

بازشناسی علامت‌های ساکن زبان اشاره‌ی فارسی با استفاده از یک توصیف‌گر شکلی جدید

ژیلا موسویان و حسین ابراهیم‌نژاد

چکیده

در این مقاله، ما یک سیستم برای بازشناسی علامت‌های ساکن زبان اشاره‌ی فارسی پیشنهاد می‌کنیم. این سیستم بر مبنای یک ویژگی شکلی جدید طراحی می‌شود و قادر است با نرخ تشخیص بالایی، علامت‌های ساکن الفبای زبان اشاره‌ی فارسی را به طور خودکار بازشناسی کند. در مرحله‌ی استخراج ویژگی، ابتدا مرکز ثقل شکل دست و منحنی پیرامونی آن را در هر تصویر بدست می‌آوریم و از نقاط منحنی پیرامونی بدست آمده در هر علامت نمونه‌برداری می‌کنیم. سپس برای بدست آوردن اطلاعات شکلی مناسب از حالت دست، دوایری به مرکز نقطه وسط بین مرکز ثقل شکل دست و نقاط نمونه‌برداری شده و به شعاع نصف فاصله‌ی بین نقاط ذکر شده برآزش می‌دهیم. از این دوایر، اطلاعاتی از شکل دست به عنوان بردار ویژگی برای هر علامت تهیه می‌شود. برای بازشناسی علامت‌ها با قابلیت اطمینان بالا، یک سیستم ترکیبی از دو کلاس بند ماشین بردار پشتیبان (SVM) و K نزدیکترین همسایه (KNN) را پیشنهاد می‌کنیم. نرخ بازشناسی و قابلیت اطمینان سیستم پیشنهادی بر روی مجموعه‌ی آزمایشی پایگاه داده PSL به ترتیب ۹۳٫۳۳٪ و ۹۸٫۷۳٪ می‌باشد که مؤید این مطلب است که عملکرد سیستم پیشنهادی تا حدود زیادی رضایت بخش و مطلوب می‌باشد.

کلید واژه‌ها

بازشناسی، زبان اشاره، استخراج ویژگی، شکل دست، منحنی پیرامونی، نمونه برداری

ارتباط بین کسانی که از نقص شنوایی رنج می‌برند و افراد شنوای جامعه، نیاز به مترجمی است که قادر به ترجمه علامت‌های زبان اشاره به حروف و کلمات متناظر در زبان عادی و برعکس باشد. برای این منظور، می‌توان علامت‌های زبان اشاره را به عنوان زیر مجموعه‌ای از ژست‌ها^۱ در نظر گرفت و آنها را به دو گروه ژست‌های ساکن و ژست‌های متحرک تقسیم کرد. با در نظر گرفتن علامت‌های زبان اشاره به عنوان زیر مجموعه‌ای از ژست‌ها، می‌توان یک سیستم خودکار برای ترجمه علامت‌های زبان اشاره به زبان عادی و برعکس، تهیه کرد.

پژوهش‌ها بر روی بازشناسی خودکار علامت‌های زبان اشاره از سال ۱۹۹۰ شروع شد. سیستم‌های موجود به دو دسته تقسیم می‌شوند. در دسته‌ی اول، علامت‌دهنده‌ها ملزم به استفاده از دستکش‌های خاصی می‌شوند و با استفاده از اطلاعات بدست آمده

زبان اشاره^۱، روش مهم برقراری ارتباط بین افراد ناشنوا است. زبان اشاره، یک مجموعه از حالت‌ها و حرکت‌های دست را برای بیان حروف و کلمات زبان عادی مورد استفاده قرار می‌دهد. گاهی اوقات در برقراری ارتباط با استفاده از زبان اشاره، توصیف‌های چهره و حرکات بدن نیز وارد می‌شوند. از این رو، برای برقراری

این مقاله در مردادماه ۱۳۹۱ دریافت، در خردادماه ۱۳۹۲ بازنگری و در مهرماه ۱۳۹۲ پذیرفته شد.

ژیلا موسویان، آزمایشگاه تحقیقاتی بینایی کامپیوتر، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه صنعتی سهند، تبریز (z_mousavian@sut.ac.ir)
حسین ابراهیم‌نژاد، آزمایشگاه تحقیقاتی بینایی کامپیوتر، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه صنعتی سهند، تبریز (ebrahimmezhad@sut.ac.ir)

از تبدیل ویولت^۸ نیز برای بازشناسی علامت‌های زبان اشاره آمریکایی [۱۰] و زبان اشاره فارسی [۸] استفاده شده است. در روش ارائه شده در تحقیق [۸]، از تبدیل ویولت گسسته‌ی دو بعدی و یک شبه عصبی چند لایه (MLP)^۹ برای بازشناسی ۳۲ علامت ساکن از علامت‌های الفبای زبان اشاره‌ی فارسی استفاده شده است. در این پژوهش، ابتدا تصاویر رنگی که برای الفبای انتخاب شده تهیه شده‌اند، تبدیل به تصاویر سطح خاکستری می‌شوند. سپس برای به دست آوردن ناحیه‌ی دست، تصاویر بریده می‌شوند و همه‌ی تصاویر به یک اندازه ثابت، تغییر اندازه داده می‌شوند. سپس تبدیل ویولت گسسته‌ی دو بعدی بر روی آنها اعمال می‌شود و برای هر تصویر، یک مجموعه ویژگی استخراج می‌شود. ویژگی‌های استخراج شده از تصاویر، برای بازشناسی علامت‌ها به یک شبکه‌ی عصبی چند لایه اعمال می‌شوند. برای ارزیابی عملکرد این سیستم از ۷۰۰ تصویر موجود در پایگاه داده PSL، ۶۴۰ تصویر (برای هر علامت، ۲۰ تصویر) استفاده شده است. بالاترین نرخ بازشناسی^{۱۱} سیستم فوق برای داده‌های آزمایشی ۸۳،۰۳٪ گزارش شده است.

در روش ارائه شده در [۱۲]، با استفاده از روش‌های استخراج ویژگی بر مبنای کرنل‌ها، به بازشناسی علامت‌های ساکن حروف الفبای زبان اشاره فارسی پرداخته‌اند. در این تحقیق نیز تصاویر تغییر اندازه داده می‌شوند و به تصاویر سطح خاکستری تبدیل می‌شوند و سپس ناحیه‌ی دست در آنها بریده می‌شود. سپس ویژگی‌های غیر خطی با استفاده از اعمال تکنیک‌های KPCA^{۱۱} و KDA^{۱۱} از تصاویر استخراج می‌شوند و با استفاده از روش‌های کمترین فاصله (MD)^{۱۲} و شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان (SVM)^{۱۴} کلاس‌بندی می‌شوند. برای ارزیابی عملکرد این سیستم، ۷۰۰ تصویر موجود در پایگاه داده PSL استفاده شده در تحقیق [۸]، بکار رفته است. بیشترین نرخ بازشناسی در این پژوهش ۹۵،۹۱٪ گزارش شده است.

روش ارائه شده در [۱]، نیز با استفاده از روش‌های غیرخطی مبتنی بر کرنل به بازشناسی علامت‌های ساکن حروف الفبای زبان اشاره‌ی فارسی پرداخته است. از آنجایی که روش‌های غیرخطی مبتنی بر کرنل مانند KPCA و KDA دارای هزینه‌ی محاسباتی زیاد می‌باشند، در این مقاله از روش‌های کرنلی سریع برای کاهش زمان بازشناسی علامت‌های زبان اشاره استفاده می‌شود. علاوه بر روش‌های کرنلی سریع، به منظور کاهش زمان محاسبات در این مقاله از یک روش هیبرید که مبتنی بر روش‌های خطی و غیرخطی

از دستکش‌ها، سیستم به بازشناسی علامت‌ها می‌پردازد. دسته‌ی دوم شامل سیستم‌هایی هستند که مبتنی بر روش‌های بینایی ماشین و پردازش تصویر کار می‌کنند.

روش‌های مبتنی بر دستکش، از انواع مختلفی از حس‌گرها برای بدست آوردن اطلاعاتی درباره‌ی شکل قرارگیری و جهت دست استفاده می‌کنند. تا کنون بسیاری از پژوهش‌گرها از روش‌های مبتنی بر دستکش استفاده کرده‌اند. به عنوان مثال Kadous در [۷] برای بازشناسی علامت‌های زبان اشاره‌ی استرالیایی، یک روش مبتنی بر دستکش‌های الکترونیکی ارائه نمود. در [۱۱] نیز یک سیستم بازشناسی زبان اشاره ژاپنی با روشی بر مبنای دستکش‌های مجهز به حس‌گرها و تحلیل فیلترهای مورفولوژی^۳ طراحی شده است. همچنین Grobel و Assan در [۵]، برای بازشناسی علامت‌های زبان اشاره از علامت‌دهنده‌ها خواستند که یک جفت دستکش رنگی بپوشند. آنها در روش بازشناسی خود از مدل مارکوف مخفی (HMM)^۴ برای طبقه‌بندی علامت‌ها استفاده کردند. Fels و Hinton در [۴] برای بازشناسی علامت‌های زبان اشاره، یک سیستم مبتنی بر داده‌هایی که از طریق دستکش‌های استفاده شده توسط افراد علامت‌دهنده تهیه شده‌اند، طراحی کردند. در این پژوهش، آنها با استفاده از داده‌های بدست آمده از دستکش‌ها و ۵ شبکه عصبی (NN)^۵ به طبقه‌بندی ۲۰۳ علامت از علامت‌های زبان اشاره پرداختند. در [۹] نیز برای بازشناسی علامت‌های زبان اشاره‌ی کره‌ای، از روشی که در آن با استفاده از دستکش‌هایی خاص، داده‌هایی در ارتباط با علامت‌ها بدست می‌آید، استفاده شده است.

برخی دیگر از پژوهش‌گرها از دسته دوم از روش‌ها برای بازشناسی علامت‌های زبان اشاره استفاده کرده‌اند. به طور نمونه Vogler و Metaxas [۱۳] یک سیستم با استفاده از روش‌های بینایی کامپیوتر در مرحله استخراج ویژگی و مدل مارکوف مخفی در مرحله‌ی بازشناسی علامت‌های زبان اشاره‌ی آمریکایی استفاده کردند. در [۶] Huang و Huang، یک سیستم بازشناسی زبان اشاره با استفاده از توصیف‌گرهای فوریه^۶ از منحنی پیرامونی^۷ دست طراحی کردند که در مرحله‌ی بازشناسی علامت‌ها، با اعمال ویژگی‌های بدست آمده به یک شبکه عصبی هاپفیلد^۳ بعدی، سیستم را ارزیابی کردند. Hienz و Bauer نیز یک سیستم بازشناسی زبان اشاره‌ی آلمانی پیشنهاد کردند که در این سیستم مساحت دست به عنوان یک ویژگی متمایز برای علامت‌های متفاوت و مدل مارکوف مخفی به عنوان کلاس‌بند در مرحله‌ی بازشناسی علامت‌ها استفاده شده است [۲].

⁸ Wavelet transform

⁹ Multi-Layer Perceptron

¹⁰ Recognition rate

¹¹ Kernel Principle Component Analysis

¹² Kernel Discriminant Analysis

¹³ Minimum Distance

¹⁴ Support Vector Machine

³ Morphology

⁴ Hidden Markov Model

⁵ Neural Network

⁶ Fourier descriptors

⁷ Contour

این سیستم، ما با در نظر گرفتن ۳۵ علامت ساکن الفبای زبان اشاره‌ی فارسی و استفاده از روش‌های پردازش تصویری به بازشناسی علامت‌ها می‌پردازیم. در این مقاله، ابتدا یک ویژگی جدید پیشنهاد می‌شود که با استفاده از آن اطلاعات خوبی از شکل دست در علامت‌های مختلف استخراج می‌شود. سپس برای طبقه‌بندی علامت‌ها، یک سیستم ترکیبی جدید با استفاده از دو کلاس‌بند ماشین بردار پشتیبان و K نزدیکترین همسایه (KNN)^{۱۸} پیشنهاد می‌کنیم. ادامه این مقاله به ترتیب زیر نوشته شده است: در بخش ۲ به معرفی سیستم پیشنهادی می‌پردازیم. نتایج بازشناسی سیستم در بخش ۳ ارائه شده است. در نهایت جمع بندی و نتیجه‌گیری مطالب در بخش ۴ آورده می‌شود.

۲ سیستم پیشنهادی

سیستم پیشنهادی برای بازشناسی علامت‌های ساکن الفبای زبان اشاره‌ی فارسی طراحی شده است. از آنجایی که اندازه‌ی دست در افراد مختلف علامت دهنده و نحوه‌ی نمایش هر علامت توسط افراد تفاوت‌هایی با هم دارد و همچنین فاصله‌ای که افراد علامت‌دهنده از دوربین دارند یکسان نیست، ممکن است مشکلاتی در بازشناسی به وجود آید. در این مقاله سعی ما بر آنست که با معرفی یک ویژگی شکلی مبتنی بر منحنی پیرامونی دست، یک سیستم بازشناسی مقاوم در برابر مشکلات ذکر شده طراحی نمایم. این سیستم دارای سه مرحله‌ی پیش‌پردازش، استخراج ویژگی و بازشناسی علامت‌ها مبتنی بر بردارهای ویژگی بدست آمده می‌باشد. در ادامه هر کدام از مراحل سیستم پیشنهادی به ترتیب بررسی خواهند شد.

۱-۲ پیش‌پردازش

علاوه بر تفاوت در اندازه شکل دست، جهت و نحوه قرارگیری دست در علامت‌دهنده‌های متفاوت نیز برای تصاویری که متعلق به کلاس یکسان هستند، دارای اندکی تفاوت می‌باشد. بنابراین، قبل از استخراج ویژگی‌های مناسب از تصاویر، سعی می‌کنیم تأثیر این تفاوت‌ها را در مرحله‌ی پیش‌پردازش تصاویر تا حد امکان کاهش دهیم. به منظور کاهش تأثیر تفاوت شکل دست در علامت‌دهنده‌های متفاوت برای تصاویر متعلق به کلاس‌های یکسان و کاهش تفاوت‌های ناشی از اثرات انتقال و چرخش، ما از آنالیز مؤلفه اصلی (PCA)^{۱۹} استفاده می‌کنیم.

برای محاسبه‌ی مؤلفه‌های اصلی شکل دست و تعیین راستای غالب لازم است ناحیه دست از پس زمینه جدا گردد. برای این منظور، ابتدا تصاویر اصلی را به تصاویر دودویی تبدیل کرده و با اعمال فیلترهای مورفولوژی، شکل دست را در تصاویر کاملاً پر می‌کنیم. در ادامه، منحنی پیرامونی دست را با استفاده از لبه یاب

می‌باشد، استفاده شده است. در این پژوهش، برای ارزیابی عملکرد سیستم بازشناسی با استفاده از روش‌های هیبرید HKPCA^{۱۵} و HKDA^{۱۶}، از کلاس‌بندهای کمترین فاصله و عصبی و بردار ماشین پشتیبان استفاده شده است که بالاترین نرخ بازشناسی در آن ۹۷,۹۵٪ گزارش شده است.

املا‌ی انگشتی^{۱۷} یکی از روش‌های مهم برقراری ارتباط بین افراد ناشنوا می‌باشد. افراد ناشنوا برای بیان کلمات با استفاده از هجی کردن حرف به حرف هر کلمه از طریق این روش به برقراری ارتباط با یکدیگر می‌پردازند. بنابراین عده‌ای از پژوهشگرها سعی در بازشناسی حروف الفبای زبان اشاره دارند. در این کار، ما نیز بر روی بازشناسی حروف الفبای زبان اشاره فارسی متمرکز می‌شویم. الفبای زبان اشاره فارسی شامل ۳۷ علامت می‌باشد که از میان آنها ۲ علامت برای بیان حالت‌های متحرک و بقیه علامت‌ها برای بیان حالت‌های ساکن بکار گرفته می‌شود. در شکل ۱ حالت دست متناظر برای هر حرف از الفبای زبان اشاره فارسی نشان داده شده است.



شکل ۱ علامت‌های دست متناظر با حروف الفبای زبان اشاره فارسی

هدف از این مقاله، طراحی یک سیستم برای بازشناسی علامت‌های ساکن حروف الفبای زبان اشاره‌ی فارسی می‌باشد. در

¹⁵ Hybrid KPCA

¹⁶ Hybrid KDA

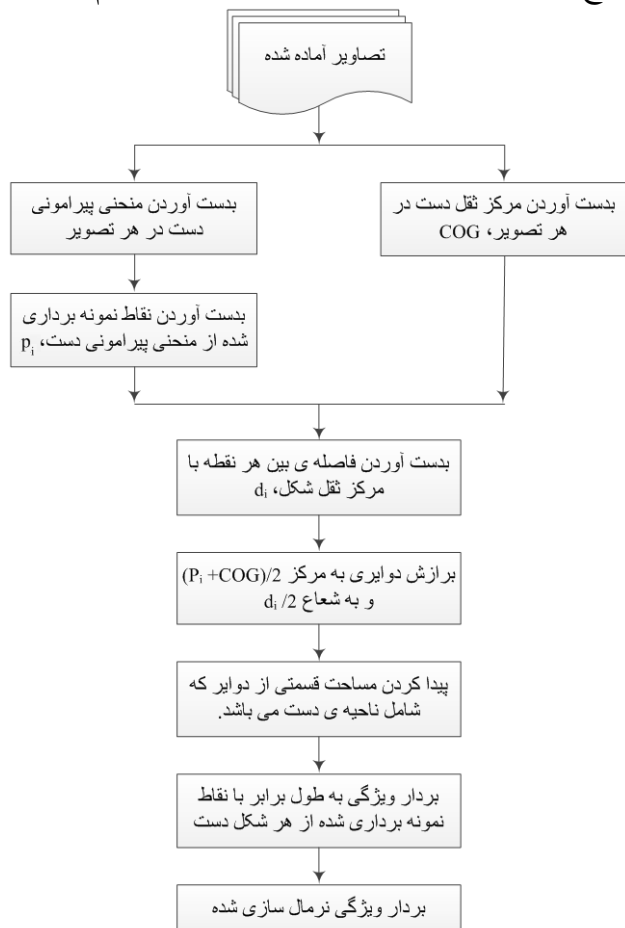
¹⁷ Finger spelling

¹⁸ K-Nearest Neighbor

¹⁹ Principle Component Analysis

اندازه تصاویر را بزرگتر می‌کنیم تا در بدست آوردن منحنی پیرامونی شکل از تصاویری که در طی روند آماده شدن، بریده شده‌اند، خطا به وجود نیاید. سپس از بین بخش‌های متصل به هم از شکل دست، بزرگترین بخش را نگه داشته و بقیه بخش‌ها را در صورت وجود، حذف می‌کنیم. در ادامه، با استفاده از عملگرهای مورفولوژی، شکل دست را در تصاویر کاملاً پر می‌کنیم. سپس مرکز ثقل شکل را در آنها محاسبه می‌کنیم.

در مرحله‌ی بعد، از تصاویر لبه‌یابی کرده و با نگه داشتن لبه‌های مهم با طول بزرگ، منحنی پیرامونی شکل دست را در آنها می‌یابیم. اما تعداد نقاط پیرامونی دست که از لبه‌یابی بدست می‌آید خیلی زیاد بوده و برای هر علامت متفاوت است. بنابراین، برای بدست آوردن ویژگی مناسب، تعداد N نقطه با فاصله‌های مساوی روی منحنی پیرامونی شکل به صورت پادساعتگرد انتخاب می‌کنیم. برای انتخاب نقطه شروع پیمایش در نمونه برداری، دو نقطه از منحنی پیرامونی شکل را که در راستای افقی با مرکز ثقل شکل قرار دارند پیدا می‌کنیم. سپس از بین این دو نقطه، نقطه‌ای را که در سمت راست مرکز ثقل شکل واقع است، به عنوان نقطه شروع نمونه برداری برای همه‌ی تصاویر در نظر می‌گیریم.

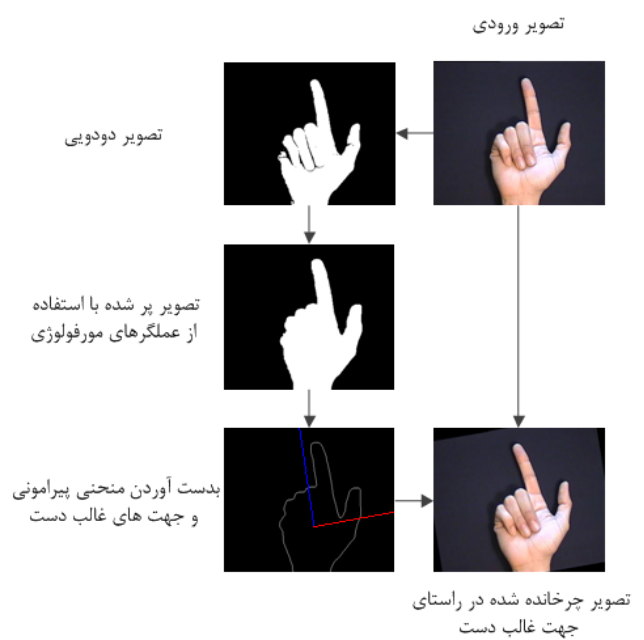


شکل ۳ شمای کلی از ساختار نحوه‌ی استخراج ویژگی پیشنهادی

بعد از اینکه نمونه برداری انجام شد، از هر یک از نقاط نمونه برداری شده از منحنی پیرامونی شکل دست در هر تصویر، یک ویژگی در ارتباط با نحوه قرارگیری نقاط نمونه برداری شده نسبت

Canny، بدست می‌آوریم. در این مرحله از کار، با استفاده از PCA، جهت‌های غالب دست را پیدا می‌کنیم. برای این کار از مختصات مجموعه نقاط منحنی پیرامونی، ماتریس کوواریانس و سپس مقادیر ویژه و بردارهای ویژه‌ی این ماتریس را محاسبه می‌کنیم. ماتریس کوواریانس دارای دو بردار ویژه عمود بر هم است که ما این دو بردار را بعنوان محورهای سیستم مختصات جدید برای تصویر در نظر می‌گیریم. بردار ویژه‌ی متنظر با بزرگترین مقدار ویژه، جهت غالب دست را نشان می‌دهد. بنابراین تصویر را در جهت این بردار می‌چرخانیم. به این ترتیب اختلافات ناشی از اثر انتقال و چرخش بین علامت‌های دست در کلاس‌های یکسان تا حدود زیادی از بین می‌رود. در شکل ۲ فرایند پیش‌پردازش برای یک تصویر نمونه نشان داده شده است.

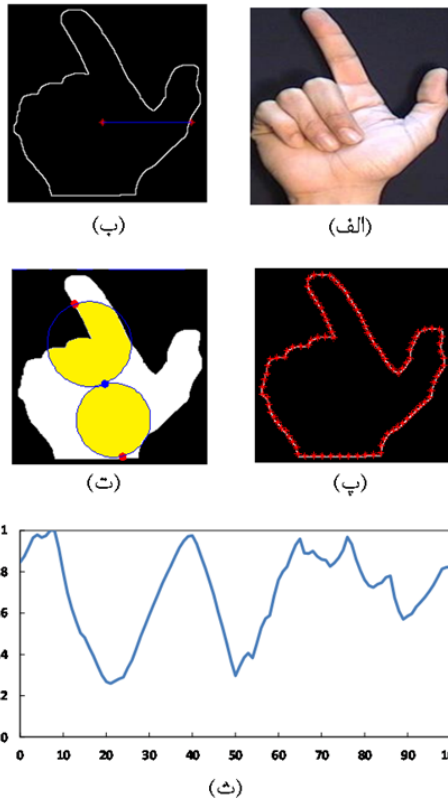
بعد از این مرحله، برای حذف اطلاعات اضافی تصاویر و کوچک‌تر شدن اندازه‌ی تصاویر و سهولت استخراج ویژگی، تصاویر چرخانده شده، بریده می‌شوند تا فقط ناحیه‌ی دست در تصاویر باقی بماند و در نهایت همه تصاویر را به یک مقدار ثابت تغییر اندازه می‌دهیم. به این ترتیب مشکل هم اندازه نبودن دست در تصاویر چه از لحاظ تفاوت در اندازه‌ی دست علامت‌دهنده‌ها و چه از لحاظ متفاوت بودن فاصله‌ی افراد از دوربین تا حدود زیادی از بین می‌رود.



شکل ۲ فرایند پیش‌پردازش

۲-۲ استخراج ویژگی

در این بخش، ویژگی پیشنهاد شده برای توصیف شکل دست در علامت‌های زبان اشاره و نحوه‌ی استخراج آن تشریح می‌گردد. در شکل ۳ شمای کلی از مراحل استخراج ویژگی نشان داده شده است. برای بدست آوردن ویژگی مناسب از تصویر شکل دست، ابتدا منحنی پیرامونی آن را در تصویر پیدا می‌کنیم. برای این منظور، تصاویر را به یک مقدار ثابت تغییر اندازه می‌دهیم و به تصاویر دودویی تبدیل می‌کنیم. سپس با افزودن حاشیه به تصاویر،



شکل ۴ (الف) تصویر آماده شده در مرحله‌ی پیش پردازش (ب) منحنی پیرامونی دست و مرکز ثقل شکل دست و نقطه‌ی شروع نمونه برداری (پ) تصویر نمونه برداری شده‌ی منحنی پیرامونی دست (ت) دو دایره‌ی متناظر با دو نقطه از منحنی پیرامونی دست در ارتباط با ویژگی آن نقاط (ث) مشخصه‌ی ویژگی استخراج شده از منحنی پیرامونی دست

۳ نتایج آزمایش‌ها

برای انجام آزمایش‌ها از پایگاه داده‌ی PSL استفاده شده است. این پایگاه داده شامل تصاویری از ۳۷ علامت الفبای زبان اشاره‌ی فارسی می‌باشد. از میان این ۳۷ علامت، ۳۵ علامت، ساکن و ۲ علامت دیگر متحرک هستند که این علامت‌ها با یک دست ادا می‌شوند. برای هر علامت، ۲۰ تصویر وجود دارد که با فاصله‌های متفاوت از دوربین و با علامت‌دهنده‌های متفاوت تهیه شده‌اند و علامت‌دهنده‌ها در آنها از هیچ‌گونه دستکشی استفاده نکرده‌اند. همه تصاویر به صورت رنگی می‌باشند و در مقابل یک پس‌زمینه تیره گرفته شده‌اند. اندازه همه تصاویر ۲۸۸×۳۵۲ پیکسل است.

۳-۱ معیارهای ارزیابی سیستم

جهت ارزیابی کارایی سیستم بازشناسی حروف الفبای زبان اشاره فارسی، از دو معیار زیر استفاده می‌کنیم:

الف) نرخ بازشناسی، CCR که دقت بازشناسی صحیح هر کلاس را نشان می‌دهد و طبق رابطه زیر تعریف می‌شود:

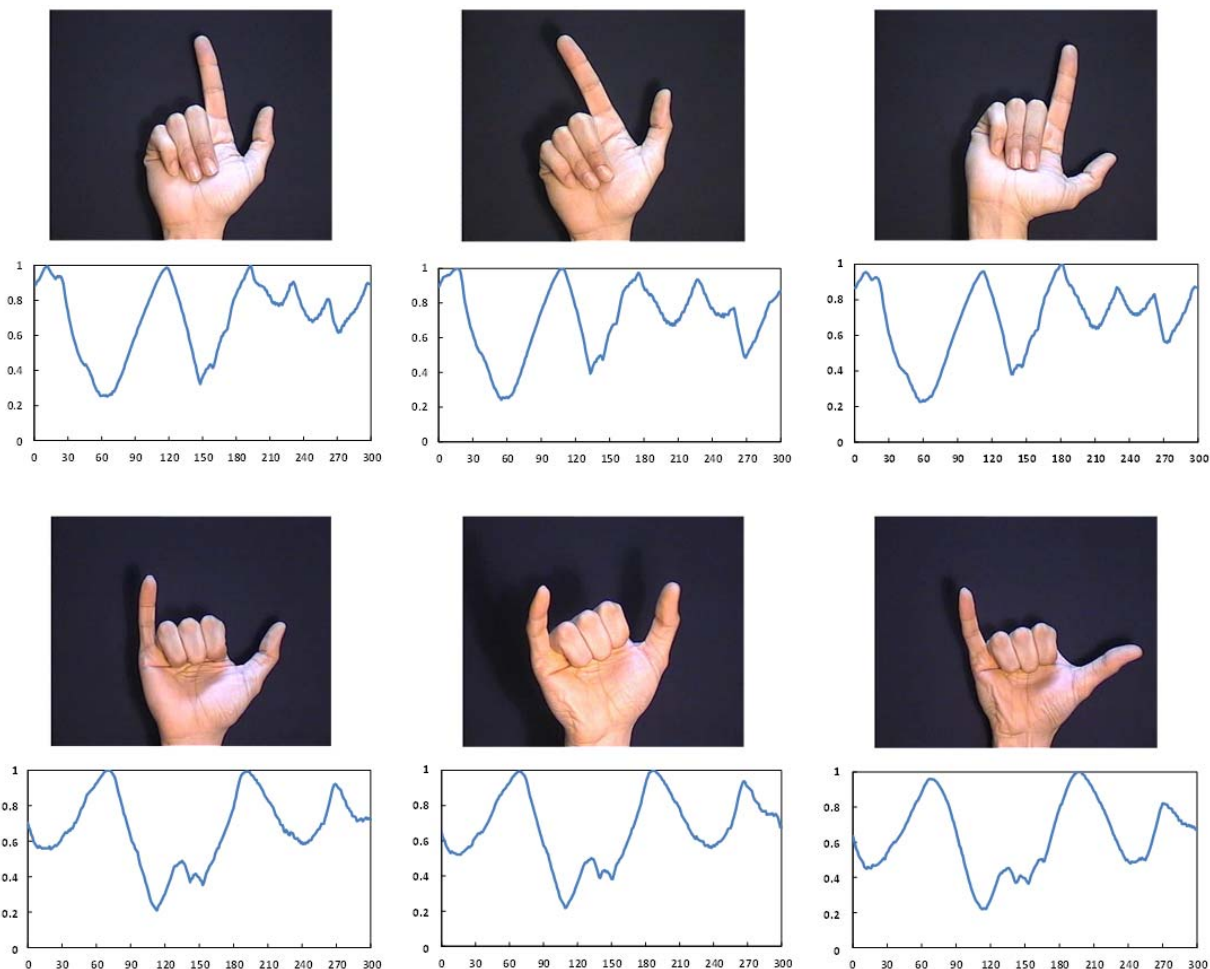
$$CCR = \frac{N_c}{N_{total}} \quad (1)$$

به مرکز ثقل شکل بدست می‌آوریم. با کنار هم قرار دادن ویژگی مربوط به هر نقطه، برداری تولید می‌شود که توصیف خوبی از شکل دست را در هر تصویر ارائه می‌دهد. برای این منظور، ما فاصله‌ی بین هر نقطه از نقاط نمونه برداری شده از منحنی پیرامونی دست را با مرکز ثقل شکل دست پیدا می‌کنیم. سپس نقطه وسط خط واصل بین مرکز ثقل و هر نقطه را محاسبه می‌کنیم. در نهایت دوایری به مرکز هر یک از این نقاط و به قطر اندازه خط واصل برآزش می‌دهیم. سپس مساحت قسمتی از دایره را که شامل ناحیه‌ی دست می‌باشد، محاسبه می‌کنیم. به این ترتیب برای هر شکل دست، مجموعه‌ای از ویژگی‌های توصیف کننده با ابعادی برابر با تعداد نقاط نمونه برداری شده از منحنی پیرامونی شکل دست، پیدا می‌کنیم.

در شکل ۴ مراحل استخراج ویژگی برای یک تصویر نمونه نشان داده شده است. همانطور که در شکل ۴ ملاحظه می‌شود، دایره‌ی برآزش شده برای بعضی از نقاط کاملاً داخل ناحیه‌ی دست قرار می‌گیرد، اما در برخی موارد قسمتی از آن داخل ناحیه‌ی دست و قسمت دیگر بیرون ناحیه‌ی دست قرار می‌گیرد. از آنجا که ویژگی استخراج شده مساحت همان قسمتی از دایره می‌باشد که داخل ناحیه‌ی دست قرار می‌گیرد، این ویژگی، توصیف مناسبی از هر نقطه روی منحنی پیرامونی شکل می‌دهد. در شکل ۵، مشخصه ویژگی استخراج شده برای چند تصویر متفاوت از دو کلاس مختلف نشان داده شده است. همانطور که در شکل ۵ ملاحظه می‌شود، مشخصه‌ی ویژگی استخراج شده از قدرت تفکیک پذیری بالائی برای کلاسهای متفاوت برخوردار می‌باشد. همچنین در نمونه‌های مربوط به کلاس‌های مشابه، علیرغم تفاوت‌های درون کلاسی، مشخصه‌ی ویژگی استخراج شده از ثبات خوبی برخوردار می‌باشد.

۳-۲ بازشناسی علامت‌ها

پس از مرحله استخراج ویژگی از تصاویر آماده شده در مرحله پیش‌پردازش، در مرحله آخر برای کلاس‌بندی علامت‌ها با استفاده از ویژگی‌های استخراج شده، از دو کلاس‌بند SVM و KNN استفاده می‌کنیم. در مرحله بازشناسی علامت‌ها، یک سیستم ترکیبی نیز با استفاده از نتایج بازشناسی دو کلاس بند فوق طراحی می‌کنیم. قانون بازشناسی در سیستم جدید به این صورت است: اگر تصویری توسط کلاس بندی که نتایج بازشناسی بالاتری دارد، اشتباه بازشناسی شود، نتایج بازشناسی این تصویر با کلاس بند دوم بررسی می‌شود. اگر این تصویر با استفاده از کلاس بند دوم نیز به صورت اشتباه بازشناسی شود، در سیستم ترکیبی مورد بازشناسی قرار نمی‌گیرد. با اعمال بردارهای ویژگی بدست آمده به هر یک از دو کلاس‌بند و سیستم ترکیبی، نتایج بازشناسی را در همه‌ی حالت‌ها بدست آورده و عملکرد الگوریتم پیشنهادی را در هر یک از حالت‌ها ارزیابی می‌کنیم. برای کلاس‌بندی به روش SVM ما از جعبه‌ابزار LIBSVM [۳] استفاده می‌کنیم.



شکل ۵ ردیف اول و سوم، هر کدام شامل ۳ تصویر مختلف از دو ژست علامت متفاوت، ردیف دوم و چهارم، مشخصی ویژگی متناظر با تصاویر ردیف اول و سوم

تصویر (۱۳) تصویر برای هر علامت) را برای آموزش و ۲۴۵ تصویر (۷ تصویر برای هر علامت) را برای آزمایش، به طور تصادفی، با استفاده از روش hold out cross validation، از بین ۷۰۰ تصویر موجود در پایگاه داده انتخاب می‌کنیم. سپس با نسبت‌های متفاوت از داده‌های آموزشی و آزمایشی به ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی می‌پردازیم. در ادامه به منظور نشان دادن صحت اعتبار نتایج، در مرحله‌ی بازشناسی از روش K-fold cross validation نیز برای انتخاب تصادفی داده‌های آموزشی و آزمایشی استفاده می‌کنیم. از آنجایی که نرخ بازشناسی سیستم برای تصاویر آموزشی در انجام آزمایش‌ها همواره برابر ۱۰۰٪ می‌باشد از آوردن آن خودداری شده و در همه‌ی موارد نتایج بازشناسی داده‌های آزمایشی را گزارش می‌کنیم و مورد بررسی قرار می‌دهیم.

الف) نتایج شبیه‌سازی با استفاده از کلاس‌بند SVM برای ارزیابی نتایج بازشناسی سیستم با استفاده از کلاس‌بند SVM، با انجام آزمایش‌های متعدد، کرنل خطی را برای مرحله‌ی کلاس‌بندی انتخاب می‌کنیم. با انتخاب ۱۳ تصویر آموزشی و ۷ تصویر آزمایشی برای هر کلاس، با استفاده از روش hold out cross validation، نرخ بازشناسی سیستم و قابلیت اطمینان آن ۹۳،۳۳٪ می‌شود. در این روش نسبت تعداد داده‌های آموزشی و

ب) قابلیت اطمینان^{۲۰}، RE که میزان اعتبار تصمیم نهایی کلاس‌بند را برای هر کلاس نشان می‌دهد و طبق رابطه زیر تعریف می‌شود:

$$RE = \frac{N_{total} - N_m}{N_{total}} \quad (2)$$

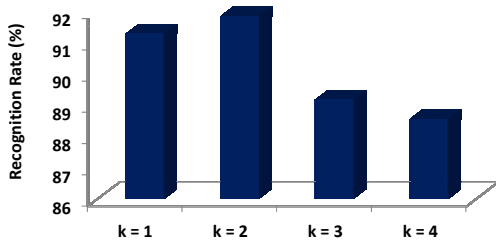
که در روابط فوق N_c تعداد علامت‌های درست تشخیص داده شده برای یک کلاس، N_m تعداد علامت‌های اشتباه تشخیص داده شده برای یک کلاس و N_{total} تعداد کل علامت‌های تشخیص داده شده برای یک کلاس را نشان می‌دهند.

۲-۳ نتایج شبیه‌سازی

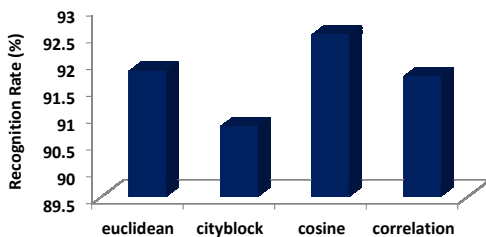
برای بررسی نتایج آزمایش‌ها، تعداد نقاط نمونه‌برداری را در مرحله‌ی استخراج ویژگی به طور پیش فرض ۳۰۰ نقطه در نظر می‌گیریم و با استفاده از دو کلاس‌بند SVM، KNN و سیستم ترکیبی پیشنهادی به بازشناسی علامت‌ها می‌پردازیم. به منظور امکان ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی در مقایسه با روش‌هایی که بر مبنای این پایگاه داده انجام گرفته‌اند، ابتدا تعداد داده‌های آموزشی و آزمایشی را مشابه با آنها انتخاب می‌کنیم. بنابراین برای انجام آزمایش‌ها با استفاده از هر کدام از کلاس‌بندها، ابتدا ۴۵۵

بازشناسی با تغییر معیار فاصله مورد استفاده در کلاس‌بند KNN در شکل ۶-ب نشان داده شده است. همان‌طور که در شکل ۶-ا نشان داده شده، نرخ بازشناسی با استفاده از معیار فاصله کسینوسی بیشترین مقدار خود را دارد، بنابراین این معیار فاصله را به عنوان پارامتر بهینه برای انجام آزمایش‌های بعدی انتخاب می‌کنیم. نرخ بازشناسی و قابلیت اطمینان سیستم با انتخاب ۱۳ داده آموزشی و ۷ داده آزمایشی از بین داده‌ها و با استفاده از کلاس‌بند KNN ۹۲,۵۲٪ خواهد بود.

در این روش نیز تعداد داده‌های آموزشی را از ۵۰٪ کل داده‌ها تا ۹۵٪ کل داده‌ها تغییر داده و نتایج بازشناسی سیستم را در جدول ۳ نشان می‌دهیم. نتایج بازشناسی سیستم با استفاده از روش k-fold cross validation نیز در جدول ۴ به ازای k های مختلف نشان داده شده است. همان‌طور که در جدول‌های ۳ و ۴ مشخص است، با افزایش داده‌های آموزشی، تا جایی که آموزش بیش از حد رخ ندهد، نرخ بازشناسی سیستم با این روش نیز افزایش می‌یابد.



(الف)



(ب)

شکل ۶-نرخ بازشناسی سیستم پیشنهادی با استفاده از کلاس‌بند KNN، با تغییر (الف) تعداد نزدیکترین همسایه، (ب) معیار فاصله

جدول ۳-نرخ بازشناسی سیستم با استفاده از روش KNN با تغییر درصد داده‌های آموزشی

درصد داده‌های آموزشی	نرخ بازشناسی سیستم (%)
۵۰٪	۹۰,۵۷
۶۵٪	۹۲,۵۲
۸۰٪	۹۳,۹۴
۹۵٪	۹۴,۹۷

آزمایشی را تغییر می‌دهیم و نرخ بازشناسی سیستم را که برابر با قابلیت اطمینان آن می‌باشد، محاسبه می‌کنیم. تعداد داده‌های آموزشی را از ۵۰٪ کل داده‌ها تا ۹۵٪ کل داده‌ها با گام‌های ۱۵٪ ای تغییر داده و نتایج بازشناسی سیستم را در جدول ۱ مرتب کرده‌ایم. برای نشان دادن صحت اعتبار نتایج، تصاویر آموزشی و آزمایشی با استفاده از روش k-fold cross validation نیز انتخاب شده‌اند. در جدول ۲ نتایج بازشناسی سیستم، با استفاده از این روش انتخاب داده‌ها نشان داده شده است که در آن به ازای k های مختلف (با افزایش ۳ واحدی k)، تعداد داده‌های آموزشی از ۵۰٪ کل داده‌ها تا ۹۵٪ کل داده‌ها تغییر داده شده است. همان‌طور که در جدول‌های ۱ و ۲ مشخص است، با افزایش داده‌های آموزشی، تا جایی که آموزش بیش از حد رخ ندهد، نرخ بازشناسی سیستم افزایش می‌یابد.

جدول ۱-نرخ بازشناسی سیستم با استفاده از روش SVM با تغییر درصد داده‌های آموزشی

درصد داده‌های آموزشی	نرخ بازشناسی سیستم (%)
۵۰٪	۹۲,۰۹
۶۵٪	۹۳,۳۳
۸۰٪	۹۴,۶۲
۹۵٪	۹۶,۱۹

جدول ۲-نرخ بازشناسی سیستم با استفاده از روش SVM با تغییر k در روش k-fold cross validation

K	نرخ بازشناسی (%)
۲	۹۲,۴۲
۵	۹۴,۰۰
۸	۹۴,۴۳
۱۱	۹۴,۵۷
۱۴	۹۴,۷۶
۱۷	۹۴,۸۹
۲۰	۹۵,۲۹

(ب) نتایج شبیه‌سازی با استفاده از کلاس‌بند KNN برای ارزیابی نتایج بازشناسی سیستم با استفاده از کلاس‌بند KNN، ابتدا معیار فاصله را به طور پیش فرض اقلیدسی در نظر می‌گیریم و با استفاده از روش hold out cross validation، برای هر علامت، ۱۳ تصویر آموزشی و ۷ تصویر آزمایشی به طور تصادفی انتخاب می‌کنیم و با انجام آزمایش‌های متعدد، تعداد نزدیکترین نقاط همسایه (K) را تعیین می‌کنیم. هر آزمایش را چندین بار تکرار کرده و متوسط نرخ بازشناسی را در شکل ۶-الف نشان داده‌ایم. همان‌طور که در این شکل مشخص است، با انتخاب تعداد ۲ نزدیکترین همسایه، بیشترین نرخ بازشناسی را داریم، بنابراین در آزمایش بعدی برای انتخاب معیار فاصله‌ی بهینه در این کلاس‌بند، تعداد نزدیکترین همسایه را ۲ در نظر می‌گیریم. نتایج

که با شروع از یک نقطه خاص از منحنی پیرامونی دست نمونه‌برداری می‌شوند، برای این دو علامت نقاط متفاوتی از منحنی پیرامونی متناظرشان محاسبه می‌شود. بنابراین بردار ویژگی متفاوتی برای علامت‌های با تفاوت تقریباً جزئی، توسط این سیستم محاسبه می‌شود و در مرحله‌ی بازشناسی علامت‌ها به درستی از هم تشخیص داده می‌شوند. در مورد علائم "د" و "ذ"، تنها تفاوت، باز بودن یک انگشت یا دو انگشت به هم چسبیده است، بنابراین منحنی پیرامونی دست و متعاقباً بردار ویژگی استخراجی در موارد اندکی برای هر دو علامت تقریباً مشابه هم خواهد بود. از این رو با توجه به تشابه زیاد این دو علامت و تغییرات و تفاوت‌هایی که در حین اجرای علائم واقع می‌شود، در بعضی موارد که کلاس بندهای SVM و KNN، این دو علامت را به اشتباه به جای هم بازشناسی می‌کنند، سیستم آنها را بازشناسی نمی‌کند.

۴-۳ مقایسه‌ی الگوریتم پیشنهادی با روش‌های موجود

جهت مقایسه عملکرد سیستم پیشنهادی نسبت به روش‌های دیگر، از روش‌های [۱]، [۸] و [۱۲] که بر مبنای پایگاه داده‌ی استفاده شده در این مقاله به بازشناسی علامت‌های ساکن حروف الفبای زبان اشاره فارسی پرداخته‌اند، استفاده می‌کنیم. با توجه به اینکه در همه‌ی روش‌های مذکور از ۲۰ تصویر موجود برای هر علامت، ۱۳ تصویر برای آموزش و ۷ تصویر برای آزمایش در نظر گرفته شده، در این مقاله نیز نتایج بازشناسی همه علامت‌های ساکن الفبای زبان اشاره فارسی را با همین نسبت داده‌های آموزشی و آزمایشی بررسی کرده‌ایم و بالاترین نتایج بازشناسی روش پیشنهادی و روش‌های موجود را در جدول ۶ مرتب کرده‌ایم. نتایج مقایسه حاکی از آن است که در شرایط یکسان آزمایشی، الگوریتم پیشنهادی، به لحاظ نرخ بازشناسی نسبت به روش مبتنی بر تبدیل ویولت [۸]، عملکرد بهتر و نسبت به روش‌های KPCA [۱۲] و HKPCA [۱]، عملکرد نسبتاً ضعیفی داشته است. علاوه بر آن، همان طور که در جدول ۶ نشان داده شده است، قابلیت اطمینان سیستم پیشنهادی نسبت به همه روش‌های موجود بالاتر می‌باشد.

۴-۵ پیچیدگی محاسباتی و زمان اجرای الگوریتم

زمان اجرای الگوریتم پیشنهادی برای پردازش یک تصویر و کلاس‌بندی آن به روش ترکیبی پیشنهاد شده در این مقاله، به طور متوسط ۲۹۸٫۶ میلی ثانیه برآورد شد. برای کاهش زمان اجرای الگوریتم، می‌توان تعداد نقاط نمونه‌برداری از منحنی پیرامونی دست را کاهش داد. در جدول ۷ با تغییر تعداد نقاط نمونه برداری، زمان اجرای الگوریتم بر حسب میلی ثانیه و نرخ بازشناسی سیستم نشان داده شده است. برای تهیه‌ی داده‌های این جدول، ۱۳ تصویر آموزشی و ۷ تصویر آزمایشی برای هر علامت بطور تصادفی انتخاب شده و در مرحله کلاس‌بندی از روش ترکیبی استفاده شده است.

جدول ۴ نرخ بازشناسی سیستم با استفاده از روش KNN با تغییر k در روش k-fold cross validation

K	نرخ بازشناسی (%)
۲	۹۰٫۱۴
۵	۹۳٫۷۱
۸	۹۳٫۸۶
۱۱	۹۴٫۰۰
۱۴	۹۴٫۱۴
۱۷	۹۴٫۲۹
۲۰	۹۴٫۴۳

پ) نتایج شبیه‌سازی با استفاده از سیستم ترکیبی پیشنهادی با توجه به اینکه قابلیت اطمینان سیستم با استفاده از کلاس بندهای SVM و KNN برابر با نرخ بازشناسی سیستم می‌باشد، به منظور افزایش قابلیت اطمینان، از سیستم ترکیبی پیشنهادی استفاده می‌کنیم. برای ارزیابی نتایج آزمایش‌ها، کلاس بندهای SVM و KNN را با پارامترهای بهینه بدست آمده در قسمت‌های "الف" و "ب" مورد استفاده قرار می‌دهیم. با انتخاب ۱۳ تصویر آموزشی و ۷ تصویر آزمایشی برای هر کلاس، نرخ بازشناسی سیستم و قابلیت اطمینان آن به ترتیب ۹۳٫۳۳٪ و ۹۸٫۷۳٪ خواهد بود. همان طور که مشاهده می‌شود، سیستم ترکیبی، علی‌رغم افزایش قابلیت اطمینان سیستم، به طور خودکار، بیشترین نرخ بازشناسی را از بین نتایج بازشناسی دو کلاس بند انتخاب می‌کند.

۳-۳ ارزیابی عملکرد سیستم

از آنجایی که سیستم ترکیبی پیشنهاد شده عملکرد بهتری نسبت به دو کلاس بند SVM و KNN دارد، برای ارزیابی کامل نتایج، در مرحله بازشناسی علامت‌ها، از روش ترکیبی استفاده می‌کنیم. برای بررسی دقیق‌تر نتایج، نرخ بازشناسی و قابلیت اطمینان هر کلاس با استفاده از روش ترکیبی در جدول ۵ نشان داده شده است. داده‌های این جدول با در نظر گرفتن ۱۳ تصویر آموزشی و ۷ تصویر آزمایشی تولید شده‌اند.

لازم به ذکر است که علی‌رغم حساسیت حروف "ک" و "م" نسبت به چرخش، با توجه به روش نمونه‌برداری در مرحله‌ی استخراج ویژگی، بردار ویژگی متفاوتی برای این حروف استخراج می‌شود و در مرحله‌ی بازشناسی علامت‌ها این حروف به درستی از هم بازشناسی می‌شوند. علت اینکه حروف حساس به چرخش به جای هم به اشتباه بازشناسی نمی‌شوند این است که در مرحله‌ی نمونه‌برداری از منحنی پیرامونی دست، برای هر علامت، یک مجموعه نقاط بدست می‌آید که به ترتیب و با شروع از یک نقطه‌ی خاص از منحنی پیرامونی نمونه‌برداری می‌شوند. علی‌رغم تشابه نسبی علائمی مثل "ع" و "غ"، به دلیل توانایی روش پیشنهادی، در مرحله‌ی استخراج ویژگی، برای این دو علامت منحنی پیرامونی متفاوتی بدست می‌آید. با توجه به تعداد نقاط نمونه برداری یکسان

پایاده‌سازی شده‌اند. برای اجرای الگوریتم‌ها از یک سیستم با پردازنده‌ی Core i3 و ۲،۴ گیگاهرتزی و مقدار حافظه‌ی ۴ گیگابایتی استفاده شده است.

همان‌طورکه در این جدول مشاهده می‌شود، با کاهش تعداد نقاط نمونه‌برداری تا ۱۵۰ نقطه، علاوه بر اینکه زمان پردازش سیستم کمتر می‌شود، نرخ بازشناسی سیستم تغییر چندانی نمی‌کند. تمام الگوریتم‌های سیستم پیشنهاد شده، در محیط MATLAB

جدول ۵ نرخ بازشناسی و قابلیت اطمینان هر علامت، در زیر آن و به ترتیب در سمت چپ و راست نشان داده شده‌اند.

او	اُ	اِ	آ	آ					
%۷۸,۵۷	%۹۵,۵۰	%۹۲,۸۶	%۱۰۰	%۸۶,۳۱	%۱۰۰	%۹۵,۸۳	%۱۰۰	%۹۲,۸۶	%۱۰۰
ج		ث		ت		پ		ب	
%۸۸,۰۹	%۹۶,۴۳	%۸۶,۹۰	%۹۵,۸۳	%۷۶,۷۹	%۹۵,۲۴	%۱۰۰	%۱۰۰	%۱۰۰	%۱۰۰
ذ		د		خ		ح		چ	
%۹۵,۲۴	%۱۰۰	%۹۸,۸۱	%۱۰۰	%۹۷,۰۲	%۱۰۰	%۸۸,۶۹	%۹۸,۸۱	%۱۰۰	%۹۴,۰۵
ص		ش		س		ژ		ز	
%۸۲,۷۴	%۹۱,۰۹	%۹۷,۰۲	%۱۰۰	%۱۰۰	%۱۰۰	%۱۰۰	%۱۰۰	%۹۸,۸۱	%۱۰۰
غ		ع		ظ		ط		ض	
%۱۰۰	%۱۰۰	%۹۵,۸۳	%۱۰۰	%۹۸,۸۱	%۱۰۰	%۹۱,۰۷	%۹۵,۸۳	%۹۶,۴۳	%۱۰۰
ل		گ		ک		ق		ف	
%۹۲,۸۶	%۱۰۰	%۱۰۰	%۱۰۰	%۸۹,۲۹	%۱۰۰	%۹۷,۰۲	%۱۰۰	%۸۵,۷۱	%۹۵,۲۴
ی		ه		و		ن		م	
%۹۲,۸۶	%۱۰۰	%۹۵,۸۳	%۹۷,۶۲	%۸۱,۵۵	%۱۰۰	%۱۰۰	%۱۰۰	%۹۲,۸۶	%۱۰۰

در این جهت‌ها تنظیم می‌شوند. در ادامه، از منحنی پیرامونی دست با فواصل مساوی نمونه‌برداری کرده و برای هر نقطه‌ی نمونه‌برداری شده یک دایره به مرکز نقطه‌ی وسط این نقاط و مرکز ثقل شکل دست و به شعاع نصف فاصله‌ی بین این نقاط و نقطه مرکز ثقل، برآزش دادیم. برای تشکیل بردار ویژگی، مساحت مشترک بین دایره و ناحیه دست برای هر نقطه نمونه برداری شده محاسبه گردید و بردارهای ویژگی بدست آمده به کلاس‌بندهای K نزدیکترین همسایه و ماشین بردار پشتیبان اعمال شدند.

همچنین در این مقاله، با استفاده از تلفیق نتایج دو کلاس بند، در مرحله بازشناسی علامت‌ها یک سیستم ترکیبی جدید پیشنهاد شد. با استفاده از سیستم ترکیبی جدید، تعداد بازشناسی‌های اشتباه به حداقل رسانده شده و قابلیت اطمینان سیستم افزایش یافت. در مرحله‌ی استخراج ویژگی، دایره‌ی برآزش شده برای بعضی از نقاط کاملاً داخل ناحیه‌ی دست قرار می‌گیرد و برای برخی از نقاط، قسمتی داخل و قسمت دیگر بیرون ناحیه‌ی دست قرار می‌گیرد. از آنجا که ویژگی استخراج شده مساحت همان قسمتی از دایره می‌باشد که داخل ناحیه‌ی دست قرار می‌گیرد، این ویژگی، توصیف منحصر به فردی از هر نقطه روی منحنی پیرامونی شکل می‌دهد. علیرغم سادگی محاسبات در استخراج این ویژگی، با استفاده از آن و بدون استفاده از هیچ نوع دستکش مجهز به حس‌گرها، اطلاعات خوبی از شکل دست و زاویه‌ی قرارگیری انگشتان نسبت به هم، تهیه می‌شود. بنابراین با استفاده از این توصیف‌گر، نتایج خوبی در بازشناسی علامت‌ها بدست می‌آید.

جدول ۶ مقایسه‌ی الگوریتم پیشنهادی و روش‌های موجود

روش	نرخ بازشناسی صحیح (%)	نرخ بازشناسی اشتباه (%)	قابلیت اطمینان (%)
الگوریتم پیشنهادی	۹۳,۳۳	۱,۲۷	۹۸,۷۳
روش مبتنی بر تبدیل ویولت	۸۳,۰۳	۱۶,۹۷	۸۳,۰۳
روش مبتنی بر KPCA	۹۵,۹۱	۴,۰۹	۹۵,۹۱
روش مبتنی بر HKPCA	۹۷,۹۵	۲,۰۵	۹۷,۹۵

جدول ۷ زمان اجرای الگوریتم و نرخ بازشناسی سیستم با تغییر تعداد نقاط نمونه‌برداری

تعداد نقاط نمونه‌برداری	۱۰۰	۱۵۰	۲۰۰	۲۵۰	۳۰۰
زمان اجرای الگوریتم	۱۱۴,۲	۱۷۰,۴	۲۰۹,۷	۲۴۹,۸	۲۹۸,۶
نرخ بازشناسی سیستم (%)	۹۱,۵۱	۹۲,۸۴	۹۳,۲۵	۹۳,۰۴	۹۳,۳۳

۴ جمع بندی

در این مقاله ما یک سیستم بازشناسی حروف الفبای زبان اشاره فارسی مبتنی بر یک ویژگی شکلی جدید ارائه نمودیم. در سیستم پیشنهادی، ابتدا جهت‌های غالب دست در تصاویر علامت‌های زبان اشاره‌ی فارسی، با استفاده از PCA بدست می‌آیند و تصاویر

- Cybernetics, Part B: Cybernetics, Vol. 26, No. 2, pp. 354-359, 1996.
- [10] Kumar, S., Kumar, D. K., & Sharma, A., McLachlan, N., "Visual Hand Gesture Classification Using Wavelet Transforms", International Journal of Wavelets, Multiresolution and Information Processing, Vol. 1, No. 4, pp. 373-392, 2003.
- [11] Matsuo, H., Igi, S., Lu, S., Nagashima, Y., Takata, Y., & Teshima, T., "The Recognition Algorithm With Non-Contact for Japanese Sign Language Using Morphological Analysis", Proceedings of the International Gesture Workshop on Gesture and Sign Language in Human-Computer Interaction, Bielefeld, Germany, 1997.
- [12] Moghaddam, M., Nahvi, M., "Static Persian Sign Language Recognition Using Kernel-Based Feature Extraction", International Journal of Information & Communication Technology Research, Vol. 4, No. 1, pp. 21-28, 2011.
- [13] Vogler, C., Metaxas, D., "ASL Recognition Based on a Coupling between HMMs and 3D Motion Analysis", International Conference on Computer Vision, Bombay, India, 1998.

ژیلا موسویان در سال ۱۳۸۷ مدرک کارشناسی مهندسی الکترونیک خود را از دانشگاه گیلان و در سال ۱۳۹۱ مدرک کارشناسی ارشد مهندسی مخابرات خود را از دانشگاه صنعتی سهند تبریز دریافت نمود. زمینه‌های علمی مورد علاقه‌ی او پردازش تصویر، بینایی ماشین و طبقه‌بندی می‌باشد.



حسین ابراهیم‌نژاد مدرک کارشناسی و کارشناسی ارشد خود را به ترتیب در سال‌های ۱۳۷۲ و ۱۳۷۵ در رشته مهندسی برق-الکترونیک و برق مخابرات از دانشگاه تبریز و دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی اخذ کرد. همچنین مدرک دکتری خود را در گرایش مخابرات سیستم در سال ۱۳۸۶ از دانشگاه تربیت مدرس دریافت کرد. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه ایشان بینایی کامپیوتر، پردازش مدل سه‌بعدی، پردازش تصویر، شناسایی الگو و محاسبات نرم بوده و در حال حاضر دانشیار و عضو هیأت علمی دانشگاه صنعتی سهند می‌باشد.



نتایج آزمایش‌ها، قدرت روش پیشنهادی و مقاوم بودن آن در برابر موقعیت دست نسبت به دوربین و تغییرات جزئی مقیاس و چرخش در تصاویر را نشان می‌دهد. ویژگی شکلی پیشنهادی، از قدرت بیان خوبی برای تفکیک حالات مختلف دست برخوردار بوده و پیش‌بینی می‌شود که علاوه بر کارایی آن در بازشناسی علامت‌های زبان‌های اشاره‌ی دیگر به جز زبان اشاری فارسی، بر روی دیگر پایگاه‌های داده تصویری نیز عملکرد خوبی داشته باشد.

سپاسگزاری

از نویسندگان مقاله [۸] به خاطر تهیه‌ی پایگاه داده PSL سپاسگزاری می‌گردد.

مراجع

- [۱] مقدم، میلاد و نحوی، منوچهر، "بازشناسی بهنگام علائم ایستای زبان اشاره فارسی با استفاده از یک روش هیبرید مبتنی بر روش‌های خطی و غیرخطی"، کنفرانس ملی سالانه انجمن کامپیوتر ایران، هفدهمین دوره، تهران، ایران، اسفند ماه ۱۳۹۰.
- [2] Bauer, B., Hienz, H., "Relevant Features for Video-Based Continuous Sign Language Recognition", International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, Grenoble, France, 2000.
- [3] Chang, C. C., Lin, C. J., "LIBSVM: A Library for Support Vector Machines", ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST), Vol. 2, No. 3, pp. 27, 2011.
- [4] Fels, S. S., Hinton, G. E., "Glove-Talk: A Neural Network Interface between a Data-Glove and a Speech Synthesizer", IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 4, No.1, pp. 2-8, 1993.
- [5] Grobel, K., Assan, M., "Isolated Sign Language Recognition Using Hidden Markov Models", International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, Orlando, FL, USA, 1997.
- [6] Huang, C. L., Huang, W. Y., "Sign Language Recognition Using Model-Based Tracking and a 3D Hopfield Neural Network", Machine vision and applications, Vol. 10, No. 5, pp. 292-307, 1998.
- [7] Kadous, M. W., "Machine Recognition of Auslan Signs Using PowerGloves: Towards Large-Lexicon Recognition of Sign Language", Proceedings of the Workshop on the Integration of Gesture in Language and Speech, Wilmington, DE, USA, 1996.
- [8] Karami, A., Zanj, B., & Kiani, S. A., "Persian Sign Language (PSL) Recognition Using Wavelet Transform and Neural Networks", Expert Systems with Applications, Vol. 38, No. 3, pp. 2661-2667, 2011.
- [9] Kim, J. S., Jang, W., & Bien, Z., "A Dynamic Gesture Recognition System for the Korean Sign Language (KSL)", IEEE Transactions on Systems, Man, and