مجله علمی-پژوهشی
رایانش نرم و فناوری اطلاعات
جلد ۴، شماره ۳، سال ۱۳۹۴

تاثیر ادغام ویژگی ها بر بهبود نرخ بازشناسی ارقام دست‌نویس فارسی

حامد فضل اللهی آقاملک[۱]، سید محمد رضوی[۲]، ناصر مهرشاد[۳] و غلامرضا نادعلی‌نیا چاری[۴]
[۱] دانشگاه بیرجند، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، Fazlollahi.hamed@yahoo.com
[۲] استادیار دانشگاه بیرجند، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، Razavism@yahoo.com
[۳] استادیار دانشگاه بیرجند، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، Nmehrshad@birjand.ac.ir
[۴] دانشگاه سمنان، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، Nadaliniareza@gmail.com

چکیده - در این مقاله، برای بهبود بازشناسی ارقام دست‌نویس فارسی از ادغام در سطح ویژگی استفاده شده است. با استفاده از ادغام سه بردار ویژگی متفاوت و وزن دهی برداری به هر سه بردار ویژگی، توسط الگوریتم بهینه سازی ژنتیک و انبوه ذرات، ضرایب وزنی بهینه برای بردار ویژگی بدست آورده شده است. هدف اصلی در این تحقیق مقایسه ضرایب وزنی با دو الگوریتم بهینه ساز ژنتیک و انبوه ذرات به بردار ویژگی و بهبود نرخ بازشناسی و زمان بازشناسی ارقام دست-نویس فارسی با استفاده از ادغام در سطح ویژگی نسبت به ترکیب طبقه بندها می‌باشد. در این تحقیق از پایگاه‌داده هدی که شامل ۶۰۰۰۰ نمونه آموزش و ۲۰۰۰۰ نمونه تست می باشد استفاده شده است.

کلید واژه‌ها- ادغام ویژگی، الگوریتم ژنتیک، الگوریتم بهینه سازی انبوه ذرات، بازشناسی ارقام دست‌نویس، ترکیب طبقه بندها

۱. مقدمه

علم بازشناسی الگو در بردارنده راهکارهای مختلف جهت اعطای قوه تشخیص به یک سیستم است. این علم در ابعاد مختلف کاربرد موثر خود را نشان داده است. کاربردهای نظامی (مانند تشخیص خودکار هدف)، امنیتی (مانند تشخیص هویت)، صنعتی (مانند تشخیص خودکار عیوب یک فرآورده صنعتی) و پزشکی (مانند تشخیص نواحی آسیب دیده از روی تصاویر اشعه ایکس) شواهد خوبی برای جهات گسترده استفاده از علم بازشناسی الگو هستند. هدف یک سیستم بازشناسی الگو، قرار دادن الگوها با کمترین خطا، در کلاس مربوط به خودشان است. در طراحی یک سیستم بازشناسی الگو باید مراحل متفاوتی شامل اخذ داده، عملیات پیش‌پردازش، استخراج ویژگی، استفاده از یک طبقه بندی کننده و بررسی خطای عملکرد سیستم مورد نظر قرار گیرند. که هر یک از مراحل ذکر شده اثر مستقیمی بر میزان خطای سیستم، به هنگام مواجهه با یک الگوی ناشناس دارد. در سیستم های اولیه بازشناسی الگو از یک ویژگی و یک طبقه بند استفاده می‌شد. این سیستم‌ها برای بازشناسی الگوهای پیچیده و کاربردهای زمان حقیقی مشکل داشتند. استفاده از ادغام اطلاعات به منظور افزایش کارایی سیستم‌های بازشناسی الگو، یک مساله متداول در کاربردهای مختلف است. رویکرد ادغام اطلاعات، باعث بهبود کارایی سیستم بازشناسی الگو، بخصوص در مورد الگوهای پیچیده می‌شود [۱] و وابسته به مرحله‌ای از پردازش که در آن عمل ادغام صورت می‌گیرد شامل سه سطح می باشد [۲]. الف- ادغام در سطح پایین (ادغام سیگنال)
ب- ادغام در سطح متوسط (ادغام ویژگی)
ج- ادغام در سطح بالا (ادغام تصمیم یا ترکیب طبقه بندها)
روش های ادغام اطلاعات، بسته به سطح ادغام، متفاوت بوده و از میزان پیچیدگی متفاوتی برخوردارند. در برخی کاربردها، ممکن است از ادغام اطلاعات در بیش از یک سطح استفاده شود. در ادغام سطح پایین، چند سیگنال برای ایجاد یک سیگنال با اطلاعات کامل‌تر ترکیب می‌شوند. این سیگنالها می‌توانند اطلاعات خروجی سنجنده‌ها باشند. اگر ادغام در سطح پایین صورت گیرد اطلاعات کامل‌تری در دسترس خواهد بود ولی در عوض حجم پردازش و پیچیدگی آن بیشتر است [۳].

Archive of SID
www.SID.ir

ادغام در سطح متوسط، ممکن است بردارهای ویژگی مختلف به یکدیگر الحاق شده و یک بردار ویژگی جدید را بسازند و یک نگاشت ویژگی ادغام شده را بوجود آورند.

در ادغام سطح بالا، نتایج دریافتی از چند طبقه بند با هم ترکیب شده و تصمیم نهایی حاصل می‌شود. در این مقاله، بحث ما معطوف به ادغام ویژگی و ترکیب طبقه بندها می باشد.

تحقیق های زیادی در مورد بازشناسی ارقام دست‌نویس فارسی با استفاده از ترکیب طبقه بندها انجام شده است. ابراهیم پور [۴] به بررسی بازشناسی ارقام دست‌نویس فارسی با استفاده از ترکیب طبقه بندها براساس قاعده ترکیب کلیشه تصمیم پرداخته است. در پژوهش دیگر ابراهیم پور [۵] به بررسی بازشناسی ارقام دست‌نویس فارسی با استفاده از ترکیب طبقه بندها و مقایسه نرخ بازشناسی بر اساس قواعد ترکیب حساس به کلاس و قواعد ترکیب بی‌توجه به کلاس پرداخته است. ولی تاکنون کار زیادی با استفاده از ادغام ویژگی، جهت بازشناسی ارقام دست-نویس فارسی انجام نشده است. این مقاله به شرح ذیل سازمان دهی شده است. بخش ۲ روش‌های متفاوتی از استخراج ویژگی را معرفی می کنیم و بخش ۳ به معرفی طبقه‌بند می‌پردازیم و بخش ۴ قواعد ترکیب را بررسی می‌کنیم. در بخش ۵ الگوریتم-های بهینه‌سازی ژنتیک و انبوه ذرات را معرفی می‌کنیم. بخش۶ نتایج آزمایشات و روش پیشنهادی را ارائه خواهیم کرد و در بخش ۷ نتیجه‌گیری را خواهیم داشت.

۲. استخراج ویژگی

مرحله استخراج ویژگی در بازشناسی الگو بسیار مهم است به دلیل اینکه نتایج حاصل از این مرحله، مستقیما بر روی کیفیت و نرخ بازشناسی اثر می گذارد. در مرحله استخراج ویژگی، به هر الگوی ورودی، یک بردار ویژگی نسبت داده می شود که معرف آن الگو در فضای ویژگی‌ها است و آن را از سایر الگوها متمایز می‌سازد.

۲.۱. تبدیل کسینوسی گسسته

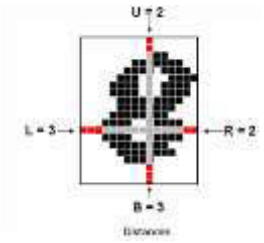
تبدیل کسینوسی گسسته در حالت دو بعدی، یک تبدیل جداپذیر خطی است. به این معنی که یکبار تبدیل کسینوسی گسسته در یک بعد انجام شود و به دنبال آن در بعد دیگر انجام شود. از مهمترین خواص کسینوسی گسسته این است که بیشترین اطلاعات سیگنال را در ضرایب معدودی که در فرکانس‌های پایین قرار دارند ذخیره می‌کند. همین طور در مورد تصویر هم بیشترین اطلاعات تصویر در ماتریس گوشه بالا سمت چپ ماتریس خروجی ذخیره می‌شود. می‌توانیم از همین اطلاعات به عنوان ویژگی استفاده کنیم. برای این کار باید تصویر ورودی نرمال شود زیرا ابعاد ماتریس‌های خروجی باید یکسان باشد تا بتوان اطلاعات را از موقعیت های یکسانی استخراج کرد. ابتدا تصویر ورودی را به اندازه ۳۲ در ۳۲ نرمالیزه می‌کنیم و سپس از تصویر نرمالیزه شده تبدیل کسینوسی گسسته می گیریم که بیشترین اطلاعات تصویر در ماتریس گوشه بالا سمت چپ ذخیره شده است که همین ماتریس را به عنوان بردار ویژگی، انتخاب می‌شود. یک بردار ویژگی با طول ۳۶ حاصل شده است. تبدیل کسینوسی گسسته دو بعدی به صورت زیر نمایش داده می شود. M,N به ترتیب سایزهای سطر و ستون های A هستند [۶] .

$$B_{pq} = \alpha_p \alpha_q \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} A_{mn} \cos\frac{\pi(2m+1)p}{2M} \cos\frac{\pi(2n+1)q}{2N} \quad 0 \le p \le M-1 \quad 0 \le q \le N-1$$

$$\alpha_p = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{M}}, & p = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{M}}, & 1 \le p \le M-1 \end{cases} \qquad \alpha_q = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{N}}, & q = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{N}}, & 1 \le q \le N-1 \end{cases}$$

۲.۲. فاصله

در این روش استخراج ویژگی، ابتدا تصویر را به اندازه۲۰ در۲۰ نرمالیزه می کنیم. سپس از بالای تصویر برای هر ستون فاصله تعداد پیکسل های سفید را تا اولین پیکسل سیاه بدست می آید. برای سمت چپ و پایین و راست تصویر به همین صورت عمل می‌کنیم. در نهایت یک بردار ویژگی با طول ۸۰ حاصل شده است. یا به عبارت دیگر، تعداد پیکسل‌ها بین قاب تصویر تا اولین پیکسل تصویر آشکار شده در جهت افقی یا عمودی را می شمارد. بردار ویژگی به صورت شکل زیر محاسبه می شود[۷] .



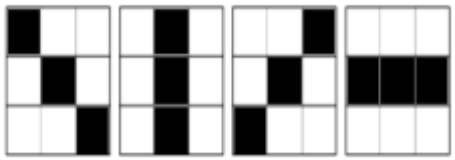
شکل ۱: نحوه محاسبه ویژگی فاصله از تصویر

Archive of SID

www.SID.ir

۲.۳. پایه گرادیان

در این روش ابتدا تصویر به اندازه ۳۲ در ۳۲ نرمالیزه می شود. سپس تصویر باید نازک‌سازی شود. این عمل باعث کاهش ضخامت پیکسل‌های سیاه تصویر می‌شود. سپس توسط چهار ماسک تعریف شده به صورت زیر بر روی کل تصویر حرکت داده می شود. این ماسک‌ها خطوط ۰و ۴۵و۹۰و ۱۳۵ را که تطابق با تصویر اصلی دارد را شناسایی می‌کند. تصویر بدست آمده را به هشت ناحیه تقسیم می‌کنیم و تعداد پیکسل‌های سیاه در این نواحی را شمارش می‌کنیم و به عنوان بردار ویژگی در نظر می-گیریم. یک بردار ویژگی با طول ۳۲ حاصل شده است.



شکل ۲: ماسک های استفاده شده برای ویژگی پایه گرادیان درتصاویر ارقام[۸]

۳. طبقه بند بیز

این طبقه بندی کننده یک طبقه بندی کننده آماری و مبتنی بر روابط احتمال شرطی بیز است که مطابق با رابطه (۱) تعریف می شود.

$$P(\omega_i|x)=\frac{P(x|\omega_i)P(\omega_i)}{P(x)} \qquad (۱)$$

$$P(x)=\sum_{i=1}^{n}P(x|\omega_i)P(\omega_i) \qquad (۲)$$

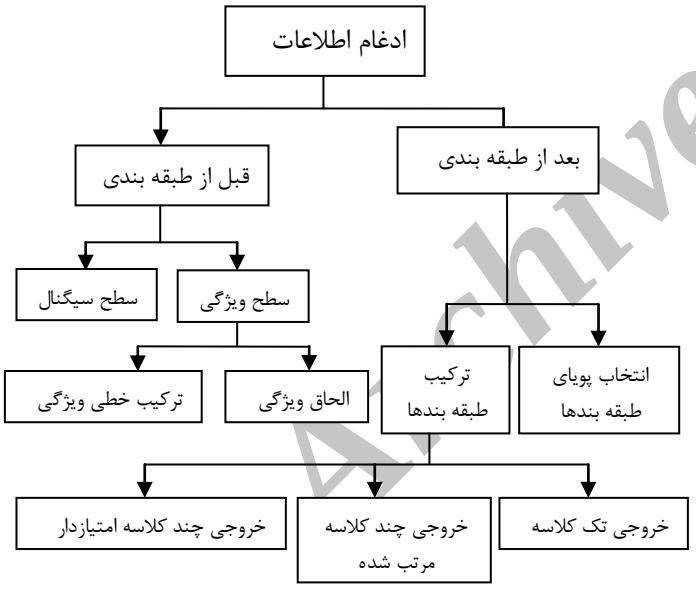
در رابطه (۱)، x یک الگوی ناشناس، $P(\omega_i)$ احتمال انتخاب کلاس ω_i و $P(x\mid\omega_i)$ تابع بخت ω_i نامیده شده هر دو آنها به عنوان پیش فرض، دانسته شده تلقی می‌شوند. $p(x)$ احتمال وقوع x بوده از رابطه (۲) محاسبه می شود. $P(\omega_i\mid x)$ احتمال آن است که x متعلق به کلاس ω_i باشد. n تعداد کل کلاسها می‌باشد. طبقه بندی کننده بیز الگوی ناشناس x را به کلاس i نسبت می دهد اگر:

$$P(\omega_i|x)>P(\omega_j|x) \qquad j\neq i \qquad (۳)$$

طبقه بندی کننده بیز به دلیل حداقل کردن احتمال وقوع خطا به عنوان یک طبقه بندی کننده بهینه شناخته شده است[۹] .

۴. ادغام اطلاعات

استفاده از ادغام اطلاعات به منظور افزایش کارایی سیستم‌های بازشناسی الگو، یک مساله متداول در کاربردهای مختلف است. تلفیق تصمیم‌گیری برای طبقه‌بندی تصاویر چند طیفی – چند ماهواره‌ای، ادغام تصاویر و داده‌های ماهواره‌ای، هدایت هوشمند کشتی با استفاده از ترکیب اطلاعات سنجنده‌ها، ترکیب چند سیستم خبره برای بازشناسی حروف، پیش بینی بار با ترکیب شبکه‌های عصبی، ترکیب اطلاعات برای جداسازی بافت‌های مغزی، تشخیص هویت با ترکیب اطلاعات ترکیب بیومتریک، تشخیص نفوذ در شبکه‌های کامپیوتری، شناسایی کدپستی، بازشناسی دست‌نوشته و شناسایی گوینده نمونه‌هایی از کاربرد ادغام اطلاعات در سیستمهای بازشناسی الگو هستند [۳] .



۴.۱. روش‌های ادغام ویژگی

ویژگی‌ها نقش بسیار مهم و حیاتی را در طبقه بندی و خوشه بندی ایفاء می‌کنند. ویژگی‌های که دارای نویز و همپوشانی باشند باعث سردرگمی برای طبقه بندی کننده می‌شوند. از این‌رو انتخاب یک مجموعه مناسب از ویژگی‌ها، برای عملکرد موفق برای سیستم طبقه‌بندی‌کننده حیاتی می‌باشد. شناسایی مجموعه قدرتمند از ویژگی‌های با ارزش برای طبقه‌بندی‌کننده ضروری می‌باشد. انتخاب ویژگی‌های مستقل و متفاوت بین

Archive of SID

www.SID.ir

کلاس‌ها کلید اصلی در هر الگوریتم بازشناسی الگو برای طبقه-بندی موفق می‌باشد. یک مجموعه از ویژگی‌های نامناسب می تواند عملکرد یک طبقه‌بند خوب را تحت تاثیر قرار دهند و عملکرد طبقه بند را ضعیف تر کند. با افزایش نویز و ابعاد ویژگی، ادغام و انتخاب ویژگی یک مرحله ضروری می باشد. برای کاهش نویز در داده‌ها، ویژگی‌های که برای اطلاعات کلاسی ضعیف‌تر هستند باید حذف شوند [۱۰].

بالا بودن ابعاد بردار ویژگی زمان محاسباتی را افزایش و مشکل مشهور نفرین بعدیت را مطرح می سازد که این یک انگیزه بزرگ برای انتخاب ویژگی می‌باشد. ترکیب ویژگی‌های متفاوت یک مرحله‌ای است که یک مجموعه ویژگی جدید را از مجموعه ویژگی‌های انتخاب شده بوجود می‌آورد. باید این ترکیب را به بهترین روش ممکن انجام داد تا نتایج طبقه بند بهبود بخشند.

هدف اصلی از ادغام ویژگی، کاهش ویژگی و حذف ویژگی‌های نویزی از مجموعه ویژگی‌ها می‌باشد. می‌توان دو یا چند ویژگی را با هم الحاق کرد و مشکل نفرین بعدیت را کاهش داد.

ادغام ویژگی را به سه بخش زیر می توان دسته بندی کرد:

الف) انتخاب ویژگی ب) استخراج ویژگی ج) ترکیب ویژگی

شکل ۳ یک روند سلسله مراتبی از روش ادغام ویژگی را معرفی می کند.

۴.۱.۱ انتخاب ویژگی

انتخاب ویژگی یک مرحله اصلی از ادغام ویژگی می باشد. انتخاب ویژگی یک مسئله مشهور و خاص در حوزه داده کاوی می‌باشد. این مسئله با پیدا کردن یک زیر مجموعه ویژگی‌های مناسب از ویژگی‌های اصلی برای بهبود ویژگی‌ها کاربرد دارد [۱۰].

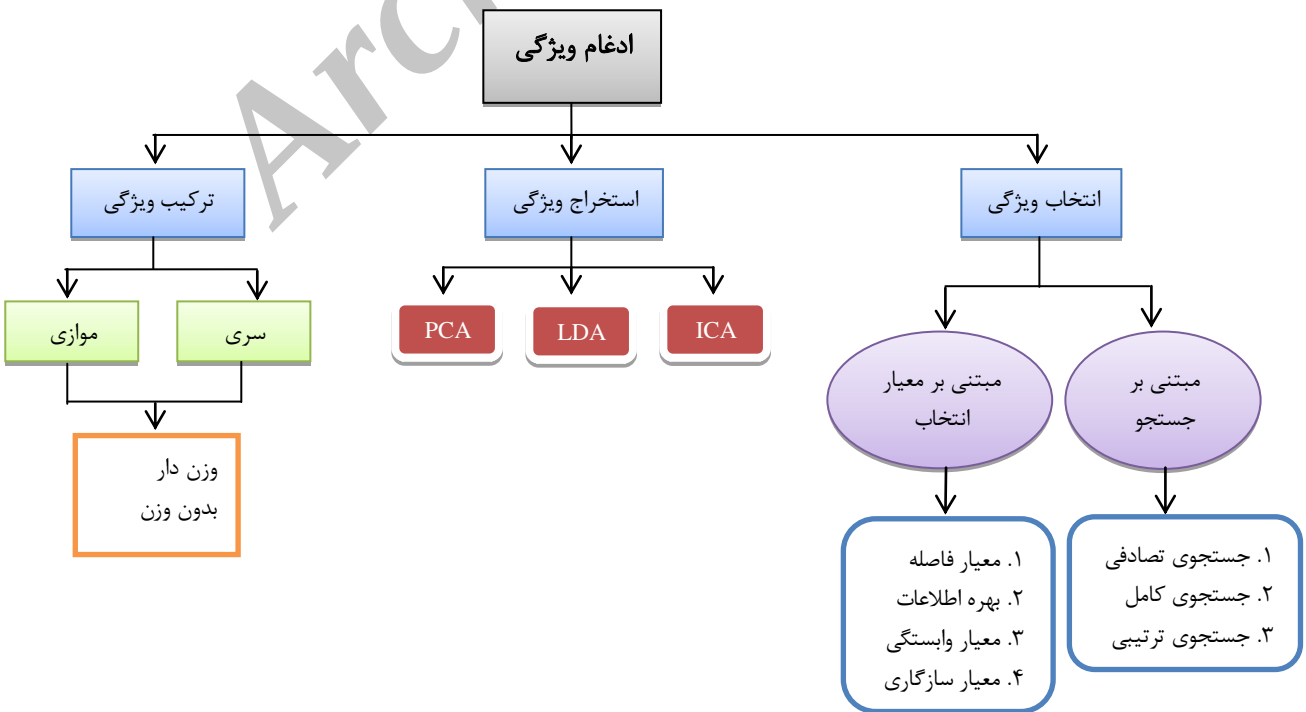
۴.۱.۲ استخراج ویژگی

در این حالت تمام فضای ویژگی در داخل فضای با ابعاد دیگری برای آنالیز بهتر ویژگی‌ها استفاده می شود. در فضای ابعاد کاهش یافته پراکندگی دسته‌ها با یا بدون اطلاعات کلاسی ترتیب ویژگی‌های کاهش یافته مشاهده می‌شود. تعداد ابعاد ویژگی‌ها را می‌توان با آنالیز مولفه اصلی یا کرنل آنالیز مولفه اصلی یا آنالیز تفکیک‌کننده خطی و آنالیز مولفه مستقل کاهش داد. آنالیز مولفه اصلی یک یادگیری بدون‌نظارت می‌باشد. هدف بیشینه کردن جداسازی دسته‌ها می‌باشد. آنالیز تفکیک‌کننده خطی یک یادگیری بانظارت می‌باشد. هدف بیشینه‌کردن جداسازی بین کلاس‌ها می‌باشد[۱۰].

۴.۱.۳ ترکیب ویژگی

در این حالت می توانیم دو یا چند بردار ویژگی را در یک بردار ویژگی جدید بوجود آورد و برای طبقه بندی از این بردار ویژگی جدید استفاده کرد. مبتنی بر این مفهوم دو روش از ترکیب ویژگی وجود دارد [۱۱-۱۳]:

فرض کنید A و B دو فضای ویژگی از یک نمونه باشند. دو بردار ویژگی به صورت $\alpha \in A$ و $\beta \in B$ می باشد. ترکیب ویژگی سری به صورت $\gamma = \begin{pmatrix} \alpha \\ \beta \end{pmatrix}$ تعریف می‌شود. اگر بردار ویژگی α، n بعدی باشد و بردار ویژگی β، m بعدی باشد. سپس بردار



شکل ۳: یک روند سلسله مراتبی از روش ادغام ویژگی [۱۰]

Archive of SID

www.SID.ir

ویژگی ترکیب شده سری γ به صورت (n+m) بعدی خواهد بود [۱۱].

فرض کنید A و B دو فضای ویژگی از یک نمونه باشند. دو بردار ویژگی به صورت $\alpha \in A$ و $\beta \in B$ می باشد. ترکیب ویژگی موازی به صورت $\gamma = \alpha + \beta$ تعریف می شود. اگر بردار ویژگی α، n بعدی باشد و بردار ویژگی β، m بعدی باشد. اگر $n \le m$ سپس بردار ویژگی ترکیب شده موازی γ به طول (m) خواهد بود. یا به عبارتی ماکزیمم ابعاد m و n طول بردار ویژگی ترکیب شده موازی خواهد بود. برای مثال اگر $\alpha = (a_1,a_2,a_3)^T$ و $\beta = (b_1,b_2)^T$ باشد. ابتدا β به صورت $(b_1,b_2,0)^T$ تغییر می کند و نتیجه ترکیب موازی به صورت $\gamma = (a_1+b_1,a_2+b_2,a_3+0)$ می‌باشد[۱۱-۱۳]. در مقاله[۱۱] برای ترکیب ویژگی موازی به صورت جمع مختلط $\gamma=(a_1+ib_1,a_2+ib_2,a_3+i0)$ استفاده شده است. می توان به یک یا همه ویژگی ها وزن داد برای ترکیب ویژگی سری به صورت $\gamma = \begin{pmatrix}\alpha\\ \theta\beta\end{pmatrix}$ می باشد و برای ترکیب ویژگی موازی به صورت $\gamma = \alpha + \theta\beta$ می باشد.

۴.۲ روش‌های کاهش افزونگی

پیشرفت های بوجود آمده در جمع آوری‌داده و قابلیتهای ذخیره سازی در طی دهه‌های اخیر باعث شده در بسیاری از علوم با حجم بزرگی از اطلاعات روبرو شویم. بسترهای داده‌های که دارای ابعاد زیادی هستند علیرغم فرصتهایی که به وجود می-آورند، چالش‌های محاسباتی زیادی را ایجاد می‌کنند. یکی از مشکلات داده‌های با ابعاد زیاد این است که در بیشتر مواقع تمام ویژگی‌های داده‌ها برای یافتن دانشی که در داده‌ها نهفته است مهم و حیاتی نیستند. به همین دلیل در بسیاری از زمینه‌ها کاهش ابعاد داده یکی از مباحث قابل توجه می باشد.

روشهای کاهش ابعاد داده به دو دسته تقسیم می‌شوند.

الف) روش‌های مبتنی بر انتخاب ویژگی

این روشها سعی می‌کنند با انتخاب زیرمجموعه‌ای از ویژگیهای اولیه، ابعاد داده‌ها را کاهش دهند. در پاره‌ای از اوقات تحلیل‌های داده‌ای نظیر طبقه‌بندی برروی فضای کاسته شده نسبت به فضای اصلی بهتر عمل می‌کند.

ب) روش‌های مبتنی بر استخراج ویژگی

این روش‌ها یک فضای چند بعدی را به یک فضای با ابعاد کمتر نگاشت می‌کنند. در واقع با ترکیب مقادیر ویژگی‌های موجود، تعداد کمتری ویژگی بوجود می‌آورند بطوریکه این ویژگی‌ها دارای تمام (یا بخش اعظمی از) اطلاعات موجود در ویژگی‌های اولیه باشند.

۴.۲.۱. آنالیز مولفه اصلی

یکی از مهمترین روش ها برای کاهش افزونگی جهت تسهیل پردازش داده و طبقه بندی تصاویر، استفاده از تحلیل مولفه‌های اصلی، PCA، است. این تبدیل به طور گسترده در تحلیل داده‌ها برای کاهش بعد استفاده می شود و یک تبدیل بهینه است. تبدیل PCA در عین حال که ابعاد داده را کاهش می دهد عمده اطلاعات آن را نیز در بر دارد.

فرض کنید بردارهای $T_1,T_2,.....,T_M$ بردارهای ویژگی پایه گرادیان از مجموعه داده‌های آموزشی هستند. بردار میانگین به صورت رابطه ۴ و تفاضل بردارها از بردار میانگین به صورت رابطه ۵ نشان داده شده است.

$$A = \frac{1}{M}\sum_{n=1}^{M} T_n \qquad (۴)$$

$$X_i = T_i - A \quad ۱ < i < M \qquad (۵)$$

که با استفاده رابطه ۶ ماتریس کواریانس C محاسبه می شود.

$$C = \frac{1}{M}\sum_{n=1}^{M} X_n X_n^T \qquad (۶)$$

اگر بعد بردار ویژگی N باشد ماتریس کوواریانس، یک ماتریس $N \times N$ خواهد بود. که برای بردار ویژگی پایه گرادیان $N = ۸۰$ می باشد. مقادیر ویژه و بردارهای ویژه متناظر به این مقادیر محاسبه می‌شود. که بهترین نرخ بازشناسی در $\hat{N} = ۳۰$ بدست آمده است که بردار ویژه متناظر به مقادیر ویژه بزرگتر انتخاب شد[۱۴]. ماتریس حاوی این بردارهای ویژه، ماتریس تبدیل می باشد. که این ماتریس تبدیل در نمونه های آموزشی ضرب می شود و ابعاد بردار ویژگی تقلیل یافته جدیدی را حاصل می کند. برای نمونه‌های تست، همین ماتریس تبدیل را در نمونه های تست ضرب می‌کنیم و بردار ویژگی تست جدید با کاهش افزونگی بدست می آید. بردارها در فضای ویژگی جدید، افزونگی اطلاعات کمتری دارند و ناهمبسته‌ترند.

۴.۳. ترکیب طبقه بندها

در یادگیری دسته جمعی، هر الگوریتم یادگیری با توجه به مقدار پارامترها، به پاسخ متفاوتی برای مسأله می رسد و انتظار می رود با ترکیب پاسخ ها، دقت طبقه بندی افزایش پیدا کند. به همین علت استفاده از نتایج چند طبقه‌بند یک رویکرد موثر در بازشناسی الگو است که باعث بهبود دقت طبقه‌بندی و افزایش

Archive of SID

www.SID.ir

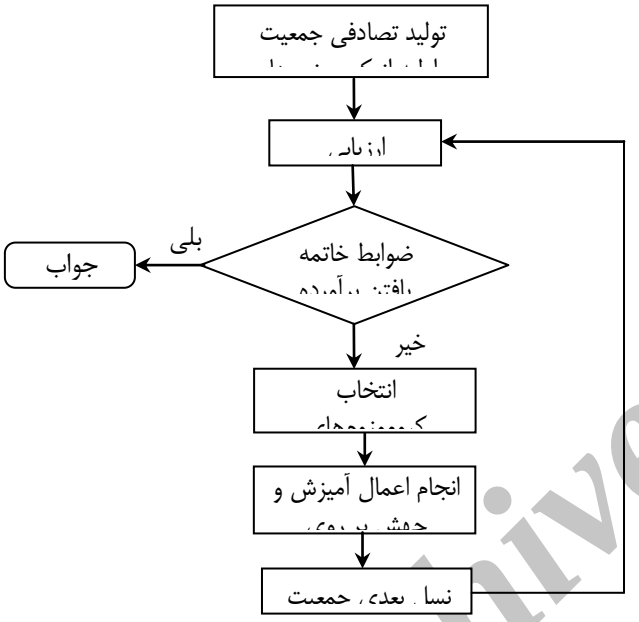
نرخ بازشناسی می‌شود. راهکار ترکیب طبقه‌بندها، در حقیقت یک ساختار موازی برای طبقه بندها است. یعنی ابتدا هر کدام از طبقه بندها برای مسأله مورد نظر یک راه حل ارائه می کنند و سپس با ترکیب مناسب این راه حل‌ها پاسخ نهایی مسأله به دست می آید. ترکیب نتایج چند طبقه‌بند لزوماً باعث بهبود نرخ بازشناسی نمی شودبرای آنکه ترکیب خروجی طبقه‌بندها مفید باشد، باید نیازهای خاصی برآورده شوند اولین نیاز برای طراحی سیستم طبقه بندی مرکب،به کارگیری یک چارچوب ریاضی مناسب برای قاعده ترکیب است تا به طریقی از نقاط قوت طبقه-بندها استفاده و از نقاط ضعف آنها پرهیز شود [۱۵].دومین نیاز، وجود تعدادی طبقه بند پایه، با کارایی قابل قبول و نسبتاً مستقل از یکدیگر است. نتایج تئوری و تجربی [۴-۵] نشان می دهند که ترکیب چند طبقه بند، زمانی مفید واقع می‌شود که طبقه‌بندهای پایه، نرخ خطاهای کمی داشته باشند و خطاهای آنها با یکدیگر متفاوت باشند. دو طبقه‌بند، زمانی دارای خطاهای متفاوتی هستند که الگوهایی که طبقه بند اول به صورت نادرست طبقه بندی کرده است، با آنهایی که دومی اشتباه طبقه بندی کرده است متفاوت باشند. تفاوت در موارد خطا باعث می شود که طبقه‌بندهای پایه خطاهای یکدیگر را بپوشانند. به همین علت گوناگونی در خطا،از نکات اساسی در موفقیت یک سیستم طبقه بندی مرکب است [۱۵].

۵. الگوریتم بهینه سازی

در این مقاله از دو الگوریتم بهینه سازی، ژنتیک و انبوه ذرات جهت وزن‌دهی به بردار ویژگی‌ها برای افزایش نرخ بازشناسی استفاده شده است. حال به معرفی این دو الگوریتم می پردازیم.

۵.۱. الگوریتم ژنتیک

الگوریتم ژنتیک، الهامی از علم ژنتیک و نظریهٔ تکامل داروین است و بر اساس بقای برترین‌ها یا انتخاب طبیعی استوار است. یک کاربرد متداول الگوریتم ژنتیک، استفاده از آن به عنوان تابع بهینه‌کننده است. این الگوریتم با الهام از طبیعت بر پایه اصل تکاملی «پایداری بهترین‌ها» استوار است [۱۶]. در یک الگوریتم ژنتیک یک جمعیت از افراد طبق مطلوبیت آنها در محیط بقا می‌یابند. افرادی با قابلیت‌های برتر، شانس ازدواج و تولید مثل بیشتری را خواهند یافت. بنابراین بعد از چند نسل فرزندانی با کارایی بهتر بوجود می‌آیند. در الگوریتم ژنتیک هر فرد از جمعیت به صورت یک کروموزوم معرفی می‌شود[۱۷]. کروموزوم ها در طول چندین نسل کامل‌تر می‌شوند. در هر نسل کروموزوم-ها ارزیابی می‌شوند و متناسب با ارزش خود امکان بقا و تکثیر می‌یابند. تولید نسل در بحث الگوریتم ژنتیک با عملگرهای همبری و جهش صورت می‌گیرد. والدین برتر بر اساس یک تابع برازندگی انتخاب می‌شوند. برای وزن دهی به ویژگی ها توسط الگوریتم ژنتیک، ابتدا جمعیت اولیه ای از کروموزوم‌ها را به طور تصادفی ایجاد کردیم. سپس برای هر کروموزوم مقدار برازندگی یا شایستگی آن با استفاده از تابع برازندگی که در اینجا تعداد خطای طبقه بندی کننده بیز می‌باشد را مشخص نمودیم. منظور از بهینه کردن، کمینه‌کردن تعداد خطا می باشد. با اعمال الگوریتم ژنتیک در چند نسل و انتخاب کروموزوم با کمترین مقدار تابع برازندگی ضرایب وزنی بهینه برای بردار ویژگی ها بدست می آیند.



شکل ۴: فلوچارت الگوریتم ژنتیک

۵.۲ . الگوریتم بهینه‌سازی انبوه ذرات

الگوریتم بهینه‌سازی انبوه ذرات یک الگوریتم جستجوی اجتماعی است که از روی رفتار اجتماعی دسته های پرندگان، ماهی‌ها و حرکت زنبورها الهام گرفته شده است. در این روش اعضاء برای رسیدن به یک هدف نهایی همکاری می‌کنند. این روش موثرتر از زمانی است که اعضاء به صورت جداگانه عمل می‌کنند. برای مدل سازی نظم موجود در حرکت جمعی این جانداران دو دیدگاه در نظر گرفته شده است. یک بعد تعاملات اجتماعی موجود بین اعضای گروه است و بعد دیگر امتیازات فردی است که ممکن است هر یک از اعضای گروه واجد آنها باشند. در بعد اول همه اعضای گروه موظف هستند همواره موقعیت خود را با تابعیت از بهترین فرد گروه تغییر دهند و از بعد دوم لازم است تک‌تک

Archive of SID

www.SID.ir

اعضاء بهترین موقعیتی را که تاکنون شخصا تجربه کرده‌اند، در حافظه خود نگهداری کرده و تمایلی نیز به سمت بهترین موقعیت درک شده گذشته خود داشته باشند. در روش الگوریتم بهینه سازی جمعیت ذرات مرتبا سرعت و موقعیت ذرات بروز رسانی می شود.

موقعیت هر ذره در فضای d بعدی به عنوان یک راه حل از مساله در نظر گرفته می شود. ذره iام از گروه، موقعیت X_i^d سرعت V_i^d را در بعد d ام ازفضای جستجوی مساله دارد. معادله بروز نمودن سرعت و موقعیت ذره در (۷) و(۸) آورده شده است.

$$V_i^d(t+1) = wV_i^d(t) + c_1 rand1_i^d(t)(pbest_i^d(t) - X_i^d(t)) + c_2 rand2_i^d(t)(gbest(t) - X_i^d(t)) \quad (۷)$$

$$X_i^d(t+1) = X_i^d(t) + V_i^d(t+1) \quad (۸)$$

X_i موقعیت ذره iام و V_i سرعت ذره iام می باشند. بهترین موقعیت ملاقات شده توسط ذره iام pbest و بهترین موقعیت ملاقات شده توسط کل گروه gbest است c_1 و c_2 ضرایب مولفه های شناختی و اجتماعی می‌باشند. سرعت هر ذره توسط V_{max} محدود شده است. $rand1_i^d$ و $rand2_i^d$ دو عدد تصادفی در بازه [0,1] می باشند [۱۸-۱۹].

برای وزن‌دهی به ویژگی‌ها توسط الگوریتم PSO، ابتدا مجموعه ای از ذرات را به طور تصادفی ایجاد کردیم. این ذرات دارای یک موقعیت و یک سرعت اولیه هستند. برای هر یک از ذرات یک مقدار برازندگی با استفاده از تابع برازندگی محاسبه شد. با استفاده از مقادیر برازندگی سرعت و موقعیت این ذرات را به روز رسانی کردیم. این به روز رسانی برای هر یک از ذرات با توجه به بهترین موقعیت گذشته خودشان و موقعیت بهترین ذره گروه انجام می‌شود. بعد از چندین بار اجرای این الگوریتم تمام این ذرات به سمت موقعیت بهترین ذره همگرا شدند. با انتخاب بهترین ذره گروه، ضرایب وزنی بهینه برای بردار ویژگی‌ها تعیین شدند. تابع برازندگی در الگوریتم PSO ، تعداد خطای طبقه‌بند بیز می باشد. منظور از بهینه کردن، کمینه کردن تعداد خطا می باشد.

۶. نتایج و آزمایشات

در روش پیشنهاد شده ابتدا سه بردار ویژگی DCT، فاصله و پایه گرادیان با کاهش افزونگی بدون ضرایب وزنی بهینه به صورت ترکیب سری با هم ادغام شده‌اند. ساختار آن در شکل ۶ نشان داده شده است. در آزمایشی دیگر این سه بردار ویژگی را با استفاده از ترکیب طبقه‌بندها با سه طبقه‌بند بیز و قاعده رای-گیری ترکیب کردیم که بلوک دیاگرام آن را در شکل ۷ آورده شده است. نتایج این دو روش را با هم مقایسه کردیم و در جدول ۲ بیان نمودیم. در تحقیقی دیگر به هر سه بردار ویژگی ضرایب وزنی برداری برابر با بعد بردارهای ویژگی، توسط الگوریتم‌های بهینه ساز ژنتیک و PSO اعمال شد و سپس از بردار ویژگی جدید PCA گرفتیم و طول بردارهای ویژگی کاهش یافت. این بردارهای ویژگی کاهش یافته با هم به صورت سری ادغام می-شوند. که ساختار آن را در شکل ۸ نشان داده شده است. شکل ۹ و ۱۰ بترتیب مقدار خطای بازشناسی و ضرایب بهینه وزنی را با استفاده از الگوریتم ژنتیک و انبوه ذرات را نشان می‌دهد. این ضرایب بهینه برای بهینه‌تر کردن بردار ویژگی برای بازشناسی الگو می‌باشد. نتایج بازشناسی بیانگر آن می‌باشد که روش ادغام ویژگی در مقایسه با ادغام تصمیم هم در نرخ بازشناسی و هم در زمان بازشناسی از عملکرد بهتری برخوردار می‌باشد که نتایج مربوط به این مقایسه را در جدول ۲ آورده شده است. همچنین الگوریتم ژنتیک نسبت به الگوریتم انبوه ذرات عملکرد بهتری را از جهت پیداکردن ضرایب وزنی بهینه بدست آورده است که نتایج مربوط به این مقایسه را در جدول ۲ آورده شده است.

نرخ بازشناسی ارقام دست‌نویس فارسی با ۳ ویژگی متفاوت و طبقه‌بند بیز در جدول ۱ بیان شده است.

جدول۱: نرخ بازشناسی ارقام دست‌نویس با ویژگی‌های متفاوت و طبقه‌بند بیز

ویژگی	نرخ بازشناسی (٪)
۱. DCT	۸۷.۱۳
۲. فاصله	۸۷.۰۶
۳. پایه گرادیان	۷۶.۰۸

جدول ۲. نرخ بازشناسی و زمان بازشناسی ارقام دست‌نویس فارسی در سطح ادغام ویژگی و تصمیم

سطح ادغام	نرخ بازشناسی (٪)	زمان بازشناسی (ثانیه)
ترکیب طبقه‌بندها	۸۸/۹	۳/۶
ترکیب ویژگی بدون ضرایب وزنی	**۹۲/۷۹**	۲/۰۲
ترکیب ویژگی با ضرایب وزنی بهینه با الگوریتم انبوه ذرات	**۹۳/۳۱**	۲/۶
ترکیب ویژگی با ضرایب وزنی بهینه با الگوریتم ژنتیک	**۹۳/۸**	۲/۶

Archive of SID

www.SID.ir

۶.۱ پایگاه‌داده ارقام دست‌نویس فارسی

آقایان خسروی و کبیر در [۲۰] یک مجموعه پایگاه‌داده خیلی بزرگی از ارقام دست‌نویس فارسی را ارائه کردند. آنها از ۱۱۹۴۲ فرم پر شده توسط داوطلبان کنکور ورود به دانشگاه در ایران که ثبت نام کرده بودند ارقام دست‌نویس آنها را استخراج کردند. همه فرم‌ها با رزولوشن ۲۰۰dpi در فرمت ۲۴ بیت کالر اسکن شده است سپس با یک آستانه‌گیری به تصاویر باینری تبدیل شده است. این پایگاه‌داده دارای ۶۰۰۰۰ نمونه آموزشی و ۲۰۰۰۰ نمونه تست می باشد که نمونه‌های از ارقام دست‌نویس فارسی هدی را در شکل (۵) مشاهده می شود.

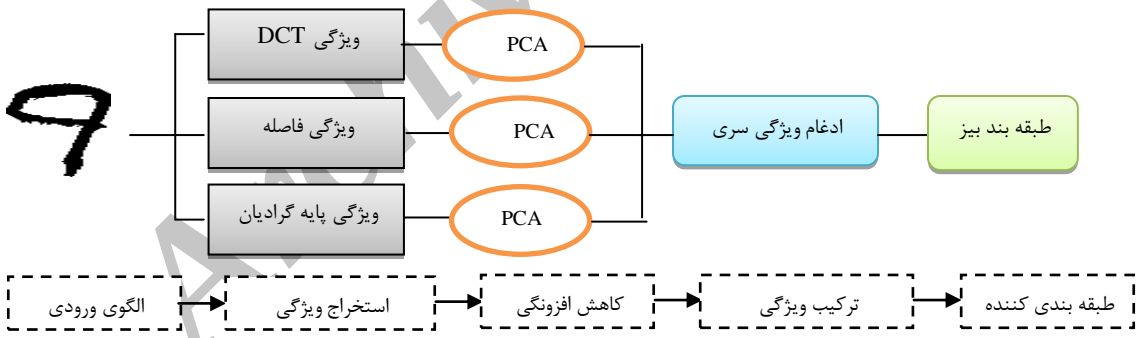
شکل ۵: نمونه های از ارقام دستنویس فارسی از پایگاه‌داده هدی

۷. نتیجه گیری

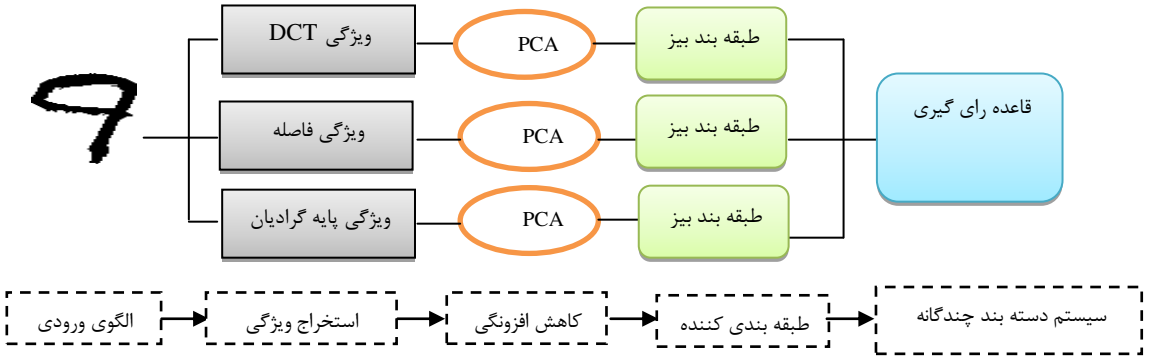
هدف یک سیستم بازشناسی الگو، قرار دادن الگوها با کمترین خطا، در کلاس مربوط به خودشان است. در این مقاله تاثیر ادغام ویژگی و اختصاص‌دادن ضرایب وزنی بهینه به بردار ویژگی‌ها توسط دو الگوریتم GA و PSO بر بازشناسی ارقام دست‌نویس را مورد بررسی قرار دادیم. هدف اصلی این مقاله بهبود نرخ بازشناسی ارقام دست‌نویس با استفاده از ادغام در سطح ویژگی بوده است در این تحقیق با استفاده از ادغام ویژگی و مقایسه آن با ترکیب طبقه بندها سعی در نشان دادن بهبود نرخ و زمان بازشناسی با استفاده ادغام ویژگی نسبت به ترکیب طبقه بندها شده است. ما در این مقاله با اختصاص دادن ضرایب وزن‌دار به بردار ویژگی‌ها، به این نتیجه دست پیدا کردیم که با ضرایب وزنی برداری به تمام بردار ویژگی به بهترین نرخ بازشناسی دست پیدا خواهیم کرد. این ضرایب بهینه با میانگین گیری ۱۰ بار اجرای الگوریتم بدست آمده است. دو الگوریتم بهینه ساز GA و PSO برای پیدا کردن ضرایب بهینه برای ادغام ویژگی استفاده شده است که تابع برازندگی ما در این دو الگوریتم مقدار خطای بازشناسی بوده است که سعی در کمینه کردن این خطا می باشد

سپاسگزاری

این تحقیق با حمایت و پشتیبانی مالی موسسه تحقیقات ارتباطات و فناوری اطلاعات انجام شده است.



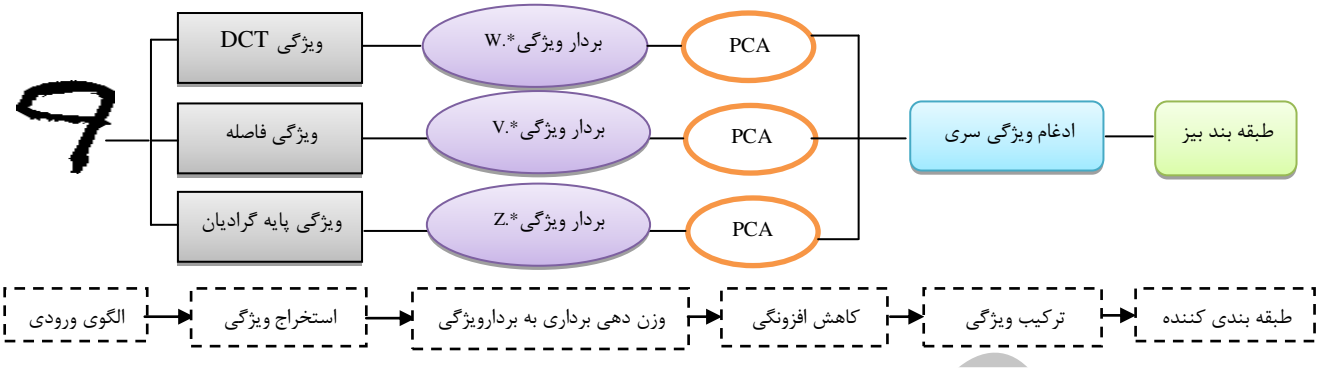
شکل۶. بلوک دیاگرام بازشناسی ارقام دست‌نویس در سطح ادغام ویژگی



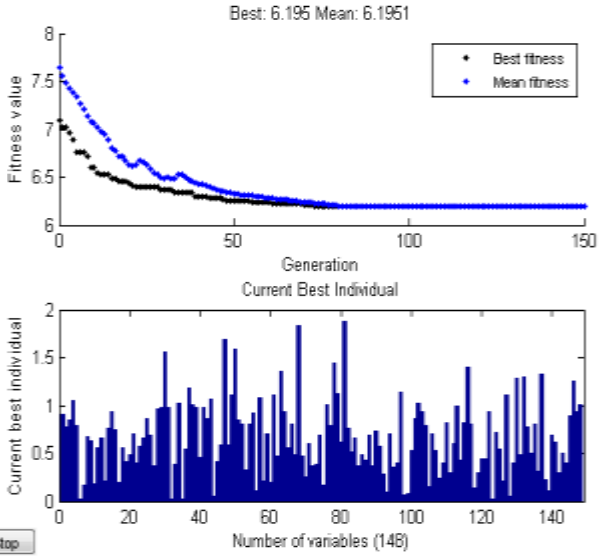
Archive of SID

www.SID.ir

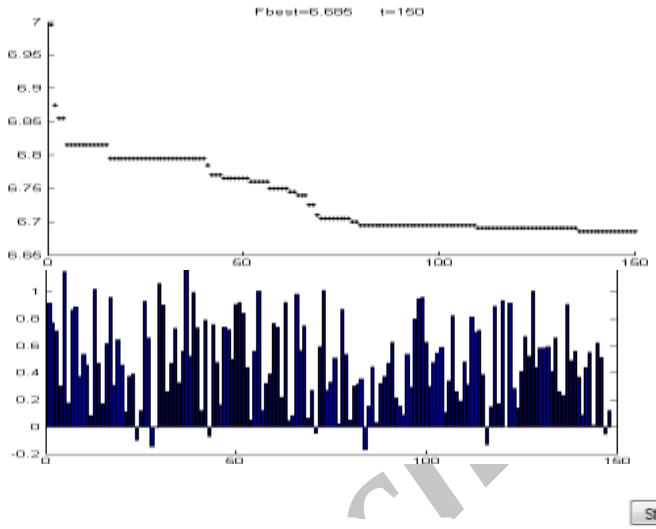
شکل۷. بلوک دیاگرام بازشناسی ارقام دست‌نویس در سطح ادغام تصمیم یا ترکیب طبقه‌بندها



شکل۸: بلوک دیاگرام بازشناسی ارقام دست‌نویس در سطح ادغام ویژگی با ضرایب وزن‌دار بهینه



شکل ۹: مقدار خطای بازشناسی و ضرایب وزنی بهینه برای سه بردار ویژگی با استفاده از الگوریتم ژنتیک



شکل ۱۰: مقدار خطای بازشناسی و ضرایب وزنی بهینه برای سه بردار ویژگی با استفاده از الگوریتم pso

مراجع

[1] B. Zhang, and S. N. Srihari, “CLASS-wise multi-classifier combination based on dempster-shafer theory,” Proc. of 7th Int. Conf. on control, automation, robotics and vision, ICARV 2002, Singapore, 2002.

[2] D. Ruta, and B. Gobrys, “An overview of classifier fusion methods,” Computing and Information Systems, vol. 7, pp. 1-10, 2000.

[3] A. Jain, K. Nandakumra and A. Ross, “Score normalization in multimodal biometric systems,” Pattern Recognition, vol. 38, pp.2270-2285, 2005.

[4] R. Ebrahimpour, and F.Sharifizadeh, "Persian Handwritten Digit Recognition with Classifier Fusion: Class Conscious versus Class Indifferent Approaches" World Academy of Science, Engineering and Technology, vol 57, pp.552-559, 2009.

[5] R. Ebrahimpour, and S.Hamedi," Hand Written Digit Recognition by Multiple Classifier Fusion based on Decision Templates Approach", World Academy of Science, Engineering and Technology, vol 57, pp.560-565, 2009.

[6] R. Ebrahimpour, M. Amini and A.V. Shams, "Common Techniques and Bio-Inspired Hierarchical Architecture for Automatic Farsi Handwritten Word Recognition Systems",International Journal of Hybrid Information Technology vol.4 (3), pp. 1-14, 2011.

[7] V. J. Dongre and V. H. Mankar, “A Review of Research on Devnagari Character Recognition,” International Journal of Computer Applications, vol.12, 2010.

[8] R. Ebrahimpour, R. D. Vahid, and B. M. Nezhad, Decision Templates with Gradient based Features for Farsi Handwritten Word Recognition, International Journal of Hybrid Information Technology 4 (1) (2011) 1-12.

[9] A. Madabhushi, M. Feldmant, D. Metaxad, D. Chutet and J. Tomaszeweski, “Optimal Feature Combination for Automated Segmentation of Prostatic Adenocarcinoma from High Resolution MRI,” Proceedings of the 25"' Annual Intemational Conference of the IEEE EMBS, Cancun, Mexico - September 17-21, 2003.

[10] U. G. Mangai, S. Samanta, S. Das and P.R. Chowdhury," A Survey of Decision Fusion and Feature Fusion Strategies for

www.SID.ir

Pattern Classification", IETE TECHNICAL REVIEW,vol. 27, pp293-307, 2010.

[11] J. Yang, J. Yang, D. Zhang and J. Lu, "Feature fusion: parallel strategy vs. serial strategy," Pattern Recognition, vol. 36, pp.1369 – 1381, 2003.

[12] Q. S. Sun, Sh. G. Zeng, Y. Liu, Ph. A. Heng and D. Sh. Xia, "A new method of feature fusion and its application in image recognition," Pattern Recognition, vol. 38, pp.2437–2448, 2005.

[13] J. Yang, J-Y Yang," Generalized K–L transform based combined feature extraction", Pattern Recognition vol. 35, pp. 295–297, 2002.

[۱۴] سید حسن نبوی کریزی، رضا ابراهیم پور، احسان الله کبیر، "کاربرد ترکیب طبقه بندها در بازشناسی ارقام دستنویس فارسی"، سومین کنفرانس ماشین بینایی و پردازش تصویر ایران، دانشگاه تهران، جلد اول، صفحات ۱۱۹ - ۱۱۵، ۵ الی ۶ اسفند ماه ۱۳۸۳.

[۱۵] س. ح. نبوی کریزی و ا. کبیر، "ترکیب طبقه بندها: ایجاد گوناگونی و قواعد ترکیب" ، علوم و مهندسی کامپیوتر، مجلد ۳، شماره ۱۳(الف)، ۱۰۷-۹۵، پاییز ۱۳۸۴

[16] R. L. Haupt and S. E. Haupt, " *Practical Genetic Algorithms*", Second Edition, A JOHN WILEY & SONS, INC., PUBLICATION

[۱۷] ن.قنبری، س. م. رضوی و س. ح. نبوی کریزی،" ارائه ی یک روش هوشمند انتخاب ویژگی مبتنی بر الگوریتم جستجوی گرانشی باینری در سیستم بازشناسی ارقام دستنویس فارسی"، نشریه مهندسی برق و کامپیوتر ایران، سال ۹، شماره ۱،۳۶-۲۹، بهار ۱۳۹۰

[18] M. Hasanzadeh, M. R. Meybodi and M. M. Ebadzadeh, "A Robust Heuristic Algorithm for Cooperative Particle Swarm Optimizer: A Learning Automata Approach," 20th Iranian Conference on Electrical Engineering 2012.

[۱۹] سید حمید ظهیری، "طبقه بندی کننده چند منظوره گروه ذرات"، نشریه مهندسی برق و کامپیوتر ایران، سال ۴، شماره ۲،۹۸-۹۱، پاییز و زمستان ۱۳۸۵

[20] H. Khosravi, and E. Kabir," *Introducing a very large dataset of handwritten Farsi digits and a study on their varieties*", Pattern Recognition Letters vol, 28, 2007,pp. 1133–1141.

Archive of SID

www.SID.ir