طراحی خودکار طبقه‌بندی‌کننده‌های فازی بهینه با استفاده از روش بهینه‌سازی گروه ذرات

سیدحمید ظهیری

چکیده: مهم‌ترین موضوع در طراحی طبقه‌بندی‌کننده‌های فازی، تعیین متغیرهای فازی اعم از نوع و مکان توابع عضویت، بخش مقدم و تالی قواعد فازی و تعداد قواعد بهینه می‌باشد. در واقع، اینها پارامترهای ساختاری یک طبقه‌بندی‌کننده فازی هستند که طراح سعی می‌کند با یافتن مقادیر بهینه آنها، به بهترین عملکرد (به‌عنوان مثال بالاترین نرخ تشخیص صحیح) دست یابد. این مسئله را می‌توان به‌صورت یک مسئله جستجو در فضای با ابعاد بالا در نظر گرفت، به‌گونه‌ای که هر نقطه در فضای پاسخ، نشان‌دهنده یک مجموعه قواعد با توابع عضویت خاص می‌باشد که در محل‌های ویژه استقرار یافته‌اند. با این توضیح به نظر می‌رسد الگوریتم‌های ابتکاری (اعم از تکاملی و هوش جمعی)، ابزار مناسبی برای یافتن بهترین پارامترهای یک طبقه‌بندی‌کننده فازی باشند. ویژگی برجسته این روش‌ها این است که با تعریف مناسبی از تابع برازندگی می‌توان تخمین بهینه‌ای از کلیه پارامترهای مؤثر در یک طبقه‌بندی‌کننده فازی را به‌صورت خودکار و بدون نیاز به تنظیم دستی (به‌صورت سعی و خطا) به‌دست آورد. در این مقاله با به‌کارگیری الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرات روشی برای طراحی بهینه یک طبقه‌بندی‌کننده فازی ارائه شده است. روش پیشنهادی قادر است نوع توابع عضویت، محل آنها، قواعد فازی لازم و تعداد آنها را به‌طور هم‌زمان تخمین زده و بدون دخالت کاربر نسبت به بهینه‌سازی آنها اقدام نماید. نتایج به‌دست آمده از آزمایشات مکرر بر روی داده‌های مشهور و مسئله کاربردی طبقه‌بندی اهداف رادار، توانایی روش ارائه‌شده را در استخراج کلیه پارامترهای یک طبقه‌بندی‌کننده فازی در مقایسه با روش‌های مشابه نشان می‌دهد.

کلید واژه: **روش بهینه‌سازی گروه ذرات، طبقه‌بندی‌کننده فازی، توابع عضویت.**

۱- مقدمه

با توجه به این که طبقه‌بندی‌کننده‌های فازی از قواعد شفاهی برای توصیف مسئله استفاده می‌کنند، قابلیت استفاده در کاربردهای گوناگون را دارند. یکی از مهم‌ترین اهداف در طراحی یک طبقه‌بندی‌کننده فازی، تولید قواعد فازی مناسب (از نظر کمی و کیفی) و همچنین توابع عضویت کارامد است. این کار در کاربردهای معمولی به‌صورت دستی و به روش سعی و خطا انجام می‌پذیرد، اما با افزایش ابعاد فضای ویژگی دستیابی به بهترین پارامترهای فازی به‌صورت دستی و با استفاده از روش سعی و خطا معمولاً کاری طاقت‌فرسا و گاه غیر ممکن است. به ویژه این که با افزایش ابعاد فضای ویژگی، تعداد قواعد ممکن و تعداد بهترین توابع عضویت و محل استقرار آنها به‌صورت نمایی افزایش پیدا می‌کند.

تلاش‌هایی برای حل این مسئله پیشنهاد شده است. مثلاً یک رویکرد، استفاده از الگوریتم‌های خوشه‌بندی (مانند الگوریتم خوشه‌بندی c-means، الگوریتم خوشه‌بندی Fuzzy c-means و غیره) و پس از آن نگاشت مرکز هر خوشه به یک قاعده، مطابق با تعریف متغیرهای فازی صورت می‌پذیرد [۱].

یکی دیگر از رویکردهای محققین برای یافتن پارامترهای بهینه فازی، استفاده از روش‌های ابتکاری و الگوریتم‌های زیستی است. Thrift در [۲] و Hwang و Thompson در [۳] با استفاده از روش ژنتیک اقدام به بهینه‌سازی یک کنترل‌کننده فازی نموده‌اند. البته در تحقیق آنها توابع عضویت ثابت است. Homaifar و McCormick در [۴] از الگوریتم ژنتیک برای تنظیم هم‌زمان توابع عضویت و مجموعه قواعد فازی استفاده کرده‌اند. توابع عضویت به شکل مثلثی و قواعد فازی توأماً به‌صورت کروموزوم در الگوریتم ژنتیک کدشده در یک فرایند تکاملی بهترین کروموزوم که حاوی بهترین پاسخ می‌باشد، تخمین زده می‌شود. روند استفاده از روش‌های تکاملی در طراحی سیستم‌های فازی کنترلی و طبقه‌بندی‌کننده‌های فازی با کارهای Yager و Zadeh در [۵]، Lee و Takagi در [۶] و Ishibuchi و همکارانش در [۷] ادامه یافت. آنها توابع عضویت و همه قواعد فازی را به کروموزوم‌های متفاوت کد کردند، اما روش متفاوتی برای کدکردن توابع عضویت مثلثی داشتند. آنها توابع عضویت مجاور را به هم‌پوشانی کامل محدود کردند و همچنین یک تابع عضویت را برای داشتن مرکز ثابت در مرزهای پایین‌تر از محدوده ورودی در نظر گرفتند. به کمک این نوع کدگذاری فقط مراکز $n-۱$ تابع عضویت نیاز به کدشدن دارند.

از دیگر تحقیقات انجام‌شده‌ای که با به خدمت گرفتن روش‌های هوش جمعی اقدام به بهینه‌سازی و طراحی پارامترهای یک سیستم (یا طبقه‌بندی‌کننده فازی) نموده‌اند می‌توان به کارهای Elragal [۸]، Rani و Deepa [۹] و Chen [۱۰] اشاره نمود.

در تمامی روش‌های فوق‌الذکر، تمامی مؤلفه‌های بردارهای ویژگی در قواعد فازی دخالت داشته و در عوامل جستجو کد می‌شوند، اما در هیچ یک از تحقیقات فوق اقدامی نسبت به بهینه‌سازی هم‌زمان همه پارامترهای فازی نشده است. در زمینه اخیر، تلاش‌هایی نظیر آنچه Shimojima و همکارانش در [۱۱] گزارش کرده‌اند، انجام شده است. آنها از تابع برازندگی استفاده کردند که تعداد قواعد را کاهش می‌دهد. همچنین Ishibuchi و همکارانش در [۱۲] مفهوم قواعد اگر- آنگاه فازی توزیع‌شده را معرفی کردند. آنها همه قواعد اگر- آنگاه فازی مربوط به چندین پارتیشن فازیِ متفاوت را به سه مقدار $\{-۱, ۰, ۱\}$ کد کردند و الگوریتم ژنتیک را برای حذف‌کردن قواعد غیر لازم به کار بردند.

سابقه طراحی طبقه‌بندی‌کننده‌های فازی به استفاده از الگوریتم‌های تکاملی محدود نمی‌شود. به‌عنوان مثال در [۱۳] از الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرات (PSO)[1] برای طراحی قواعد کارامد در یک طبقه‌بندی‌کننده

این مقاله در تاریخ ۲۶ دی ماه ۱۳۹۰ دریافت و در تاریخ ۶ مهر ماه ۱۳۹۱ بازنگری شد.

سیدحمید ظهیری، گروه مخابرات و الکترونیک دانشکده مهندسی، دانشگاه بیرجند، بیرجند، (email: hzahiri@birjand.ac.ir).

1. Particle Swarm Optimization

Archive of SID
www.SID.ir

فازی بهره گرفته شده است. اما نحوه تعریف ذرات و تابع برازندگی به‌گونه‌ای است که تنها مقدم‌ها و تالی‌های یک تعداد قواعد پیش‌فرض بهینه می‌شوند و تعداد قواعد، نوع توابع عضویت و محل استقرار آنها باید از قبل تعیین شده باشند. شایان ذکر است که روش بهینه‌سازی گروه ذرات قبلاً کارایی خود را در مسایل مرتبط با بازشناسی الگو، به‌ویژه تخمین ابرصفحه‌ها نشان داده است [۱۴].

بدیهی است که وجود انتخاب‌های متنوع برای طراحی یک طبقه‌بندی کننده فازی، از نوع، تعداد و مکان نوابع عضویت گرفته تا ساختار قواعد فازی و ترکیب مؤلفه‌های بردار ویژگی در مجموعه قواعد فازی فضای بسیار بزرگی از متغیرهای متنوع را پدید می‌آورد که بی‌تردید روش‌های معمول طراحی قادر به یافتن پاسخ بهینه در آن فضای پیچیده نیستند. استفاده از یک روش ابتکاری برای طراحی طبقه‌بندی‌کننده‌های فازی اینجاست که اجتناب‌ناپذیر جلوه می‌کند.

در این مقاله سعی شده است با استفاده از روش بهینه‌سازی گروه ذرات (به‌عنوان یکی از روش‌های مشهور هوش جمعی) راهکاری جدید و مؤثر برای طراحی خودکار و بهینه طبقه‌بندی‌کننده‌های فازی ارائه شود. در روش پیشنهادی نه تنها قواعد بهینه- هم از نظر تعداد و هم از نظر تأثیر- استخراج می‌گردند بلکه به‌طور هم‌زمان، نوع و مکان بهینه توابع عضویت نیز تخمین زده می‌شوند. در واقع نحوه بیان ذرات به‌گونه‌ای است که هر ذره، حاوی اطلاعات مربوط به کلیه پارامترهای فازی یک طبقه‌بندی‌کننده فازی می‌باشد. این اطلاعات عبارتند از نوع و مکان تابع عضویت هر مؤلفه از بردارهای ویژگی، مقدم‌ها و تالی‌های هر قاعده و تعداد لازم قواعد. با توجه به تفاوت تعداد قواعد در ذرات مختلف که هر یک کاندیدی در فضای پاسخ به شمار می‌آید، ابعاد ذرات با یکدیگر متفاوت خواهند بود.

برای بررسی عملکرد روش پیشنهادی، دو مجموعه داده مشهور به همراه مسئله تشخیص خودکار اهداف رادار مورد بررسی قرار گرفته و نتایج حاصل طی آزمایشات زیاد در دو حالت آموزش و آزمایش با روش‌های تنظیم دستی و تکاملی مورد مقایسه قرار گرفته‌اند.

در این مقاله، بخش ۲ به معرفی اجمالی الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرات می‌پردازد. در بخش ۳ مفاهیم کلی و مرتبط با طبقه‌بندی‌کننده‌های فازی معرفی خواهند شد. بخش ۴ در بر دارنده توضیحات مبسوطی در خصوص نحوه به کارگیری روش بهینه‌سازی گروه ذرات برای طراحی طبقه‌بندی‌کننده‌های فازی است. بخش ۵ مقاله به ارائه نتایج آزمایشات و ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی می‌پردازد و نهایتاً نتیجه‌گیری نهایی در بخش ۶ آمده است.

۲- الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرات

روش بهینه‌سازی گروه ذرات (PSO) برای نخستین بار در سال ۱۹۹۵ مطرح شد [۱۵]. این روش با ایجاد یک گروه شامل اجزای کاملاً تصادفی آغاز می‌شود و جستجو در حلقه اصلی و با تکرارهای مداوم صورت می‌گیرد. در این روش، نحوه جستجو در فضای پاسخ از حرکات منظم جمعی پرندگان و ماهی‌ها اقتباس شده است. برای مدل‌سازی 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 باشد. در بعد اول همه اعضای گروه موظف هستند همواره موقعیت خود را با تبعیت از بهترین فرد گروه تغییر دهند و از بعد دوم لازم است تک تک اعضا بهترین موقعیتی را که تاکنون شخصاً تجربه کرده‌اند در حافظه خود نگهداری کرده و تمایلی نیز به سمت چنین موقعیتی داشته باشند، زیرا ممکن است هر یک از اعضا، خود رهبر گروه شوند به‌طوری که بقیه وظیفه تبعیت از آنها را داشته باشند. یکی از گونه‌های مشهور این روش به نام "روش بهینه‌سازی گروه ذرات با وزن اینرسی[1]" بوده و به وسیله دو رابطه زیر بیان می‌شود (اندیس‌های (۱) درست نوشته شده‌اند؟)

$$V_i^{q+1} = \omega V_i^q + c_1\phi_1(P_i^q - Y_i^q) + c_2\phi_2(P_g^q - Y_i^q) \quad (۱)$$

$$Y_i^{q+1} = Y_i^q + V_i^{q+1} \quad (۲)$$

رابطه (۱) تعیین‌کننده سرعت جدید برای هر یک از گروه ذرات است و (۲) نحوه تغییر موقعیت مکانی اجزا را با استفاده از سرعت محاسبه نشان می‌دهد. در این روابط $i = 1,2,\ldots,Pop$ اندیس مشخص‌کننده هر یک از اجزا و Pop اندازه گروه است. $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \ldots, v_{in})$ بردار سرعت iامین جزء گروه، $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \ldots, p_{in})$ بهترین موقعیت دیده‌شده تاکنون توسط iامین جزء، $Y_i = (y_{i1}, y_{i2}, \ldots, y_{in})$ موقعیت فعلی وی بوده و $P_g = (p_{g1}, p_{g2}, \ldots, p_{gn})$ می‌تواند موقعیت بهترین جزء در میان کل گروه باشد که به این حالت "بهترین-کلی[2]" گفته می‌شود. در صورتی که P_g موقعیت بهترین جزء در یک همسایگی تعیین‌شده باشد، روش بهینه‌سازی گروه ذرات را "بهترین- محلی[3]" می‌نامند. واضح است در این حالت چنانچه اندازه همسایگی برابر با اندازه گروه باشد، "بهترین- محلی" به "بهترین- کلی" تبدیل می‌شود. n ابعاد فضا را مشخص می‌کند، q شمارنده تعداد تکرار حلقه اصلی روش بهینه‌سازی گروه ذرات است، ϕ_1 و ϕ_2 دو عدد تصادفی با توزیع یکنواخت در بازه $[0,1]$ هستند و c_1 و c_2 دو عدد ثابت مثبت بوده و به‌ترتیب "پارامتر فردی[4]" و "پارامتر اجتماعی[5]" نام دارند. در کاربردهای معمولی هر دوی این ضرایب برابر با ۲ انتخاب می‌شوند. ω وزن اینرسی نام داشته و به جهت ایجاد توازن لازم بین یافتن پاسخ کلی و محلی در (۲) وارد شده است. معمولاً مقادیر زیاد ω معنای تأکید بر جستجو برای پاسخ کلی است و مقادیر کم آن معنای جستجو برای یافتن پاسخ‌های محلی را در بر دارد. به همین دلیل اتخاذ استراتژی تغییر کاهش خطی وزن اینرسی (ω) از مقادیر نسبتاً زیاد ۰/۹ به مقادیر کم ۰/۴ جهت نیل به یک جستجوی مؤثر پیشنهاد شده است ([۱۶] و [۱۷]).

۳- طبقه‌بندی‌کننده‌های فازی

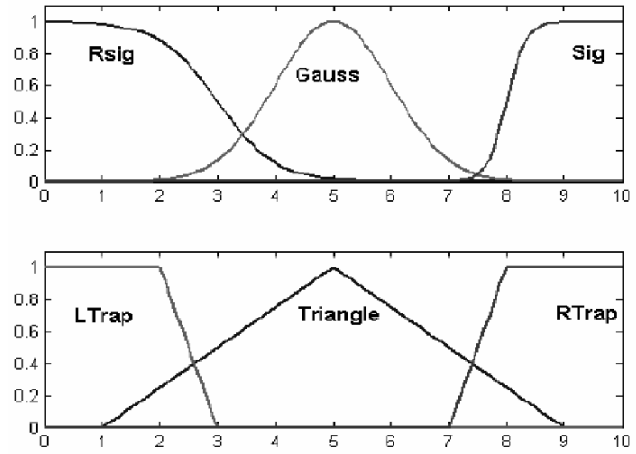
منطق فازی به‌عنوان ابزاری مفید و کارامد برای توصیف، اندازه‌گیری و کنترل مفاهیم غیر قطعی به شمار می‌رود. این منطق شامل مجموعه‌های فازی است که یک راه برای بیان عدم قطعیت و استدلال تقریبی است و یک روش نظام‌مند محاسباتی برای بحث در مورد اطلاعات زبان‌شناختی فراهم می‌آورد. این تئوری بر مبنای محاسبات عددی بر روی مقادیر تولیدشده توسط تابع عضویت برای هر یک از متغیرهای زبان‌شناختی عمل می‌نماید.

استفاده از این ابزار در بحث بازشناسی الگو سبب پیدایش طبقه‌بندی کننده‌های توصیفی کارامدی شده است که به‌عنوان طبقه‌بندی‌کننده‌های فازی شناخته می‌شوند [۷]. در طبقه‌بندی‌کننده‌های فازی قواعد توصیفی در فضای ویژگی با مفاهیم و مجموعه‌های فازی بیان شده و تصمیمات

1. PSO with Inertia Weight
2. G-Best
3. L-Best
4. Cognitive Parameter
5. Social Parameter

Archive of SID

www.SID.ir



شکل ۱: توابع عضویت Left - trapezoidal، Right - trapezoidal، Triangle، Gaussian، Sigmoid و Reverse - sigmoid.

لازم برای تعلق یک الگو به یک کلاس خاص توسط همین قواعد اتخاذ می‌شود. در ادامه این بخش پارامترهای اصلی و پایه یک طبقه‌بندی‌کننده فازی شامل توابع عضویت و قواعد فازی توضیح داده می‌شود.

۳-۱ توابع عضویت

بر خلاف منطق دو دودویی ارسطویی، میزان عضویت یک کمیت فازی با کمیتی بین ۰ و ۱ بیان می‌شود که توسط یک تابع عضویت نشان داده می‌شود. این تابع عضویت می‌تواند به‌صورت خطی یا غیر خطی باشد. معمولاً از توابع زیر به‌عنوان توابع عضویت استفاده می‌شود. تعاریف این توابع عضویت در این مقاله به‌صورت زیر آورده شده و فرم آنها در شکل ۱ نمایش داده شده است.

۱) تابع عضویت چپ- ذوزنقه

$$LTrap-MF(x)=\begin{cases}1 & \text{if } x<a\\ \dfrac{b-x}{b-a} & \text{if } a\le x\le b\\ 0 & \text{if } x>b\end{cases}$$

۲) تابع عضویت راست- ذوزنقه

$$RTrap-MF(x)=\begin{cases}0 & \text{if } x<a\\ \dfrac{x-a}{b-a} & \text{if } a\le x\le b\\ 1 & \text{if } x>b\end{cases}$$

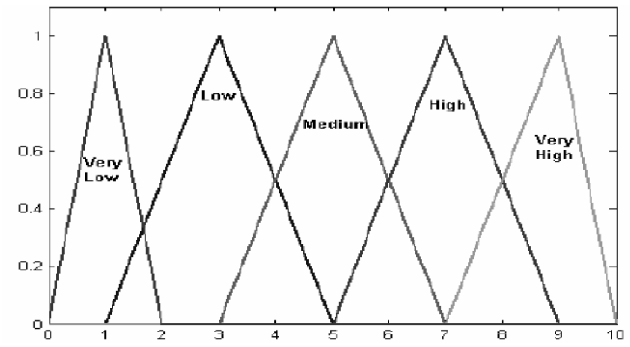
۳) تابع عضویت مثلثی

$$Triangle-MF(x)=\begin{cases}0 & \text{if } x<a\\ 2\dfrac{x-a}{b-a} & \text{if } a\le x\le \dfrac{b+a}{2}\\ 2\dfrac{b-x}{b-a} & \text{if } \dfrac{b+a}{2}\le x\le b\\ 0 & \text{if } x>b\end{cases}$$

۴) تابع عضویت گاوسی

$$Gaussian-MF(x)=e^{-0.5y^2}$$

$$y=\frac{x-a}{b-a}-4$$



شکل ۲: متغیر فازی با توابع عضویت مثلثی.

۵) تابع عضویت Sigmoid

$$Sig-MF(x)=\frac{1}{1+e^{-y+6}}$$

$$y=12\frac{x-a}{b-a}$$

۶) تابع عضویت Reverse-sigmoid

$$Rsig-MF(x)=1-Sig-MF(x)$$

همان طور که مشاهده می‌شود با تعریف توابع عضویت به شکل فوق هر تابع عضویت را می‌توان توسط دو مقدار (مقدار نقطه شروع a و مقدار نقطه انتهایی b) بیان کرد.

از نظر تئوری هر متغیر فازی می‌تواند تعداد بسیاری مجموعه فازی با هر تابع عضویتی داشته باشد. اما معمولاً سه، پنج، هفت و نه مجموعه فازی برای هر متغیر فازی استفاده می‌شود. شکل ۲ یک متغیر فازی را با توابع عضویت مثلثی نشان می‌دهد.

۳-۲ قواعد فازی

شکل کلی یک قاعده فازی در یک طبقه‌بندی‌کننده فازی به‌صورت زیر است

if x_1 is $A_{1,k}$ and x_2 is $A_{2,k}$ and x_3 is $A_{3,k}$ ……
and x_n is $A_{n,k}$ then y is C_k

که در آن y، متغیر خروجی فازی است و x_i، iامین مؤلفه از بردار ویژگی (متغیر فازی ورودی) است. A_iها مقادیر فازی متناظر با ورودی‌ها بوده و توسط کمیت‌های فازی متناظر با توابع عضویت آنها بیان می‌شوند. C_k نیز kامین کلاس مرجع است. بخش مقدم قواعد فازی توسط عملگر AND فازی ترکیب شده‌اند. اگرچه از عملگرهای فازی دیگر (مانند OR) نیز می‌توان استفاده کرد. با توجه به این که در اغلب تحقیقات مربوط به استخراج قواعد فازی تنها از عملگر AND استفاده شده است، در این مقاله نیز از از همین اپراتور برای ترکیب مؤلفه‌های بردارهای ویژگی استفاده می‌شود.

در طرح یک طبقه‌بندی‌کننده فازی انجام مراحل زیر اجتناب‌ناپذیر است:

۱) فازی‌سازی متغیرهای ورودی.

۲) تعیین قواعد مؤثر فازی مؤثر و کارامد اعم از تعیین مقدم‌های مفید و تالی‌های آنها.

۳) استفاده از غیر فازی‌سازی برای مقدار خروجی هر متغیر.

۴) تصمیم‌گیری مطابق با مقادیر خروجی.

تعیین مقادیر و توابع عضویت فازی با توجه به مقدار و محدوده تغییرات

Archive of SID

www.SID.ir

b۳	a۳	عدد ۱ تا ۶	b۲	a۲	عدد ۱ تا ۶	b۱	a۱	عدد ۱ تا ۶

شکل ۳: نحوه توصیف یک مؤلفه از بردار ویژگی.

ورودی‌ها و خروجی‌ها، فازی‌سازی[1] نام دارد. هر ورودی ممکن است یک یا بیشتر از یک مجموعه فازی از کمیت فازی متناظر با خود را فعال کند.

شاید پر طرفدارترین روش فازی‌زدایی[2] محاسبه مرکز جسم[3] باشد. بر طبق این روش بر اساس مقادیر خروجی تصمیمات قابل درکی برای حل مسئله می‌توان گرفت. برای مثال در یک مسئله طبقه‌بندی M کلاسه، محدوده متغیر خروجی از یک طبقه‌بندی‌کننده فازی می‌تواند به M بخش توزیع‌شده یکسان تقسیم شود. در این صورت اگر مقدار خروجی استنتاج‌شده در iامین بخش قرار گیرد، الگوی ورودی متعلق به کلاس i است. همین رویکرد برای ساخت طبقه‌بندی‌کننده‌های فازی در این مقاله در نظر گرفته شده است.

٤- نحوه به‌کارگیری روش بهینه‌سازی گروه ذرات در استخراج کلیه پارامترهای بهینه یک طبقه‌بندی‌کننده فازی

فرض کنیم که مسئله طبقه‌بندی الگوی ما یک مسئله M کلاسه در فضای ویژگی n بعدی با مقادیر پیوسته باشد. مجدداً فرم یک قاعده فازی را که در ابتدای بخش ۳-۲ نیز ذکر شد در نظر بگیرید

if x_1 is $A_{1,k}$ and x_2 is $A_{2,k}$ and x_3 is $A_{3,k}$ …… and x_n is $A_{n,k}$ then y is C_k

در اینجا $X=(x_1,x_2,\ldots,x_n)$ بردار ویژگی و هر A_i یک کمیت فازی برگرفته از توابع عضویت متناظرش می‌باشد. همان طور که در بخش قبلی ذکر شد، محدوده متغیر خروجی قاعده به M بخش توزیع‌شده یکسان، تقسیم شده و هر محدوده به منزله تعلق بردار ویژگی ورودی به یک کلاس خاص است. به عبارت بهتر اگر مقدار خروجی استنتاج‌شده در داخل iامین بخش آن محل تعیین شود، الگوی ورودی متعلق به کلاس i است. برای مثال برای مسئله طبقه‌بندی ۳کلاسه، بازه خروجی به ۳ ناحیه فازی Low، Medium و High تقسیم می‌شود که به‌ترتیب بیانگر کلاس‌های ۱، ۲ و ۳ می‌باشند.

٤-۱ نحوه بیان ذرات

بدیهی است که برای به خدمت گرفتن روش‌های ابتکاری در حل یک مسئله، ابتدا باید بیان مناسبی از عامل‌های روش اتخاذشده در فضای پاسخ ارائه کرد. در الگوریتم PSO این عوامل ذراتی هستند که در فضای پاسخ توزیع شده‌اند.

با توجه به این که مسئله مطرح‌شده در این تحقیق، یافتن بهترین قواعد با تعداد بهینه و بهترین توابع عضویت در یک طبقه‌بندی‌کننده فازی است، روشن است که هر ذره باید در بر دارنده چنین اطلاعاتی بوده و خود یک کاندید از فضای پاسخ مسئله باشد. به عبارت دیگر، هر ذره باید شامل همه اطلاعات مورد نیاز در مورد مجموعه قواعد و توابع عضویت باشد.

برای توضیح بیشتر، یک مسئله طبقه‌بندی با بردارهای ویژگی دوبعدی و سه کلاس مرجع را در نظر بگیرید. فرض کنید هر مؤلفه از بردار ویژگی با سه کمیت فازی High، Medium و Low بیان شود.

می‌توان هر یک از حالات فوق را با اعداد ۱ تا ۳ کد کرد. عدد صحیح صفر برای عدم حضور یک ترم و علامت منفی برای کدکردن ترم not در نظر گرفته می‌شود. برای مثال قاعده زیر را در نظر بگیرید

"if x_1 is not Low and x_2 is not Medium and x_3 is High, then y is High"

این قاعده می‌تواند به‌صورت (۳۰۳۳-۲-) کد شود. در مجموع ۶ نوع توابع عضویت که در بخش ۳-۱ تعریف شده به‌عنوان کاندیدای توابع عضویت در نظر گرفته می‌شوند که هر یک از آنها توسط یک عدد صحیح از ۱ تا ۶ بیان می‌گردند. یک تابع عضویت به‌طور کامل توسط ۳ مقدار نقطه شروع a، نقطه انتهایی b و ارزش نوع تابع عضویت تعیین می‌شود. اعداد صحیح برای نشان‌دادن نوع توابع عضویت و اعداد حقیقی برای نمایش a و b به کار گرفته می‌شوند. فرض کنید متغیر x دارای بازه تغییرات [SE] بوده و دارای n مجموعه فازی باشد. اگر توابع عضویت فازی به‌طور یکنواخت بین بازه مذکور و با همپوشانی یکنواخت توزیع شوند، آنگاه نقطه مرکزی C_i از iامین تابع عضویت به‌صورت زیر تعیین می‌شود

$$C_i = S + i \times Step$$

که در آن $Step$ به‌صورت زیر است

$$Step = \frac{E-S}{n+1}$$

ما نقطه شروع a_i از تابع عضویت را برای بین C_{i-1} و C_i و نقطه انتهایی b_i از تابع عضویت را بین C_i و C_{i+1} محدود می‌کنیم.

با توجه به توضیحات فوق، اکنون می‌توان به روشنی ساختار یک ذره را توضیح داد. یک ذره به‌صورت یک بردار دارای چند قسمت با معانی مختلف است که نهایتاً به یکدیگر الصاق شده و بردار کلی ذره را می‌سازند.

مجدداً همان مسئله طبقه‌بندی با بردارهای ویژگی دوبعدی و سه کلاس مرجع را در نظر بگیرید. قسمت نخست یک ذره در بردارنده اطلاعات مربوط به نوع و مکان توابع عضویت هر مؤلفه است. شکل ۳ نحوه توصیف یک مؤلفه از بردار ویژگی را نشان می‌دهد.

در شکل ۳ در محل مربوط به خانه‌های اول، سوم و ششم نوع تابع عضویت یک مؤلفه تعیین می‌شود. یادآوری می‌شود که با توجه به توضیحات بخش ۳-۱ در این تحقیق، ۶ نوع تابع عضویت می‌تواند برای هر کمیت فازی انتخاب شود. دو عدد بعد از هر یک از خانه‌های مذکور، نقاط شروع و پایان تابع عضویت انتخاب‌شده را مشخص می‌کنند. با توجه به این که در این تحقیق از سه مفهوم High، Medium و Low برای بیان کمیت‌های فازی استفاده شده است، پس ۶ خانه مذکور اطلاعات کامل مربوط به بیان یک مؤلفه در فضای ویژگی را دارد.

مطابق با شکل ۳ همه مؤلفه‌ها (در این مثال دو مؤلفه) را کد کرده و به یکدیگر ضمیمه می‌کنیم. پس از بیان مؤلفه‌ها به‌صورت فوق، نوبت به بیان قواعد می‌رسد. توضیحات ارائه‌شده در قسمت اول همین بخش تا حدود زیادی به درک نحوه کدینگ قواعد در بردار ذرات کمک می‌کند. همان طور که در آنجا ذکر شد، وجود یک مؤلفه از فضای ویژگی در یک قاعده با اعداد ۳- تا ۱- (برای حالت نقیض) و اعداد ۱ تا ۳ (برای حالت تأثیر مثبت) بیان می‌شوند. عدد صفر برای زمانی استفاده

1. Fuzzification
2. Defuzzification
3. Centroid

Archive of SID

www.SID.ir

می‌شود که مؤلفه مذکور در قانون مربوطه حضور ندارد. برای مثال فعلی (طبقه‌بندی سه‌کلاسه با بردارهای ویژگی دوبعدی) نحوه بیان قاعده "if x_1 is Low and x_2 is not Medium, then y is High" به فرم زیر است

۳	-۲	۱

قواعد لازم دیگر نیز به همین روش بیان شده و نهایتاً همه رشته‌های مربوط به آنها به یکدیگر ضمیمه شده و ضمن ساختن مجموعه قواعد لازم به انتهای بردار مربوط به بیان مؤلفه‌های بردار ویژگی الصاق می‌گردد. به این ترتیب، ساختار کامل مربوط به یک ذره که در حقیقت در بر دارنده کلیه اطلاعات لازم در خصوص طبقه‌بندی‌کننده فازی می‌باشد، شکل می‌گیرد.

یکی از نکات مهمی که باید در همین جا به آن اشاره کرد این است که طبق تعریف فوق و توضیحات ارائه‌شده، برخی مؤلفه‌های اجزا اعداد صحیح و برخی اعداد حقیقی می‌باشند. در هنگام به‌روزرسانی و تغییر مقدار اجزا در مؤلفه‌هایی که مقدار آنها باید اعداد صحیح باشند، چنانچه به اعداد حقیقی برخورد شود از تابع round(.) استفاده می‌گردد.

نکته بسیار مهم دیگری که باید در مورد آن توضیح داد نحوه دستیابی به تعداد قواعد بهینه است. این هدف با تولید تصادفی ذرات با طول‌های متفاوت در ابتدای الگوریتم قابل دستیابی است. مثلاً اگر تعداد ذرات گروه را ۴۰ و تعداد قواعد بهینه را بین ۱ تا ۱۰ در نظر بگیریم، در هنگام تولید تصادفی ذرات، عدد ۴۰ را به‌صورت مساوی بین تعداد قواعد مختلف تقسیم می‌کنیم. بدیهی است برای مثال مذکور برای هر حالت، ۴ ذره به‌صورت تصادفی تولید می‌شود و قطعاً این ذرات دارای ابعاد مختلف هستند. این تفاوت ابعاد فقط در تعداد قوانین مورد استفاده است و در قسمت‌های ابتدایی (جایی که مربوط به توصیف مؤلفه‌های بردار ویژگی است) همه ذرات دارای ابعاد یکسانی می‌باشند. با توجه به این که در طی فرایند جستجو کلیه ذرات با تعداد قوانین مختلف دخالت دارند، نهایتاً در انتها تعداد قواعد بهینه نیز در کنار مجموعه قواعد و نوع و مکان توابع عضویت به دست خواهد آمد.

اما در فرایند جستجو، طبق (۱) و (۲) گاه به حالاتی برخورد می‌شود که بردارهای با طول‌های نامساوی تحت اعمال ریاضی تفریق یا جمع قرار می‌گیرند. با توجه به این که در طی انجام عملیات استخراج قواعد و پارامترهای فازی اطلاعی از تعداد قواعد بهینه نهایی در دست نیست، ما همه حالات ممکن در تعامل بین ذرات با ابعاد مختلف (یعنی با تعداد قواعد مختلف) را در نظر می‌گیریم. توضیح این که یک بار به انتهای بردار ذره با ابعاد کمتر صفر اضافه می‌کنیم. واضح است پس از انجام تفریق ذره جدیدی به وجود می‌آید که دارای قواعد بیشتری است (که برابر است با تعداد قواعد ذره بزرگ‌تر). بار دیگر از انتهای ذره با ابعاد بیشتر به تعداد لازم قاعده حذف می‌کنیم تا ابعاد آن با ابعاد ذره کوچک‌تر برابر شود. سپس دو ذره را در فرایند اعمال ریاضی قرار می‌دهیم. این بار ذره جدیدی به دست می‌آید که دارای قواعدی کمتر (برابر با تعداد قواعد ذره کوچک‌تر) است. از بین دو ذره حاصل‌شده، ذره‌ای که دارای برازندگی بهتری است انتخاب و دیگری حذف می‌شود.

۴-۲ تعریف تابع برازندگی

در این تحقیق تابع برازندگی که برای رسیدن به بهترین طبقه‌بندی کننده فازی تعریف می‌شود عبارت است از نرخ تشخیص صحیح داده‌های آموزشی

$$fit_1(P_i) = (T - Miss(P_i))/T \quad (۳)$$

که P_i نشان‌دهنده iامین جزء، $Miss(P_i)$ تعداد نقاط آموزشی است که توسط P_i به اشتباه طبقه‌بندی شده است، T تعداد کل نقاط آموزش و $fit_1(P_i)$ مقدار تابع برازندگی P_i برای دستیابی به نرخ تشخیص صحیح ماکزیمم است.

۵- نتایج عملی و ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی

در این بخش به گزارش نتایج به‌دست آمده از حل سه مسئله تشخیص الگو با طبقه‌بندی‌کننده‌های فازی طراحی‌شده به وسیله روش بهینه‌سازی گروه ذرات (که نام آن را PSF - classifier[1] می‌گذاریم) و مقایسه این نتایج با دو طبقه‌بندی‌کننده دیگر می‌پردازیم. دو طبقه‌بندی‌کننده دیگر عبارتند از یک طبقه‌بندی‌کننده فازی که پارامترهای آن به‌صورت دستی و به روش سعی و خطا بهینه شده است و به اختصار MF - classifier[2] نامیده می‌شود و دیگری طبقه‌بندی‌کننده فازی که به وسیله روش تکاملی الگوریتم ژنتیک طراحی شده است و به نام GAF - classifier خوانده می‌شود). انتخاب دو طبقه‌بندی‌کننده اخیر برای ارائه نتایج مقایسه‌ای با این هدف صورت گرفته است که اولاً اهمیت به خدمت گرفتن یک روش طراحی بهینه برای دستیابی به بهترین پارامترهای یک طبقه‌بندی‌کننده فازی و عدم توانایی تنظیم آنها به روش سعی و خطا آشکار شود و ثانیاً رقابت روش پیشنهادی که مبتنی بر هوش جمعی می‌باشد با روش ابتکاری مشهور و پرکاربرد دیگر یعنی الگوریتم ژنتیک مورد بررسی قرار گیرد.

دو مسئله متداول در تشخیص الگو به همراه یک زمینه خاص کاربردی، مسایل برگزیده در این تحقیق هستند. دو مسئله متداول عبارتند از طبقه‌بندی داده‌های گل‌های زنبق[3] و طبقه‌بندی داده‌های انواع شراب[4] و مسئله کاربردی خاص عبارت است از "تشخیص خودکار اهداف رادار[5]" (رادار در پاورقی تیامده است) که ذیلاً در مورد هر یک توضیح می‌دهیم.

داده‌های گل‌های زنبق: داده‌های گل‌های زنبق شامل ۵۰ اندازه‌گیری از ۴ ویژگی سه نوع گل زنبق به نام‌های Setosa، Versicolor و Vergenica است [۱۸]. این ویژگی‌ها عبارتند از طول کاسبرگ، عرض کاسبرگ، طول گلبرگ و عرض گلبرگ. بنابراین در این مسئله سه کلاس موجود است و هر کلاس دارای ۵۰ الگو با بردارهای ویژگی چهاربعدی است.

داده‌های انواع شراب: این مجموعه متشکل از آنالیز شیمیایی عناصر رشد داده شده شراب‌های یکسان در شرایط مساوی است [۱۹]. بردارهای ویژگی دارای ۱۳ مؤلفه الکل، اسید مالیک ($C_4H_6O_5$)، اش[6]، میزان الکالین‌بودن اش، منیزیم، فنل[7] مجموع، فلامانوئیدها[8]، فنل‌های غیر فلامانوئیدی، پرونتوکیانین[9]، شدت رنگ، مشخصه ظاهری، میزان OD۲۸۰/OD۳۱۵ شراب‌های رقیق‌شده و پرولین[10]

1. Particle Swarm Fuzzy Classifier
2. Manual Fuzzy Classifier
3. Iris Data
4. Wine Data
5. Automatic Target Recognition
6. Ash
7. Phenol
8. Flamanoids
9. Proanthocyanin
10. Proline

Archive of SID

www.SID.ir

جدول ۱: متوسط نرخ تشخیص صحیح برای داده‌های آموزشی و آزمایشی به همراه متوسط تعداد قواعد استخراج‌شده برای طبقه‌بندی‌کننده‌های فازی در هر روش برای داده‌های گل‌های زنبق.

	GAF-classifier		MF-classifier		PSF-classifier	
	متوسط تعداد قواعد = ۳٫۲۴		متوسط تعداد قواعد = ۵٫۴۷		متوسط تعداد قواعد = ۲٫۵۰	
	نقاط آزمایش	نقاط آموزش	نقاط آزمایش	نقاط آموزش	نقاط آزمایش	نقاط آموزش
متوسط نرخ تشخیص صحیح (٪)	۹۵٫۴	۹۹٫۰	۸۹٫۷	۹۷٫۵	۹۶٫۸	۹۸٫۸

جدول ۲: متوسط نرخ تشخیص صحیح برای داده‌های آموزشی و آزمایشی به همراه متوسط تعداد قواعد استخراج‌شده برای طبقه‌بندی‌کننده‌های فازی در هر روش برای داده‌های شراب.

	GAF-classifier		MF-classifier		PSF-classifier	
	متوسط تعداد قواعد = ۵٫۵۰		متوسط تعداد قواعد = ۸٫۴۷		متوسط تعداد قواعد = ۴٫۴۲	
	نقاط آزمایش	نقاط آموزش	نقاط آزمایش	نقاط آموزش	نقاط آزمایش	نقاط آموزش
متوسط نرخ تشخیص صحیح (٪)	۹۴٫۸	۹۶٫۰	۸۷٫۷	۹۳٫۲	۹۴٫۰	۹۶٫۳

هستند. در مجموع ۱۷۸ الگو از سه کلاس مجزا در این مجموعه داده وجود دارد.

طبقه‌بندی خودکار اهداف رادار: طبقه‌بندی‌کننده خودکار اهداف رادار یکی از مسایل کاربردی تشخیص الگو است که هدف از آن تجهیز رادارهای موج پیوسته به سیستمی است که بتوان با آن علاوه بر موقعیت و سرعت هدف به نوع هدف نیز آگاهی پیدا کرد. روش‌های متفاوتی به این منظور معرفی شده‌اند که از آن جمله می‌توان به استفاده از سطح مقطع راداری[1]، فرکانس‌های تشدید اهداف، تغییرات قطبش[2] سیگنال الکترومغناطیسی بازگشتی از هدف و مدولاسیون قسمت‌های چرخان اهداف بر روی سیگنال ارسالی رادار اشاره کرد که به‌ترتیب در [۲۰] تا [۲۳] گزارش شده‌اند.

در این تحقیق از روش مدولاسیون قسمت‌های چرخان اهداف استفاده شده است. اغلب اهداف دارای قسمت‌های چرخنده‌ای هستند که بر روی سیگنال سینوسی ارسالی رادار نوعی عمل مدولاسیون انجام می‌دهند. پره‌های موتورهای جت، ملخ هواپیما و هلیکوپتر مثال‌هایی از قسمت‌های چرخان اهداف مختلف هستند.

یک مدل ریاضی با دقت خوب برای شبیه‌سازی سیگنال‌های بازگشتی از قسمت‌های چرخان هواپیما در [۲۴] پیشنهاد شده است. این مدل تئوری با استفاده از ویژگی‌های توپولوژیک قسمت‌های چرخان و برخی پارامترهای دیگر سیگنال برگشتی از هدف را به دست می‌دهد. با استفاده از این مدل ابتدا سیگنال بازگشتی از ۱۰ هدف مرجع را در زاویه دید 20^{o} شبیه‌سازی می‌شوند (اهداف مرجع همان‌هایی هستند که در [۲۵] و [۱۴] استفاده شده‌اند). پس از نمونه‌برداری از سیگنال شبیه‌سازی شده، اقدام به اعمال تبدیل فوریه سریع (FFT)[3] ۱۲۸نقطه‌ای روی سیگنال حاصل می‌شود. بردارهای ویژگی در واقع همین بردارهای ۱۲۸بعدی به‌دست آمده از تبدیل فوریه سریع روی سیگنال‌های نمونه‌برداری شده در حوزه زمان هستند.

۵-۱ نتایج طبقه‌بندی داده‌های مرجع گل‌های زنبق و شراب

این قسمت شامل طبقه‌بندی داده‌های گل‌های زنبق، شراب و اهداف رادار به‌وسیله ۳ طبقه‌بندی‌کننده فازی PSF-classifier، MF-classifier و GAF-classifier می‌باشد. همان طور که در ابتدای همین بخش ذکر شد، PSF-classifier یک طبقه‌بندی‌کننده فازی طراحی‌شده به روش پیشنهادی است، MF-classifier یک طبقه‌بندی‌کننده فازی بهینه‌شده به‌صورت دستی است و GAF-classifier یک طبقه‌بندی‌کننده فازی طراحی‌شده به وسیله الگوریتم ژنتیک و مطابق با روش پیشنهادشده در [۲۶] می‌باشد. کلیه نرم‌افزارها در محیط MATLAB ۷٫۰ نوشته شده‌اند. جمعیت تصادفی اولیه برای طبقه‌بندی‌کننده‌های PSF-classifier و GAF-classifier، ۴۰ در نظر گرفته شده است. سایر ویژگی‌های طبقه‌بندی‌کننده‌ها دقیقاً همان‌هایی هستند که در تحقیقات یادشده گزارش شده‌اند. داده‌های آموزشی در کلیه شبیه‌سازی‌ها کاملاً به‌صورت تصادفی و به تعداد مساوی از هر کلاس انتخاب شده‌اند. بقیه داده‌های موجود به‌عنوان داده‌های آزمایشی تلقی شده‌اند. با توجه به طبیعت تصادفی روش‌های هوش جمعی و تکاملی، آزمایشات برای ۱۰ بار تکرار و نتایج مربوطه گزارش شده‌اند. در مورد MF-classifier داده‌های مربوطه در اختیار ۱۰ علاقه‌مند به زمینه شناسایی الگو قرار گرفت و از آنها خواسته شد که با مشاهده نحوه توزیع آماری الگوها در فضای ویژگی و با استخراج قواعد مناسب فازی (از نظر کمی و کیفی) و توابع عضویت مناسب و مبتنی بر شواهد عینی اقدام به ارائه طبقه‌بندی‌کننده فازی بهینه‌ای که به‌صورت دستی پارامترهای آن تنظیم شده است، بنمایند.

جداول ۱ و ۲ به‌ترتیب نتایج مقایسه‌ای طبقه‌بندی داده‌های گل‌های زنبق و داده‌های شراب را برای ۱۲۰ داده آموزشی (۴۰ نمونه از هر کلاس) در بر دارد. داده‌های آموزشی کاملاً به‌صورت تصادفی انتخاب شده‌اند.

این جداول شاخص‌های "متوسط نرخ تشخیص صحیح" و "متوسط تعداد قواعد استخراج‌شده" به‌دست آمده از سه نوع طبقه‌بندی‌کننده فازی مستخرج از سه روش بهینه‌سازی ذرات گروه (که همان روش پیشنهادی یعنی PSF-classifier می‌باشد)، روش ژنتیک (یعنی GAF-classifier) و روش سعی و خطا (یعنی MF-classifier) را در بر دارند. این مقادیر هم برای داده‌های آموزشی و هم برای داده‌های آزمایشی گزارش شده‌اند.

مقادیر گزارش‌شده در جداول ۱ و ۲ دارای معانی قابل توجهی هستند:

- عملکرد MF-classifier هم در مواجهه با داده‌های گل‌های زنبق و هم در مسئله طبقه‌بندی داده‌های شراب از دو روش دیگر بدتر است. یعنی این که در این نوع طراحی، طبقه‌بندی‌کننده فازی به‌دست آمده هم از تعداد قواعد بیشتری برخوردار است و هم نرخ تشخیص پایین‌تری- چه در داده‌های آموزشی و چه در داده‌های آزمایشی- را داراست. با یادآوری این مطلب که در MF-classifier استخراج یک طبقه‌بندی‌کننده فازی (چه از نظر قواعد و چه از نظر

1. Radar Cross Section
2. Polarization
3. Fast Fourier Transform

Archive of SID

www.SID.ir

جدول ۳: متوسط نرخ تشخیص صحیح نقاط آموزش (٪)، به همراه متوسط تعداد قواعد استخراج‌شده در طبقه‌بندی اهداف رادار برای ۸۰ داده آموزشی در نسبت‌های مختلف سیگنال به نویز.

	نسبت‌های سیگنال به نویز (dB)					
	−۵		۵		۱۰	
	ARS	ANR	ARS	ANR	ARS	ANR
PSF-classifier	۵۰٫۴	۱۴٫۹	۸۰٫۷	۱۶٫۴	۸۹٫۷	۱۶٫۵
MF-classifier	۴۶٫۵	۲۵٫۷	۶۳٫۷	۳۰٫۱	۷۰٫۲	۳۲٫۳
GAF-classifier	۵۲٫۶	۱۸٫۷	۷۸٫۷	۱۵٫۳	۸۴٫۶	۱۷٫۳

توابع عضویت) به‌صورت سعی و خطا صورت می‌گیرد، و با مشاهده نتایج حاصل لزوم استفاده از روش‌های هوشمند برای طراحی طبقه‌بندی‌کننده‌های فازی آشکار می‌شود.

- در رقابت بین روش ژنتیک و روش بهینه‌سازی گروه ذرات در طراحی خودکار طبقه‌بندی‌کننده‌های فازی، با توجه به شاخص‌های ارائه‌شده در جداول ۱ و ۲ باید گفت از نظر سادگی ساختار طبقه‌بندی‌کننده‌های فازی (به‌عبارت بهتر از نظر تعداد قواعد)، روش پیشنهادی که مبتنی بر روش بهینه‌سازی گروه ذرات است از تعداد قواعد کمتری برای طبقه‌بندی برخوردار است. اما در شاخص "نرخ تشخیص صحیح" برای نقاط آموزش در داده‌های گل‌های زنبق و برای داده‌های آزمایش در داده‌های شراب، GAF-classifier، الگوریتم پیشنهادی را پشت سر می‌گذارد. گفتنی است با مد نظر قرار دادن همین شاخص، روش پیشنهادی یعنی PSF-classifier در فاز آزمایش برای داده‌های گل‌های زنبق و در فاز آموزش برای داده‌های شراب، علی‌رغم استفاده از تعداد قواعد کمتر از روش ژنتیک پیشی می‌گیرد. البته تفاوت نرخ تشخیص بین دو روش یادشده در هر دو مجموعه داده، چشمگیر نیست.

قضاوت نهایی را می‌توان چنین بیان کرد که روش پیشنهادی، علی‌رغم این که تعداد قواعد کمتری را استخراج و استفاده می‌کند، در نرخ تشخیص صحیح برای داده‌های گل‌های زنبق و شراب دارای عملکردی تقریباً یکسان با روش ژنتیک می‌باشد.

برای بررسی بیشتر و مقایسه معنادارتر، روش‌های فوق را در معرض یک مسئله عملی بازشناسی الگو با ابعاد بالا و کلاس‌های مرجع دارای تداخل زیاد قرار می‌دهیم. این مسئله بازشناسی خودکار اهداف رادار است که ذیلاً به آن پرداخته می‌شود.

۵-۲ نتایج طبقه‌بندی داده‌های رادار

در مسئله طبقه‌بندی اهداف رادار، سیگنال‌های بازگشتی از اهداف معرفی‌شده در [۲۵] و [۱۴] با افزودن توان‌های مختلفی از نویز سفید گاوسی شبیه‌سازی می‌شوند. در مجموع از هر هدف، ۱۰۰ داده در زاویه دید ۱۰ درجه تولید و از ۸۰ داده به‌عنوان داده‌های آموزشی و از بقیه برای آزمایش استفاده می‌شود. جداول ۳ و ۴ به‌ترتیب مقادیر متوسط نرخ تشخیص صحیح (ARS)[1] برای داده‌های آموزشی و آزمایشی حاصل از اعمال طبقه‌بندی‌کننده‌های فازی PSF-classifier، MF-classifier و GAF-classifier را در نسبت‌های مختلف سیگنال به نویز نشان می‌دهند. علاوه بر نرخ تشخیص صحیح، جدول ۳ متوسط تعداد قواعد استخراج‌شده (ANR)[2] به وسیله هر روش را نیز در بر دارد.

جدول ۴: متوسط نرخ تشخیص صحیح نقاط آزمایش (٪) در طبقه‌بندی اهداف رادار برای ۲۰ داده آزمایشی در نسبت‌های مختلف سیگنال به نویز.

	نسبت‌های سیگنال به نویز (dB)		
	−۵	۵	۱۰
PSF-classifier	۴۷٫۷	۷۸٫۸	۸۸٫۲
MF-classifier	۴۱٫۰	۶۸٫۳	۷۴٫۳
GAF-classifier	۴۸٫۳	۷۵٫۰	۸۷٫۶

با مطالعه دقیق نتایج جدول ۳، مجدداً لزوم استفاده از روش‌های بهینه‌سازی در مسئله طبقه‌بندی اهداف رادار که البته یک مسئله با ابعاد بسیار زیاد می‌باشد، به چشم می‌خورد.

این مطلب از آنجا ناشی می‌شود که در روش طراحی دستی طبقه‌بندی کننده فازی (MF-classifier) علی‌رغم استفاده از تعداد قواعد بیشتر (گاه نزدیک به دو برابر) نسبت به دو روش دیگر که مبتنی بر استفاده از روش‌های هوشمند هستند، نرخ تشخیص صحیح پایین‌تر و با اختلافی زیاد (که گاه به حدود ۲۰٪ نیز می‌رسد) می‌باشد.

در مقایسه روش پیشنهادی و روش تکاملی در طراحی طبقه‌بندی کننده‌های فازی، نتایج ارائه‌شده در جدول ۳ به جز در موارد محدود، حاکی از برتری روش PSF-classifier نسبت به روش GAF-classifier است. از جمله نقاط قوت PSF-classifier نسبت به روش GAF-classifier استفاده کمتر از قواعد فازی در طبقه‌بندی داده‌های رادار است. این مسئله حکایت از آن دارد که ساختار طبقه‌بندی‌کننده‌های فازی طراحی‌شده به وسیله روش هوش جمعی از ساختار حاصل از به کارگیری روش ژنتیک ساده‌تر است. بالطبع هر چه تعداد قواعد کمتر باشد، زمان تصمیم‌گیری نیز کمتر خواهد بود. کمتربودن تعداد قواعد از نگاه دیگر می‌تواند منجر به کاهش مسئله "فوق برازش[3]" نیز بشود. مسئله "فوق برازش" وقتی رخ می‌دهد که در طراحی یک طبقه‌بندی‌کننده با استخدام قواعد بیشتر سعی در کمترکردن کردن خطای آموزش شود. این در حالی است که هیچ تضمینی برای عملکرد بهتر این طبقه‌بندی‌کننده‌ها در مواجهه با داده‌های آموزشی نیست.

به لحاظ توفیق در کاهش خطا در مرحله آموزش نیز به جز در حالتی که نسبت سیگنال به نویز dB ۵- است، باز عملکرد روش پیشنهادی از طبقه‌بندی‌کننده GAF-classifier بهتر است.

جدول ۴ حاوی مقادیر نرخ تشخیص صحیح داده‌های آموزشی در طبقه‌بندی داده‌های رادار برای هر سه طبقه‌بندی‌کننده فازی می‌باشد. در اندازه‌گیری نرخ تشخیص صحیح داده‌های آموزشی، برای هر طبقه‌بندی کننده فازی، از قواعدی استفاده شده است که بهترین عملکرد را در قسمت آموزش داشته‌اند.

با ملاحظه نتایج جدول ۴ معلوم می‌شود که به جز در حالتی که نسبت سیگنال به نویز dB ۵- است، عملکرد آن بهتر از PSF-classifier است. توجه به این نکات نیز ضروری است که اولاً وقتی نسبت سیگنال به نویز dB ۵- است، در واقع سیگنال برگشتی از هدف، بیشتر ماهیت تصادفی دارد تا ماهیت اطلاعاتی. ثانیاً در جدول ۳ مشخص است که تعداد قواعد استفاده‌شده در GAF-classifier در این نسبت سیگنال به نویز، از تعداد قواعد استخراجی و به خدمت گرفته شده در PSF-classifier بیشتر است. با این اوصاف، در همین حالت نیز تفاوت عملکرد روش پیشنهادی با روش GAF-classifier تنها ۰٫۶٪ است.

1. Average Recognition Score
2. Average Number of Rules
3. Overfitting

Archive of SID

www.SID.ir

٦- نتیجه‌گیری

در این تحقیق با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی گروه ذرات، روشی برای طراحی بهینه طبقه‌بندی‌کننده‌های فازی ارائه و طبقه‌بندی‌کننده فازی مستخرج از این الگوریتم PSF-classifier نامیده شد. روش ارائه‌شده می‌تواند به‌عنوان یک ابزار کارامد و مؤثر در داده‌کاوی به شمار آید، زیرا این روش قادر است به‌صورت خودکار قواعد بهینه فازی را هم از نظر کیفی و هم از نظر کمی استخراج کند. این روش به طور هم‌زمان نوع و مکان توابع عضویت مناسب برای بیان کمیت‌های فازی متناظر با مؤلفه‌های بردارهای فضای ویژگی را نیز تخمین می‌زند. در واقع، کاربر فقط کافی است نقاط آموزشی را به ابزار پیشنهادی معرفی و به‌صورت دلخواه برخی پارامترهای روش بهینه‌سازی گروه ذرات را در ابزار ارائه‌شده معرفی نماید.

طبقه‌بندی‌کننده‌های فازی طراحی‌شده به وسیله روش پیشنهادی، با سایر انواع طبقه‌بندی‌کننده‌های فازی که به روش سعی و خطا و یا با روش ژنتیک طراحی شده‌اند، در دو مسئله مشهور (داده‌های گل‌های زنبق و داده‌های شراب) و یک مسئله عملی و کاربردی (مسئله بازشناسی خودکار اهداف رادار) مورد مقایسه قرار گرفتند. نتایج حاصل در اغلب موارد نشان می‌دهند که روش پیشنهادی علی‌رغم به کارگیری تعداد قواعد فازی کمتر، از نرخ بازشناسی صحیح بالاتری برخوردار است.

بدیهی است خود الگوریتم PSO دارای پارامترهای ساختاری است که تغییرات آنها عملکرد آن را تحت تأثیر قرار می‌دهد. ما در آزمایشات خود دریافتیم که تعداد جمعیت ۴۰ بهترین میزان برای دستیابی به بهترین طبقه‌بندی‌کننده فازی است. مقادیر بیشتر تعداد جمعیت، سبب کاهش سرعت همگرایی و تأخیر بیش از اندازه آن می‌شود (بدون آن که عملکرد طبقه‌بندی‌کننده فازی را بهبود چشمگیری ببخشد). همچنین تغییرات کاهشی نمایی وزن اینرسی (به‌جای روش معمول آن که کاهش خطی است)، در بر دارنده پاسخ‌های بهتری بود.

استفاده از روش بهینه‌سازی چندهدفه[1] (به‌جای تک‌هدفه) در داده‌کاوی به‌منظور طراحی قواعد مناسب از نظر کمی و کیفی از موضوعات تحقیقاتی آینده و مرتبط با موضوع این مقاله می‌باشد.

مراجع

[1] S. Abe and M. S. Lan, "A method for fuzzy rules extraction directly from numerical data and its application to pattern classification," *IEEE Trans. Fuzzy Syst.*, vol. 3, no. 4, pp. 18-28, Feb. 1995.

[2] P. Thrift, "Fuzzy logic synthesis with genetic algorithms," in *Proc. 4th Int. Conf. Genetic Algorithms, ICGA'91*, pp. 509-513, San Diego, CA, Jul. 1991.

[3] W. R. Hwang and W. E. Thompson, "Design of intelligent fuzzy logic controllers using genetic algorithms," in *Proc. IEEE Int. Conf. Fuzzy Syst*, pp. 1383-1388, Orlando, FL, US, Jun. 1994.

[4] A. Homaifar and E. McCormick, "Simultaneous design of membership functions and rule sets for fuzzy controllers using genetic algorithms," *IEEE Trans. Fuzzy Syst.*, vol. 3, no. 2, pp. 129-139, May 1995.

[5] R. R. Yager and L. A. Zadeh, *Adaptive Control with Fuzzy Logic and Genetic Algorithms*, Van Nostrand Reinhold Publication, 1993.

[6] M. A. Lee and H. Takagi, "Dynamic control of genetic algorithms using fuzzy logic techniques," in *Proc. Int. Conf. Genetic Algorithm,* pp. 76-83, Urbana - Champaign, IL, US, Jul. 1993.

[7] H. Ishobuchi, T. Nakashima, and T. Murata, "Performance evaluation of fuzzy classifier systems for multidimensional pattern classification problems," *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics*, vol. 29, no. 5, pp. 601-618, Oct. 1999.

[8] H. M. Elragal, "Improving accuracy of fuzzy classifiers using swarm intelligence," in *Proc. IEEE 3rd Int. Conf. on Communication Software and Networks, ICCSN'11*, pp. 251-257, May 2011.

[9] C. Rani and S. N. Deepa, "Design of optimal fuzzy classifier system using particle swarm optimization," Technical Report, Anna University Coimbatore, 2010.

[10] C. C. Chen, "Design of PSO - based fuzzy classification systems," *Tamkang J. of Science and Engineering*, vol. 9, no 1, pp. 63-70, Dec. 2006.

[11] K. Shimojima, T. Fukuda, and Y. Hasegawa, "RBF - fuzzy system with GA based unsupervised/supervised learning method," in *Proc. Int. Joint Conf. 4th IEEE Int. Conf. Fuzzy Syst./2nd Int. Fuzzy Eng. Symp., FUZZ/IEEE - IFES*, vol. 1, pp. 253-258, Yokohama, Japan, Mar. 1995.

[12] H. Ishibuchi, K. Nozaki, N. Yamamoto, and H. Tanaka, "Selecting fuzzy if - then rules for classification problems using genetic algorithms," *IEEE Trans. Fuzzy Syst.*, vol. 3, no. 3, pp. 260-270, Aug. 1995.

[۱۳] س. ح. ظهیری، "استخراج قواعد مؤثر برای طبقه‌بندی‌کننده‌های فازی با استفاده از روش بهینه‌سازی گروه ذرات،" *پانزدهمین کنفرانس مهندسی برق ایران*، صص. ۱۶۵-۱۷۱، تهران- مرکز تحقیقات مخابرات ایران، اردیبهشت ۱۳۸۶.

[14] S. H. Zahiri and S. A. Seyedin, "Swarm intelligence based classifiers," *Int. J. of the Franklin Inst.*, vol. 28, no. 4, pp. 362-376, Nov. 2007.

[15] J. Kennedy and R. C. Eberhart, "Particle swarm optimization," in *Proc. IEEE Intl. Conf. on Neural Networks IV*, pp. 1942-1948, Aug. 1995.

[16] Y. Shi and R. C. Eberhart, "Empirical study of particle swarm optimization," in *Proc. of the 1999 Cong. on Evolutionary Computation*, pp. 1945-1950, May 1999.

[17] R. C. Eberhart and Y. Shi, "Tracking and optimizing dynamic systems with particle swarms," in *Proc. of the 2001 Congress on Evolutionary Computation*, pp. 563-569, Oct. 2001.

[18] R. A. Fisher, "The use of multiple measurements in taxonomic problems," *Ann. Eugen*, vol. 7, no. 2, pp. 179-188, Feb. 1936.

[19] University of California, Irvine, via anonymous ftp ftp.ics.uci.edu/pub/machine-learning-databases.

[20] D. J. Strausberger, F. D. Garber, N. F. Chamberlain, and E. K. Walton, "Modeling and performance of HF/OTH radar target classification systems," *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 28, no. 2, pp. 396-402, Apr. 1992.

[21] M. A. Morgan, "Target I.D. using natural resonance, a new concept for future radar systems," *IEEE Potential*, vol. 3, no. 2, pp. 11-14, Dec. 1993.

[22] N. F. Chamberlain, E. K. Walton, and F. D. Garber, "Radar target identification of aircraft using polarization - diverse features," *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 27, no. 1, pp. 58-66, Jan. 1991.

[23] M. R. Bell and R. A. Grubbs, "JEM modeling and measurement for radar target identification," *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 29, no. 1, pp. 73-87, Jan. 1993.

[24] J. Martin and B. Mulgrew, "Analysis of the theoretical radar returned signal from aircraft propeller blades," in *Proc. of the IEEE Int. Radar Conf.*, pp. 569-572, 1990.

[25] S. H. Zahiri and S. A. Seyedin, "Intelligent particle swarm classifier," *Iranian J. of Electrical and Computer Engineering*, vol. 4, no. 1, pp. 63-70, Winter-Spring 2005.

[26] Y. Shi, R. Eberhart, Y. Chen, and H. Tanaka, "Implementation of evolutionary fuzzy systems," *IEEE Trans. on Fuzzy Systems*, vol. 7, no. 2, pp. 56-67, Nov. 1999.

سیدحمید ظهیری تحصیلات خود را در مقاطع کارشناسی و کارشناسی ارشد مهندسی برق- الکترونیک به‌ترتیب در سال‌های ۱۳۷۱ و ۱۳۷۴ در دانشگاه صنعتی شریف و دانشگاه تربیت مدرس و دوره دکتری مهندسی برق- الکترونیک را در سال ۱۳۸۴ در دانشگاه فردوسی مشهد به پایان رسانده است. او هم‌اکنون دانشیار گروه مهندسی الکترونیک دانشکده مهندسی دانشگاه بیرجند می‌باشد. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه ایشان عبارتند از: پردازش الگو (تصویر، سیگنال و ...)، تشخیص الگو، روش‌های بهینه‌سازی زیستی و طبیعی، محاسبات نرم و کاربردهای آنها.

1. Multi - Objective Optimization

Archive of SID

www.SID.ir