می‌شود. از نمونه $\boldsymbol{x}_q$ بر FL تشکیل شده از نقاط $\boldsymbol{x}_1$ و $\boldsymbol{x}_2$ خط عمودی رسم می‌کنیم و پای عمود را $\boldsymbol{x}_p$ می‌نامیم. در این حالت، $\|\boldsymbol{x}_q - \boldsymbol{x}_p\|$ فاصله‌ی خط ویژگی[۱۴] نامیده می‌شود. مقدار بردار $\boldsymbol{x}_p$ با استفاده از بردارهای $\boldsymbol{x}_q$، $\boldsymbol{x}_1$ و $\boldsymbol{x}_2$ قابل محاسبه است:

$$\boldsymbol{x}_p = \boldsymbol{x}_1 + t(\boldsymbol{x}_2 - \boldsymbol{x}_1) \qquad (۱۸)$$

t که پارامتر موقعیت[۱۵] نامیده می‌شود، با توجه به رابطه‌ی تعامد $\boldsymbol{x}_1\boldsymbol{x}_2 \perp \boldsymbol{x}_p\boldsymbol{x}_q$ قابل محاسبه خواهد بود:

$$\boldsymbol{x}_1\boldsymbol{x}_2 \perp \boldsymbol{x}_p\boldsymbol{x}_q \rightarrow (\boldsymbol{x}_p - \boldsymbol{x}_q).(\boldsymbol{x}_2 - \boldsymbol{x}_1) = 0$$
$$\rightarrow t = \frac{(\boldsymbol{x}_q - \boldsymbol{x}_1)^T(\boldsymbol{x}_2 - \boldsymbol{x}_1)}{(\boldsymbol{x}_2 - \boldsymbol{x}_1)^T(\boldsymbol{x}_2 - \boldsymbol{x}_1)} \qquad (۱۹)$$

شکل ۱ موقعیت نمونه‌ها را نشان می‌دهد. خط واصل بین $\boldsymbol{x}_1$ و $\boldsymbol{x}_2$، $(\overline{\boldsymbol{x}_1\boldsymbol{x}_2})$، نه تنها تغییرات احتمالی $\boldsymbol{x}_1$ و $\boldsymbol{x}_2$ را فراهم می‌کند، بلکه نمونه‌های آموزشی مجازی را تولید می‌کند. با توجه به مقدار پارامتر t، درون‌یابی یا برون‌یابی انجام می‌پذیرد. به عبارت دیگر خواهیم داشت:

$$\begin{aligned} &\boldsymbol{x}_p = \boldsymbol{x}_1 + t(\boldsymbol{x}_2 - \boldsymbol{x}_1) \\ &t = 1 \rightarrow \boldsymbol{x}_p = \boldsymbol{x}_2 \\ &t = 0 \rightarrow \boldsymbol{x}_p = \boldsymbol{x}_1 \\ &0 < t < 1 \rightarrow \boldsymbol{x}_p = \text{linear interpolation } (\boldsymbol{x}_1, \boldsymbol{x}_2) \\ &t < 0 \text{ or } t > 1 \rightarrow \boldsymbol{x}_p \\ &\qquad = \text{linear extrapolation } (\boldsymbol{x}_1, \boldsymbol{x}_2) \end{aligned}$$

مطابق روابط فوق، زمانی که $0 < t < 1$، $\boldsymbol{x}_p$ یک درون‌یابی خطی بین $\boldsymbol{x}_1$ و $\boldsymbol{x}_2$ و زمانی که $t < 0$ یا $t > 1$، $\boldsymbol{x}_p$ یک برون‌یابی خطی بین $\boldsymbol{x}_1$ و $\boldsymbol{x}_2$ است. این موضوع در شکل ۲ به خوبی نشان داده شده است.

به جای عبور یک خط از بین دو نقطه برای تولید FL، می‌توان برای شرح دقیق‌تر تغییرات بین نقاط، یک منحنی با

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-02-02]
[DOR: 20.1001.1.26765810.1395.13.2.9.5]

درجه‌ی بالاتر از میان نقاط عبور داد که البته پیچیدگی در این حالت بیشتر خواهد شد.

در بسیاری از مقالات از NFL به عنوان طبقه‌بند استفاده کرده‌اند [۱۶-۱۷]، اما مقالات محدودی هم در سال‌های اخیر ارائه شده‌اند که از مفاهیم NFL در فاز استخراج ویژگی استفاده کرده‌اند.

جاسازی نزدیک‌ترین خط ویژگی (NFLE) [۱۵]: در جدیدترین روش پیشنهادی که در سال ۲۰۱۴ ارائه شده است، ابتدا در صورتی که اندازه مجموعه نمونه‌ی آموزشی کوچک باشد، با استفاده از تبدیل PCA[۱۶] یک کاهش بعد اولیه بر روی داده انجام می‌شود. سپس از تصویر نمونه‌های آموزشی بر روی FLها برای تولید ماتریس‌های پراکندگی $\boldsymbol{S}_b$ و $\boldsymbol{S}_w$ استفاده می‌گردد.

در این روش که NFLE نامیده شده، به جای این‌که فاصله‌ی نمونه‌ها تا میانگین دسته‌ها یا میانگین‌های کلی و محلی محاسبه شود، فاصله‌ی آن نمونه تا تصویر آن، بر روی FLهای تولید شده توسط مجموعه نمونه‌های آموزشی، محاسبه می‌گردد. اگر در دسته cام، n_{tc} نمونه‌ی آموزشی موجود باشد، فاصله‌ی هر نمونه از دسته c تا $\binom{n_{tc}-1}{2} = \frac{(n_{tc}-1)\times(n_{tc}-2)}{2}$ تصویر آن از جفت FLهای ساخته شده، محاسبه می‌شود. به این ترتیب، ماتریس های $\mathbf{S}_b$ و $\mathbf{S}_w$ به شکل زیر قابل محاسبه خواهند بود [۱۵]:

$$\boldsymbol{S}_w = \sum_{i=1}^{n} \sum_{j\in P_i} (\boldsymbol{x}_i - \boldsymbol{x}_{ij})(\boldsymbol{x}_i - \boldsymbol{x}_{ij})^T \qquad (۲۰)$$

$$\boldsymbol{S}_b = \sum_{i=1}^{n} \sum_{k\in R_i} (\boldsymbol{x}_i - \boldsymbol{x}_{ik})(\boldsymbol{x}_i - \boldsymbol{x}_{ik})^T \qquad (۲۱)$$

که n تعداد کل نمونه‌های آموزشی است. $\boldsymbol{x}_{ij}$ تصویر $\boldsymbol{x}_i$ بر روی FLهای است که از نمونه‌های هم دسته با $\boldsymbol{x}_i$ شکل گرفته‌اند و $\boldsymbol{x}_{ik}$ تصویر $\boldsymbol{x}_i$ بر روی FLهایی است که از نمونه‌هایی که دارای برچسب متفاوت با $\boldsymbol{x}_i$ می‌باشند، شکل گرفته‌اند. اگر L_{x_i} برچسب نمونه‌ی $\boldsymbol{x}_i$ را نشان دهد، مجموعه‌های P_i و R_i به شکل زیر تعریف می شوند:

$$P_i = \left\{ j \;\middle|\; L_{x_i} = L_{x_{ij}} \right\} \qquad (۲۲)$$

$$R_i = \left\{ k \;\middle|\; L_{x_i} \neq L_{x_{ik}} \right\} \qquad (۲۳)$$

به عبارت دیگر، P_i مجموعه اندیس‌های نقاط تصویر $\boldsymbol{x}_i$ بر FLهای هم دسته با $\boldsymbol{x}_i$ و R_i مجموعه اندیس‌های نقاط تصویر $\boldsymbol{x}_i$ بر FLهای غیر هم دسته با $\boldsymbol{x}_i$ است. در دو مقاله‌ای که در سال‌های قبل‌تر از این، ارائه شده نیز به نحوی از مفاهیم NFL استفاده گردیده است. در [۱۸] که در سال ۲۰۰۷ معرفی شد، تنها پراکندگی‌های درون دسته‌ای، درون متریک NFL جاساز شده است. در [۱۹] که در سال ۲۰۱۰ ارائه شد، از هر دو اطلاعات درون دسته‌ای و بین دسته‌ای استفاده شده، اما به جای تولید ماتریس‌های پراکندگی، میانگین مربعات فاصله‌ی بین نمونه‌های آموزشی و نقاط تصویر نظیرشان بر روی FLها در فضای تبدیل یافته حداقل گردیده است.

۳- روش پیشنهادی (WFLE)

روش پیشنهادی ما در این تحقیق، تولید ماتریس‌های پراکندگی درون دسته‌ای و بین دسته‌ای با استفاده از مفاهیم NFL اما به شکل وزن‌دار است و WFLE نامیده می‌شود. در WFLE، با توجه به ماهیت نمونه‌های آموزشی، وزن مناسب به تصویر هر نمونه در تولید ماتریس‌های $\boldsymbol{S}_b$ و $\boldsymbol{S}_w$ داده می‌شود. توضیحات بیشتر در مورد جزئیات این روش در ادامه بیان شده است.

نمونه‌های آموزشی در یکی از چهار گروه زیر جای می‌گیرند:

۱- نمونه‌های هم دسته شبیه
۲- نمونه‌های غیر هم دسته متفاوت
۳- نمونه‌های هم دسته متفاوت
۴- نمونه‌های غیر هم دسته شبیه

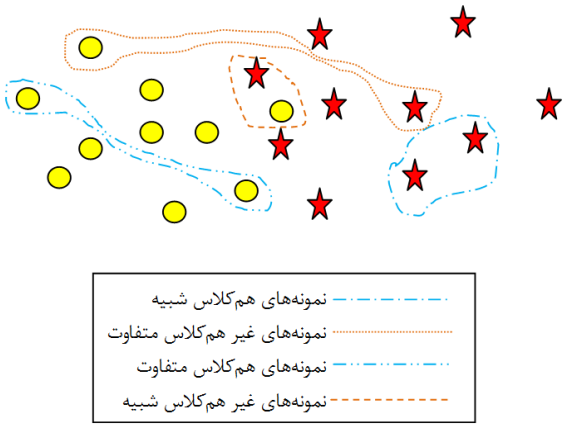
منظور از نمونه‌های شبیه، نمونه‌هایی است که فاصله‌ی کمی بین آن‌ها وجود دارد و نمونه‌های متفاوت، نمونه‌هایی هستند که فاصله‌ی زیادی بین آن‌ها است. فاصله‌ی مورد استفاده در این‌جا، فاصله‌ی اقلیدسی است. دو دسته اول بیان شده، وضعیت خوب و طبیعی دارند که مطلوب است. اما دو دسته‌ی بعدی، دارای وضعیت غیرعادی هستند که مطلوب ما نیست و در فرآیند طبقه‌بندی، منجر به خطا در برچسب زدن به نمونه‌های آزمایشی خواهند شد. نمونه‌هایی از این ۴ گروه داده آموزشی برای حالت دو بعدی و دو دسته، در شکل ۳ نشان داده شده است. ما وزن‌ها را در روش پیشنهادی WFLE به گونه‌ای به دست می‌آوریم که دو دسته نامطلوب اشاره شده، در فضای تبدیل شده (کاهش یافته)، بیشتر اصلاح شوند. ماتریس‌های پراکندگی درون دسته‌ای $(\boldsymbol{S}_w)$ و بین دسته‌ای $(\boldsymbol{S}_b)$ در WFLE مطابق روابط زیر تعریف می‌شوند:

$$\boldsymbol{S}_w = \sum_{i=1}^{n} \sum_{j\in P_i} w_{ij} (\boldsymbol{x}_i - \boldsymbol{x}_{ij})(\boldsymbol{x}_i - \boldsymbol{x}_{ij})^T \qquad (۲۴)$$

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-02-02]
[DOR: 20.1001.1.26765810.1395.13.2.9.5]

$$S_b = \sum_{i=1}^{n} \sum_{k \in R_i} w_{ik} (x_i - x_{ik})(x_i - x_{ik})^T \quad (۲۵)$$

فرض کنید p_s و q_s دو نمونه‌ی هم دسته با x_i باشند. در این صورت، x_{ij} تصویر نمونه‌ی x_i بر FL حاصل از p_s و q_s است. اگر p_s و q_s متفاوت باشند، یعنی فاصله‌ی اقلیدسی بین آن‌ها زیاد باشد، $dist(p_s, q_s)$ بزرگ باشد، جزء گروه غیرعادی (نامطلوب) نمونه‌ها محسوب می‌شوند و باید وزن بیشتری برای اصلاح آن‌ها اختصاص داده شود. اگر p_s و q_s به هم شبیه باشند، یعنی فاصله‌ی بین آن‌ها کم باشد، $dist(p_s, q_s)$ کوچک باشد، پس باید وزن کمتری به آن‌ها در تولید ماتریس پراکندگی اختصاص داده شود. پس رابطه‌ی مستقیم بین فاصله‌ی نمونه‌ها و ضریب وزنی وجود دارد. بر این اساس، وزن‌های w_{ij} از رابطه‌ی زیر به دست می‌آیند:



شکل ۳: نمونه‌هایی از چهار نوع دسته‌بندی داده

$$w_{ij} = dist(p_s, q_s) = (p_s - q_s)^T (p_s - q_s) \quad (۲۶)$$

اگر p_d و q_d، دو نمونه‌ی غیر هم دسته باشند، تصویر x_i بر روی FL حاصل از p_d و q_d، x_{ik} نامیده می‌شود. اگر p_d و q_d به هم شبیه باشند، یعنی $dist(p_d, q_d)$ کوچک باشد، جزء گروه غیرعادی و نامطلوب جای می‌گیرند و باید وزن بیشتری برای اصلاح به آن‌ها اختصاص داد. بر عکس، اگر آن‌ها متفاوت باشند، $dist(p_d, q_d)$ بزرگ باشد، وضعیت مطلوب است و وزن کمتری به آن‌ها تعلق می‌گیرد. پس رابطه‌ی معکوس بین فاصله‌ی نمونه‌ها و ضریب وزنی w_{ik} وجود دارد:

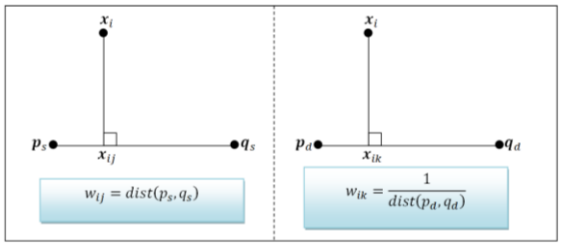
$$w_{ik} = \frac{1}{dist(p_d, q_d)} = [(p_d - q_d)^T (p_d - q_d)]^{-1} \quad (۲۷)$$

نقطه x_i و تصویر آن بر روی FLهای هم دسته و غیر هم دسته آن در شکل ۴ نشان داده شده است.

روش NFLE، در ابتدای امر یک کاهش ویژگی اولیه با استفاده از PCA انجام می‌دهد. اما از آنجایی که تبدیل PCA، ویژگی‌ها را بر مبنای قدرت (واریانس) آن‌ها مرتب می‌کند که این وضعیت ایجاد شده در فضای ویژگی ممکن است برای کاربردهای طبقه‌بندی چندان مفید نباشد، ما این مرحله کاهش ویژگی اولیه را در روش پیشنهادی خود، WFLE، حذف نموده‌ایم. ما پس از تولید ماتریس‌های پراکندگی S_w و S_b برای جلوگیری از منفرد شدن ماتریس پراکندگی درون دسته‌ای، آن را به شکل زیر تنظیم[۱۷] می‌کنیم:

$$\mathbf{S}_w = ۰.۵\mathbf{S}_w + ۰.۵ diag(\mathbf{S}_w) \quad (۲۸)$$

سپس با حداکثر کردن معیار فیشر، $tr(S_w^{-1} S_b)$ ، ماتریس تبدیل WFLE را به دست خواهیم آورد. در حقیقت، اساس وزن‌دهی در روش پیشنهادی WFLE بر مبنای زیر شکل گرفته است:



شکل ۴: تصویر x_i بر روی FLهای هم دسته و غیر هم دسته

اگر نمونه‌های آموزشی در وضعیت مطلوبی می‌باشند (نمونه‌های هم دسته شبیه یا نمونه‌های غیر هم دسته متفاوت)، برای طبقه‌بندی مناسب بوده و نیاز به اصلاح چندانی در فضای تبدیل شده (کاهش یافته) ندارند. اما اگر نمونه‌های آموزشی در وضعیت نامطلوبی هستند که منجر به ایجاد خطا در فرآیند طبقه‌بندی می‌گردد (نمونه‌های هم دسته متفاوت یا نمونه‌های غیر هم دسته شبیه)، باید در فرآیند استخراج ویژگی، اصلاح بیشتری بر روی آن‌ها انجام شود تا منجر به تولید نمونه‌های مطلوب‌تر در فضای کاهش یافته شود. در نتیجه، به این نمونه‌ها در فرآیند کاهش ویژگی، در تولید ماتریس‌های پراکندگی، وزن بیشتری اختصاص داده خواهد شد. به عبارت دیگر، برای به دست آوردن ماتریس تبدیل استخراج ویژگی، که باید پراکندگی‌های درون دسته‌ای را حداقل و پراکندگی‌های بین دسته‌ای را حداکثر کنیم، با دادن وزن بیشتر به نمونه‌های غیرعادی در تولید ماتریس‌های

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-02-02]
[DOR: 20.1001.1.26765810.1395.13.2.9.5]

پراکندگی، آن‌ها را به سمت اصلاح شدن بیشتر سوق می‌دهیم. به این ترتیب، روش پیشنهادی دارای دو ویژگی موثر است:

۱- به دلیل استفاده از مفهوم FL،که منجر به تولید نمونه‌ی آموزشی مجازی می‌شود، در شرایط نمونه‌ی آموزشی محدود، دارای کارایی خوبی است.
۲- به دلیل به کارگیری روش وزن‌دهی بر اساس ماهیت نمونه‌های آموزشی مطلوب و غیر مطلوب (عادی و غیرعادی)، منجر به بهبود فرآیند جداسازی دسته‌ها و افزایش صحت طبقه‌بندی خواهد شد.

استفاده از روش‌های بر مبنای NFL در تعداد نمونه‌ی آموزشی بالا، به دو دلیل چندان توصیه نمی‌شود: ۱- افزایش پیچیدگی محاسباتی ۲- اگر به تعداد کافی نمونه‌ی آموزشی واقعی در دسترس باشد، دیگر استفاده از نمونه های آموزشی مجازی، بی‌معنا و احتمالا ناکارامد خواهد بود. بلوک دیاگرام روش پیشنهادی در شکل ۵ مشاهده می‌شود.

۴- نتایج آزمایش‌ها

در ابتدا در مورد داده‌های ابرطیفی مورد استفاده در آزمایش‌ها و معیارهای ارزیابی برای مقایسه‌ی روش‌های استخراج ویژگی توضیحاتی داده و سپس به بیان آزمایش‌ها و تحلیل آن‌ها می‌پردازیم.

۴-۱-داده‌ها و معیارهای ارزیابی

در این مقاله، از سه تصویر ابرطیفی برای انجام آزمایش‌ها استفاده شده است: ایندیانا[۱۸]، دانشگاه پاویا[۱۹] و سالیناس-A.[۲۰] در ادامه به توضیح این داده‌های ابرطیفی می‌پردازیم.

ایندیانا: تصویر ابرطیفی مربوط به منطقه ای کشاورزی-جنگلی است که توسط سنجنده AVIRIS[۲۱] در ژوئن ۱۹۹۲ از یک سایت آزمایشی در شمال شرقی ایالت ایندیانا گرفته شده است. این تصویر حاوی ۱۶ دسته، ۲۲۰ باند باریک با پهنای ۱۰ نانومتر در بازه فرکانسی ۰,۴ تا ۲,۵ میکرومتر، ۱۴۵×۱۴۵ پیکسل و صحت مکانی ۲۰ متر بر پیکسل و صحت رادیومتریک ۸ بیت است. بعد از حذف ۲۰ کانال نویزی، آزمایش ها بر روی ۲۰۰ باند باقیمانده انجام شده است. ما در آزمایش‌های خود از میان ۱۶ دسته داده‌ی ایندیانا، از ۱۰ دسته این داده که بیشترین تعداد نمونه‌های مرجع را دارا هستند، و در بسیاری از تحقیقات مرسوم هستند، استفاده نموده‌ایم.

دانشگاه پاویا: این تصویر شهری مربوط به ناحیه محوطه دانشگاه پاویا در ایتالیاست. این تصویر با استفاده از سنجنده نوری ROSIS[۲۲] اخذ شده است. تصویر دانشگاه پاویا، دارای تفکیک مکانی ۱,۳ متر بر پیکسل و دارای ۱۱۵ باند طیفی در بازه فرکانسی ۰,۴۳ تا ۰,۸۶ میکرومتر است. این تصویر شامل ۹ دسته بوده و ابعاد آن ۳۴۰ ×۶۱۰ است. بعد از حذف کانال‌های نویزی، آزمایش‌ها بر روی ۱۰۳ باند باقیمانده انجام شده است.

سالیناس-A: یک زیرصحنه کوچک از تصویر سالیناس، تصویر سالیناس-A است. این تصویر شامل ۸۶ × ۸۳ پیکسل و ۶ دسته از داده‌ی سالیناس است. تصویر سالیناس از دهکده سالیناس در کالیفرنیای جنوبی در سال ۱۹۹۸ توسط سنجنده AVIRIS اخذ شده است. این تصویر دارای اندازه پیکسل ۳,۷ متر و ۲۲۴ باند طیفی در بازه فرکانسی ۰,۴ تا ۲,۵ میکرومتر، با قدرت تفکیک طیفی ۱۰ نانومتر است. بعد از حذف ۲۰ باند جذب آب، ۲۰۴ باند از این تصویر در آزمایش‌ها استفاده می‌شوند. مشخصات داده‌های ابرطیفی مورد استفاده در آزمایش ها در جدول ۱ ذکر شده‌اند.

ما برای داشتن رفتار و مقایسه منصفانه با تمام دسته‌ها، تعداد نمونه‌های آموزشی یکسانی در تمام دسته‌ها در نظر گرفته و باقیمانده‌ی نمونه‌های هر دسته را به عنوان نمونه‌ی آزمایشی استفاده می‌کنیم. نمونه‌های آموزشی به طور تصادفی از سراسر صحنه انتخاب شده‌اند. هر آزمایش، ۱۰ مرتبه تکرار شده و متوسط نتایج به دست آمده، گزارش شده است.

موضوع مورد تحقیق ما در این مقاله، استخراج ویژگی با استفاده از تعداد نمونه‌های آموزشی محدود برای کاربردهای طبقه‌بندی است. در نتیجه، ما از دو طبقه‌بند با رفتار کاملا متفاوت برای ارزیابی روش‌های استخراج ویژگی استفاده نموده‌ایم. طبقه‌بند مورد استفاده اول، طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان (SVM[۲۳]) است [۲۰-۲۱]. این طبقه‌بند غیرپارامتریک بوده و به تعداد نمونه‌های آموزشی، حساسیت کم‌تری دارد و به طور کلی برای تعداد نمونه‌های آموزشی محدود، بسیار مناسب و خوش‌رفتار است. طبقه‌بند دیگر مورد استفاده طبقه‌بند بیشینه احتمال (ML[۲۴]) است. طبقه‌بند ML، پارامتریک بوده و به تعداد نمونه‌های آموزشی بسیار حساس است. به گونه‌ای که برای جلوگیری از منفرد شدن ماتریس کواریانس دسته‌ها، تعداد نمونه‌های آموزشی از تعداد ویژگی‌ها، باید حداقل یکی بیشتر باشد.

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-02-02]
[DOR: 20.1001.1.26765810.1395.13.2.9.5]
Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers Vol13 No.2 Summer 2016

ما برای استفاده از طبقه‌بند ML، توزیع معمول گاوسی را برای دسته‌ها در نظر گرفته‌ایم. برای استفاده از طبقه‌بند SVM از کتابخانه LIBSVM بهره برده‌ایم [۲۲]. طبقه‌بند SVM مورد استفاده در انجام آزمایش‌ها در حالت چند دسته با استفاده از روش یکی در برابر یکی و با تابع هسته (کرنل) چندجمله‌ای درجه ۳ با مقادیر پیش فرض LIBSVM است.

معیارهای مختلفی برای ارزیابی کارایی طبقه‌بندها می‌توانند مورد استفاده قرار گیرند که از آن جمله می‌توان به صحت متوسط و اعتبار متوسط طبقه‌بندی اشاره کرد. صحت متوسط، میانگین صحت به دست آمده برای تمام دسته‌ها است. اعتبار متوسط نیز برابر میانگین اعتبار به دست آمده برای تمام دسته‌ها است. اعتبار برای هر دسته این‌گونه تعریف شده است: تعداد نمونه‌هایی که درست طبقه‌بندی شده‌اند، تقسیم بر تعداد کل نمونه‌هایی که به آن دسته تعلق گرفته‌اند.

آزمون McNemars برای بیان معناداری تفاوت بین روش‌های طبقه‌بندی از لحاظ آماری بسیار مفید است [۲۳]. این آزمون برای مقایسه بین یک جفت طبقه‌بند مورد استفاده قرار می‌گیرد. پارامتر $Z_{۱۲}$ به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$Z_{۱۲} = \frac{f_{۱۲} - f_{۲۱}}{\sqrt{f_{۱۲} + f_{۲۱}}} \qquad (۲۹)$$

$f_{۱۲}$ تعداد نمونه‌هایی است که توسط طبقه‌بند ۱ درست طبقه‌بندی و توسط طبقه‌بند ۲ به اشتباه طبقه‌بندی شده‌اند. تفاوت بین طبقه‌بندهای ۱و ۲ از نظر آماری، با اهمیت گفته می‌شود اگر $|Z_{۱۲}| > ۱.۹۶$. علامت پارامتر $Z_{۱۲}$، می گوید که طبقه‌بند ۱ دقیق‌تر از طبقه‌بند ۲ است $(Z_{۱۲} > ۰)$ و برعکس $(Z_{۱۲} < ۰)$.

۲-۴- نتایج و تحلیل آزمایش‌ها

ما روش پیشنهادی خود در این قسمت، یعنی WFLE، را با سه گروه از روش‌های استخراج ویژگی نظارت شده مورد مقایسه قرار می‌دهیم. گروه اول، روش‌های استخراج ویژگی‌ای هستند که بر مبنای جدایی‌پذیری دسته‌ها کار می‌کنند. این روش‌ها با تولید ماتریس‌های پراکندگی درون دسته‌ای و بین دسته‌ای سعی در کمینه کردن پراکندگی‌های درون دسته‌ای و بیشینه کردن پراکندگی‌های بین دسته‌ای دارد. از جمله‌ی این روش‌ها می‌توان به LDA [۱۰]، GDA [۱۱] و NWFE [۱۲] اشاره نمود. این گروه از روش‌ها از میانگین دسته‌ها یا میانگین وزن‌دار نمونه‌ها استفاده کرده و تخمینی از ماتریس پراکندگی (کواریانس) بین دسته‌ای و درون دسته‌ای را محاسبه می‌کنند. به دلیل نیاز این روش‌ها به تخمین بردارهای میانگین و ماتریس‌های کواریانس، این روش‌ها، حساسیت بیشتری به تعداد نمونه‌های آموزشی دارند. به گونه‌ای که با افزایش تعداد نمونه‌های آموزشی، تخمین بهتری از آمارگان‌ها به دست می‌آید که منجر به افزایش صحت طبقه‌بندی خواهد شد.

گروه دوم روش‌های استخراج ویژگی، روش‌هایی هستند که برای حفظ ساختار محلی داده مورد استفاده قرار می‌گیرند. از جمله این روش‌ها می‌توان به NPE [۱۳] و LPP [۱۴] اشاره نمود که می‌توانند به دو صورت نظارت شده و بدون نظارت، پیاده‌سازی شوند که البته فرم نظارت شده‌ی آن‌ها برای ما مد نظر است. از آن‌جایی که این روش‌ها، نیازی به تخمین آمارگان ندارند، حساسیت آن‌ها به تعداد نمونه‌های آموزشی کمتر است. از طرفی، به دلیل این‌که این روش‌ها بر مبنای حفظ ساختار محلی داده کار می‌کنند، به نظر می‌رسد، بیشتر برای کاربردهای بازسازی داده مناسب باشند تا کاربردهای طبقه‌بندی. اما به هر حال، زمانی که نمونه‌ی آموزشی به تعداد کافی در اختیار نباشد تا امکان تخمین مناسبی از آمارگان دسته‌ها را فراهم کند، استفاده از چنین روش‌هایی می‌تواند کارایی داشته باشد.

و اما گروه سوم روش‌های استخراج ویژگی که در این‌جا بررسی می‌شود، روش‌هایی هستند که با تولید نمونه‌ی آموزشی مجازی، سعی در جبران کمبود نمونه‌ی آموزشی دارند. از جمله این روش‌ها می‌توان به NFLE [۱۵] اشاره نمود که با استفاده از مفهوم FL، نمونه‌های آموزشی مجازی تولید کرده و از آن‌ها برای تخمین ماتریس‌های پراکندگی درون دسته‌ای و بین دسته‌ای استفاده می‌کند. به عنوان مثال، اگر در هر دسته، ۱۰ نمونه‌ی آموزشی داشته باشیم، با استفاده از مفهوم FL، $\binom{۱۰-۱}{۲} = \frac{۹\times۸}{۲} = ۳۶$ نمونه‌ی آموزشی مجازی تولید خواهد شد که این خود صحت تخمین ماتریس‌های پراکندگی و در نتیجه صحت طبقه‌بندی داده با بعد کاهش یافته را بسیار بهبود خواهد بخشید.

روش پیشنهادی ما، WFLE، نیز با استفاده از مفاهیم FL، نمونه‌ی آموزشی مجازی تولید کرده و از آن‌ها برای تخمین ماتریس‌های پراکندگی درون دسته‌ای و بین دسته‌ای استفاده می‌کند. اما نوآوری این روش، همان‌طور که قبلا هم اشاره شد، در وزن‌دهی به نمونه‌ها در هنگام تولید ماتریس‌های پراکندگی است. اساس این وزن دهی بر مبنای اصلاح بیشتر نمونه‌های نامطلوبی است که وضعیت غیرعادی داشته و منجر به ایجاد خطا در فرآیند طبقه‌بندی می‌گردند. تفاوت دیگر روش WFLE با

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-02-02]
[DOR: 20.1001.1.26765810.1395.13.2.9.5]

NFLE در این است که NFLE، در ابتدای امر یک کاهش ویژگی اولیه با استفاده از PCA انجام می‌دهد و سپس استخراج ویژگی مورد نظر را با استفاده از ماتریس‌های پراکندگی تخمین زده شده از نمونه‌های آموزشی مجازی انجام می‌دهد. این در حالی است که می‌دانیم تبدیل PCA ویژگی‌ها را بر مبنای قدرت (واریانس) آن‌ها مرتب می‌کند و ویژگی های با قدرت بالا را حفظ و مابقی را دور می‌ریزد. از آن جایی که ممکن است در میان ویژگی‌های با قدرت کم نیز اطلاعات با ارزشی در مورد جدایی‌پذیری دسته‌ها وجود داشته باشد، که در تبدیل PCA نادیده گرفته شده و این اطلاعات دور ریخته می‌شود، ما در روش پیشنهادی WFLE این مرحله کاهش ویژگی اولیه را روی داده نداریم و یک سره روش استخراج ویژگی پیشنهادی را بر روی داده با بعد کامل اعمال می‌کنیم. ما برای جلوگیری از منفرد شدن ماتریس پراکندگی درون دسته‌ای، همان‌طور که قبلا نیز بیان شد، آن را تنظیم می‌کنیم.

روش پیشنهادی WFLE با سه گروه از روش‌های استخراج ویژگی بیان شده در بالا، یعنی با روش‌های LDA، GDA، NWFE، LPP، NPE و NFLE مقایسه شده است. ما برای آزمایش‌های خود، از ۱۵ نمونه‌ی آموزشی و طبقه‌بندهای SVM و ML استفاده کرده‌ایم. به علاوه با استفاده از ۵ نمونه‌ی آموزشی و طبقه‌بند SVM نیز آزمایش‌ها انجام گرفته است. لازم به ذکر است که امکان استفاده از طبقه‌بند ML با ۵ نمونه‌ی آموزشی وجود ندارد. چراکه در طبقه‌بند ML برای جلوگیری از منفرد شدن ماتریس کواریانس دسته‌ها، تعداد نمونه‌های آموزشی باید حداقل از تعداد ویژگی‌ها، یکی بیشتر باشد و با ۵ نمونه آموزشی، حداکثر قادر به استفاده از ۴ ویژگی در طبقه‌بند ML خواهیم بود.

خلاصه نتایج به دست آمده از آزمایش‌ها، در جدول ۲ بیان است. صحت متوسط طبقه‌بندی در برابر تعداد ویژگی‌های استخراج شده برای داده‌ی ایندیانا در شکل ۶ نمایش داده شده است. به عنوان نمونه، بالاترین صحت متوسط طبقه‌بندی به ازای ۵ نمونه‌ی آموزشی و طبقه‌بند SVM برای سه داده‌ی ایندیانا، دانشگاه پاویا و سالیناس-A به ترتیب به ازای ۴، ۵ و ۳ ویژگی استخراجی به دست آمده است. بالاترین صحت و اعتبار به دست آمده دسته‌ها برای هر سه داده‌ی ابرطیفی ایندیانا، دانشگاه پاویا و سالیناس-A به ترتیب در جدول‌های ۳، ۴ و ۵ بیان شده‌اند. هم‌چنین، نقشه‌ی طبقه‌بندی به دست آمده نظیر این جدول‌ها نیز، به ترتیب در شکل‌های ۷، ۸ و ۹ نشان داده شده‌اند. مقادیر پارامتر Z حاصل از آزمون MCNemars نیز به ازای بالاترین صحت متوسط به دست آمده برای همه‌ی حالت‌ها و هر سه داده ابرطیفی در جدول ۶ بیان گردیده‌اند. با توجه به نتایج به دست آمده از آزمایش‌ها، می‌توان به نکات زیر اشاره کرد:

۱- برای داده‌ی ایندیانا، در هر ۳ حالت، ۵ نمونه و طبقه‌بند SVM، ۱۵ نمونه و طبقه‌بند SVM، ۱۵ نمونه و طبقه‌بند ML، روش WFLE به سایر روش‌های استخراج ویژگی برتری دارد. از آن‌جایی که داده‌ی ایندیانا، داده سختی برای طبقه‌بندی است، تفاوت بین روش‌های مناسب و نامناسب، بیشتر در این داده آشکار می‌شود.

۲- برای داده‌ی سالیناس-A ، به ازای ۵ نمونه آموزشی، WFLE به سایر روش‌ها برتری دارد. از نظر صحت متوسط طبقه‌بندی، با ۱۵ نمونه و طبقه‌بند SVM، WFLE با NFLE معادل و با ۱۵ نمونه و طبقه‌بند ML، WFLE با همه‌ی روش‌ها جز LDA معادل است. اما باتوجه به این‌که با استفاده از ۱۵ نمونه‌ی آموزشی، صحت روش‌ها، معادل هم شده است، برای فهم تفاوت بین این روش‌ها و این‌که کدام یک از نظر آماری بر سایرین برتری دارد از معیار MCNemars استفاده می‌کنیم. اگر روش WFLE را با شماره ۱ و سایر روش‌های NFLE، LDA، NWFE، GDA، NPE و LPP را به ترتیب با شماره‌های ۲ و ۳ و ۴ و ۵ و۶ و ۷ در نظر بگیریم، با استفاده از این معیار، و محاسبه پارامتر Z برای همه جفت روش‌ها، متوجه می‌شویم که روش WFLE بر سایر روش‌ها برتری دارد یعنی همه‌جا $Z_{1i} > 0$ $(i = 2, \dots, 7)$ و در بیشتر موارد $|Z_{1i}| > 1.96$ است که نشان می‌دهد این تفاوت از نظر آماری قابل توجه است.

۳- برای داده‌ی پاویا، با ۱۵ نمونه و طبقه‌بند ML، روش WFLE با NFLE و GDA ازنظر صحت متوسط طبقه‌بندی معادل است ولی، با استفاده از معیار MCNemars، WFLE نسبت به همه روش‌ها برتری دارد. با ۵ نمونه و طبقه‌بند SVM، WFLE با GDA، LPP و NPE از نظر صحت طبقه‌بندی معادل است اما با معیار MCNemars، روش WFLE بعد از روش GDA نسبت به سایر روش‌ها برتری دارد. البته مقدار پارامتر Z بین WFLE و GDA برابر $Z_{15} = -1.47$ است، به عبارت دیگر، $|Z_{15}| < 1.96$. هم‌چنین، با ۱۵ نمونه و طبقه‌بند SVM، با معیار MCNemars، روش WFLE بعد از روش NFLE نسبت به سایر روش‌ها برتری دارد.

به طور کلی، می‌توان مشاهده کرد که روش WFLE در بیشتر موارد نسبت به سایر روش‌ها برتری دارد. هنگامی که تعداد نمونه‌های آموزشی محدودی در دسترس است، WFLE روشی مناسب برای استخراج ویژگی است. اما توجه داشته باشید

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-02-02]

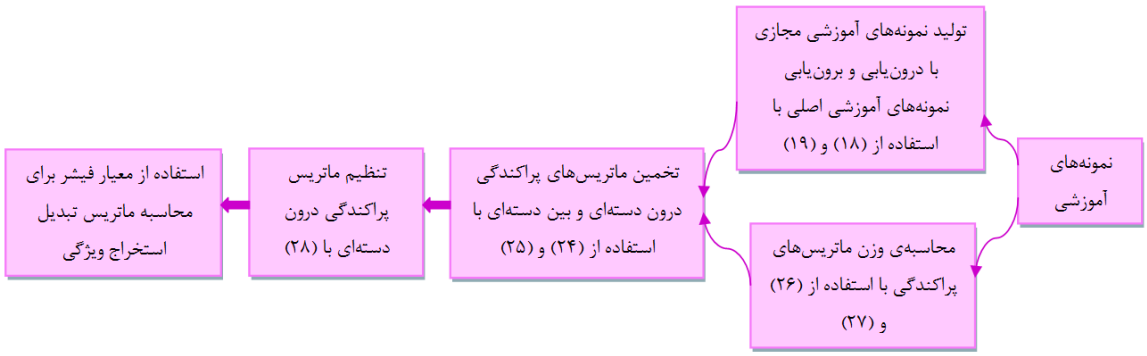
[DOR: 20.1001.1.26765810.1395.13.2.9.5]
Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers Vol13 No.2 Summer 2016

که استفاده از روش‌های بر مبنای FL از قبیل NFLE و WFLE در تعداد نمونه‌ی آموزشی بالا چندان مناسب نیست. وقتی نمونه‌ی آموزشی واقعی به تعداد زیاد و کافی موجود باشد، استفاده از نمونه‌های آموزشی مجازی دیگر معنا نخواهد داشت و چه بسا منجر به کاهش صحت طبقه بندی گردد. از سوی دیگر، از آن‌جایی‌که تعداد نمونه‌های آموزشی مجازی تولید شده در هر دسته برابر $\binom{n_{tc}-1}{2} = \frac{(n_{tc}-1)\times(n_{tc}-2)}{2}$ است، با افزایش تعداد نمونه‌های آموزشی، پیچیدگی روش‌های NFLE و WFLE افزایش خواهد یافت.

مقایسه زمانی روش‌های مختلف استخراج ویژگی برای داده‌ی ایندیانا و با استفاده از طبقه‌بند SVM در جدول ۷ بیان شده‌اند. همان‌طور که از نتایج آزمایش‌ها مشخص است، WFLE نسبت به سایر روش‌ها به زمان محاسباتی بیشتری نیاز دارد و دلیل آن تولید و استفاده از نمونه‌های آموزشی مجازی در فضای باند کامل است. در روش NFLE، ابتدا بعد داده با استفاده از روش PCA کاهش یافته و سپس نمونه های مجازی تولید و در محاسبه ماتریس های پراکندگی استفاده می‌شوند. اما در روش WFLE، به دلایل توضیح داده شده، کاهش بعد داده اولیه توسط PCA حذف شده و محاسبات با تعداد باند کامل داده‌ی ابرطیفی انجام می‌گیرد که این به مراتب بار محاسباتی را افزون خواهد کرد. پس از WFLE، روش NWFE که نیاز به محاسبه‌ی میانگین‌های وزن‌دار دارد، بار محاسباتی زیادی دارد. روش‌هایی چون NPE وLPP که نیازی به تخمین ماتریس‌های پراکندگی ندارند، سریع‌ترین روش‌ها بوده و افزایش تعداد نمونه‌های آموزشی، در زمان محاسباتی آن‌ها تاثیر چندانی ندارد. در حالی که بار محاسباتی روش‌های NWFE، NFLE و WFLE با افزایش تعداد نمونه‌های آموزشی به شدت افزایش می‌یابد. پس از NPE وLPP، LDA سرعت بیشتری نسبت به سایر روش‌ها دارد چرا که ماتریس‌های پراکندگی را بدون هیچ وزن‌دهی و تنها با نمونه‌های آموزشی اصلی محاسبه می‌کند. افزایش زمان محاسباتی GDA نسبت به LDA به دلیل انجام محاسبات در فضای کرنل می‌باشد.

۵- نتیجه‌گیری

یک روش استخراج ویژگی نظارت شده برای طبقه‌بندی داده‌های ابرطیفی در این مقاله پیشنهاد شد. روش پیشنهادی که WFLE نام گرفت، دارای کارایی خوبی با استفاده از تعداد نمونه‌های آموزشی محدود است. روش WFLE از قدرت نمونه‌های آموزشی مجازی استفاده می‌کند و با وزن‌دهی مناسب به این نمونه‌ها، سعی در اصلاح بیشتر نمونه‌های نامطلوبی دارد که سبب ایجاد خطا در طبقه‌بندی می‌شوند. روش پیشنهادی با تعدادی از روش‌های معروف و پرکاربرد استخراج ویژگی مقایسه گردید و نتایج آزمایش‌های انجام شده با استفاده از نمونه‌های آموزشی محدود، برتری WFLE را نسبت به سایر روش‌ها نشان داد.



جدول ۱: مشخصات داده های ابرطیفی مورد استفاده

داده	سنجنده	بازه فرکانسی	دقت مکانی	اندازه تصویر	تعداد کلاس‌ها	تعداد باندهای طیفی (بعد از حذف باندهای نویزی و جذب آب)
ایندیانا	AVIRIS	۰/۴ تا ۲/۵ میکرومتر	۲۰ متر	۱۴۵×۱۴۵	۱۰	۲۰۰
دانشگاه پاویا	ROSIS	۰/۴۳ تا ۰/۸۶ میکرومتر	۱/۳ متر	۶۱۰× ۳۴۰	۹	۱۰۳
سالیناس-A	AVIRIS	۰/۴ تا ۲/۵ میکرومتر	۳/۷ متر	۸۳ × ۸۶	۶	۲۰۴

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-02-02]
[DOR: 20.1001.1.26765810.1395.13.2.9.5]

شکل ۵: بلوک‌دیاگرام روش پیشنهادی

جدول ۲: بالاترین صحت طبقه‌بندی به دست آمده برای روش‌های مختلف استخراج ویژگی. عدد نوشته شده در پرانتزها، تعداد ویژگی‌هایی را که بالاترین صحت متوسط طبقه‌بندی را فراهم کرده‌اند، نشان می‌دهد. در هر آزمایش، اعداد مربوط به روشی که بالاترین صحت را فراهم کرده‌اند پررنگ شده‌اند.

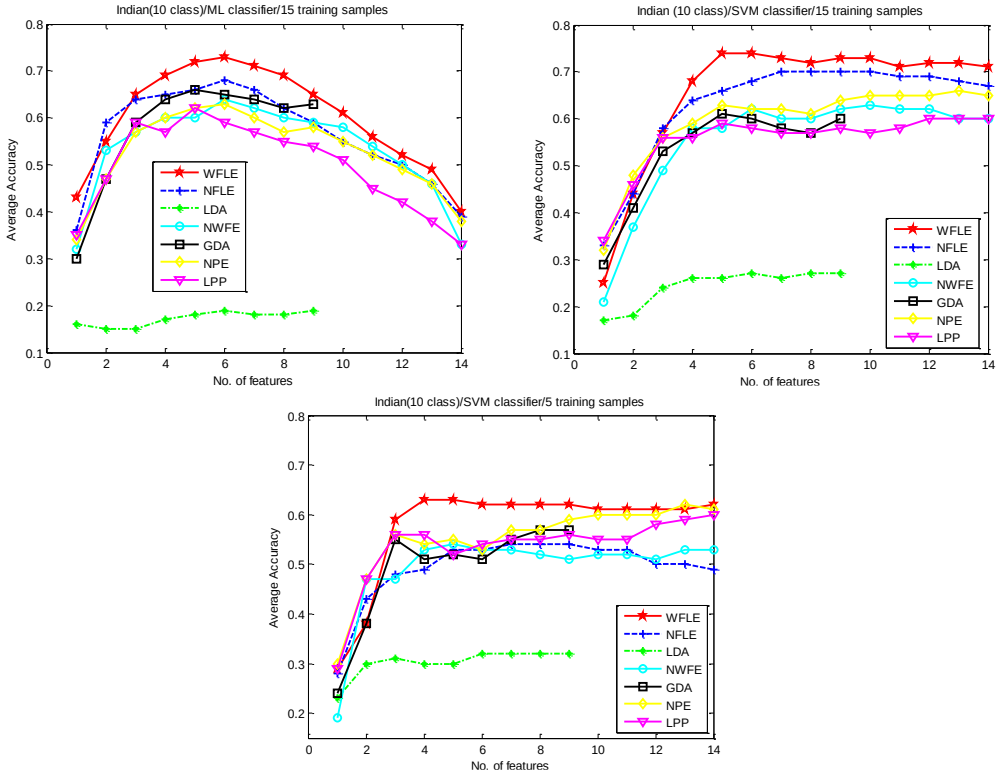
داده	طبقه‌بند	تعداد نمونه‌های آموزشی	WFLE	NFLE	LDA	NWFE	GDA	NPE	LPP
ایندیانا	SVM	۵	**۰.۶۳ (۴)**	۰.۵۴ (۷)	۰.۳۲ (۶)	۰.۵۴ (۵)	۰.۵۷ (۸)	۰.۶۲ (۱۳)	۰.۶۰ (۱۴)
		۱۵	**۰.۷۴ (۵)**	۰.۷۰ (۷)	۰.۲۷ (۶)	۰.۶۳ (۱۰)	۰.۶۱ (۵)	۰.۶۶ (۱۳)	۰.۶۰ (۱۲)
	ML	۱۵	**۰.۷۳ (۶)**	۰.۶۸ (۶)	۰.۱۹ (۶)	۰.۶۴ (۶)	۰.۶۶ (۵)	۰.۶۳ (۶)	۰.۶۲ (۵)
دانشگاه پاویا	SVM	۵	**۰.۷۵ (۵)**	۰.۷۱ (۷)	۰.۳۶ (۶)	۰.۷۲ (۵)	**۰.۷۵ (۸)**	**۰.۷۵ (۷)**	**۰.۷۵ (۱۲)**
		۱۵	۰.۸۱ (۱۰)	۰.۸۲ (۷)	۰.۵۴ (۵)	۰.۸۰ (۱۱)	۰.۷۵ (۷)	**۰.۸۳ (۱۲)**	**۰.۸۳ (۱۱)**
	ML	۱۵	**۰.۸۰ (۴)**	**۰.۸۰ (۴)**	۰.۵۰ (۵)	۰.۷۹ (۵)	**۰.۸۰ (۵)**	۰.۷۹ (۴)	۰.۷۹ (۶)
سالیناس- A	SVM	۵	**۰.۹۵ (۳)**	۰.۸۷ (۴)	۰.۶۶ (۳)	۰.۹۰ (۴)	۰.۹۰ (۲)	۰.۹۱ (۵)	۰.۹۱ (۵)
		۱۵	**۰.۹۹ (۵)**	**۰.۹۹ (۶)**	۰.۵۰ (۲)	۰.۹۷ (۵)	۰.۹۶ (۵)	۰.۹۸ (۴)	۰.۹۸ (۶)
	ML	۱۵	**۰.۹۹ (۳)**	**۰.۹۹ (۳)**	۰.۵۷ (۳)	**۰.۹۹ (۴)**	**۰.۹۹ (۴)**	**۰.۹۹ (۳)**	**۰.۹۹ (۳)**

جدول ۳: صحت و اعتبار دسته‌ها برای داده ایندیانا با استفاده از ۵ نمونه آموزشی، ۴ ویژگی استخراجی و طبقه‌بند SVM

دسته			WFLE		NFLE		LDA		NWFE		GDA		NPE		LPP	
شماره	نام دسته	تعداد نمونه‌ها	صحت	اعتبار	صحت	اعتبار	صحت	اعتبار	صحت	اعتبار	صحت	اعتبار	صحت	اعتبار	صحت	اعتبار
۱	ذرت-بدون شخم	۱۴۳۴	۰.۴۶	۰.۳۹	۰.۲۵	۰.۲۲	۰.۱۹	۰.۲۶	۰.۳۲	۰.۶۷	۰.۳۹	۰.۲۸	۰.۳۳	۰.۳۶	۰.۲۸	۰.۳۱
۲	ذرت-کم شخم	۸۳۴	۰.۵۱	۰.۴۸	۰.۵۱	۰.۳۰	۰.۴۲	۰.۲۱	۰.۲۹	۰.۵۲	۰.۳۱	۰.۳۷	۰.۳۴	۰.۳۱	۰.۳۹	۰.۳۱
۳	سبزه-درختان	۴۹۷	۰.۹۳	۰.۵۲	۰.۶۳	۰.۴۴	۰.۲۰	۰.۱۷	۰.۷۲	۰.۳۴	۰.۸۵	۰.۴۳	۰.۷۱	۰.۴۷	۰.۷۸	۰.۴۸
۴	سبزه-چمنزار	۷۴۷	۰.۷۶	۰.۷۵	۰.۶۶	۰.۵۰	۰.۵۳	۰.۱۶	۰.۸۱	۰.۵۲	۰.۴۴	۰.۷۱	۰.۳۷	۰.۶۹	۰.۷۶	۰.۷۵
۵	کاه و خاشاک	۴۸۹	۰.۹۹	۱.۰۰	۰.۹۲	۰.۹۷	۰.۵۰	۰.۷۹	۰.۹۷	۱.۰۰	۰.۹۹	۰.۸۵	۰.۹۹	۰.۹۳	۰.۹۹	۰.۹۱
۶	سویا-بدون شخم	۹۶۸	۰.۵۴	۰.۴۷	۰.۱۹	۰.۲۶	۰.۰۶	۰.۱۰	۰.۴۴	۰.۳۶	۰.۵۵	۰.۳۵	۰.۶۵	۰.۴۴	۰.۶۳	۰.۴۲
۷	سویا-کم شخم	۲۴۶۸	۰.۳۶	۰.۵۶	۰.۲۳	۰.۳۵	۰.۱۰	۰.۴۲	۰.۶۹	۰.۵۶	۰.۱۷	۰.۳۴	۰.۴۸	۰.۵۸	۰.۴۵	۰.۵۹
۸	سویا-شخم کامل	۶۱۴	۰.۴۴	۰.۳۱	۰.۲۲	۰.۲۲	۰.۲۵	۰.۱۴	۰.۲۹	۰.۲۸	۰.۲۸	۰.۲۳	۰.۲۲	۰.۲۳	۰.۲۶	۰.۳۰
۹	بیشه	۱۲۹۴	۰.۸۲	۰.۹۶	۰.۶۸	۰.۹۵	۰.۵۲	۰.۶۸	۰.۵۶	۰.۸۶	۰.۷۳	۰.۹۳	۰.۸۲	۰.۸۸	۰.۷۹	۰.۹۲
۱۰	ساختمان-سبزه	۳۸۰	۰.۴۶	۰.۵۴	۰.۶۵	۰.۳۷	۰.۲۰	۰.۲۱	۰.۲۴	۰.۵۱	۰.۴۲	۰.۳۴	۰.۵۴	۰.۳۴	۰.۳۰	۰.۴۵
صحت متوسط و اعتبار متوسط			**۰.۶۳**	**۰.۶۰**	**۰.۴۹**	**۰.۴۶**	**۰.۳۰**	**۰.۳۱**	**۰.۵۳**	**۰.۵۶**	**۰.۵۱**	**۰.۴۸**	**۰.۵۴**	**۰.۵۲**	**۰.۵۶**	**۰.۵۴**

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-02-02]

[DOR: 20.1001.1.26765810.1395.13.2.9.5]



شکل ۶: صحت متوسط طبقه‌بندی در برابر تعداد ویژگی‌های استخراج شده برای داده‌ی ایندیانا

جدول ۴: صحت و اعتبار دسته‌ها برای داده پاویا با استفاده از ۵ نمونه آموزشی، ۵ ویژگی استخراجی و طبقه‌بند SVM

دسته			WFLE		NFLE		LDA		NWFE		GDA		NPE		LPP	
شماره	نام دسته	تعداد نمونه‌ها	صحت	اعتبار	صحت	اعتبار	صحت	اعتبار	صحت	اعتبار	صحت	اعتبار	صحت	اعتبار	صحت	اعتبار
۱	آسفالت	۶۶۳۱	۰.۵۸	۰.۸۷	۰.۵۲	۰.۸۹	۰.۳۶	۰.۱۴	۰.۵۹	۰.۸۳	۰.۷۱	۰.۸۸	۰.۶۴	۰.۸۸	۰.۵۶	۰.۸۷
۲	چمن‌زار	۱۸۶۴۹	۰.۵۸	۰.۸۵	۰.۵۵	۰.۸۷	۰.۳۶	۰.۷۹	۰.۲۷	۰.۷۷	۰.۶۸	۰.۸۱	۰.۳۵	۰.۸۱	۰.۵۷	۰.۸۳
۳	شن و سنگریزه	۲۰۹۹	۰.۶۲	۰.۳۴	۰.۵۰	۰.۴۵	۰.۳۰	۰.۲۰	۰.۳۶	۰.۴۱	۰.۵۳	۰.۵۹	۰.۳۸	۰.۴۱	۰.۴۶	۰.۳۳
۴	درختان	۳۰۶۴	۰.۹۱	۰.۵۵	۰.۸۴	۰.۷۱	۰.۷۴	۰.۷۲	۰.۹۵	۰.۴۸	۰.۹۶	۰.۴۵	۰.۹۷	۰.۴۸	۰.۹۷	۰.۴۷
۵	صفحات فلزی	۱۳۴۵	۰.۹۹	۱.۰۰	۱.۰۰	۱.۰۰	۰.۶۸	۰.۸۵	۰.۹۸	۰.۹۸	۰.۹۹	۰.۵۹	۰.۹۹	۰.۹۶	۰.۹۹	۰.۹۶
۶	زمین دست نخورده	۵۰۲۹	۰.۵۷	۰.۳۳	۰.۵۸	۰.۲۴	۰.۱۲	۰.۲۰	۰.۷۰	۰.۲۴	۰.۲۹	۰.۳۷	۰.۶۲	۰.۲۶	۰.۴۷	۰.۳۳
۷	قیر	۱۳۳۰	۰.۸۵	۰.۴۵	۰.۵۷	۰.۳۸	۰.۱۷	۰.۱۰	۰.۸۱	۰.۴۸	۰.۶۵	۰.۴۶	۰.۷۱	۰.۴۷	۰.۷۰	۰.۴۶
۸	آجر	۳۶۸۲	۰.۶۳	۰.۷۱	۰.۶۸	۰.۵۱	۰.۰۸	۰.۲۸	۰.۷۹	۰.۶۵	۰.۸۲	۰.۶۹	۰.۸۸	۰.۶۳	۰.۸۶	۰.۶۴
۹	سایه	۹۴۷	۱.۰۰	۱.۰۰	۰.۹۹	۱.۰۰	۰.۳۸	۰.۰۸	۰.۹۹	۰.۸۴	۱.۰۰	۱.۰۰	۱.۰۰	۱.۰۰	۱.۰۰	۱.۰۰
صحت متوسط و اعتبار متوسط			**۰.۷۵**	**۰.۶۸**	**۰.۶۹**	**۰.۶۷**	**۰.۳۵**	**۰.۳۷**	**۰.۷۲**	**۰.۶۳**	**۰.۷۴**	**۰.۶۵**	**۰.۷۳**	**۰.۶۵**	**۰.۷۳**	**۰.۶۵**

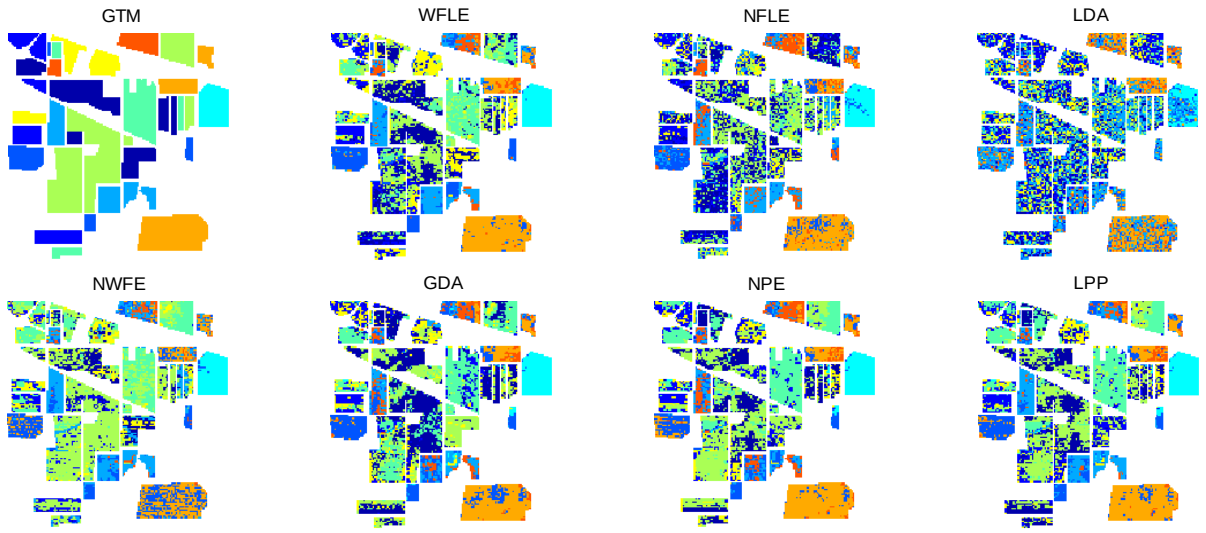
[Downloaded from jiaeee.com on 2026-02-02]

[DOR: 20.1001.1.26765810.1395.13.2.9.5]

Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers Vol13 No2 Summer 2016

جدول ۵: صحت و اعتبار دسته‌ها برای داده سالیناس-A با استفاده از ۵ نمونه آموزشی، ۳ ویژگی استخراجی و طبقه‌بند SVM

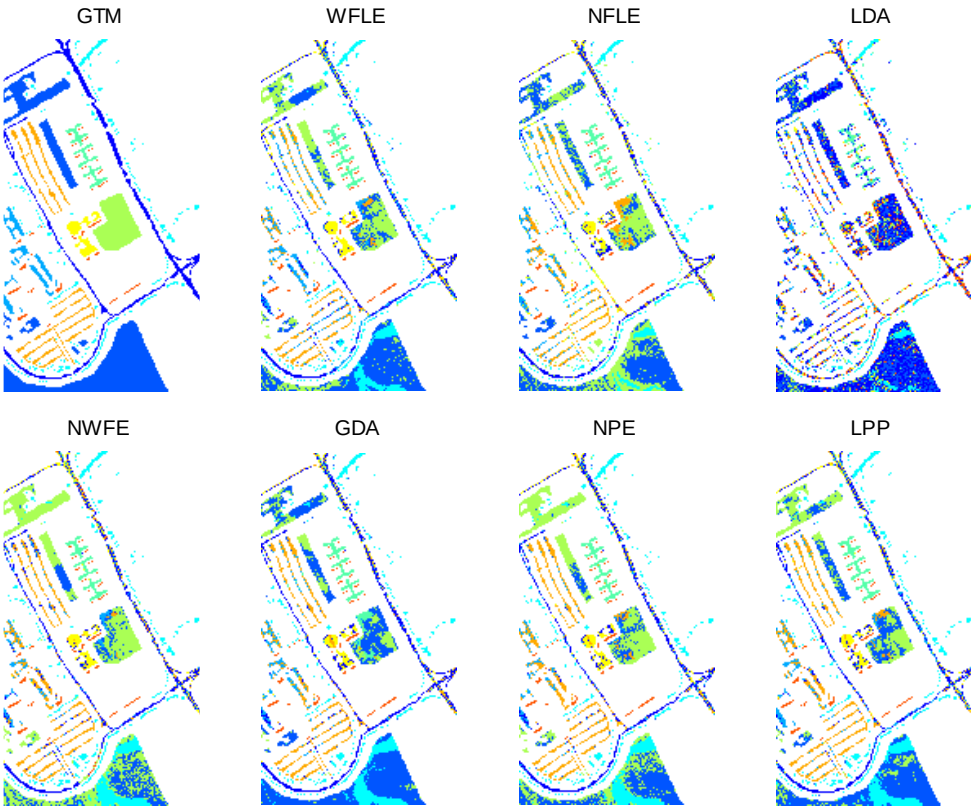
دسته			WFLE		NFLE		LDA		NWFE		GDA		NPE		LPP	
شماره	نام دسته	تعداد نمونه‌ها	صحت	اعتبار	صحت	اعتبار	صحت	اعتبار	صحت	اعتبار	صحت	اعتبار	صحت	اعتبار	صحت	اعتبار
۱	بروکلی-سبزه-علف هرز۱	۳۹۱	۱.۰۰	۱.۰۰	۱.۰۰	۱.۰۰	۰.۸۸	۱.۰۰	۰.۹۹	۱.۰۰	۱.۰۰	۱.۰۰	۱.۰۰	۱.۰۰	۱.۰۰	۱.۰۰
۲	ذرت- سبزه پیر-علف هرز	۱۳۴۳	۰.۸۹	۰.۹۳	۰.۵۶	۰.۹۹	۰.۲۸	۰.۴۴	۰.۴۳	۰.۷۸	۰.۵۷	۰.۸۷	۰.۵۶	۰.۸۷	۰.۵۶	۰.۸۹
۳	کاهو-۴ هفته	۶۱۶	۰.۸۲	۰.۹۵	۰.۸۹	۱.۰۰	۰.۶۹	۰.۹۰	۰.۸۷	۰.۹۹	۰.۸۸	۰.۹۳	۰.۸۸	۰.۹۳	۰.۹۱	۰.۹۵
۴	کاهو-۵ هفته	۱۵۲۵	۰.۹۸	۰.۹۸	۱.۰۰	۰.۶۹	۰.۴۹	۰.۶۴	۰.۹۲	۰.۸۸	۰.۹۶	۰.۸۰	۰.۹۶	۰.۹۱	۰.۹۶	۰.۹۱
۵	کاهو-۶ هفته	۶۷۴	۰.۹۹	۰.۹۵	۰.۷۶	۰.۸۱	۰.۸۳	۰.۴۵	۱.۰۰	۰.۶۸	۰.۹۷	۰.۸۲	۰.۹۹	۰.۶۵	۰.۹۹	۰.۶۶
۶	کاهو-۷ هفته	۷۹۹	۰.۹۹	۰.۸۷	۰.۹۴	۰.۹۳	۰.۷۸	۰.۴۹	۰.۹۹	۰.۷۲	۰.۹۹	۰.۹۰	۰.۹۹	۰.۹۰	۰.۹۹	۰.۸۹
صحت متوسط و اعتبار متوسط			۰.۹۵	۰.۹۵	۰.۸۶	۰.۹۰	۰.۶۶	۰.۶۵	۰.۸۷	۰.۸۴	۰.۸۹	۰.۸۹	۰.۹۰	۰.۸۸	۰.۹۰	۰.۸۸



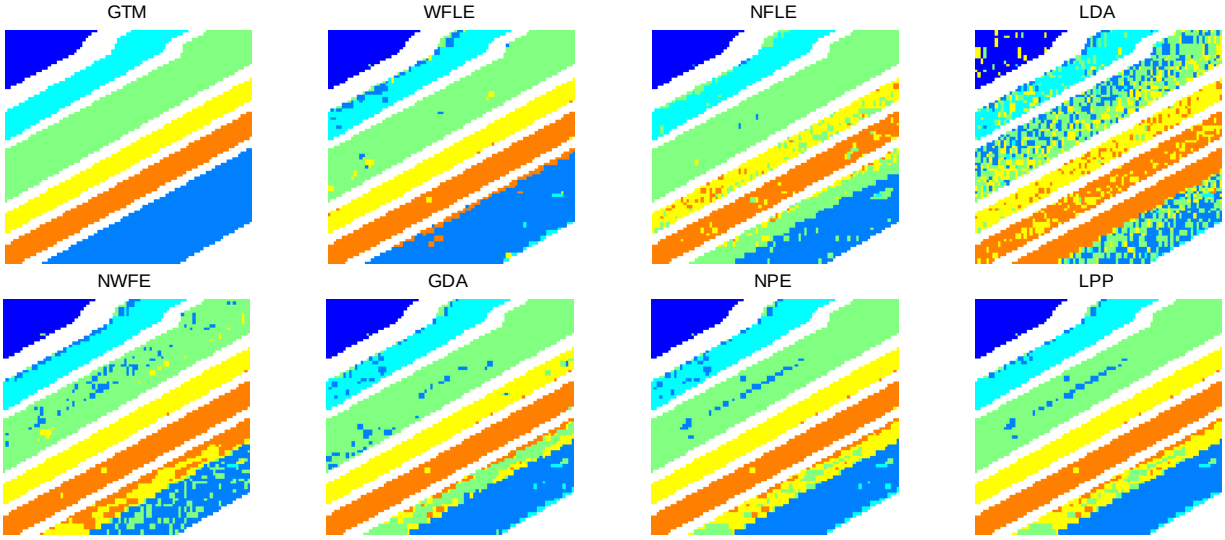
شکل ۷: نقشه مرجع طبقه‌بندی (GTM) و نقشه‌های طبقه‌بندی به دست آمده با استفاده از روش‌های مختلف استخراج ویژگی WFLE، NFLE، LDA، NWFE، GDA، NPE و LPP برای داده ایندیانا با استفاده از ۵ نمونه آموزشی، ۴ ویژگی استخراجی و طبقه‌بند SVM

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-02-02]

[DOR: 20.1001.1.26765810.1395.13.2.9.5]



شکل ۸: نقشه مرجع طبقه‌بندی (GTM) و نقشه‌های طبقه‌بندی به دست آمده با استفاده از روش‌های مختلف استخراج ویژگی WFLE، NFLE، LDA، NWFE، GDA، NPE و LPP برای داده پاویا با استفاده از ۵ نمونه آموزشی، ۵ ویژگی استخراجی و طبقه‌بند SVM



شکل ۹: نقشه مرجع طبقه‌بندی (GTM) و نقشه‌های طبقه‌بندی به دست آمده با استفاده از روش‌های مختلف استخراج ویژگی WFLE، NFLE، LDA، NWFE، GDA، NPE و LPP برای داده سالیناس-A با استفاده از ۵ نمونه آموزشی، ۳ ویژگی استخراجی و طبقه‌بند SVM

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-02-02]

[DOR: 20.1001.1.26765810.1395.13.2.9.5]

جدول ۶: نتایج آزمون McNemars. هر خانه‌ی جدول بیان‌کننده Z_{rc} است که r شماره سطر و c شماره ستون جدول است.

داده ایندیانا، طبقه‌بند SVM، ۵ نمونه آموزشی و ۴ ویژگی استخراجی							
	WFLE	NFLE	LDA	NWFE	GDA	NPE	LPP
WFLE	۰	۲۵.۵۰	۴۴.۲۳	۴.۴۴	۲۲.۹۱	۸.۰۶	۶.۵۹
NFLE	-۲۵.۵۰	۰	۲۵.۶۹	-۱۸.۵۱	-۴.۰۳	-۱۶.۴۰	-۱۸.۳۸
LDA	-۴۴.۲۳	-۲۵.۶۹	۰	-۳۹.۲۰	-۲۷.۰۴	-۳۶.۷۹	-۳۸.۷۳
NWFE	-۴.۴۴	۱۸.۵۱	۳۹.۲۰	۰	۱۵.۶۲	۳.۱۱	۱.۳۵
GDA	-۲۲.۹۱	۴.۰۳	۲۷.۰۴	-۱۵.۶۲	۰	-۱۶.۸۶	-۱۷.۷۳
NPE	-۸.۰۶	۱۶.۴۰	۳۶.۷۹	-۳.۱۱	۱۶.۸۶	۰	-۲.۶۵
LPP	-۶.۵۹	۱۸.۳۸	۳۸.۷۳	-۱.۳۵	۱۷.۷۳	۲.۶۵	۰

داده ایندیانا، طبقه‌بند SVM، ۱۵ نمونه آموزشی و ۵ ویژگی استخراجی							
	WFLE	NFLE	LDA	NWFE	GDA	NPE	LPP
WFLE	۰	۲۱.۳۰	۶۱.۷۳	۲۴.۷۴	۲۲.۶۹	۱۹.۸۰	۲۴.۰۷
NFLE	-۲۱.۳۰	۰	۵۱.۱۳	۷.۶۵	۳.۷۵	۰.۱۱	۵.۳۱
LDA	-۶۱.۷۳	-۵۱.۱۳	۰	-۴۶.۲۳	-۴۹.۲۵	-۵۰.۵۸	-۴۶.۸۴
NWFE	-۲۴.۷۴	-۷.۶۵	۴۶.۲۳	۰	-۴.۴۱	-۸.۱۶	-۲.۴۲
GDA	-۲۲.۶۹	-۳.۷۵	۴۹.۲۵	۴.۴۱	۰	-۴.۱۲	۲.۰۹
NPE	-۱۹.۸۰	-۰.۱۱	۵۰.۵۸	۸.۱۶	۴.۱۲	۰	۸.۵۸
LPP	-۲۴.۰۷	-۵.۳۱	۴۶.۸۴	۲.۴۲	-۲.۰۹	-۸.۵۸	۰

داده ایندیانا، طبقه‌بند ML، ۱۵ نمونه آموزشی و ۶ ویژگی استخراجی							
	WFLE	NFLE	LDA	NWFE	GDA	NPE	LPP
WFLE	۰	۱۴.۰۳	۶۱.۷۲	۱۷.۴۳	۱۵.۱۴	۱۹.۰۲	۲۴.۳۵
NFLE	-۱۴.۰۳	۰	۵۵.۲۷	۴.۸۳	۱.۹۶	۷.۰۷	۱۳.۰۳
LDA	-۶۱.۷۲	-۵۵.۲۷	۰	-۵۲.۸۶	-۵۴.۸۷	-۵۱.۶۷	-۴۷.۵۷
NWFE	-۱۷.۴۳	-۴.۸۳	۵۲.۸۶	۰	-۲.۹۴	۲.۸۴	۹.۹۴
GDA	-۱۵.۱۴	-۱.۹۶	۵۴.۸۷	۲.۹۴	۰	۵.۶۶	۱۲.۰۷
NPE	-۱۹.۰۲	-۷.۰۷	۵۱.۶۷	-۲.۸۴	-۵.۶۶	۰	۹.۰۴
LPP	-۲۴.۳۵	-۱۳.۰۳	۴۷.۵۷	-۹.۹۴	-۱۲.۰۷	-۹.۰۴	۰

داده پاویا، طبقه‌بند SVM، ۵ نمونه آموزشی و ۵ ویژگی استخراجی							
	WFLE	NFLE	LDA	NWFE	GDA	NPE	LPP
WFLE	۰	۱۲.۶۲	۸۸.۹۰	۴۴.۰۱	-۱.۴۷	۲۸.۵۶	۳.۳۸
NFLE	-۱۲.۶۲	۰	۸۳.۶۱	۳۰.۶۲	-۲۸.۷۷	۱۴.۴۱	-۱۰.۲۷
LDA	-۸۸.۹۰	-۸۳.۶۱	۰	-۵۶.۸۰	-۱۰۱.۶۸	-۶۸.۷۹	-۸۶.۳۱
NWFE	-۴۴.۰۱	-۳۰.۶۲	۵۶.۸۰	۰	-۵۶.۹۰	-۲۲.۹۸	-۴۲.۶۳
GDA	۱.۴۷	۲۸.۷۷	۱۰۱.۶۸	۵۶.۹۰	۰	۴۵.۹۸	۲۳.۸۴
NPE	-۲۸.۵۶	-۱۴.۴۱	۶۸.۷۹	۲۲.۹۸	-۴۵.۹۸	۰	-۲۹.۹۶
LPP	-۳.۳۸	۱۰.۲۷	۸۶.۳۱	۴۲.۶۳	-۲۳.۸۴	۲۹.۹۶	۰

داده پاویا، طبقه‌بند SVM، ۱۵ نمونه آموزشی و ۵ ویژگی استخراجی							
	WFLE	NFLE	LDA	NWFE	GDA	NPE	LPP
WFLE	۰	-۲.۹۸	۵۲.۴۸	۱۵.۲۱	۳۰.۳۱	۱۵.۹۰	۴۰.۳۷
NFLE	۲.۹۸	۰	۵۳.۷۵	۱۶.۵۹	۳۲.۳۶	۱۶.۲۹	۳۸.۰۹
LDA	-۵۲.۴۸	-۵۳.۷۵	۰	-۳۹.۴۳	-۱۹.۲۱	-۴۰.۶۶	-۲۰.۴۰
NWFE	-۱۵.۲۱	-۱۶.۵۹	۳۹.۴۳	۰	۱۸.۴۲	-۱.۰۹	۲۴.۲۵
GDA	-۳۰.۳۱	-۳۲.۳۶	۱۹.۲۱	-۱۸.۴۲	۰	-۱۹.۶۵	-۰.۳۳
NPE	-۱۵.۹۰	-۱۶.۲۹	۴۰.۶۶	۱.۰۹	۱۹.۶۵	۰	۳۰.۲۰
LPP	-۴۰.۳۷	-۳۸.۰۹	۲۰.۴۰	-۲۴.۲۵	۰.۳۳	-۳۰.۲۰	۰

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-02-02]

[DOR: 20.1001.1.26765810.1395.13.2.9.5]

ادامه جدول ۶: نتایج آزمون McNemars. هر خانه‌ی جدول بیان‌کننده Z_{rc} است که r شماره سطر و c شماره ستون جدول است.

داده پاویا، طبقه‌بند ML، ۱۵ نمونه آموزشی و ۴ ویژگی استخراجی							
	WFLE	NFLE	LDA	NWFE	GDA	NPE	LPP
WFLE	۰	۸.۹۵	۶۹.۴۴	۱۳.۱۸	۸.۷۲	۴.۷۷	۷.۳۹
NFLE	-۸.۹۵	۰	۶۴.۶۳	۵.۷۳	۱.۶۷	-۲.۰۳	۰.۴۲
LDA	-۶۹.۴۴	-۶۴.۶۳	۰	-۵۸.۵۹	-۶۰.۶۰	-۶۳.۵۰	-۶۱.۵۸
NWFE	-۱۳.۱۸	-۵.۷۳	۵۸.۵۹	۰	-۵.۸۵	-۱۰.۷۷	-۷.۳۱
GDA	-۸.۷۲	-۱.۶۷	۶۰.۶۰	۵.۸۵	۰	-۱۱.۶۸	-۳.۶۶
NPE	-۴.۷۷	۲.۰۳	۶۳.۵۰	۱۰.۷۷	۱۱.۶۸	۰	۹.۱۵
LPP	-۷.۳۹	-۰.۴۲	۶۱.۵۸	۷.۳۱	۳.۶۶	-۹.۱۵	۰

داده سالیناس-A ، طبقه‌بند SVM، ۵ نمونه آموزشی و ۳ ویژگی استخراجی							
	WFLE	NFLE	LDA	NWFE	GDA	NPE	LPP
WFLE	۰	۲۰.۶۶	۴۳.۴۴	۲۳.۸۴	۱۸.۷۸	۱۸.۱۸	۱۷.۱۳
NFLE	-۲۰.۶۶	۰	۳۳.۵۹	۴.۶۸	-۶.۳۳	-۶.۶۴	-۸.۴۹
LDA	-۴۳.۴۴	-۳۳.۵۹	۰	-۳۲.۴۴	-۳۷.۰۸	-۳۷.۵۷	-۳۸.۵۰
NWFE	-۲۳.۸۴	-۴.۶۸	۳۲.۴۴	۰	-۱۰.۹۲	-۱۱.۸۹	-۱۳.۸۶
GDA	-۱۸.۷۸	۶.۳۳	۳۷.۰۸	۱۰.۹۲	۰	-۰.۴۷	-۳.۰۴
NPE	-۱۸.۱۸	۶.۶۴	۳۷.۵۷	۱۱.۸۹	۰.۴۷	۰	-۴.۹۶
LPP	-۱۷.۱۳	۸.۴۹	۳۸.۵۰	۱۳.۸۶	۳.۰۴	۴.۹۶	۰

داده سالیناس-A ، طبقه‌بند SVM، ۱۵ نمونه آموزشی و ۴ ویژگی استخراجی							
	WFLE	NFLE	LDA	NWFE	GDA	NPE	LPP
WFLE	۰	۴.۰۹	۵۳.۴۵	۹.۳۸	۱۵.۴۱	۱.۹۰	۰.۵۲
NFLE	-۴.۰۹	۰	۵۳.۳۰	۵.۸۴	۱۱.۸۶	-۲.۲۲	-۳.۵۹
LDA	-۵۳.۴۵	-۵۳.۳۰	۰	-۵۱.۱۰	-۴۸.۰۵	-۵۳.۴۴	-۵۳.۶۹
NWFE	-۹.۳۸	-۵.۸۴	۵۱.۱۰	۰	۶.۸۶	-۸.۷۳	-۹.۹۴
GDA	-۱۵.۴۱	-۱۱.۸۶	۴۸.۰۵	-۶.۸۶	۰	-۱۶.۴۱	-۱۶.۸۷
NPE	-۱.۹۰	۲.۲۲	۵۳.۴۴	۸.۷۳	۱۶.۴۱	۰	-۲.۷۹
LPP	-۰.۵۲	۳.۵۹	۵۳.۶۹	۹.۹۴	۱۶.۸۷	۲.۷۹	۰

داده سالیناس-A، طبقه‌بند ML، ۱۵ نمونه آموزشی و ۳ ویژگی استخراجی							
	WFLE	NFLE	LDA	NWFE	GDA	NPE	LPP
WFLE	۰	۴.۱۰	۵۰.۶۹	۲.۵۹	۱.۸۹	۴.۰۰	۲.۶۰
NFLE	-۴.۱۰	۰	۵۰.۲۰	-۱.۵۰	-۲.۲۲	۰.۰۹	-۱.۶۱
LDA	-۵۰.۶۹	-۵۰.۲۰	۰	-۵۰.۴۳	-۵۰.۵۶	-۵۰.۱۳	-۵۰.۳۱
NWFE	-۲.۵۹	۱.۵۰	۵۰.۴۳	۰	-۰.۷۶	۱.۶۳	-۰.۱۰
GDA	-۱.۸۹	۲.۲۲	۵۰.۵۶	۰.۷۶	۰	۳.۶۲	۰.۸۰
NPE	-۴.۰۰	-۰.۰۹	۵۰.۱۳	-۱.۶۳	-۳.۶۲	۰	-۲.۰۴
LPP	-۲.۶۰	۱.۶۱	۵۰.۳۱	۰.۱۰	-۰.۸۰	۲.۰۴	۰

جدول ۷: مقایسه زمانی ویژگی در روش‌های طبقه‌بند SVM برای فرآیند استخراج مختلف با استفاده از داده‌ی ایندیانا

	تعداد نمونه‌های آموزشی	WFLE	NFLE	LDA	NWFE	GDA	NPE	LPP
زمان (ثانیه)	۵	۲.۸۱	۰.۵۵	۰.۶۷	۲.۴۳	۰.۷۰	۰.۴۷	۰.۴۸
	۱۵	۲۵۲.۲۷	۱۶.۰۰	۰.۷۳	۷۷.۵۴	۰.۸۱	۰.۵۹	۰.۴۹

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-02-02]

[DOR: 20.1001.1.26765810.1395.13.2.9.5]

مراجع

[۱] ر. کامران، ح. نظام آبادی و س. یزدی، ترمیم تصاویر رنگی با نواحی مخدوش بزرگ بر اساس تجزیه تصویر به مولفه‌های بافت و ساختار، نشریه مهندسی برق و الکترونیک ایران، پاییز و زمستان ۱۳۹۰; ۸ (۲) : ۱۳-۲۴.

[2] G. F. Hughes, "On the mean accuracy of statistical pattern recognition," IEEE Trans. Inf. Theory, vol. IT-۱۴, no. ۱, pp. ۵۵–۶۳, Jan. ۱۹۶۸.

[3] S. Li, H. Wu, D. Wan, J. Zhu, " An effective feature selection method for hyperspectral image classification based on genetic algorithm and support vector machine," Knowledge-Based Systems, vol. ۲۴, pp. ۴۰-۴۸, ۲۰۱۱.

[4] J. Yin, Y. Wang, and J. Hu, "A new dimensionality reduction algorithm for hyperspectral image data using evolutionary strategy," IEEE Trans. Ind. Inf., vol. ۸, no. ۴, pp. ۹۳۵–۹۴۳, Nov. ۲۰۱۲.

[5] M. Imani and H. Ghassemian, "Band Clustering-Based Feature Extraction for Classification of Hyperspectral Images Using Limited Training Samples," IEEE Geoscience and Remote Sensing Lett., vol. ۱۱, no. ۸, pp. ۱۳۲۵ - ۱۳۲۹, Aug. ۲۰۱۴.

[۶] م. مهدی‌خانی و م.ح. کهایی، معرفی الگوریتم جدید LICAD برای حل مشکل جایگشت محلی الگوریتم ICA، نشریه مهندسی برق و الکترونیک ایران، پاییز و زمستان ۱۳۹۳; ۱۱ (۲) : ۲۵-۳۲.

[7] J. Yin, C. Gao, and X. Jia, "Wavelet Packet Analysis and Gray Model for Feature Extraction of Hyperspectral Data,"IEEE Geoscience and Remote Sensing Lett., vol. ۱۰, no. ۴, pp. ۶۸۲ – ۶۸۶, July ۲۰۱۳.

[8] H. Ghassemian and D.A. Landgrebe, ''Object-Oriented Feature Extraction Method for Image Data Compaction,"IEEE Control Systems Magazine, vol. ۸, no. ۳, pp. ۴۲-۴۸, June ۱۹۸۸.

[9] X. Jia, B.C. Kuo, and M. Crawford, "Feature Mining for Hyperspectral Image Classification," Proceedings of the IEEE, vol. ۱۰۱, no. ۳, pp. ۶۷۶-۶۹۷, March ۲۰۱۳.

[10] K. Fukunaga, Introduction to Statistical Pattern Recognition, San Diego: Academic Press Inc, ۱۹۹۰.

[11] G. Baudat and F. Anouar, ''Generalized discriminant analysis using a kernel approach,'' Neural Comput., vol. ۱۲, no. ۱۰, pp. ۲۳۸۵–۲۴۰۴, Oct. ۲۰۰۰.

[12] B. C. Kuo and D. A. Landgrebe, "Nonparametric weighted feature extraction for classification," IEEE Trans. Geosci. Remote Sens, vol. ۴۲, no. ۵, pp. ۱۰۹۶-۱۱۰۵, May ۲۰۰۴.

[13] X. F. He, D. Cai, S. C. Yan, and H. J. Zhang, "Neighborhood preserving embedding," in Proc. ۱۰th IEEE Int. Conf. Comput. Vis., vol. ۲, pp. ۱۲۰۸–۱۲۱۳, ۲۰۰۵.

[14] X. F. He and P. Niyogi, "Locality preserving projections," in Proc. Adv. Neural Inf. Process. Syst., vol. ۱۶, pp. ۱۵۳–۱۶۰, ۲۰۰۴.

[15] Y.-L. Chang, J.-N. Liu, C.-C. Han, and Y.-N. Chen, "Hyperspectral Image Classification Using Nearest Feature Line Embedding Approach," IEEE Trans. Geosci. Remote Sens, vol. ۵۲, no. ۱, pp. ۲۷۸–۲۸۷, Jan. ۲۰۱۴.

[16] S. Z. Li and J. Lu, "Face recognition using the nearest feature line method," IEEE Trans. Neural Netw., vol. ۱۰, no. ۲, pp. ۴۳۹–۴۳۳, March ۱۹۹۹.

[17] S. Z. Li, K. L. Chan, and C. L. Wang, "Performance evaluation of the nearest feature line method in image classification and retrieval," IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol. ۲۲, no. ۱۱, pp. ۱۳۳۵–۱۳۳۹, Nov. ۲۰۰۰.

[18] Y. W. Pang, Y. Yuan, and X. Li, "Generalized nearest feature line for subspace learning," Electron. Lett., vol. ۴۳, no. ۲۰, pp. ۱۰۷۹–۱۰۸۰, Sep. ۲۰۰۷.

[19] J. Lu and Y. P. Tan, "Uncorrelated discriminant nearest feature line analysis for face recognition," IEEE Signal Process. Lett., vol. ۱۷, no. ۲, pp. ۱۸۵–۱۸۸, Feb. ۲۰۱۰.

[20] S. Theodoridis and K. Koutroumbas, Pattern Recognition, ۴th Ed., Elsevier Academic Press, San Diego, California, pp. ۱۱۹-۱۲۷, ۲۰۰۹.

[21] S. A. Hosseini and H. Ghassemian, "A new fast algorithm for multiclass hyperspectral image classification with SVM," International Journal of Remote Sensing, vol. ۳۲, no. ۲۳, pp. ۸۶۵۷–۸۶۸۳, Dec. ۲۰۱۱.

[22] C. Chang and C. Linin, LIBSVM—A Library for Support Vector Machines [Online]. Available: http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm, ۲۰۰۸.

[23] G. M. Foody, "Thematic map comparison: Evaluating the statistical significance of differences in classification accuracy," Photogramm. Eng. Remote Sens., vol. ۷۰, no. ۵, pp. ۶۲۷–۶۳۳, May ۲۰۰۴.

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-02-02]

[DOR: 20.1001.1.26765810.1395.13.2.9.5]

زیرنویس‌ها

[1] Class
[2] Weighted Feature Line Embedding
[3] Feature Line
[4] Linear Discriminant Analysis
[5] Generalized Discriminant Analysis
[6] Nonparametric Weighted Feature Extraction
[7] Neighborhood Preserving Embedding
[8] Locality Preserving Projection
[9] Nearest Feature Line Embedding
[10] manifold learning
[11] adjacency graph
[12] similarity matrix
[13] Nearest Feature Line
[14] feature line distance
[15] position parameter
[16] Principal Component Analysis
[17] regularization
[18] Indian
[19] University of Pavia
[20] Salinas-A
[21] Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer
[22] Reflective Optics System Imaging Spectrometer
[23] Support Vector Machine
[24] Maximum Likelihood

[Downloaded from jiaeee.com on 2026-02-02]
[DOR: 20.1001.1.26765810.1395.13.2.9.5]