مجله علمی - پژوهشی "پدافند الکترونیکی و سایبری"
سال سوم، شماره ۳، پاییز ۱۳۹۴، ص ۷-۱

ارائه یک الگوریتم انتخاب مشخصه بهینه بدون نظارت

حمیدرضا کاکائی مطلق[۱]، مهدی ملازاده گل‌محله[۲*]، بابک تیمورپور[۳]
۱- مربی، دانشگاه جامع امام حسین(ع)
۲- مربی، دانشگاه جامع امام حسین(ع)
۳- استادیار، دانشگاه تربیت مدرس
(دریافت: ۹۲/۰۵/۹؛ پذیرش: ۹۴/۱۰/۲۲)

چکیده
انتخاب بردار مشخصه مناسب برای حداکثر نمودن موفقیت یک ماشین دسته‌بندی‌کننده بسیار موثر است. در این مقاله با استفاده از ترکیب روش‌های مختلف محاسبه تابع هسته، یک الگوریتم انتخاب مشخصه بهینه بدون نظارت پیشنهاد گردیده است. بردار مشخصه به‌دست‌آمده از الگوریتم پیشنهادی، صحت خروجی دسته‌بندی‌کننده شبکهٔ عصبی پس‌انتشارخطا را حداکثر می‌گرداند. در این مقاله برای مطالعه موردی از دسته‌بندی استاندارد تصاویر فشرده‌شدهٔ مبتنی بر کدگذاری تبدیلی و تصاویر فشرده‌نشده با استفاده از رشته‌بیت آن‌ها استفاده می‌گردد. استانداردهای مورد نظر برای دسته‌بندی، استانداردهای JPEG و JPEG2000 و تصاویر فشرده‌نشده با فرمت TIFF می‌باشند. با استفاده از بردار مشخصه به‌دست‌آمده از الگوریتم پیشنهادی، صحت دسته‌بندی‌کننده در حدود ۹۸٪ می‌گردد.

واژه‌های کلیدی: بردار مشخصه، انتخاب بردارهای مشخصه، شبکهٔ عصبی، دسته‌بندی، استاندارد فشرده‌سازی تصویر

۱- مقدمه
در سیستم‌های ارتباطی دیجیتال پیشرفته، توانایی دسته‌بندی[۱] و دسته‌بندی‌کردن داده‌ها برای بسیاری از سازمان‌دهی‌ها[۲] مطلوب می‌باشد. به عبارتی دسته‌بندی و تفکیک خودکار داده‌های دیجیتال جمع‌آوری‌شده و ذخیره کردن آن‌ها به‌منظور تحلیل بیشتر امری ضروری است.

مساله انتخاب مشخصه، یکی از مسائلی است که در مبحث یادگیری ماشین و همچنین شناسائی آماری الگو مطرح است. این مساله در بسیاری از کاربردها (مانند طبقه‌بندی) اهمیت به‌سزائی دارد، زیرا در این کاربردها تعداد زیادی مشخصه وجود دارد، که بسیاری از آنها یا بلااستفاده هستند و یا این‌که بار اطلاعاتی چندانی ندارند. حذف نکردن این مشخصه‌ها مشکلی از لحاظ اطلاعاتی ایجاد نمی‌کند ولی بار محاسباتی را برای کاربرد مورد نظر بالا می‌برد. و علاوه‌بر این باعث می‌شود که اطلاعات غیر مفید زیادی را به‌همراه داده‌های مفید ذخیره کنیم.

دادهٔ دیجیتال می‌تواند مربوط به متن، صدا، تصویر و یا ترکیبی از این قبیل باشد. در این بررسی هدف ما دسته‌بندی دادهٔ دیجیتال تصویری با استفاده از رشته‌بیت آن می‌باشد. با توجه به این‌که تصاویر اغلب با استفاده از الگوریتم‌هایی همچون JPEG و JPEG2000 فشرده می‌شوند، لذا در این مقاله رشته‌بیت این دو استاندارد برای دسته‌بندی استفاده می‌شوند. همچنین فرمت TIF نیز به‌عنوان خروجی فشرده‌نشده تصویر و یک کلاس مستقل در نظر گرفته شده است. در ادامه مقاله ابتدا به معرفی الگوریتم انتخاب بردار مشخصه مناسب پرداخته شده است. سپس چهارچوب کلی ارزیابی الگوریتم پیشنهادی بر مبنای دسته‌بندی رشته‌بیت تصاویر بیان گردیده است. استخراج مشخصه از رشته‌بیت تصاویر فشرده‌شده و فشرده‌نشده توضیح داده شده است. سپس با استفاده از شبکهٔ عصبی دسته‌بندی انجام گرفته است. در بخش پایانی مقاله نتایج شبیه‌سازی و نتیجه‌گیری آورده شده است.

۲- الگوریتم انتخاب بردار مشخصه مناسب
اگر تعداد کل مشخصه‌ها برابر N باشد، تعداد کل زیرمجموعه‌های ممکن برابر 2^N می‌شود. این تعداد برای Nهای متوسط هم خیلی زیاد است. روش‌های مختلف انتخاب مشخصه، تلاش می‌کنند تا از میان 2^N زیر مجموعه کاندید، بهترین زیرمجموعه را پیدا کنند. در تمام این روش‌ها بر اساس کاربرد و نوع تعریف، زیر مجموعه‌ای به‌عنوان جواب انتخاب می‌شود، که بتواند مقدار یک تابع ارزیابی را بهینه کند. با وجود این‌که هر

رایانامه نویسنده پاسخگو: mmollazadeh@ihu.ac.ir
1 -Classification
2 -Disciplines

Archive of SID
www.SID.ir

روشی سعی می‌کند که بتواند، بهترین مشخصه‌ها را انتخاب کند، اما با توجه به وسعت جواب‌های ممکن، و این‌که این مجموعه‌های جواب به‌صورت توانی از N افزایش پیدا می‌کنند، پیدا کردن جواب بهینه مشکل و در Nهای متوسط و بزرگ بسیار پرهزینه است.

به‌طورکلی روش‌های مختلف انتخاب مشخصه را بر اساس نوع جستجو به دسته‌های مختلفی تقسیم‌بندی می‌کنند. در بعضی روش‌ها تمام فضای ممکن جستجو می‌گردد. در سایر روش‌ها که می‌تواند مکاشفه‌ای و یا جستجوی تصادفی باشد، در ازای از دست دادن مقداری از کارآئی، فضای جستجو کوچکتر می‌شود.

۲-۱- الگوریتم انتخاب مشخصه طیفی

الگوریتم های انتخاب مشخصه ابعاد بردار مشخصه را به منظور بالا بردن کارآیی ماشین‌های یادگیری کاهش می‌دهند. الگوریتم‌های انتخاب مشخصه بر مبنای نوع یادگیری به دو دسته کلی با نظارت[1] و بدون نظارت[2] تقسیم‌بندی می‌گردند. الگوریتم استفاده‌شده در این مقاله الگوریتم انتخاب مشخصه طیفی [۶] است. این الگوریتم بر مبنای نظریه گراف طیفی و یک الگوریتم انتخاب مشخصه بدون نظارت می‌باشد.

Algorithm 1: *SPEC*

Input: X, $\gamma(\cdot)$, k, $\widehat{\varphi} \in \{\widehat{\varphi}_1, \widehat{\varphi}_2, \widehat{\varphi}_3\}$
Output: SF_{SPEC} - the ranked feature list
construct $\mathbb{S}$, the similarity set from X (and Y);
construct graph G from $\mathbb{S}$;
build W, D and L from G;
for *each feature vector* $\boldsymbol{f}_i$ **do**
  $\widehat{\boldsymbol{f}}_i \leftarrow \frac{D^{\frac{1}{2}}\boldsymbol{f}_i}{||D^{\frac{1}{2}}\boldsymbol{f}_i||}$; $SF_{SPEC}(i) \leftarrow \widehat{\varphi}(F_i)$;
end
ranking SF_{SPEC} in ascending order for $\widehat{\varphi}_1$ and $\widehat{\varphi}_2$, or descending order for $\widehat{\varphi}_3$;
return SF_{SPEC};

شکل (۱). الگوریتم انتخاب مشخصه طیفی

این الگوریتم با دریافت مجموعه‌ای از بردارهای مشخصه و ماتریس شباهت آن‌ها، برای هر مشخصه وزنی بین صفر تا ۱ مشخص می‌نماید. با کمک این وزن‌ها می‌توان مشخصه‌ها را اولویت‌بندی نمود و برای دسته‌بندی استفاده کرد.

۲-۲- بهینه‌سازی الگوریتم دسته‌بندی

الگوریتم انتخاب مشخصه طیفی برای انتخاب مشخصه‌های مناسب از ماتریس شباهت بردارهای مشخصه استفاده می‌نماید.

نحوه محاسبه ماتریس شباهت در خروجی الگوریتم تاثیرگذار است. در این مقاله تلاش نموده‌ایم تا روشی برای محاسبه ماتریس شباهت ارائه نماییم که خروجی دسته‌بندی‌کننده دارای دقت دسته‌بندی بالاتری باشد.

برای به‌دست آوردن ماتریس شباهت بهینه از دو روش محاسبه ماتریس شباهت متفاوت زیر که در [۶] و بیان شده است، استفاده نمودیم. در روش اول که در رابطه (۱) آمده است، میزان شباهت را بر مبنای محاسبه فاصله بین دو بردار به‌دست می‌آورد.

$$S_{ij} = e^{\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\delta^2}} \quad (۱)$$

در روش دوم که در رابطه (۲) آمده است، میزان شباهت را بر مبنای محاسبه زاویه دو بردار به‌دست می‌آورد.

$$S_{ij} = \left(x_i . x_j + 1\right)^{\delta} \quad (۲)$$

در روش پیشنهادی به‌منظور محاسبه دقیق‌تر میزان شباهت، از ترکیب هر دو معیار محاسبه شباهت استفاده شده است. پس با ترکیب نتیجه به‌دست‌آمده از روش‌های بالا ماتریس شباهت نهایی را محاسبه می‌نماییم. برای ترکیب ماتریس‌های شباهت محاسبه شده، ابتدا آنها را به روش گفته شده در بخش (۴-۳-نرمالیزه نمودیم و سپس از ترکیب خطی آنها (به‌عنوان ساده‌ترین حالت ممکن) به‌صورت زیر استفاده نموده‌ایم. البته می‌توان ترکیب‌های مختلفی را در نظر گرفت که متناسب با درجه آن ترکیب، پیچیدگی محاسبه ترکیب بهینه افزایش خواهد یافت.

$$S_{ij} = \alpha S_{ij}^1 + \beta S_{ij}^2 \quad (۳)$$

برای محاسبه دقیق و بهینه متغیرهای آزاد α و β و δ می‌توان از الگوریتم‌های بهینه‌سازی مانند الگوریتم ژنتیک استفاده نمود. مقدار بهینه زمانی به‌دست می‌آید که برای داده اعتبارسنجی بهترین جواب را به‌دست آوریم.

۳- چهارچوب کلی ارزیابی الگوریتم پیشنهادی بر مبنای دسته‌بندی رشته‌بیت تصاویر

به طورکلی، دسته‌بندی شامل مراحل استخراج مشخصه و انتخاب مشخصه‌های مناسب و دسته‌بندی می‌باشد [۲]. فرآیند دسته‌بندی رشته‌بیت تصاویر، مبتنی بر مقادیر بردار مشخصه است. هرچه بردار مشخصه بهتری به دسته‌بندی‌کننده داده شود خروجی آن نیز بهتر خواهد بود. لذا انتخاب بردار مشخصه مناسب در موفقیت دسته‌بندی بسیار موثر خواهد بود. در این مقاله برای یافتن مشخصه‌های مناسب استفاده از الگوریتم بهینه‌شده‌ای پیشنهاد گردیده است، که با کمک آن بردار مشخصه مناسب مشخص می‌گردد. دسته‌بندی خود شامل دو مرحلهٔ آموزش و

1- Supervised
2- Unsupervised

Archive of SID
www.SID.ir

تست می‌باشد. بردارهای مشخصه استخراج‌شده از رشته‌بیت تصاویر به دو مجموعهٔ آموزش و تست تقسیم می‌شوند. در مرحلهٔ آموزش یک مدل آموزش‌دیده توسط بردارهای مشخصه مجموعهٔ آموزش حاصل می‌شود و در مرحلهٔ تست از مدل آموزش‌دیده برای دسته‌بندی بردارهای مشخصه مجموعهٔ تست استفاده می‌شود.

۴- استخراج مشخصه از رشته‌بیت تصاویر فشرده‌شده و فشرده‌نشده

اولین گام استخراج مشخصه‌هایی است که قرار است در دسته‌بندی از آن‌ها استفاده شود. هر چقدر مشخصه‌های استخراج شده بتوانند تمایز بین رشته‌بیت‌ها را بهتر نشان دهند به طبع عملیات دسته‌بندی با سهولت و کارآیی بالاتری امکان‌پذیر است. بنابراین مشخصه‌های آماری مختلفی از رشته‌بیت و هیستوگرام به‌دست آمده از آن استخراج می‌شوند و بردار مشخصه را تشکیل می‌دهند.

۴-۱- مشخصه‌های آماری استخراج‌شده از رشته‌بیت تصاویر

دنبالهٔ گسستهٔ X ($X = x_1, x_2, \dots, x_N$) را در نظر بگیرید (این دنباله از تبدیل رشته‌بیت تصاویر به N سمبل m بیتی به‌دست آمده است)، مشخصه های مختلفی از رشته بیت می‌توان استخراج کرد[۵]. بعضی از مشخصه‌های مهم و پرکاربرد از این دنباله استخراج شده است:

- **میانگین**[1]:

میانگین دنبالهٔ X عبارت است از:

$$F_1 = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} x_i \qquad (۴)$$

- **انحراف معیار**[2]:

انحراف معیار دنبالهٔ X عبارت است از:

$$F_2 = \sigma\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(x_i - F_1)^2} \qquad (۵)$$

- **چولگی**[3] **یا عدم تقارن:**

پارامتر چولگی، عدم تقارن توزیع پیرامون میانگین را مشخص می‌کند و طبق رابطهٔ زیر به‌دست می‌آید:

$$F_3 = Skew\,\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left[\frac{x_i - F_1}{F_2}\right]^3 \qquad (۶)$$

- **درجهٔ اوج در یک نمودار آماری**[4] **یا پخی:**

درجهٔ اوج در یک نمودار آماری، نقطهٔ پیک یا همواری توزیع را نسبت به توزیع نرمال نشان می‌دهد و طبق رابطهٔ زیر به‌دست می‌آید:

$$F_4 = Kurt = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left[\frac{x_i - F_1}{F_2}\right]^4 \qquad (۷)$$

- **خودهمبستگی**[5]:

همبستگی بین دو دادهٔ متفاوت ولی متجانس با قیاس مستقیم برهم منطبق‌شدهٔ هر دوی آن‌ها و با شیفت‌یافته به چپ یا راست یکی از آن‌ها، تعریف می‌شود [۳]. همبستگی گسستهٔ دو تابع نمونه‌برداری‌شدهٔ X_k و Y_k با پریود N به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$F_5 = R_{X,Y}(n) = \sum_{k=0}^{N-1} X_{k+n} Y_k^* \qquad (۸)$$

خودهمبستگی گسستهٔ تابع نمونه‌برداری شدهٔ X_k عیناً برابر با همبستگی گسستهٔ تابع با خودش می‌باشد.

برای به‌دست آوردن مشخصه مناسب، چندین آزمایش در تأخیرهای زمانی متفاوت انجام شد و مقدار خودهمبستگی به ازای $n = 0$ انتخاب شد.

- **انرژی دنبالهٔ X:**

انرژی دنبالهٔ X عبارت است از:

$$F_6 = Energy = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}|x_i|^2 \qquad (۹)$$

- **تعداد تکرار رشته‌ای با طول مشخص:**

$F_7 =$ تعداد تکرار رشتهٔ تمام صفر به طول ۸ (۱۰)

$F_8 =$ تعداد تکرار رشتهٔ تمام یک به طول ۸ (۱۱)

۴-۲- مشخصه‌های آماری استخراج‌شده از هیستوگرام رشته‌بیت تصاویر

هیستوگرام از شمارش تعداد سمبل‌های با مقادیر یکسان در دنبالهٔ X به‌دست می‌آید.

هیستوگرام برای رشته‌بیت تصویر فشرده‌شده و فشرده‌نشدهٔ Barbara با ابعاد ۵۱۲ × ۵۱۲ در شکل‌های ۲،۳ و۴ نشان داده شده است. در این شکل‌ها i در محور افقی بیانگر مقادیری است که بایت‌ها می‌توانند داشته باشند (در اینجا۰ تا ۲۵۵) و $h(i)$ در محور عمودی بیانگر تعداد بایت با مقادیر یکسان می‌باشد.

1- Mean
2- Standard deviation
3- Skewness
4- Kurtosis
5- Autocorrelation

Archive of SID

www.SID.ir

مینیمم و ماکزیمم هیستوگرام طبق رابطه‌های زیر محاسبه می‌شوند:

$$F_9 = \text{مقدار مینیمم هیستوگرام} = min(h) \quad (۱۲)$$

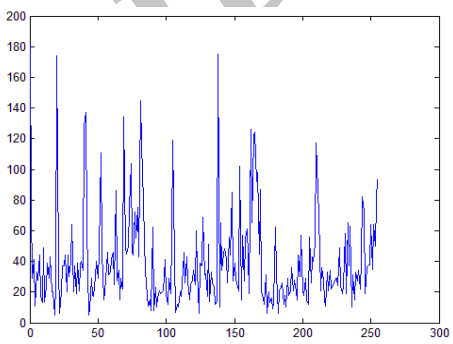
$$F_{10} = \text{مقدار ماکزیمم هیستوگرام} = \max(h) \quad (۱۳)$$

- **انرژی هیستوگرام:**

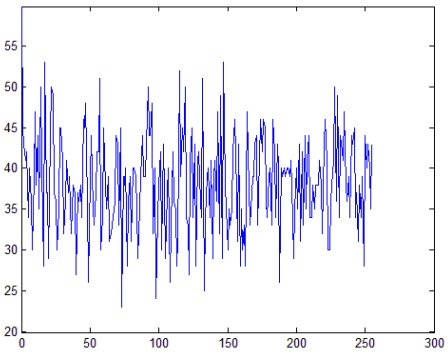
انرژی هیستوگرام ویژگی دیگری است که مورد استفاده قرار می‌گیرد و به‌صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$F_{11} = Energy = \frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M} h(i)^2 \quad (۱۴)$$

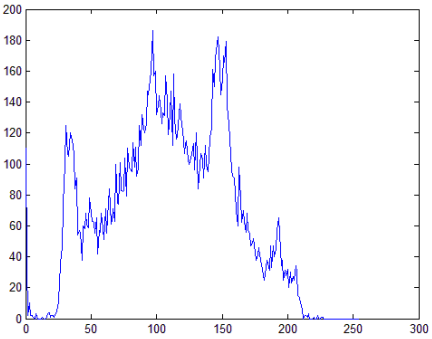
در رابطهٔ (۱۱) مقدار M برابر با 2^m می‌باشد و m تعداد بیت‌های هر سمبل می‌باشد.



شکل (۲). هیستوگرام رشته‌بیت JPEG (C_R =۲۷)[1]



شکل (۳). هیستوگرام رشته‌بیت JPEG2000 (C_R =۲۷)



شکل (۴). هیستوگرام رشته‌بیت تصویر فشرده‌نشده با فرمت TIFF

1- Compression Ratio

- **آنتروپی**[2]:

اندازه‌گیری اطلاعات موجود در یک الگو را آنتروپی می‌گویند. اگر $X = (x_1 x_2 \cdots x_N)$ الگوی مورد نظر برای محاسبهٔ آنتروپی باشد و اگر $t_1 t_2 \cdots t_M$ مقادیر مشخص در الگوی X با احتمال‌های $p_1 p_2 \cdots p_M$ باشند($M < N$) در این‌صورت آنتروپی دنباله به‌صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$F_{12} = H(X) = -\sum_{i=1}^{M} P(i).log_2 P(i) \quad (۱۵)$$

بنابراین هر الگویی به شکل دنبالهٔ X به بردار ۱۲ بعدی $F = (F_1, \ldots, F_{12})$ تبدیل می‌شود. این ۱۲ مشخصه، که از دنبالهٔ X یا هیستوگرام آن استخراج می‌شوند، در مقادیر عددی‌اشان در بسیاری موارد فرق دارند. بنابراین همهٔ آنها نیاز به نرمالیزه شدن در فاصله‌ای معین، یعنی صفر تا یک دارند. نرمال‌سازی مشخصه‌ها در ادامه شرح داده می‌شود.

۴-۳- نرمال‌سازی مشخصه‌ها

نرمالیزه‌کردن همهٔ مقادیر مشخصه‌ها برای قرار گرفتن در بازهٔ صفر و یک معمول می‌باشد. اگر n الگو هر یک دارای k بعد در کلاسی وجود داشته باشند، مقدار مشخصه نرمال‌شدهٔ $V(i,j)$ (به‌ازای $i = 1, \cdots, n$ و $j = 1, \cdots, k$) با محاسبهٔ مقادیر $t_1 = Min(V(i,j))$ و $t_2 = Max(V(i,j))$ توسط رابطهٔ زیر به‌دست می‌آید:

$$NormalV(i,j) = \frac{V(i,j) - t_1}{t_2 - t_1} \quad (۱۶)$$

۵- دسته‌بندی با استفاده از شبکهٔ عصبی

شبکهٔ عصبی از بردار ورودی و هدف برای تقریب زدن یک تابع و یافتن رابطه بین ورودی و خروجی و دسته‌بندی ورودی‌ها استفاده می‌کند [۴].

برای دسته‌بندی ورودی‌ها از شبکهٔ عصبی پس‌انتشارخطا[3] با الگوریتم LM[4] استفاده کرده‌ایم. این شبکه دارای یک لایهٔ مخفی با تابع tan-sigmoid می‌باشد. الگوهای ورودی به این دسته‌بندی‌کننده، بردارهای مشخصه انتخاب شده هستند. تعداد نورون[5] ورودی شبکه با بردار ورودی و تعداد نورون خروجی با خروجی مطلوب مطابقت می‌کند. از این‌رو این دو مورد ثابت هستند. تنها تغییرکننده تعداد نورون‌ها در لایهٔ مخفی و همچنین توجه به اثر آن در یادگیری شبکه در حالت آموزش داده‌ها می‌باشد.

2- Entropy
3- feed-forward backpropagation neural network
4- Levenbery-Marquardt
5- neuron

Archive of SID
www.SID.ir

برای بررسی میزان موفقیت، باید مجموعهٔ یادگیری و مجموعهٔ تست متفاوت از هر کلاس درنظر گرفته شوند. تکنیک ارزیابی متقابل[1] که اجراکنندهٔ آزمایش بر روی حالت‌های جایگردان‌شدهٔ داده‌ها می‌باشد در ادامه شرح داده می‌شود.

۶- ارزیابی متقابل

درنظر گرفتن یک‌سوم از داده‌ها برای تست و باقی‌ماندن دوسوم برای آموزش متداول است. همچنین باید کنترلی صورت داده شود تا نمونه‌های هر یک از کلاس‌ها با تناسب صحیح در مجموعه‌های یادگیری و تست بازنمود شوند. باید توجه داشت که این روش فقط یک اقدام حفاظتی اولیه در برابر ارائهٔ نامساوی نمونه‌ها در مجموعه‌های آموزش و تست را فراهم می‌آورد.

روشی کلی‌تر برای کم‌کردن هر تمایل یک‌طرفه به دلیل نمونهٔ خاص انتخاب شده، تکرار کردن کل پروسه (آموزش و تست) چندین مرتبه با نمونه‌های تصادفی متفاوت است. در هر تکرار دو سوم داده‌ها به‌طور تصادفی برای آموزش انتخاب می‌شود و مابقی برای تست استفاده می‌شود و این پروسه سه‌بار تا انتها تکرار می‌شود و در این حالت هر الگو دقیقاً یک‌بار برای تست استفاده شده است. این پروسه، ارزیابی متقابل سه‌مرتبه‌ای[2] نامیده می‌شود [۵].

۶-۱- محاسبهٔ صحت و اعتبار جواب دسته‌بندی‌کننده برای هر کلاس

برای محاسبهٔ صحت[3] و اعتبار[4] باید ابتدا ماتریسی $n \times n$ تشکیل داد که n برابر با تعداد کلاس‌ها می‌باشد و به آن ماتریس هم‌رخدادی[5] گفته می‌شود. این ماتریس در جدول (۱) نشان داده شده است.

جدول (۱). ماتریس هم‌رخدادی ۳ × ۳

	کلاس‌یک	کلاس‌دو	کلاس‌سه
کلاس‌یک (برچسب واقعی)	C_1	C_{12}	C_{13}
کلاس‌دو (برچسب واقعی)	C_{21}	C_2	C_{23}
کلاس‌سه (برچسب واقعی)	C_{31}	C_{32}	C_3

صحت و اعتبار دسته‌بندی‌کننده توسط روابط (۱۷) و (۱۸) محاسبه می‌شود. در این دو رابطه پارامتر C_i برابر با تعداد نمونه‌هایی است که با کلاس i برچسب خورده‌اند و برچسب واقعی آنها نیز i می‌باشد. پارامتر K برابر با تعداد نمونه‌هایی است که به کلاس i تعلق دارند و پارامتر L برابر با تعداد نمونه‌هایی است که با کلاس i برچسب خورده‌اند.

$$A_i = \frac{C_i}{K} \qquad (۱۷)$$

$$R_i = \frac{C_i}{L} \qquad (۱۸)$$

به‌عنوان مثال صحت و اعتبار کلاس‌یک به ترتیب، با توجه به روابط (۱۷) و (۱۸) و جدول (۱) عبارتند از:

$$A_1 = \frac{C_1}{C_1+C_{12}+C_{13}} \qquad (۱۹)$$

$$R_1 = \frac{C_1}{C_1+C_{21}+C_{31}} \qquad (۲۰)$$

صحت و اعتبار کل دسته‌بندی‌کننده به ترتیب طبق روابط (۲۱) و (۲۲) محاسبه می‌شوند:

$$A_{tot} = \frac{C_1+C_2+C_3}{C_1+C_{12}+C_{13}+C_{21}+C_2+C_{23}+C_{31}+C_{32}+C_3} \qquad (۲۱)$$

$$R_{tot} = \frac{R_1+R_2+R_3}{3} \qquad (۲۲)$$

از شبکهٔ عصبی با الگوریتم پس انتشار خطا برای دسته‌بندی استفاده کرده‌ایم. ولی به‌طورکلی به‌خاطر این‌که در هر تکرار دو سوم داده‌ها به‌طور تصادفی برای آموزش انتخاب و مابقی برای تست استفاده می‌شود، این الگوریتم در هر بار راه‌اندازی شبکه، مقادیر متفاوت صحت و اعتبار را ارائه می‌دهد. بنابراین سه پیکربندی متفاوت از شبکه را انتخاب و ارزیابی متقابل را سه‌بار تکرار کردیم و از نتایج حاصله میانگین گرفتیم. بدیهی است که این پروسه نه مرتبه فراخوانی الگوریتم روی مجموعه داده‌هایی که دوسوم مقدار اولیه هستند را در بر می‌گیرد.

۷- نتایج شبیه‌سازی

برای آموزش دسته‌بندی‌کننده از پایگاه داده‌ای شامل ۵۱۰ تصویر کدشده توسط JPEG، ۵۱۰ تصویر کدشده توسط JPEG2000 و ۵۱۰ تصویر فشرده‌نشده با فرمت TIFF استفاده کرده‌ایم. تصاویر کدشده دارای نرخ‌های فشرده‌سازی مختلف می‌باشند و از فشرده‌سازی تصاویر خاکستری[6] ۸ بیت بر پیکسل با ابعاد ۵۱۲ × ۵۱۲ به‌دست آمده‌اند. این تصاویر از پایگاه دادهٔ

1- cross validation
2- threefold
3- Accuracy
4- Reliability
5- Confusion Matrix
6- Gray Scale

Archive of SID

www.SID.ir

SIPI[1] انتخاب شده‌اند که شامل تصاویر بافت، تصاویر هوایی، تصاویر طبیعی و تصاویر پزشکی می‌باشد و برای کد کردن این تصاویر از نرم‌افزار VCDemo استفاده شده است.

۱۲ ویژگی شرح داده‌شده در بخش ۵ را از رشته‌بیت تصاویر موجود در پایگاه داده محاسبه می‌شوند. برای کاهش حساسیت الگوریتم نسبت به نقطهٔ شروع رشته‌بیت و شیفت آن مقدار هر مشخصه به‌ازای شیفت رشته‌بیت هر نمونه از مقدار یک تا هشت محاسبه شد و مقدار مشخصه اصلی با میانگین‌گیری از این ۸ مقدار به‌دست آمد. در نهایت ۱۵۳۰ بردار مشخصه به‌دست آمد. این بردارهای مشخصه به‌منظور ارتقاء عملکرد دسته‌بندی‌کننده نرمال شدند (رجوع به بخش ۳-۳) و بدون اعمال هیچگونه انتخاب مشخصه به دسته‌بندی‌کننده شبکه عصبی داده شدند. برای دسته‌بندی داده‌ها از شبکه عصبی با یک لایه مخفی استفاده شد. با استفاده از پروسهٔ ارزیابی متقابل سه‌مرتبه‌ای، ۳ بار تکرار شد. برای محاسبهٔ مقدار صحت و اعتبار هر مشخصه از نتایج حاصله میانگین گرفتیم. این شبکه با ضریب یادگیری ۰/۰۵ آموزش داده شد. ماتریس هم‌رخدادی به‌ازای اجرای ۳ بار ارزیابی متقابل سه‌مرتبه‌ای در ۰ (۲) و با توجه به این ماتریس مقادیر اعتبار و صحت به‌ازای تمام مشخصه‌ها در۰ و ۰ نشان داده شده است.

جدول (۲). ماتریس هم‌رخدادی به‌ازای تمام مشخصه‌ها

۱۲۲۳	۲۶۵	۴۲
۰	۱۵۳۰	۰
۳۲	۱۶۹	۱۳۲۹

جدول (۳). صحت و اعتبار هرکلاس و مجموع به‌ازای تمام مشخصه‌ها

A_1	R_1	A_2	R_2	A_3	R_3	A_{tot}	R_{tot}
٪۸۰	٪۹۷	٪۱۰۰	٪۷۸	٪۸۷	٪۹۷	٪۸۹	٪۹۱

برای ارزیابی الگوریتم انتخاب مشخصه پیشنهادی، پس از استخراج بردارهای مشخصه و نرمال نمودن آنها، شباهت بین مشخصه‌های استخراج شده، طبق روش گفته شده محاسبه گردید و آنگاه به الگوریتم انتخاب مشخصه شرح داده شده در بخش ۳ اعمال شدند. مشخصه‌هایی که وزن تاثیرگذاری آنها بیشتر از ۰/۵ بدست می‌آید را به‌عنوان مشخصه‌های مطلوب در نظرگرفته و به ماشین دسته‌بندی‌کننده تحویل می‌دهیم. خروجی الگوریتم انتخاب مشخصه به‌ازای مقادیر بهینه $\alpha = 0.2, \beta = 0.8, \delta_1 = 1.2e4, \delta_2 = 3$ در ۰ نشان داده شده است.

جدول (۴). وزن به‌دست‌آمده برای مشخصه‌ها

	W
F_1	0.1937
F_2	0.9701
F_3	0.9939
F_4	0.9937
F_5	0.3852
F_6	0.0190
F_7	1.0000
F_8	0.9589
F_9	1.0000
F_{10}	0.9054
F_{11}	0.1983
F_{12}	0.9954

ماتریس هم‌رخدادی به‌ازای اجرای ۳ بار ارزیابی متقابل سه‌مرتبه‌ای در۰ و با توجه به این ماتریس مقادیر اعتبار و صحت به‌ازای مشخصه‌های انتخاب‌شده در۰ (۶) نشان داده شده است.

جدول (۵). ماتریس هم‌رخدادی به‌ازای مشخصه‌های انتخاب‌شده

۱۴۸۰	۳۰	۲۰
۱	۱۵۲۸	۱
۳۲	۳	۱۴۹۵

جدول (۶). صحت و اعتبار هرکلاس و مجموع به‌ازای مشخصه‌های انتخاب‌شده

A_1	R_1	A_2	R_2	A_3	R_3	A_{tot}	R_{tot}
٪۹۷	٪۹۸	٪۹۹,۹	٪۹۸	٪۹۸	٪۹۹	٪۹۸	٪۹۸

۸- نتیجه‌گیری

در این مقاله یک روش پیشنهادی برای محاسبه ماتریس شباهت ارائه نمودیم، که با ترکیبی از معیارهای مجذور فاصله بین دو بردار و زاویه بین دو بردار به‌دست می‌آید. از این روش پیشنهادی برای بهینه کردن الگوریتم انتخاب مشخصه استفاده نمودیم. با توجه به نتایج شبیه‌سازی‌ها مشخص گردید که بدون استفاده از الگوریتم انتخاب مشخصه صحت دسته‌بندی‌کننده ۸۹٪ و اعتبار آن ۹۱٪ است اما با استفاده از الگوریتم انتخاب مشخصه پیشنهادی با وجود این‌که تعداد مشخصه‌های مورد استفاده برای دسته‌بندی کاهش یافته است، صحت دسته‌بندی‌کننده به ۹۸٪ و اعتبار ۹۸٪ افزایش می‌یابد. در ادامه کار پیشنهاد می‌گردد که ترکیب‌های متفاوتی برای محاسبه ماتریس شباهت بررسی گردد.

1- USC-SIPI Image Database: (peipa.essex.ac.uk/benchmark/databases)

Archive of SID

www.SID.ir

۹- مراجع

[1] P. Suresh, R. M. D. Sundaram, and A. Arumugam, "Feature Extraction in Compressed Domain for Content Based Image Retrieval," International Conference on Advanced Computer Theory and Engineering, Phuket, 2008.

[2] N. Verma, S. S. Khan, and S. Kant, "Statistical Feature Extraction to Discriminate Various Languages: Plain and Crypt," Scientific Analysis Group, 2003.

[3] W. H. Vellerling, W. T. Teukolsky, and S. A. Flannery, "Numerical Recipes in C," Second Edition, 1995.

[4] G. Zhang, "Neural networks for classification: a survey," IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, vol. 30, no 4, pp. 451-462, 2000.

[5] I. H. Witten and E. Frank, "Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques with Java Implementations," Morgan Kaufmann Publishers, 2000.

[6] H. Liu and Z. Zhao, "Spectral Feature Selection for Supervised and Unsupervised Learning," Proceedings of the 24th International Conference on Machine Learning, 2007.

Archive of SID

www.SID.ir

Archive of SID

www.SID.ir

An Optimized Unsupervised Feature Selection Algorithm

H. R. Kakaei Motlagh, M. Mollazadeh Golmahaleh*, B. Teimorpuor

*Imam Hossein University

(Received: 31/07/2013, Accepted: 12/01/2016)

ABSTRACT

Choosing a feature vector for maximizing the success of a classifier machine is very effective. In thispaper, using a combination of different methods to calculate the core function, an unsupervised feature selection algorithm improvement has been proposed. Feature vector obtained by the proposed algorithm, will maximizes output accuracy of backpropagation neural network classifier. In this paper we used case study of standard encoding of images compressed by alternate method and uncompressed images classifying based on their relative bit stream. Standards for classifications are JPEG and JPEG2000 and for uncompressed images is TIFF format. Using this feature vector obtained by the proposed algorithm, classifier accuracy will be about 98%.

Keywords: Feature Vector, Feature Vector Selection, Neural Network, Classification, Image Compressing Standard

Archive of SID

* Corresponding Author Email: mmollazadeh@ihu.ac.ir

www.SID.ir