

## بازشناسی ارقام دست‌نویس فارسی مبتنی بر ترکیب ماشین‌های بردار پشتیبان به روش فازی نوع دو بازه‌ای

آذر محمودزاده\*<sup>۱</sup>، استادیار، حامد آگاهی<sup>۲</sup>، دانشیار

۱- گروه مهندسی برق- واحد شیراز، دانشگاه آزاد اسلامی- شیراز- ایران - mahmoodzadeh@iaushiraz.ac.ir

۲- گروه مهندسی برق- واحد شیراز، دانشگاه آزاد اسلامی- شیراز- ایران - agahi@iaushiraz.ac.ir

**چکیده:** مساله بازشناسی خودکار محتوای دست‌نویس، همواره مورد توجه بسیاری از محققان بوده است. در این مقاله، یک سیستم ترکیبی برای افزایش دقت تشخیص ارقام دست‌نویس فارسی ارائه شده است. روش پیشنهادی شامل یک فرایند آماده‌سازی و دو مرحله اصلی است. در فرایند آماده‌سازی، چندین عملیات پیش‌پردازش بر روی تصاویر انجام شده و پس از استخراج ویژگی‌ها، از الگوریتم بهینه‌سازی اجتماع ذرات چندهدفه برای انتخاب ویژگی‌های مؤثر استفاده شده است. آنگاه متناظر هر تصویر، این ویژگی‌های بهینه به عنوان داده ورودی به طبقه‌بندها داده می‌شود. در مرحله اصلی اول، به کمک مجموعه داده‌های یادگیری، سه ماشین بردار پشتیبان مختلف ساخته می‌شود. برای دستیابی به نتایج بهتر، الگوریتم جستجوی گرانشی بهترین جرم تطبیقی، برای تنظیم پارامترهای این ماشین‌ها به کار گرفته شده است. در مرحله اصلی دوم، یک سیستم استنتاج فازی نوع دو بازه‌ای، خروجی‌های سه ماشین بردار پشتیبان را دریافت می‌کند و با ترکیب آنها، تخمین دقیق‌تری از عدد موجود در تصویر ارائه می‌دهد. نتایج اعمال روش پیشنهادی به مساله بازشناسی ارقام دست‌نویس فارسی اسکن شده در پایگاه داده استاندارد HODA نشان داده است که این الگوریتم در مقایسه با سایر روش‌های موجود، دارای مقادیر بالای دقت، صحت و فراخوان می‌باشد.

**واژه‌های کلیدی:** ارقام دست‌نویس فارسی، انتخاب ویژگی، ترکیب طبقه‌بندها، سیستم استنتاج فازی نوع دو بازه‌ای، طبقه‌بندی.

## Farsi Handwritten Digits Recognition based on Interval Type-II Fuzzy Fusion of Support Vector Machines

Azar Mahmoodzadeh\*<sup>1</sup>, Assistant Professor, Hamed Agahi<sup>2</sup>, Associate Professor

1- Department of Electrical Engineering, Shiraz Branch, Islamic Azad University, Shiraz, Iran, Email:

mahmoodzadeh@iaushiraz.ac.ir

2- Department of Electrical Engineering, Shiraz Branch, Islamic Azad University, Shiraz, Iran, Email: Agahi@iaushiraz.ac.ir

**Abstract:** The problem of automatic handwritten context recognition has received considerable attention of many researchers. In this paper, a fusion system is proposed to enhance the recognition accuracy of Farsi handwritten digits. The proposed approach consists of a preparation process and two main phases. In the preparation process, some pre-processing operations are performed on the image. Then some features are extracted, among which a multi-objective particle swarm optimization selects more effective ones. For every image, these optimal features are given as the input data to the classifiers. In the first main phase, training datasets are used to construct three different SVMs. In order to achieve better results, the adaptive best-mass gravitational search algorithm is utilized to adjust the SVMs parameters. In the second main phase, an interval type-II fuzzy inference system receives the SVMs outputs and by combining them, it presents a more accurate estimation of the digit in the image. The results of applying the proposed approach to the problem of scanned Farsi handwritten digits in the standard HODA database demonstrated that this algorithm attains high accuracy, precision and recall performance indices, comparing to other existing methods.

**Keywords:** Classification, classifiers ensemble, Farsi handwritten digits, feature selection, interval type-II fuzzy inference system.

## ۱- مقدمه

در دهه‌های اخیر، مساله تشخیص الگوهای نوشتاری موسوم به بازشناسی کاراکتر نوری<sup>۱</sup> در تصاویر اسناد مکتوب مورد توجه محققین متعددی قرار گرفته است [۱]. این تحقیقات به منظور وارد نمودن اطلاعات موجود در اسناد، مدارک و سایر نوشته‌های چاپی و دست‌نویس به کامپیوتر انجام شده است. بازشناسی کاراکتر نوری کاربردهای متنوعی در دنیای واقعی دارد که از آن جمله می‌توان به بررسی مدارک پاسپورت، پردازش چک‌های بانکی، مرتب کردن نامه‌های پستی و بازشناسی خودکار پلاک خودروها اشاره کرد [۲-۶]. در بازشناسی ارقام دست‌نویس<sup>۲</sup>، دشواری فرآیند تخصیص مشاهدات به ده کلاس مختلف ناشی از شباهت بین کلاسی و تنوع درون کلاسی بالا در این گونه مسائل است. در زبان فارسی به علت شباهت زیاد ارقام به یکدیگر و همچنین تفاوت گسترده در شیوه ترسیم هر یک از آنها، ایجاد یک سیستم طبقه‌بندی<sup>۳</sup> با دقت قابل قبول برای استفاده عملی با مشکلات بیشتری نسبت به ارقام لاتین مواجه است. در زمینه تشخیص خودکار اعداد انگلیسی تاکنون تحقیقات زیادی انجام شده و نتایج خوبی نیز به دست آمده است [۷-۱۰]؛ اما تاکنون تحقیقات کمتری در زمینه تشخیص اعداد دست‌نویس فارسی صورت گرفته و دقت تشخیص پایین‌تر نیز گزارش شده است.

سلطان‌زاده و رحمتی [۱۱] دریافتند که انتخاب پروفایل‌های خارجی، تعداد تقاطع‌ها و هیستوگرام‌های تصویر به عنوان ویژگی می‌تواند منجر به دستیابی به دقت قابل قبول در نمونه‌های آزمون شود. علانی و همکاران [۱۲] از یک مجموعه از ویژگی‌ها بر اساس کد زنجیره‌ای کانتور بهبود یافته برای دستیابی به دقت بازشناسی ارقام فارسی و عربی استفاده کردند. مجموعه آنها شامل ۱۹۶ ویژگی بود و برای طبقه‌بندی ارقام از ماشین بردار پشتیبان استفاده شد. صدرا و همکاران [۱۳] یک روش برای استخراج یک مشخصه جدید پیشنهاد دادند که برای هر رقم، چهار جهت در نظر گرفت و شانزده ویژگی برای هر جهت استخراج کرد. در نهایت، یک بردار ۶۴ عضوی به طبقه‌بندی<sup>۴</sup> ماشین بردار پشتیبان<sup>۵</sup> داده می‌شود تا تصویر را طبقه‌بندی کند. سلیمی و جیوه‌چی [۱۴] یک روش ترکیبی از طبقه‌بندهای تجزیه مقادیر منفرد پیشنهاد کردند که کارایی سیستم را افزایش داد. در آن تحقیق، ترکیب طبقه‌بندها<sup>۶</sup> با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی اجتماع ذرات<sup>۷</sup> انجام شد. نویسندگان مراجع [۱۵، ۱۶] با ترکیب ویژگی‌های گرادیان و نسبت در روش‌های استخراج ویژگی مثلثی بر مشکل کارایی پایین و زمان پردازش بالا در بازشناسی اعداد دست‌نویس فارسی غلبه کردند. در این روش از طبقه‌بندهای ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی پرسپترون چندلایه<sup>۸</sup> برای تشخیص اعداد استفاده شد. پارسه و همکاران [۱۷] یک ترکیب مناسب از ویژگی‌های مختلف مانند منطقه‌بندی، ابعاد چاله و تعداد تقاطع برای بازشناسی ارقام فارسی به کار بردند و سپس از تحلیل مؤلفه‌های اصلی<sup>۹</sup> برای کاهش ویژگی و ماشین بردار پشتیبان برای طبقه‌بندی استفاده کردند. محمدپور و همکاران [۱۸] برای تشخیص اعداد

دست‌نویس فارسی، از ترکیب هیستوگرام گرادیان جهت‌دار<sup>۱۰</sup>، پروفایل‌های چهار جهته تصویر دیجیتال و چندین نمونه افقی و عمودی و همچنین کاهش ویژگی به روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی استفاده کرده‌اند. برای دسته‌بندی نیز از ماشین بردار پشتیبان استفاده شده است.

در [۱۹]، زیارت‌بان و همکاران بر اساس روش تطبیق قالب، یک سیستم برای بازشناسی ارقام دست‌نویس فارسی و عربی ارائه دادند. در این روش، الگوها به صورت تعدادی از فرم‌های از قبل مشخص برای اعداد در نظر گرفته شد. خورشیدی‌زاده و لطیف [۲۰]، یک روش جدید بر اساس یک مجموعه ویژگی‌ها شامل هیستوگرام کد زنجیره‌ای و هیستوگرام گرادیان جهت‌دار پیشنهاد دادند. همچنین، این روش از ویژگی‌های محلی برای بهبود کارایی سیستم به کمک ۱۶۴ ویژگی استفاده کرد. برای این روش، ماشین بردار پشتیبان به عنوان طبقه‌بند استفاده شده است. صفدری و معین [۲۱] یک روش جدید بر اساس اُتو-انکودر<sup>۱۱</sup> دو لایه معرفی کردند و از وزن‌هایی که در مرحله آموزش به دست آمد برای استخراج ویژگی‌ها استفاده کردند. حاجی‌زاده و همکاران [۲۲] یک روش یادگیری خُمینه محلی جدید با نام FSSL پیشنهاد دادند که در آن دو تکنیک LLE و SLEM با هم ترکیب شدند. این روش ابعاد فضای ویژگی را کاهش داد و خُمینه بعد بالا را به بعد پایین نگاشت کرد. صادقی و تستولین [۲۳] یک مدل محاسباتی از بازشناسی کاراکتر فارسی بر اساس شبکه‌های باور عمیق ارائه کردند. آنها ویژگی‌های بصری پیچیده را در یک فرآیند نظارت نشده با استفاده از یک مدل مولد سلسله مراتبی به کار گرفتند. زمانی و همکاران [۲۴] کارایی روش جنگل تصادفی و شبکه عصبی پیچشی را برای بازشناسی اعداد دست‌نویس فارسی در پایگاه داده HODA مقایسه کردند. آنها آزمایش‌های متعددی انجام دادند و در نهایت نشان دادند که در شرایطی که سخت‌افزار مناسب در دسترس باشد شبکه عصبی پیچشی به نتایج بهتری دست می‌یابد. اگرچه روش‌های متعددی برای بازشناسی ارقام فارسی پیشنهاد شده است، هنوز نتایج به میزان دقت گزارش شده برای بازشناسی اعداد لاتین دست نیافته‌اند. از اینرو، یافتن روش‌های دقیق و قابل اطمینان همچنان مورد علاقه محققان این حوزه است.

در این مقاله یک فرآیند چند مرحله‌ای پیشنهاد شده که به کمک آن یک سیستم کارآمد و با دقت بالا برای تشخیص اعداد دست‌نویس فارسی ایجاد می‌گردد. رویکرد پیشنهاد شده در این مقاله شامل یک فرآیند آماده‌سازی و دو مرحله اصلی است. در فرآیند آماده‌سازی، ابتدا چندین پردازش مقدماتی بر روی تصویر هر عدد انجام می‌شود. مرحله پیش‌پردازش با هدف آماده‌سازی تصاویر ورودی و هرگونه عملیاتی انجام می‌شود که منجر به استخراج دقیق‌تر و مناسب‌تر ویژگی‌ها گردد. سپس چندین بردار ویژگی از تصویر عدد استخراج می‌شود. روش‌های متنوع و زیادی برای استخراج ویژگی از ارقام دست‌نویس در زبان‌های مختلف پیشنهاد شده است که از جمله می‌توان به چگالی پیکسل‌ها، گشتاورهای هندسی، ضرایب موجک، نگاشت‌ها و پروفایل‌ها در جهات مختلف و

سیستم با ماشین‌های بردار پشتیبان مرحله اول روش و برخی روش‌های استفاده شده برای این کاربرد در مقالات نیز مقایسه شده و عملکرد بهتر رویکرد این مقاله بر اساس شاخص‌های ارزیابی متداول نشان داده شده است. مقایسه عملکرد سیستم‌های استنتاج فازی نوع یک و نوع دو نشان‌دهنده کارایی بالاتر سیستم نوع دو به دلیل قوام بیشتر در شرایط وجود عدم قطعیت است.

سازمان‌دهی ساختار مقاله به این صورت است که در بخش ۲، سیستم پیشنهادی که شامل مراحل پیش‌پردازش، استخراج مشخصه، انتخاب ویژگی، آموزش و اعمال طبقه‌بندها و در نهایت ترکیب طبقه‌بندها است شرح داده شده است. نتایج اعمال سیستم ارائه شده به پایگاه داده به همراه نتایج سایر روش‌ها بر اساس معیارهای متعارف در بخش ۳ مورد بررسی قرار گرفته است. بخش ۴ به تحلیل نتایج به دست آمده و مقایسه با سایر روش‌ها پرداخته و در نهایت در بخش ۵ جمع‌بندی و نتیجه‌گیری آورده شده است.

## ۲- روش پیشنهادی

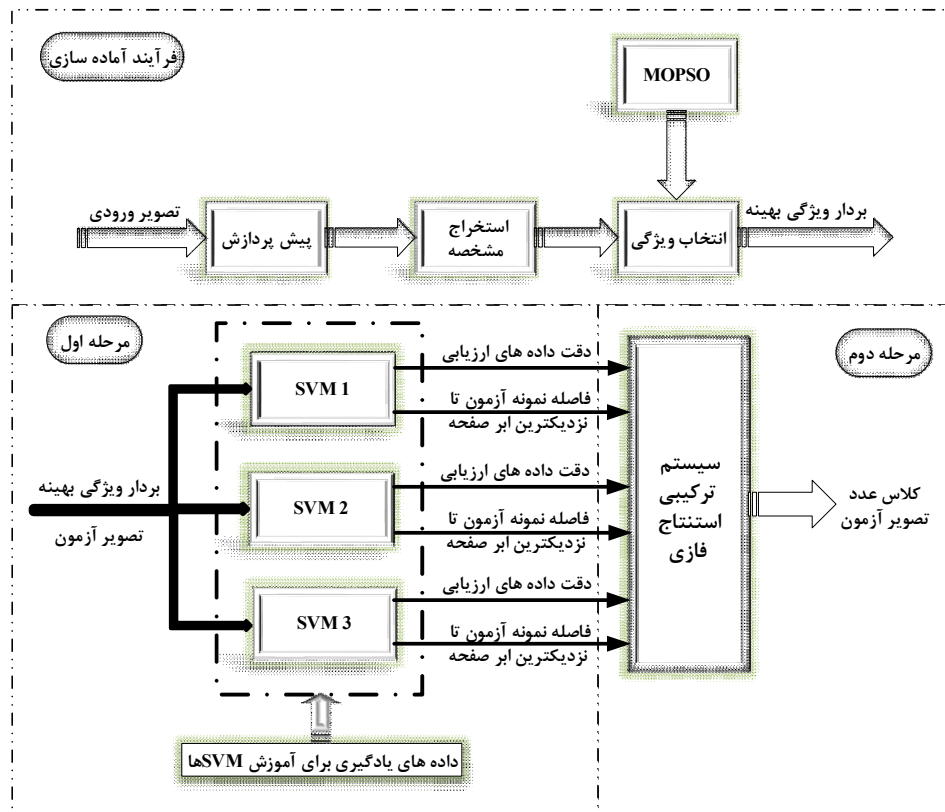
در این مقاله، یک رویکرد چند مرحله‌ای بازشناسی ارقام دست‌نویس فارسی پیشنهاد شده که از فرایند آماده‌سازی (شامل بخش‌های پیش‌پردازش، استخراج مشخصه و انتخاب ویژگی)، مرحله اصلی اول (اعمال طبقه‌بندها به صورت مجزا)، و در نهایت مرحله اصلی دوم (ترکیب طبقه‌بندها) تشکیل شده است. فلوچارت روش پیشنهادی در شکل (۱) نشان داده شده است. در ادامه، هر یک از بخش‌های این سیستم به صورت جداگانه شرح داده می‌شود. سپس مراحل پیاده‌سازی رویکرد پیشنهادی بیان می‌شود.

### ۲-۱ پیش‌پردازش

تصاویر پایگاه‌های داده مورد استفاده در پژوهش‌های مختلف به دلیل ترکیب چندین منبع مختلف، معمولاً رنگی یا سطح خاکستری<sup>۲۲</sup> و دارای اندازه متفاوت هستند. علاوه بر این، تصاویر نیاز به آماده‌سازی برای استخراج ویژگی دارند. در ابتدا با هدف بهبود کارایی سیستم بازشناسی، چندین پیش‌پردازش بر روی تصویر هر عدد انجام شده است. به منظور کاهش حجم مورد نیاز برای ذخیره و افزایش سرعت پردازش، مطلوب است که تصویر خاکستری یا رنگی با انتخاب یک حد آستانه مشخص به تصویر باینری تبدیل شود. در این مقاله از روش آستانه‌گذاری محلی نیبلاک<sup>۲۳</sup> [۲۹] برای این منظور استفاده شده است. پس از تعیین آستانه، پیکسل‌های دارای مقادیر کمتر نسبت به آستانه، به سطح یک (سفید) و مقادیر بیشتر به سطح صفر (مشکی) تغییر می‌یابند. در نتیجه عدد به صورت مشکی و پس‌زمینه به صورت سفید قابل نمایش خواهد بود. سپس به روش فشرده‌سازی، اندازه همه تصاویر به  $32 \times 32$  تغییر یافته است.

همین‌طور کانتور رقم اشاره کرد [۲۵-۲۸]. در اینجا، تعداد نقاط انشعاب<sup>۲۱</sup>، هیستوگرام کد زنجیره‌ای<sup>۲۲</sup>، تعداد تقاطع با کانتورهای افقی و عمودی، و هیستوگرام گرادیان جهت‌دار به عنوان مشخصه در نظر گرفته شده‌اند. بردار ویژگی نهایی از اتصال<sup>۲۳</sup> بردارهای ویژگی به دست آمده از این چهار روش حاصل می‌شود. به دلیل اینکه بُعد بردار نهایی بزرگ است، ادامه کار با این ویژگی‌ها دشوار خواهد بود و پیچیدگی محاسباتی این روش بالا می‌رود. به‌منظور ارائه روشی مؤثر جهت بازشناسی، باید ویژگی‌هایی را در نظر گرفت که بیشترین تفاوت را بین ارقام ایجاد کند. از همین رو انتخاب مجموعه ویژگی مناسب برای طبقه‌بندی یکی از مشکلات اساسی سیستم‌های بازشناسی ارقام دست‌نویس فارسی می‌باشد که تحقیقات مختلفی برای رفع این مشکل انجام گرفته است [۱۲، ۱۳]. بدین منظور در سیستم پیشنهادی، با استفاده از الگوریتم تکاملی بهینه‌سازی اجتماع ذرات چندهدفه (MOPSO)<sup>۲۴</sup> یک زیرمجموعه بهینه از ویژگی‌ها که بیشترین قابلیت در طبقه‌بندی را دارند انتخاب می‌شود و در نتیجه بُعد فضای ویژگی کاهش می‌یابد. این عملیات برای کلیه تصاویر موجود در پایگاه داده به صورت مشابه انجام می‌شود. در نهایت برای هر تصویر، یک بردار ویژگی بهینه به عنوان ورودی به مرحله بعد تحویل داده می‌شود.

در مرحله اول، به کمک بردارهای ویژگی بهینه تصاویر آموزشی، سه ماشین بردار پشتیبان با کرنل‌های غیرخطی<sup>۲۵</sup> تعلیم داده می‌شود. از آنجا که مقدار پارامتر کرنل در کارایی این ماشین‌ها تاثیر زیادی دارد، به کمک یک روش بهینه‌سازی تکاملی<sup>۲۶</sup> به نام الگوریتم جستجوی گرانشی بهترین جرم تطبیقی (ABGSA)<sup>۲۶</sup> مقدار مناسب برای این پارامتر در هر ماشین به صورت جداگانه تعیین می‌شود. اگرچه عملکرد این طبقه‌بندها در بازشناسی ارقام دست‌نویس فارسی مندرج در تصاویر اسکن شده مناسب است، هر یک از آنها دارای نقاط قوت و ضعف مختلف هستند. از اینرو، با هدف تقویت نقاط قوت و جبران نقاط ضعف به وسیله سایر طبقه‌بندها و دستیابی به یک سیستم با کارایی بالاتر، از رویکرد ترکیب نتایج این سه طبقه‌بند استفاده شده است. بدین منظور، در مرحله دوم ابتدا دقت طبقه‌بندها روی مجموعه داده‌های ارزیابی تعیین شده و نزدیکترین فاصله هر یک از این داده‌ها و آبرصفحه‌های<sup>۲۸</sup> هر ماشین بردار پشتیبان آموزش دیده، محاسبه می‌شوند. سیستم استنتاج فازی<sup>۲۹</sup> با شش ورودی شامل دقت و فاصله ذکر شده برای سه ماشین طراحی می‌شود. مدل ترکیبی پیشنهادی از سیستم استنتاج فازی نوع دو بازه-ای<sup>۲۰</sup> برای ترکیب نتایج ماشین‌های بردار پشتیبان استفاده می‌کند. برای انتخاب و تنظیم توابع عضویت<sup>۲۱</sup> و طراحی قوانین فازی، از داده‌های آموزشی و ارزیابی استفاده می‌شود. در نهایت، سیستم فازی یک تخمین از رقم درج شده در تصویر ورودی را ارائه می‌دهد. روش پیشنهادی بر روی پایگاه داده استاندارد ارقام دست‌نویس فارسی اسکن شده HODA پیاده‌سازی شده و نتایج آن موفق بوده است. همچنین، عملکرد این



شکل ۱: فلوچارت پیشنهادی برای سیستم بازشناسی ارقام.

برای استخراج ویژگی‌های ساختاری باید از اسکلت عدد استفاده شود؛ در این مقاله از روش نازک‌سازی تصاویر پیکسل وار [۳۰] استفاده گردیده است. در این روش، نازک‌سازی به صورت محلی و تکراری بر روی تصویر دست‌نویس اعمال می‌شود تا زمانی که یک اسکلت از عدد به ضخامت یک پیکسل باقی بماند. در شکل (۲-الف و ب) تصویر نمونه و اسکلت تصویر نمایش داده شده است. همچنین برای استخراج ویژگی‌های آماری لازم است که کانتور تصویر عدد استخراج شود. روش حذف پیکسل‌های داخلی یک روش مناسب برای آشکارسازی لبه است. در این روش برای هر پیکسل، چهار همسایه آن در نظر گرفته می‌شود. اگر مقدار چهار پیکسل همسایه یک باشد، مقدار پیکسل مرکزی، صفر قرار داده می‌شود؛ در غیر این صورت مقدار پیکسل، یک در نظر گرفته می‌شود و آن پیکسل به عنوان پیکسل مرزی انتخاب می‌شود [۳۰]. در شکل (۲-ج) عملیات حذف پیکسل داخلی برای عدد شکل (۲-الف) نمایش داده شده است.



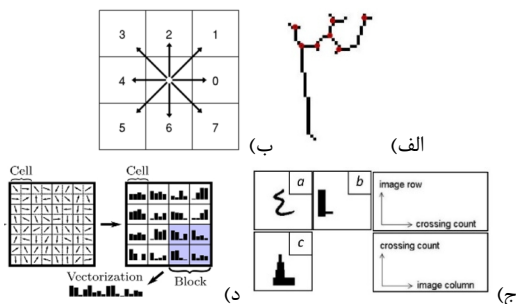
شکل ۲: یافتن اسکلت و کانتور عدد. (الف) تصویر اصلی. (ب) نازک سازی تصویر. (ج) حذف پیکسل داخلی.

## ۲-۲ استخراج مشخصه

پس از آماده‌سازی تصویر، از ترکیب برخی مشخصه‌های ساختاری و آماری برای انجام عملیات بازشناسی اعداد دست‌نویس استفاده می‌شود. مشخصه‌های ساختاری به دلیل قابلیت تفکیک‌پذیری مناسب و ارتباط با فرم دست‌خط نویسنده در بازشناسی حروف و اعداد فارسی از اهمیت زیادی برخوردار هستند؛ زیرا نحوه نوشتن بسیاری از اعداد و حروف در این زبان مشابه است. به عنوان یک مشخصه ساختاری، "تعداد نقاط انشعاب" در نظر گرفته شده است. منظور از نقطه انشعاب، محل مفصل بیش از دو شاخه در اسکلت عدد است. تعداد نقاط انشعاب با بررسی همه نقاط روی اسکلت تصویر تعیین می‌شود. برای این کار، نقاطی از اسکلت عدد که دارای حداقل سه همسایه سیاه‌رنگ از مجموع هشت همسایه در بلوک لغزان  $3 \times 3$  (هشت همسایه نقطه مرکزی) باشد، به عنوان نقطه انشعاب در نظر گرفته می‌شود. نمونه تعیین تعداد نقاط انشعاب در شکل (۳-الف) آورده شده است. تعداد این نقاط به عنوان اولین مشخصه در نظر گرفته می‌شود.

در ادامه، ویژگی‌های آماری محاسبه می‌شوند. این ویژگی‌ها معیارهای عددی هستند که روی تصویر یا قسمتی از تصویر محاسبه می‌شود. ویژگی هیستوگرام کد زنجیره‌ای، یکی از متداول‌ترین روش‌های استخراج ویژگی در فرآیندهای بازشناسی است و برای تعیین آن از کانتور تصویر عدد استفاده می‌شود. کد زنجیره‌ای یک دنباله مرتب از لینک‌ها

محاسبات اختصاص داد. از این‌رو در قدم بعد، با انتخاب ویژگی‌های مؤثرتر، بعد بردار ویژگی کاهش می‌یابد.



شکل ۳: استخراج مشخصه. الف) تعداد نقاط انشعاب، ب) کدهای زنجیره‌ای [۲۰]، ج) تعداد تقاطع افقی و عمودی [۱۱]، د) هیستوگرام گرادیان جهت‌دار [۳۱].

### ۳-۲ انتخاب ویژگی

مسئله انتخاب ویژگی، یکی از مسائل مهم و کاربردی در بحث یادگیری ماشین و طبقه‌بندی الگو است. در اغلب کاربردها با تعدد ویژگی مواجه هستیم که بسیاری از آنها بار اطلاعاتی چندانی ندارند یا بدون استفاده و تکراری هستند؛ لذا حذف این ویژگی‌ها نه تنها مشکلی به لحاظ حفظ اطلاعات مفید ایجاد نمی‌کند بلکه بار محاسباتی و فضای موردنیاز برای ذخیره را نیز کاهش می‌دهد. برای مساله انتخاب ویژگی، راه‌حل‌ها و الگوریتم‌های فراوانی ارائه شده که در این مقاله از الگوریتم تکاملی بهینه‌سازی اجتماع ذرات چندهدفه (MOPSO) استفاده شده است. این الگوریتم یکی از اعضای خانواده مدل‌های محاسباتی الهام گرفته شده از روند تکامل است که در سال ۲۰۰۲ توسط کلرک و کندی با ایجاد تغییراتی در الگوریتم بهینه‌سازی اجتماع ذرات تک هدفه (PSO) برای مسائل چندهدفه توسعه داده شده است [۳۲]. مهمترین توسعه الگوریتم MOPSO نسبت به الگوریتم بهینه‌سازی اجتماع ذرات به نحوه تعیین بهترین ذره در جمعیت و همچنین تعیین بهترین خاطره شخصی هر ذره بر می‌گردد. در MOPSO یک مفهوم جدید به نام آرشیو<sup>۲۵</sup> ارائه شده که در واقع محل ذخیره ذرات نامغلوب<sup>۲۶</sup> (پاسخ‌های مساله) است. برخلاف الگوریتم PSO تک هدفه، در این‌جا نمی‌توان یک پاسخ یکتا که بهترین پاسخ نسبت به سایرین است را برای مساله چند هدفه یافت و در واقع باید به دنبال یک مجموعه از جواب‌های بهینه بود. طبق تعریف، یک پاسخ بهینه است اگر پاسخ دیگری وجود نداشته باشد که در همه توابع هدف بهتر از پاسخ مورد نظر باشد؛ مجموعه این چنین پاسخ‌های بهینه که به آنها ذرات نامغلوب هم گفته می‌شود، جبهه بهینه پارتو را تشکیل می‌دهند [۳۳]. در الگوریتم MOPSO هر ذره دارای یک مجموعه از چندین رهبر است که از بین آنها باید یکی را از طریق یک فرآیند مشخص انتخاب کند؛ این مجموعه، آرشیو ذرات نامغلوب است. تاکنون نسخه‌های متعددی از الگوریتم MOPSO ارائه شده است؛ در

است که هر لینک، یک بردار ارتباط‌دهنده پیکسل مرکزی به پیکسل همسایه در یک جهت پیمایش مشخص است. یک کد زنجیره‌ای هشت جهته در شکل (۳-ب) نشان داده شده است. برای هر پیکسل روی کانتور، بررسی می‌شود که پیکسل همسایه بعدی در حرکت پاد ساعتگرد در چه جهتی قرار می‌گیرد. سپس با توجه به تعداد پیکسل‌های کانتور، هیستوگرام این جهتها به صورت یک بردار ویژگی  $8 \times 1$  تعیین می‌شود [۲۰].

سپس نوبت به شمارش تعداد تقاطع با کانتورهای افقی و عمودی می‌رسد. برای این هدف، خط‌هایی به صورت افقی / عمودی بر روی تصویر قرار داده شده و تعداد تغییر از پیکسل سیاه به سفید و بالعکس در راستای این خط‌ها شمارش می‌گردد [۱۱]. در شکل (۳-ج)، نمونه این عملیات برای یک تصویر دست‌نویس از عدد ۴ نمایش داده شده است. در این روش تعداد خطوط افقی و عمودی به تعداد سطر و ستون تصویر بستگی دارد. در این مقاله برای کاهش حجم محاسبات به ازای هر چهار سطر (ستون)، یک خط در نظر گرفته شده است؛ بنابراین طول بردار ویژگی برای هر یک از تقاطع‌های افقی و عمودی هشت خواهد بود. مشخصه چهارم، توصیفگر هیستوگرام گرادیان جهت‌دار است که وقوع جهت‌های گرادیان در یک بخش محلی از تصویر را شمارش می‌کند. ایده اساسی این روش مبتنی بر این نکته است که نمایش و شکل یک شیء محلی در یک تصویر را می‌توان با توزیع اندازه و جهت گرادیان‌های محلی توصیف کرد. در این تکنیک، ابتدا تصویر به ناحیه‌های متصل کوچک به نام سلول تقسیم می‌شود و برای هر سلول هیستوگرام جهت‌های گرادیان پیکسل‌های درون سلول محاسبه می‌شود. سپس هر سلول به جبهه‌های  $24$  زاویه‌ای بر اساس جهت‌های گرادیان گسسته‌سازی می‌شود. یک گروه از سلول‌ها با نام بلوک شناخته می‌شود و هیستوگرام بلوک با نرمال‌سازی هیستوگرام سلول‌های آن بلوک به دست می‌آید. مجموعه این هیستوگرام‌های بلوکی، توصیفگر هیستوگرام گرادیان جهت‌دار را تشکیل می‌دهند [۳۱]. شکل (۳-د) یک مثال نمونه‌ای از محاسبه هیستوگرام گرادیان جهت‌دار را نشان می‌دهد. در این مقاله ابعاد هر سلول،  $8 \times 8$  انتخاب شده؛ بلوک شامل کل تصویر (شانزده سلول) در نظر گرفته شده و هیستوگرام گرادیان جهت‌دار هشت مقداره برای هر سلول استخراج شده است. بنابراین طول این بردار ویژگی برای هر تصویر  $16 \times 8 = 128$  خواهد بود.

پس از استخراج هر چهار مجموعه مشخصه‌ها، یک بردار شامل همه ویژگی‌ها تشکیل می‌شود که یک الگوی رقمی را توصیف می‌کند. طول این بردار ۱۵۳ است: یک مؤلفه برای تعداد نقاط انشعاب، هشت مؤلفه برای هر یک از مشخصه‌های کد زنجیره‌ای هشت جهته، تقاطع افقی و تقاطع عمودی، و ۱۲۸ مؤلفه برای هیستوگرام گرادیان جهت‌دار در نظر گرفته شده است. قابل توجه است که طول این بردار بسیار بزرگ است و حجم محاسبات بالایی را به سیستم بازشناسی تحمیل می‌کند؛ ضمن آنکه باید حافظه حجیمی برای ذخیره اطلاعات به‌دست آمده در حین



مسائل چند بعدی این مرز با نام آبرصفحه شناخته می‌شود. همچنین، در مسائل چند کلاسه از روش‌های مقایسه یکی در مقابل دیگری و یکی در مقابل همه استفاده می‌شود. برای مسائلی که امکان جداسازی خطی وجود ندارد از توابع غیرخطی با نام کرنل استفاده می‌شود که تلاش می‌کنند داده‌ها را به فضایی با بعد بالاتر نگاشت کنند که در آن فضا، داده‌های نگاشت شده به صورت خطی قابل تفکیک باشند [۳۶]. در تئوری ماشین بردار پشتیبان، انتخاب تابع کرنل و تنظیم پارامترهای آن از اهمیت بسیاری برخوردار است. دو کرنل پرکاربرد، کرنل توابع پایه شعاعی<sup>۲۸</sup> و کرنل چندجمله‌ای با روابط زیر است.

$$\begin{aligned} RBF : K(x, x_i) &= \exp(-\gamma \|x - x_i\|^2), & \gamma > 0 \\ \text{Polynomial} : K(x, x_i) &= (x^T x_i)^d \end{aligned} \quad (1)$$

در مقاله حاضر، پارامتر  $d$  در کرنل چندجمله‌ای برابر یک قرار داده شده است. پارامتر کرنل پایه شعاعی، تعداد بردارهای پشتیبان و حاشیه امن مرزها را تعیین می‌کند. یک مساله مهم در مورد ماشین‌های بردار پشتیبان، انتخاب پارامترهای تنظیم است؛ که هیچ روش قانون‌مند یا اطلاعات قبلی نمی‌تواند به تعیین این پارامترها کمک کند [۳۷]. یک راهکار برای حل این مشکل استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی برای تنظیم پارامترها است [۳۸]. در سیستم پیشنهادی برای یافتن مقدار بهینه برای پارامتر  $\gamma$  از الگوریتم جستجوی گرانشی بهترین جرم تطبیقی (ABGSA) [۳۹] استفاده شده است. الگوریتم جستجوی گرانشی (GSA) [۴۰] از قانون جاذبه بین اجرام الهام گرفته شده که بر اساس قانون گرانش نیوتن و اصول حرکت بر هم تاثیر می‌گذارند. اجرام به یکدیگر نیرو وارد می‌کنند که این نیروها باعث حرکت آنها می‌شود. حرکت دسته‌جمعی این اجرام به صورت یک همکاری گروهی با هدف دستیابی به یک وضعیت بهینه پایدار قابل مدل‌سازی است. هر جرم یک پاسخ را برای مساله نمایندگی می‌کند؛ در واقع، عامل‌ها به عنوان اجرامی در نظر گرفته شده‌اند که کارایی آنها به وسیله جرم‌شان ارزیابی می‌شود. بنابراین پس از تکرار الگوریتم به تعداد مرتبه مشخص، سنگین‌ترین جرم نشان‌دهنده مطلوب‌ترین پاسخ است. الگوریتم ABGSA، ضعف سرعت پایین الگوریتم اصلی در مرحله استخراج<sup>۳۰</sup> را با اصلاح تطبیقی ضرایب با توجه به بهترین جرم به دست آمده طی تکرار فرایند اجرای الگوریتم، پوشش می‌دهد. لذا، سرعت همگرایی به پاسخ و دقت آن در دستیابی به نقاط بهینه نسبت به الگوریتم جستجوی گرانشی بالاتر است. در اینجا هدف ABGSA، حداقل‌سازی نرخ طبقه‌بندی اشتباه<sup>۳۱</sup> یک ماشین بردار پشتیبان با پارامتر کرنل  $\gamma$  است که این حداقل‌سازی با تنظیم مناسب پارامتر  $\gamma$  انجام می‌شود. از اینرو، جرم هر شیء نشان‌دهنده یک مقدار برای پارامتر  $\gamma$  است. به دلیل پرهیز از اطاله مقاله، از ارائه روابط و جزئیات الگوریتم ABGSA خودداری شده و به مقالات مرتبط، ارجاع داده شده است.

با توجه به استفاده از روش اعتبارسنجی متقابل  $k$ ؛ زیر-مجموعه‌ای<sup>۳۲</sup> [۴۱]، تابع برازندگی برای روش ABGSA به صورت میانگین نرخ طبقه‌بندی اشتباه در نظر گرفته می‌شود. در این روش، داده‌ها به  $k$

این مقاله به دلیل سرعت همگرایی بالا از الگوریتم معرفی شده در [۳۴] برای انتخاب رهبر هر ذره استفاده شده است.

در مساله انتخاب ویژگی، الگوریتم MOPSO با رشته‌های عددی باینری کار می‌کند. در واقع، چندین رشته باینری به صورت جداگانه با طول برابر با بردار ویژگی‌ها ایجاد می‌شود؛ که هر درایه در یک رشته متناظر با یک ویژگی در بردار ویژگی‌ها است. در ابتدا به هر درایه در هر رشته به صورت تصادفی مقدار صفر یا یک داده می‌شود. عدد یک برای یک درایه به این مفهوم است که ویژگی متناظر آن برای استفاده در طبقه‌بند انتخاب شده؛ و عدد صفر، عدم انتخاب ویژگی را نشان می‌دهد. پایگاه داده به صورت تصادفی به دو دسته نمونه‌های آموزشی (شامل ۸۰٪ کل داده‌ها) و نمونه‌های آزمون (۲۰٪ باقی‌مانده) تقسیم می‌شود. برای هر رشته در هر مرتبه اجرا، ویژگی‌های انتخاب شده از تصاویر پایگاه داده آموزشی برای آموزش یک طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان به کار گرفته می‌شود و دقت بازشناسی روی داده‌های آزمون به دست می‌آید. در این مساله، هر رشته دارای ۱۵۳ عضو (به تعداد کل ویژگی‌ها) است و از دو تابع هدف "دقت طبقه‌بندی داده‌های آزمون" و "تعداد ویژگی‌های انتخاب شده" استفاده است که تابع نخستین باید بیشینه و دومین، بایستی کمینه شود. بنابراین پس از ارزیابی هر زیرمجموعه از ویژگی‌های تعیین شده توسط یک رشته، دو معیار دقت و تعداد ویژگی به عنوان ذره آن رشته ثبت می‌شود تا با سایر ذرات (مربوط به سایر رشته‌ها) برای تعیین ذرات نامغلوب مقایسه شود. آنگاه مجموعه عملیات مشخص شده در الگوریتم MOPSO روی رشته‌ها انجام می‌شود. پس از اجرای الگوریتم به تعداد مرتبه از قبل مشخص شده، ذرات نامغلوب نهایی مشخص می‌شوند. آنگاه، پاسخ بهینه نهایی از یافتن آرگومان حداکثرسازی برای معیار "نسبت دقت به تعداد ویژگی" در بین ذرات نامغلوب نهایی تعیین می‌شود. پس از پایان اجرای الگوریتم، هر ویژگی که مقدار عددی متناظر آن در رشته بهینه نهایی، یک باشد انتخاب می‌شود و اگر صفر باشد حذف می‌شود. در نهایت، برای این مساله تعداد ۲۷ ویژگی انتخاب شده که یک بردار با نام "بردار ویژگی بهینه" را تشکیل می‌دهند. قابل توجه است که فرایند آماده‌سازی برای همه داده‌ها اجرا می‌شود و در مراحل بعد، برای هر تصویر، بردار ویژگی بهینه به عنوان ورودی به هر طبقه‌بند داده می‌شود.

#### ۴-۲ طبقه‌بندی

در این مقاله از ماشین‌های بردار پشتیبان برای طبقه‌بندی تصاویر ارقام استفاده شده است. ماشین‌های بردار پشتیبان در بسیاری از مسائل طبقه‌بندی به خصوص مسائل دارای تعداد کلاس‌های کم، مانند بازشناسی ارقام به کار رفته است [۳۵، ۱۲]. این طبقه‌بندهای نظارت شده بر اساس اصل حداقل‌سازی ریسک ساختاری<sup>۳۳</sup> عمل می‌کنند. در یک مساله دو کلاسه با قابلیت جداسازی خطی، تلاش می‌شود مرزی که دارای بیشترین حاشیه امن تا نزدیکترین نقاط هر کلاس به آن مرز - که با نام بردارهای پشتیبان شناخته می‌شوند - است محاسبه گردد. در

دو بازه‌ای و سیستم استنتاج فازی نوع دو عمومی<sup>۳۴</sup> اشاره کرد. مهمترین دلیل برای توسعه سیستم استنتاج فازی اولیه (نوع یک)<sup>۳۵</sup> به سیستم‌های نوع دو، دستیابی به الگوریتم‌های کارتر در شرایط وجود عدم قطعیت‌های شدید است [۴۵]. در واقع، مهمترین ضعف توابع عضویت نوع یک، عدم وجود قطعیت در این توابع است که جنبه فازی بودن را کاهش می‌دهد. یک مجموعه فازی نوع دو به تابع عضویت اجازه می‌دهد که خود دارای عدم قطعیت باشد. در عین حال، درجات بالاتر رفتار فازی (به مفهوم ابهام بیشتر) در سیستم نوع دو عمومی، منجر به پیچیدگی بالا و لزوم اجرای محاسبات بیشتر برای یافتن پارامترهای طراحی می‌شود. از اینرو، در عموم کاربردها از سیستم استنتاج فازی نوع دو بازه‌ای استفاده می‌شود. تابع عضویت در سیستم به صورت یک نمودار دو بعدی نشان داده می‌شود که به وسیله دو منحنی با نام‌های تابع عضویت پایین‌تر و تابع عضویت بالاتر محدود شده است (شکل (۴۴)). در نتیجه میزان تعلق هر متغیر به یک تابع عضویت نوع دوم نه یک مقدار معین، بلکه یک مقدار غیرقطعی در یک بازه مشخص است. سیستم استنتاج فازی این مقاله، نتایج تصمیم‌گیری سه ماشین بردار پشتیبان در مورد یک تصویر ورودی را به صورت جداگانه دریافت می‌کند و بر اساس قوانین فازی از پیش طراحی شده، یک تصمیم نهایی در مورد شماره رقم درج شده در تصویر ورودی اتخاذ می‌کند.

#### ۴-۶ پیاده سازی رویکرد پیشنهادی

در این مقاله برای ترکیب نتایج سه ماشین بردار پشتیبان مختلف، از سیستم استنتاج فازی نوع دوم بازه‌ای استفاده می‌شود. این رویکرد در دو مرحله اصلی انجام می‌شود. مرحله اول، مشتمل بر تصمیم‌گیری در مورد رقم موجود در تصویر توسط هر یک از ماشین‌های بردار پشتیبان به صورت جداگانه است. برای این منظور، داده (بردار ویژگی بهینه متناظر تصویر مورد نظر) به عنوان ورودی به طبقه‌بندهای این مرحله داده می‌شود. نتایج مرحله اول به عنوان ورودی مرحله اصلی دوم، به سیستم استنتاج فازی داده می‌شود تا با ترکیب آنها، پیش‌بینی نهایی را انجام دهد. برای ارزیابی نهایی سیستم پیشنهادی، از روش اعتبارسنجی متقابل ۵ زیر-مجموعه‌ای استفاده می‌شود. از اینرو، ۸۰٪ داده‌ها به عنوان آموزش (۶۵٪ برای یادگیری و ۱۵٪ برای ارزیابی) و ۲۰٪ باقی‌مانده برای آزمون استفاده می‌شود. در ادامه، توضیحات این دو مرحله به صورت قدم به قدم ارائه شده است.

#### الف) مرحله اول

- هر ماشین بردار پشتیبان به وسیله داده‌های یادگیری به صورت مجزا آموزش داده می‌شود و سپس دقت آن روی کل داده‌های ارزیابی محاسبه می‌شود.
- برای هر نمونه آزمون، فاصله تا ابرصفحه‌های هر ماشین بردار پشتیبان محاسبه شده و کمترین فاصله تعیین می‌گردد.
- برای هر نمونه آزمون، دقت (روی داده‌های ارزیابی) و فاصله (از آن نمونه آزمون تا نزدیکترین ابرصفحه) برای همه ماشین‌های بردار

زیرمجموعه افزایش می‌شوند و از این زیرمجموعه‌ها، هر بار یکی برای اعتبارسنجی و  $k-1$  زیرمجموعه دیگر برای آموزش به کار می‌روند. برای هر مقدار پارامتر  $\gamma$  (جرم)، ماشین بردار پشتیبان به کمک داده‌های آموزشی تعلیم می‌بیند و سپس دقت روی داده‌های آزمون محاسبه می‌شود. این فرایند  $k$  مرتبه تکرار می‌شود و در نهایت میانگین نتیجه این  $k$  بار اعتبارسنجی به عنوان مقدار تابع برازندگی ABGSA برای جرم مورد نظر در نظر گرفته می‌شود. نتایج شبیه‌سازی نشان دادند که برای این مساله، چندین پاسخ زیر-بهینه<sup>۳۳</sup> متمایز وجود دارد؛ از اینرو، دو پاسخ با بالاترین تابع برازندگی به عنوان پارامتر کرنل انتخاب شد و بر اساس آنها، دو ماشین بردار پشتیبان مستقل ساخته شد. دقت به دست آمده در آخرین مرحله اجرای ABGSA برای هر ماشین بردار پشتیبان با پارامتر بهینه، به عنوان دقت آن ماشین ثبت می‌شود. پس از تعیین پارامتر کرنل بهینه، ابرصفحه‌های جداساز ماشین بردار پشتیبان تعیین می‌شود. در این مقاله از دو ماشین بردار پشتیبان با کرنل‌های توابع پایه شعاعی و پارامترهای بهینه متفاوت، و یک ماشین با کرنل چندجمله‌ای استفاده شده است.

#### ۵-۲ ترکیب طبقه‌بندها

همانگونه که در بخش قبل بیان شد هر ماشین بردار پشتیبان به صورت جداگانه به کمک داده‌های یادگیری، آموزش می‌بیند و سپس دقت آن در مواجهه با داده‌های آزمون ارزشیابی می‌شود. در کنار موضوع تنظیم پارامتر، یکی دیگر از مشکلات این است که ماشین‌های بردار پشتیبان مختلف ممکن است روی یک پایگاه آموزشی یکسان، مرزهای تصمیم مختلفی تولید کنند [۴۲]. با ترکیب طبقه‌بندها این امید وجود دارد که بتوان به یک سیستم با کارایی و قابلیت اطمینان بالاتر دست یافت. از طرف دیگر، عدم قطعیت در داده‌ها باید به عنوان یک جنبه دیگر مساله طبقه‌بندی در نظر گرفته شود. کارایی سیستم طبقه‌بندی قویاً به توزیع داده‌ها و سطح عدم قطعیت ارتباط دارد. بنابراین، استفاده از یک ساختار طبقه‌بندی مقاوم، ضروری به نظر می‌رسد. بدین منظور، در این مقاله از سیستم استنتاج فازی برای ترکیب نتایج طبقه‌بندها استفاده شده است.

منطق فازی نوعی از منطق چندمقداره برای توصیف درستی نسبی متغیرها است. یک سیستم منطق فازی سیستمی است که از تئوری مجموعه‌های فازی و ساختار استنتاجی آن برای نگاشت ورودی‌ها به خروجی‌ها استفاده می‌کند. در این سیستم، متغیرهای ورودی و خروجی بر اساس تعلق نسبی فازی در نظر گرفته می‌شوند. سیستم‌های استنتاج فازی به دلیل قابلیت آنها در طراحی ساختارهای مقاوم در شرایط وجود عدم قطعیت و عدم دقت مشهور هستند. به همین دلیل این سیستم‌ها به صورت گسترده در کاربردهای زندگی واقعی از جمله طراحی کنترل‌کننده‌ها و طبقه‌بندی داده‌ها به کار گرفته شده‌اند [۴۳، ۴۴]. اما در سال‌های اخیر، محققان علاقه بیشتری به سیستم‌های فازی پیچیده‌تر نشان داده‌اند که به صورت مبنایی می‌توان به سیستم استنتاج فازی نوع

### ۳- نتایج شبیه‌سازی

برای پاسخ دادن به این پرسش که «آیا ترکیب طبقه‌بندها می‌تواند کارایی سیستم بازشناسی ارقام دست‌نویس فارسی را افزایش دهد؟» باید آزمایش‌های مناسبی طراحی گردد و مقایسه‌های عادلانه‌ای با سایر روش‌ها انجام شود. در این مقاله از مجموعه داده‌های HODA [۴۷] با ۸۰۰۰ نمونه برای ارزیابی سیستم پیشنهادی استفاده شده است. درجه تفکیک‌پذیری این مجموعه داده ۲۰۰ نقطه بر اینچ است. در شکل (۵) نمونه‌هایی از این ارقام دیده می‌شود.

پارامترهای ماشین‌های بردار پشتیبان به کمک الگوریتم ABGSA و بر اساس حداقل‌سازی تابع هزینه میانگین طبقه‌بندی اشتباه در روش اعتبارسنجی متقابل  $k$  زیرمجموعه‌ای تعیین می‌شود. از این روش حداقل‌یابی، برای دو ماشین دارای کرنل توابع پایه شعاعی به ترتیب  $\gamma_1 = 2.24$  و  $\gamma_2 = 8.31$  به دست آمده است. تعیین مقدار بهینه پارامتر در یک مساله بهینه‌سازی غیرمحدوب، یک مساله بسیار پیچیده است که معمولاً دارای چندین نقطه مینیمم محلی قوی است. دلیل اختلاف مقادیر به دست آمده برای پارامتر گاما نیز وجود همین مقادیر مینیمم محلی است. در واقع پس از پایان اجرای الگوریتم گرانشی، دو جرم که دارای بهترین تابع برازندگی بودند انتخاب شده و مقدار هر یک از آنها به عنوان پارامتر گاما هر یک از SVM ها انتخاب شده است. مختصراً، ماشین‌های بردار پشتیبان کرنل توابع پایه شعاعی با  $\gamma_1$  و  $\gamma_2$  با نام SVM1 و SVM2 و ماشین با کرنل چندجمله‌ای با SVM3 نام‌گذاری شده است.

با استفاده از روش اعتبارسنجی متقابل  $k$  زیرمجموعه‌ای با  $k=5$ ، نتایج طبقه‌بندی داده‌های آموزش و آزمون برای رقم ۴ (به عنوان نمونه) برای سه ماشین بردار پشتیبان و همچنین ترکیب طبقه‌بندها به کمک سیستم استنتاج فازی نوع یک (T1FIS) و نوع دو بازه ای (IT2FIS) در جدول ۱ آورده شده است. در این جدول، از معیارهای دقت<sup>۳۶</sup>، صحت<sup>۳۷</sup> و فراخوان<sup>۳۸</sup> استفاده می‌گردد که بر پایه مؤلفه‌های TP، TN، FP و FN محاسبه می‌شود [۴۸]. برای سایر ارقام (۰ تا ۸)، روند مشابه برای طبقه‌بندی داده‌ها استفاده شده و خلاصه نتایج دقت، صحت و فراخوان به همراه نتایج رقم ۴ در شکل (۶-۸) آورده شده است. جدول ۲ میانگین دقت ده رقم (صفر تا نه) سیستم پیشنهادی را با برخی روش‌های موجود در مقالات مرتبط مقایسه کرده و برتری روش پیشنهادی را به خوبی نشان داده است. قابل ذکر است در روش پیشنهادی این مقاله، در شرایط استفاده از همه ویژگی‌ها و با بهره‌گیری از IT2FIS و اعتبارسنجی متقابل ۵ زیرمجموعه‌ای، دقت ۹۹/۵۹٪ به دست آمده است.

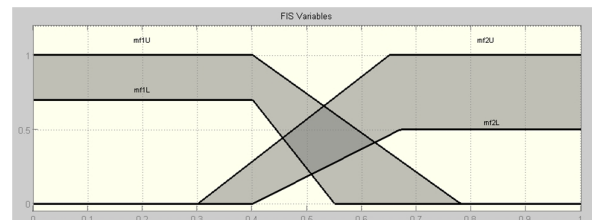
متوسط زمان اجرای الگوریتم‌های پایه و پیشنهادی در فازهای آموزش و آزمون برای همه ویژگی‌ها و فقط ویژگی‌های موثر<sup>۳۹</sup> در جدول ۳ ارائه شده است. شبیه‌سازی‌ها به کمک نرم افزار برنامه‌نویسی MATLAB R2014a بر روی یک کامپیوتر با پیکربندی 3.2 GHZ و CPU و 8 GB RAM memory انجام شده است. نتایج به خوبی نشان

پشتیبان به عنوان ورودی‌ها (جمعاً شامل شش ورودی) به مرحله بعد داده می‌شود.

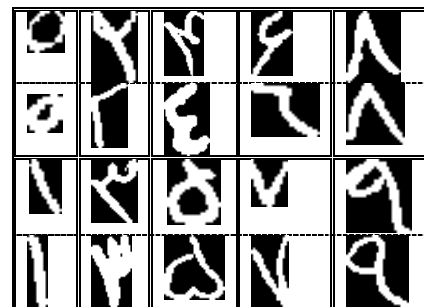
(ب) مرحله دوم

۱. بر اساس ورودی‌های تولید شده در مرحله اول، سیستم استنتاج فازی تصمیم می‌گیرد که نمونه آزمون به کدام کلاس ارقام فارسی تعلق دارد.
۲. این قدم‌ها برای همه نمونه‌های آزمون تکرار می‌شود و دقت سیستم پیشنهادی روی داده‌های آزمون محاسبه می‌شود.
۳. دقت سیستم پیشنهادی از میانگین‌گیری دقت به دست آمده در قدم ۲ با توجه به روش ارزیابی متقابل  $k$  زیر-مجموعه‌ای محاسبه می‌شود.

برخی نکات مرتبط با سیستم فازی: برای دستیابی به دقت بهتر، به جای ۰٪ و ۱۰۰٪، مقادیر کمینه و بیشینه دقت و فاصله به عنوان نقاط ابتدایی و انتهایی در توابع عضویت فازی در نظر گرفته شده است. برای هر یک از کمیت‌های دقت و فاصله، دو تابع عضویت نوع دو بازه‌ای به نام‌های "زیاد" و "کم" تعریف شده که نمونه آن در شکل (۴) نشان داده شده است. در طراحی توابع عضویت، سعی شده که این توابع با هم همپوشانی داشته باشند و همچنین پارامترها با استفاده از چندین مرتبه آزمایش تنظیم شده‌اند. تعداد  $2^6=64$  قانون فازی ارتباط‌دهنده شش ورودی به خروجی تشخیص ارقام بر اساس داده‌های ارزیابی به عنوان ورودی‌های سیستم بازشناسی ساخته شده است. این پایگاه قوانین فازی با تعداد قوانین مشابه برای سیستم استنتاج فازی نوع یک و نوع دو بازه‌ای استفاده شده است. برای کاهش پیچیدگی و حجم محاسبات غیر فازی‌سازی<sup>۴۰</sup>، از روش فازی نوع دوم بازه‌ای مندل استفاده شده است [۴۶].



شکل ۴: نمونه تابع عضویت سیستم استنتاج فازی نوع دو بازه‌ای.



شکل ۵: نمونه‌هایی از پایگاه داده HODA. دو نمونه برای هر رقم [۴۷].



تحقیقات متنوعی برای تشخیص اعداد دست‌نویس فارسی انجام شده که نتایج برخی از آنها در جدول ۲ آورده شده است. باید در نظر داشت که برخی از این روش‌ها بر روی پایگاه‌های داده کوچک‌تر ارزیابی شدند. در عین حال، این مقاله هشتاد هزار داده را برای آزمایش در نظر گرفته است. روش سلطان‌زاده و رحیمی [۱۱] بر روی پایگاه داده آنها با ۸۹۱۸ نمونه و بردار ویژگی به طول ۲۵۷ انجام شده است. همچنین کارهای علایی و همکاران [۱۲]، خورشیدزاده و لطیف [۲۰] و رشودی و همکاران [۳۵] بر روی پایگاه داده یکسان با این مقاله اجرا شده است؛ اما به ترتیب از ۱۹۶، ۱۶۴ و ۱۵۴ ویژگی برای طبقه‌بندی استفاده کردند. در مقابل، روش این مقاله تنها با استفاده از ۲۷ ویژگی به دقت ۹۸/۸۲٪ دست یافته است. تعدد ویژگی‌ها منجر به دشواری و پیچیدگی طراحی طبقه‌بند در فاز آموزش و همچنین حجم بالای پردازش در فاز آزمون می‌شود که به خصوص برای کاربردهای زمان-حقیقی مطلوب نیست. همچنین با وجود اینکه در [۱۴] از تعداد کمی ویژگی استفاده شده اما دقت بازشناسی بسیار پایین است. اگرچه ماشین‌های بردار پشتیبان به دلیل قابلیت آنها در کاربردهای بازشناسی به صورت گسترده استفاده می‌شود؛ نتایج شبیه‌سازی‌های مقاله نشان می‌دهد که این مدل‌های طبقه‌بندی به دقت بالایی دست نمی‌یابند. مهمترین انگیزش مقاله، در کنار هم قرار دادن آنها با هدف بهبود شاخص‌های کارایی بوده است.

جدول ۱: میانگین دقت، صحت و فراخوان روش‌های پایه و روش پیشنهادی برای داده‌های آموزش و آزمون برای رقم '۹'. 'SVMs Ave.' نشان‌دهنده

میانگین ماشین‌های بردار پشتیبان است.

طبقه‌بند	دقت آموزش	دقت آزمون	صحت آزمون	فراخوان آزمون
SVM1	۹۷/۱۴	۹۲/۱۶	۹۰/۳۸	۸۸/۵۱
SVM2	۹۶/۰۵	۸۱/۴۹	۷۹/۲۳	۷۵/۶۴
SVM3	۹۸/۸۱	۹۳/۷۸	۹۲/۶۲	۹۱/۹۰
SVMs Ave.	۹۷/۳۳	۸۹/۱۴	۸۷/۴۱	۸۵/۳۵
T1FIS	۹۸/۸۱	۹۳/۶۶	۹۱/۷۸	۹۱/۱۹
IT2FIS	۹۹/۱۴	۹۸/۰۶	۹۷/۴۷	۹۳/۱۶

جدول ۲: مقایسه روش پیشنهادی با سایر روش‌های موجود بر مبنای دقت

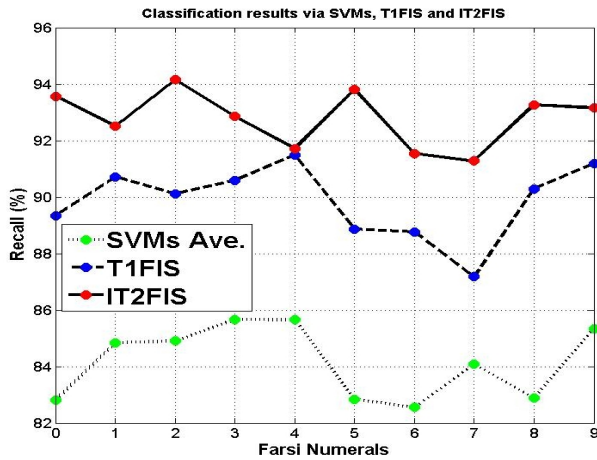
روش	تعداد ویژگی	دقت
روش [۲۰]	۱۶۴	۹۹/۵۸
روش [۳۵]	۱۵۴	۹۸/۸۴
روش [۱۴] با اعمال PCA	۳۰	۸۳/۳۳
روش [۱۴] با اعمال 2DPCA	۷	۸۴/۲۲
روش [۱۶] با اعمال SVM	۲۹۷	۹۷/۳۰
روش [۱۶] با اعمال MLP	۲۹۷	۹۹/۷۰
روش [۱۵] با اعمال SVM	۱۶۵	۹۸/۰۳
روش [۱۵] با اعمال MLP	۱۶۵	۹۵/۳۲
روش [۱۷]	۱۰۵	۹۹/۰۷
روش [۱۸] با اعمال SVM	۷۶۳	۹۷/۲۵
سیستم پیشنهادی فازی نوع یک (T1FIS)	۲۷	۹۸/۷۰
سیستم پیشنهادی فازی نوع دو بازه‌ای (IT2FIS)	۲۷	۹۸/۸۲

می‌دهد که زمان اجرا در فاز آزمون برای حالت ویژگی‌های موثر بسیار کمتر از همه ویژگی‌ها است. ضمناً افزایش زمان اجرا در روش‌های پیشنهادی نسبت به میانگین روش‌های پایه ناشی از اعمال سیستم ترکیب فازی بوده است.

#### ۴- بحث و بررسی نتایج

همانگونه که قبلاً بیان شد سه مساله مهم در کاربردهای طبقه‌بندی که از ماشین‌های بردار پشتیبان استفاده می‌کنند، وجود دارد. اولین مساله مربوط به تنظیم پارامترهای ماشین است که اطلاعات قبلی در مورد آنها وجود ندارد و ضروری است که یک رویکرد مناسب برای این مساله در نظر گرفته شود. در سیستم پیشنهادی این مقاله، پارامتر کرنل با حل یک مساله بهینه‌سازی به روش الگوریتم جستجوی گرانشی بهترین جرم تطبیقی به دست آمد. هدف این الگوریتم تکاملی، حداقل‌سازی نرخ طبقه‌بندی اشتباه ماشین است. دومین مساله به موضوع قابلیت تعمیم ماشین‌های بردار پشتیبان بر می‌گردد. همانگونه که ذکر شد، ماشین‌های مختلف ممکن است در مواجهه با پایگاه داده یکسان عملکرد متفاوت نشان دهند. یک راهکار برای این مشکل، ترکیب طبقه‌بندها است. به همین دلیل، در این مقاله یک رویکرد تلفیقی برای ترکیب ماشین‌های بردار پشتیبان به منظور دستیابی به نتایج طبقه‌بندی بهتر ارائه شد. مساله آخر مربوط به عدم قطعیت در داده‌هاست که می‌تواند بر کارایی طبقه‌بندها تاثیر بگذارد. استفاده از سیستم استنتاج فازی، یک راهکار مناسب برای مواجهه با عدم قطعیت‌هاست. بر این اساس، در رویکرد پیشنهادی از مزایای سیستم‌های فازی برای ایجاد یک مدل تلفیقی مقاوم برای ترکیب ماشین‌های بردار پشتیبان استفاده شد. همچنین، از سیستم استنتاج فازی نوع دو بازه‌ای بهره گرفته شده که برای پایگاه‌های داده دارای عدم قطعیت، نتایج طبقه‌بندی مناسبی تحویل می‌دهند.

نتایج طبقه‌بندی ارقام به کمک ماشین‌های بردار پشتیبان و سیستم ترکیبی استنتاج فازی نوع یک و نوع دو بازه‌ای در شکل (۶) نشان داده شده است. همانگونه که مشخص است هر دو سیستم تصمیم‌گیری فازی نسبت به میانگین طبقه‌بندهای پایه نتایج بهتری ارائه می‌دهند. نکته قابل توجه این است که مدل IT2FIS حتی نسبت به ماکزیمم نتایج ماشین‌های بردار پشتیبان عملکرد بهتری دارد، در حالیکه مدل T1FIS در برخی ارقام ضعیف‌تر عمل کرده است. همان‌طور که از جدول ۱ بر می‌آید همه معیارهای عملکردی سیستم پیشنهادی بالاتر از روش‌های پایه می‌باشد؛ که دلیل این برتری، انتخاب موثرترین ویژگی‌ها و ایجاد یک ترکیب مناسب از طبقه‌بندها می‌باشد. در واقع، سیستم پیشنهادی سعی بر این دارد که ویژگی‌هایی که در فرایند تصمیم‌گیری نقش کلیدی دارند را حفظ کند و سپس با ترکیب طبقه‌بندها، تلاش می‌کند از ویژگی‌ها و نقاط قوت هر طبقه‌بند برای افزایش کارایی سیستم استفاده کند. این واقعیت نشان می‌دهد که استفاده از یک مدل ترکیبی می‌تواند به نتایج بهتر نسبت به اعمال طبقه‌بندهای منفرد منجر شود.



شکل ۴: میانگین فراخوان طبقه‌بندی پایه و ترکیبی روی داده‌های آزمون برای هر یک از ارقام صفر تا ۹.

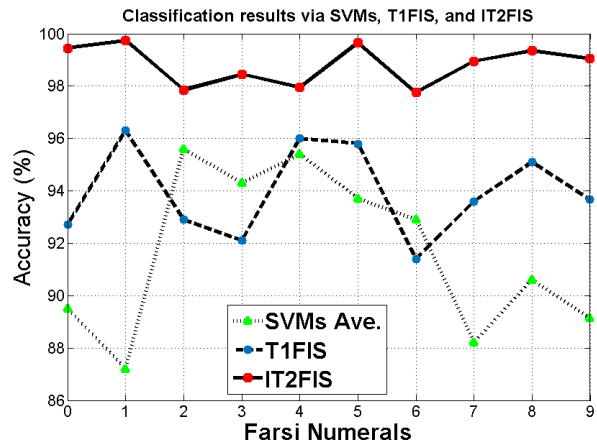
### ۵- جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

در این مقاله سعی شده یک سیستم جدید برای تشخیص ارقام دست‌نویس فارسی ارائه شود به نحوی که دقت طبقه‌بندی ماشین‌های بردار پشتیبان پایه بهبود یابد. برای این منظور یک رویکرد پیشنهاد شده که با سه مشکل مهم ماشین‌های بردار پشتیبان در مساله طبقه‌بندی مقابله می‌کند. ابتدا عملیات پیش‌پردازش، تصاویر را آماده می‌کند و سپس برخی ویژگی‌های آماری و ساختاری از هر تصویر استخراج می‌شود. الگوریتم بهینه‌سازی اجتماع ذرات چندهدفه، ویژگی‌های موثرتر را انتخاب می‌کند تا به عنوان ورودی طبقه‌بندها استفاده شود. همچنین، از الگوریتم جستجوی گرانشی بهترین جرم تطبیقی برای یافتن بهترین مقدار پارامتر کرنل ماشین‌های بردار پشتیبان استفاده شده است. برای تولید یک سیستم تصمیم‌گیری دقیق، از یک رویکرد استفاده شده که خروجی ماشین‌های بردار پشتیبان را به گونه‌ای ترکیب می‌کند که کارایی سیستم طبقه‌بندی بهبود یابد. استفاده از سیستم استنتاج فازی نوع دو بازه‌ای کمک می‌کند بتوان تاثیر عدم قطعیت در داده‌ها را در طبقه‌بندی کاهش داد.

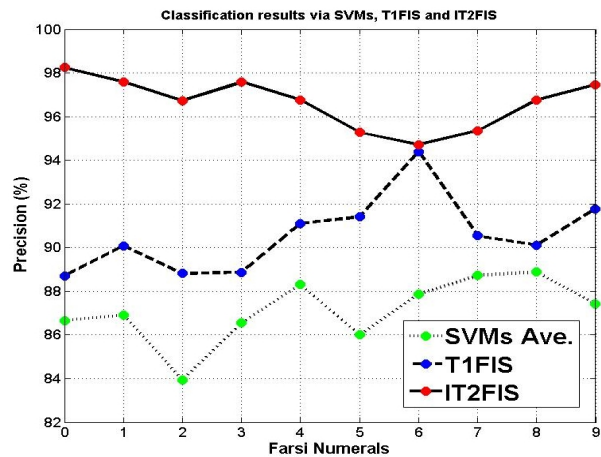
نتایج به‌دست‌آمده از اعمال سیستم پیشنهادی به پایگاه داده استاندارد HODA و مقایسه آن با روش‌های پایه و سایر روش‌های موجود در این زمینه، عملکرد مناسب را بر اساس معیارهای دقت، صحت و فراخوان نشان می‌دهد. آنچه به‌دست‌آمده، محصول انتخاب یک زیرمجموعه از ویژگی‌های مؤثر، تنظیم مناسب طبقه‌بندها و ترکیب مناسب نتایج آنها است. برای دستیابی به هدف نهایی از الگوریتم‌های یادگیری ماشین و الگوریتم‌های تکاملی در کنار تکنیک‌های پردازش تصویر و استخراج ویژگی بهره گرفته شده است. در تحقیقات آینده، استفاده از روش‌های هوشمند مانند سیستم استنتاج نور-فازی تطبیقی<sup>۲۹</sup> برای بهبود قوانین فازی سیستم قابل بررسی خواهد بود. همچنین، بهره‌گیری از ماشین‌های بردار پشتیبان مبتنی بر ویولت، مبتنی بر فازی و مبتنی بر شبکه‌های عصبی به عنوان طبقه‌بند پایه می‌تواند مورد توجه قرار گیرد.

جدول ۳: مقایسه میانگین زمان اجرا در فازهای آموزش و آزمون.

تعداد ویژگی	طبقه‌بند	زمان آموزش	زمان آزمون
همه ۱۵۲ ویژگی	SVMs Ave.	۰/۱۴۶	۰/۰۰۵۸
	T1FIS	۲/۷۳۹	۰/۰۳۶۱
	IT2FIS	۳/۹۱۴	۰/۰۴۹۵
۲۷ ویژگی منتخب	SVMs Ave.	۰/۰۸۴	۰/۰۰۲۸
	T1FIS	۰/۴۸۱	۰/۰۲۳۷
	IT2FIS	۰/۶۱۱	۰/۰۳۱۶



شکل ۶: میانگین دقت طبقه‌بندی پایه و ترکیبی روی داده‌های آزمون به روش اعتبارسنجی متقابل برای هر یک از ارقام صفر تا ۹. میانگین دقت نمودار "متوسط ماشین‌های بردار پشتیبان" ۹۱/۹۶٪ است؛ در حالیکه این میانگین برای نمودارهای "T1FIS" و "IT2FIS" به ترتیب ۹۳/۹۶٪ و ۹۸/۸۲٪ است.



شکل ۷: میانگین صحت طبقه‌بندی پایه و ترکیبی روی داده‌های آزمون برای هر یک از ارقام صفر تا ۹.

مراجع

- [19] M. Ziaratban, K. Faez, and F. Faradji, "Language-based feature extraction using template-matching in Farsi/Arabic handwritten numeral recognition," in *Document Analysis and Recognition, 2007. ICDAR 2007. Ninth International Conference on*, 2007, vol. 1, pp. 297-301: IEEE.
- [20] S. Khorashadizadeh and A. Latif, "Arabic/Farsi Handwritten Digit Recognition using Histogram of Oriented Gradient and Chain Code Histogram," *International Arab Journal of Information Technology (IAJIT)*, vol. 13, no. 4, 2016.
- [21] R. Safdari and M.-S. Moin, "A hierarchical feature learning for isolated Farsi handwritten digit recognition using sparse autoencoder," in *Artificial Intelligence and Robotics (IRANOPEN), 2016*, 2016, pp. 67-71: IEEE.
- [22] R. Hajizadeh, A. Aghagolzadeh, and M. Ezoji, "Fusion of LLE and stochastic LEM for Persian handwritten digits recognition," *International Journal on Document Analysis and Recognition (IJ DAR)*, vol. 21, no. 1-2, pp. 109-122, 2018.
- [23] Z. Sadeghi and A. Testolin, "Learning representation hierarchies by sharing visual features: a computational investigation of Persian character recognition with unsupervised deep learning," *Cognitive processing*, vol. 18, no. 3, pp. 273-284, 2017.
- [24] Y. Zamani, Y. Souiri, H. Rashidi, and S. Kasaei, "Persian handwritten digit recognition by random forest and convolutional neural networks," in *Machine Vision and Image Processing (MVIP), 2015 9th Iranian Conference on*, 2015, pp. 37-40: IEEE.
- [25] A. Broumandnia, J. Shanbehzadeh, and M. R. Varnoozfaderani, "Persian/arabic handwritten word recognition using M-band packet wavelet transform," *Image and Vision Computing*, vol. 26, no. 6, pp. 829-842, 2008.
- [26] S. Rajashekararadhya, P. V. Ranjan, and V. M. Aradhya, "Isolated handwritten Kannada and Tamil numeral recognition: A novel approach," in *2008 First International Conference on Emerging Trends in Engineering and Technology*, 2008.
- [27] S. Wshah, Z. Shi, and V. Govindaraju, "Segmentation of Arabic handwriting based on both contour and skeleton segmentation," in *Document Analysis and Recognition, 2009. ICDAR'09. 10th International Conference on*, 2009, pp. 793-797: IEEE.
- [28] J. Yang, D. Zhang, A. F. Frangi, and J.-y. Yang, "Two-dimensional PCA: a new approach to appearance-based face representation and recognition," *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 26, no. 1, pp. 131-137, 2004.
- [29] K. Khurshid, I. Siddiqi, C. Faure, and N. Vincent, "Comparison of Niblack inspired binarization methods for ancient documents," in *Document Recognition and Retrieval XVI*, 2009, vol. 7247, p. 72470U: International Society for Optics and Photonics.
- [30] D. Deodhare, N. R. Suri, and R. Amit, "Preprocessing and Image Enhancement Algorithms for a Form-based Intelligent Character Recognition System," *IJCSA*, vol. 2, no. 2, pp. 131-144, 2005.
- [31] N. Dalal and B. Triggs, "Histograms of oriented gradients for human detection," in *Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. CVPR 2005. IEEE Computer Society Conference on*, 2005, vol. 1, pp. 886-893: IEEE.
- [32] M. Clerc and J. Kennedy, "The particle swarm-explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space," *IEEE transactions on Evolutionary Computation*, vol. 6, no. 1, pp. 58-73, 2002.
- [33] V. Pareto, *Cours d'économie politique*. Librairie Droz, 1964.
- [34] C. Coello Coello and M. Lechuga, "MOPSO: a proposal for multiple objective particle swarm optimization," in *Proc., Evolutionary Computation, 2002. CEC'02. Proceedings of the 2002 Congress on*, pp. 1051-1056.
- [35] O. Rashnodi et al., "Persian Handwritten Digit Recognition Using Support Vector Machines," *International Journal of Computer Applications*, vol. 29, no. 12, pp. 1-6, 2011.
- [36] S. Abe, "Fuzzy support vector machines for multilabel classification," *Pattern Recognition*, vol. 48, no. 6, pp. 2110-2117, 2015.
- [37] X. Zhang, D. Qiu, and F. Chen, "Support vector machine with parameter optimization by a novel hybrid method and its application to fault diagnosis," *Neurocomputing*, vol. 149, pp. 641-651, 2015.
- [1] C.-L. Liu, K. Nakashima, H. Sako, and H. Fujisawa, "Handwritten digit recognition: benchmarking of state-of-the-art techniques," *Pattern recognition*, vol. 36, no. 10, pp. 2271-2285, 2003.
- [2] R. Al-Jawfi, "Handwriting Arabic character recognition LeNet using neural network," *Int. Arab J. Inf. Technol.*, vol. 6, no. 3, pp. 304-309, 2009.
- [3] C. A. Rahman, W. Badawy, and A. Radmanesh, "A real time vehicle's license plate recognition system," in *Advanced Video and Signal Based Surveillance, 2003. Proceedings. IEEE Conference on*, 2003, pp. 163-166: IEEE.
- [4] S. N. Srihari and E. J. Kuebert, "Integration of hand-written address interpretation technology into the united states postal service remote computer reader system," in *Document Analysis and Recognition, 1997., Proceedings of the Fourth International Conference on*, 1997, vol. 2, pp. 892-896: IEEE.
- [5] Y. Le Cun, L. Bottou, and Y. Bengio, "Reading checks with multilayer graph transformer networks," in *Digital Signal Processing, 1997. ICASSP-97., 1997 IEEE International Conference on*, 1997, vol. 1, pp. 151-154: IEEE.
- [6] M. Dehghan and K. Faez, "Farsi handwritten character recognition with moment invariants," in *Digital Signal Processing Proceedings, 1997. DSP 97., 1997 13th International Conference on*, 1997, vol. 2, pp. 507-510: IEEE.
- [7] D. Keysers, T. Deselaers, C. Gollan, and H. Ney, "Deformation models for image recognition," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 29, no. 8, pp. 1422-1435, 2007.
- [8] F. Lauer, C. Y. Suen, and G. Bloch, "A trainable feature extractor for handwritten digit recognition," *Pattern Recognition*, vol. 40, no. 6, pp. 1816-1824, 2007.
- [9] W. Pan, T. D. Bui, and C. Y. Suen, "Isolated handwritten Farsi numerals recognition using sparse and over-complete representations," in *Document Analysis and Recognition, 2009. ICDAR'09. 10th International Conference on*, 2009, pp. 586-590: IEEE.
- [10] P. Zhang, T. D. Bui, and C. Y. Suen, "A novel cascade ensemble classifier system with a high recognition performance on handwritten digits," *Pattern Recognition*, vol. 40, no. 12, pp. 3415-3429, 2007.
- [11] H. Soltanzadeh and M. Rahmati, "Recognition of Persian handwritten digits using image profiles of multiple orientations," *Pattern Recognition Letters*, vol. 25, no. 14, pp. 1569-1576, 2004.
- [12] A. Alaei, U. Pal, and P. Nagabhushan, "Using modified contour features and SVM based classifier for the recognition of Persian/Arabic handwritten numerals," in *Advances in Pattern Recognition, 2009. ICAPR'09. Seventh International Conference on*, 2009, pp. 391-394: IEEE.
- [13] J. Sadri, C. Y. Suen, and T. D. Bui, "Application of support vector machines for recognition of handwritten Arabic/Persian digits," in *Proceedings of Second Iranian Conference on Machine Vision and Image Processing*, 2003, vol. 1, pp. 300-307.
- [14] H. Salimi and D. Giveki, "Farsi/Arabic handwritten digit recognition based on ensemble of SVD classifiers and reliable multi-phase PSO combination rule," *International Journal on Document Analysis and Recognition (IJ DAR)*, vol. 16, no. 4, pp. 371-386, 2013.
- [15] N. A. Arbain, M. S. Azmi, A. K. Muda, N. A. Muda, A. R. J. I. J. o. C. I. S. Radzid, and I. M. Applications, "Offline handwritten digit recognition using triangle geometry properties," vol. 10, pp. 87-97, 2018.
- [16] M. S. Azmi, K. Omar, M. F. Nasrudin, and A. K. Muda, "Fitur Baharu Dari Kombinasi Geometri Segitiga Dan Pengezonan Untuk Paleografi Jawi Digital," *Universiti Kebangsaan Malaysia*, 2013.
- [17] M. J. Parseh, M. J. I. J. o. I. Meftahi, and Graphics, "A new combined feature extraction method for Persian handwritten digit recognition," vol. 17, no. 02, p. 1750012, 2017.
- [18] M. Mohammadpoor, A. Mehdizadeh, and H. A. J. M. J. o. E. E. Noghabi, "A novel method for persian handwritten digit recognition using support vector machine," vol. 12, no. 3, pp. 63-67, 2018.

- [44] T. Nguyen, A. Khosravi, D. Creighton, and S. Nahavandi, "EEG signal classification for BCI applications by wavelets and interval type-2 fuzzy logic systems," *Expert Systems with Applications*, vol. 42, no. 9, pp. 4370-4380, 2015.
- [45] J. M. Mendel and R. B. John, "Type-2 fuzzy sets made simple," *IEEE Transactions on fuzzy systems*, vol. 10, no. 2, pp. 117-127, 2002.
- [46] C. Wagner and H. Hagrass, "Toward general type-2 fuzzy logic systems based on zSlices," *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, vol. 18, no. 4, pp. 637-660, 2010.
- [47] 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, no. 10, pp. 1133-1141, 2007.
- [48] A. Ekbal and S. Saha, "Combining feature selection and classifier ensemble using a multiobjective simulated annealing approach: application to named entity recognition," *Soft Computing*, vol. 17, no. 1, pp. 1-16, 2013.
- [38] L. Saidi, J. B. Ali, and F. Fnaiech, "Application of higher order spectral features and support vector machines for bearing faults classification," *ISA transactions*, vol. 54, pp. 193-206, 2015.
- [39] M. R. Mosavi, M. Khishe, M. J. Naseri, G. R. Parvizi, and A. Mehdi, "Multi-Layer Perceptron Neural Network Utilizing Adaptive Best-Mass Gravitational Search Algorithm to Classify Sonar Dataset," *Archives of Acoustics*, vol. 44, no. 1, pp. 137-151, 2019.
- [40] E. Rashedi, H. Nezamabadi-Pour, and S. Saryazdi, "GSA: a gravitational search algorithm," *Information sciences*, vol. 179, no. 13, pp. 2232-2248, 2009.
- [41] R. Kohavi, "A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection," in *Ijcai*, 1995, vol. 14, no. 2, pp. 1137-1145: Montreal, Canada.
- [42] X. Chen, Y. Li, R. Harrison, and Y.-Q. Zhang, "Type-2 fuzzy logic-based classifier fusion for support vector machines," *Applied Soft Computing*, vol. 8, no. 3, pp. 1222-1231, 2008.
- [43] H. Chaoui and P. Sicard, "Adaptive fuzzy logic control of permanent magnet synchronous machines with nonlinear friction," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 59, no. 2, pp. 1123-1133, 2012.
- 
- <sup>21</sup> Membership function
- <sup>22</sup> Gray-level
- <sup>23</sup> Niblack local thresholding method
- <sup>24</sup> bins
- <sup>25</sup> Archive
- <sup>26</sup> Non-dominated solutions
- <sup>27</sup> Structural Risk Minimization
- <sup>28</sup> Radial Basis Function (RBF)
- <sup>29</sup> Gravitational Search Algorithm
- <sup>30</sup> Exploitation phase
- <sup>31</sup> Misclassification Rate (MR)
- <sup>32</sup> K-fold cross-validation
- <sup>33</sup> Sub-optimal
- <sup>34</sup> General Type-2 Fuzzy Inference System (GT2FIS)
- <sup>35</sup> Type-1 Fuzzy Inference System (T1FIS)
- <sup>36</sup> Accuracy (Acc.)
- <sup>37</sup> Precision (Pre.)
- <sup>38</sup> Recall (Rec.)
- <sup>39</sup> Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems (ANFIS)
- <sup>1</sup> Optical Character recognition (OCR)
- <sup>2</sup> Handwritten digit recognition
- <sup>3</sup> Classification
- <sup>4</sup> Classifier
- <sup>5</sup> Support Vector Machine (SVM)
- <sup>6</sup> Ensemble of classifiers
- <sup>7</sup> Particle Swarm Optimization (PSO)
- <sup>8</sup> Multi-Layer Perceptron Neural Network (MLP)
- <sup>9</sup> Principle Component Analysis (PCA)
- <sup>10</sup> Histogram of Oriented Gradient (HOG)
- <sup>11</sup> Number of branch points
- <sup>12</sup> Chain Code Histogram (CCH)
- <sup>13</sup> concatenate
- <sup>14</sup> Multi-Objective Particle Swarm Optimization
- <sup>15</sup> Nonlinear kernels
- <sup>16</sup> Evolutionary optimization algorithm
- <sup>17</sup> Adaptive Best-Mass Gravitational Search Algorithm (ABGSA)
- <sup>18</sup> Hyper-plane
- <sup>19</sup> Fuzzy Inference System (FIS)
- <sup>20</sup> Interval Type-2 Fuzzy Inference System (IT2FIS)