

## استفاده از رویکرد هوش جمعی در طراحی بهینه سیستم‌های طبقه‌بندی مبتنی بر قواعد فازی

حسین عسکری<sup>۱</sup>، سید حمید ظهیری<sup>۲</sup>

<sup>۱</sup>دانشکده مهندسی برق دانشگاه بیرجند، ho.askary@gmail.com

<sup>۲</sup>دانشکده مهندسی برق دانشگاه بیرجند، hzahiri@birjand.ac.ir

### چکیده:

طبقه‌بندی کننده‌های فازی به عنوان نمونه‌ای از سیستم‌های فازی، از کارآمدترین روش‌های طبقه‌بندی در علم بازشناسی الگو به شمار می‌روند. این طبقه‌بندی کننده‌ها از پارامترهای ساختاری متنوعی تشکیل شده‌اند که هر یک از آن‌ها به نوبه خود بر روی عملکرد آن‌ها تأثیر به سزایی دارد. نوع و مکان توابع عضویت، و همچنین نوع قواعد فازی از نظر ترکیب مقدم‌ها و مؤخرها از مهم‌ترین این پارامترها به شمار می‌آیند. معمولاً چالش اصلی در طراحی و پیاده‌سازی چنین طبقه‌بندی کننده‌هایی انتخاب بهینه همین پارامترها به منظور دستیابی به بهترین عملکرد است. در این مقاله با به‌کارگیری الگوریتم جستجوی گرانشی روشی به منظور بهینه‌سازی پارامترهای طبقه‌بندی کننده‌های فازی، اعم از شکل و مکان توابع عضویت و همراه با آن استخراج قواعد فازی بهینه ارائه شده است. روش پیشنهادی در مواجهه با مجموعه داده‌هایی با بردارهای ویژگی که از نظر تعداد، ابعاد، و تداخل کلاس‌های مرجع از پیچیدگی قابل قبولی برخوردارند، به محک آزمایش سپرده شده است. نتایج مقایسه‌ای به دست آمده از این آزمایشات نشان می‌دهد که روش ارائه شده از عملکرد بهتری نسبت به سایر روش‌های مشابه که مبتنی بر روش‌های ژنتیک و بهینه‌سازی گروه ذرات می‌باشند، برخوردار است.

**کلید واژه‌ها:** الگوریتم جستجوی گرانشی، قواعد فازی، توابع عضویت، طبقه‌بندی کننده.

ساختار فازی پایه‌ریزی شده وابسته است. به عبارت دیگر جزئی‌ترین انتخاب‌ها در این ساختار می‌تواند عملکرد آن را تحت تأثیر قرار دهد. عواملی از قبیل شکل و مکان توابع عضویت، نوع ترکیبات فازی به کار رفته، تعداد قواعد فازی، تعداد مؤلفه‌های ویژگی به کار رفته در مقدم‌ها و ... از این دسته‌اند. با افزایش ابعاد فضای ویژگی ساختار طبقه‌بندی کننده فازی از جهات مختلف دچار پیچیدگی‌های اجتناب ناپذیری می‌شود. این پیچیدگی در لزوم استفاده از تعداد قواعد فازی بیشتر، مقدم‌های با ترکیبات فازی افزایش

### ۱. مقدمه

به دلیل قابل فهم و درک بودن بیشتر قواعد اگر-آنگاه فازی<sup>۱</sup>، استفاده از آن‌ها در طبقه‌بندی کننده‌ها بسیار رایج شده است. همچنین یکی از دلایل علاقه به سیستم‌های فازی مبتنی بر قواعد در شناسایی الگو این است که این سیستم‌ها در کار با داده‌های نویزی، نادقیق و یا غیر کامل خوب عمل می‌کند و این موارد در عمل همیشه پیش می‌آید. عملکرد یک سیستم فازی به نحو چشمگیری به

یافته و تالی‌های منطقی که باید از این مقدم‌ها منتج شوند بیشتر به چشم می‌خورد.

روش‌های بسیاری برای برخورد با این مسئله وجود دارد. در اینجا به نظر می‌رسد که یک روش خودکار برای طراحی سیستم‌های فازی قابل ترجیح باشد. رویکردهای مبتنی بر داده برای طراحی سیستم‌های فازی پیشنهاد شده است اما این روش‌ها در خود یادگیری و تعیین تعداد قواعد فازی لازم خیلی ضعیف هستند [۱] و [۲].

طراحی طبقه‌بندی کننده‌های فازی را می‌توان به صورت مسئله جستجو در فضای با ابعاد بالا که هر نقطه یک مجموعه قواعد، توابع عضویت، و رفتار طبقه‌بندی کننده را نشان می‌دهد، در نظر گرفت. با توجه به برخی معیارهای گفته شده، عملکرد سیستم یک ابر صفحه در فضا را شکل می‌دهد. بهبود طراحی طبقه‌بندی کننده‌های فازی بهینه معادل با یافتن محل‌های بهینه از این ابر صفحه‌ها است. با توجه به این مشخصات به نظرمی رسد که الگوریتم‌های بهینه‌سازی تکاملی و هوش جمعی، کاندیدای خوب برای جستجوی ابر صفحه‌ها برای یافتن نقاط بهینه باشند. رویکردهای بهینه‌سازی در طراحی سیستم‌های فازی می‌تواند به سه دسته تقسیم شود.

الف) یادگیری قواعد فازی با توابع عضویت ثابت

در اینجا برای طراحی طبقه‌بندی مبتنی بر قواعد فازی ابتدا تعداد اولیه قواعد به وسیله طراح مشخص می‌شود، سپس یک فرانشانی<sup>۲</sup> اولیه برای مجموعه‌های فازی در مقدم قواعد انجام می‌گیرد. چندین روش فرانشانی اولیه مجموعه‌های فازی وجود دارد. در نوع اول از تقسیم بندی شبکه‌ای تورانه‌ای<sup>۳</sup> روی ابعاد بردارهای ویژگی استفاده می‌شود. تقسیم بندی شبکه‌ای به طور یکنواخت و غالباً با کمک توابع عضویت مثلثی انجام می‌گیرد. این نوع پارتیشن‌بندی به مدل اولیه غیر قابل تفسیری که حجم محاسبات بالایی برای کاهش و ساده کردن آن مورد نیاز است منجر می‌شود. در نوع دوم از الگوریتم‌های خوشه بندی

استفاده می‌شود به این ترتیب که ابتدا روی داده‌های آموزشی یک الگوریتم خوشه بندی یک مرحله‌ای اعمال خواهد شد تا ماتریس پارتیشن (ماتریس عضویت الگوها در کلاس‌ها) بدست آید. سپس سطرهای این ماتریس روی ابعاد فضای ویژگی تصویر می‌شوند تا فرم اولیه توابع عضویت در مقدم قواعد، بدست آید. در مرحله بعد، این فرم اولیه با توابع عضویت پارامتریک مثل مثلثی تقریب زده می‌شود که این تقریب باعث افت کارایی طبقه‌بند خواهد شد. در ادامه طراحی طبقه‌بند فازی، یادگیری توابع عضویت قواعد فازی و تعیین تعدادی قاعده از بین قواعد اولیه طوری که کارایی طبقه‌بند کاهش پیدا نکند مورد نظر است. در این مورد از روش‌های متفاوتی استفاده می‌شود که همگی مبتنی بر استفاده از داده‌های آموزشی هستند. در [۳] از نگرش نرو فازی برای یادگیری قواعد فازی استفاده شده است. در [۴] و [۵] و [۶] یادگیری قواعد بر اساس الگوریتم ژنتیک صورت گرفته است.

ب) یادگیری توابع عضویت و مجموعه قواعد فازی به صورتی که ابتدا یک مجموعه قواعد فازی خوب با توابع عضویت ثابت، یاد گرفته می‌شود آنگاه توابع عضویت با توجه به قواعد فازی بدست آمده تنظیم می‌شود [۷] و [۸].

ج) یادگیری قواعد فازی و توابع عضویت به صورت همزمان. از آنجایی که در سیستم‌های فازی توابع عضویت و مجموعه قواعد به هم وابسته هستند در نتیجه این دو باید هم زمان طراحی شوند. در [۹] توابع عضویت و مجموعه قواعد فازی به صورت همزمان توسط الگوریتم ژنتیک تنظیم می‌شود. در این مرجع طول پایه از هر تابع عضویت مثلثی و همه قواعد فازی ممکن به صورت کروموزوم کد شده‌اند. مشابه کار انجام شده در [۹] نویسندگان در [۱۰]، روش متفاوتی برای کد کردن توابع عضویت مثلثی به کاربرند. آن‌ها توابع عضویت مجاور را به همپوشانی کامل محدود کردند و همچنین یک تابع عضویت را برای داشتن مرکز ثابت در مرزهای

خطی همانند تابع گوسین، تابع سیگموئید علاوه بر توابع خطی به عنوان توابع عضویت است. به این ترتیب که مجموعه فازی برای هر ویژگی و نوع توابع عضویت (خطی یا غیر خطی) در آن از پیش تعیین نمی‌شود بلکه در طول فرایند طراحی تکامل خواهد یافت.

به تازگی در حوزه الگوریتم‌های هوش جمعی<sup>۴</sup>، روش بهینه‌سازی و جستجوی جدیدی به نام روش جستجوی گرانشی (GSA) معرفی شده است [۱۴]. این الگوریتم با الهام از مفاهیم جرم و نیروی جاذبه و با شبیه سازی قوانین مرتبط با آن ارائه شده است. می‌توان استفاده از این الگوریتم را در امور بازشناسی الگو در [۱۵] و [۱۶] دید.

در این مقاله به طراحی بهینه یک طبقه‌بندی کننده فازی بر اساس الگوریتم جستجوی گرانشی (GSA) مبادرت شده است که در آن علاوه بر تکمیل شدن مجموعه قواعد، نوع و شکل توابع عضویت تنظیم شده است.

در ادامه ساختار مقاله بدین صورت است که در بخش دوم مختصری از الگوریتم جستجوی گرانشی گفته می‌شود و سپس در بخش سوم ساختار سیستم فازی مورد نظر برای مسئله طبقه‌بندی بیان خواهد شد. در بخش چهارم یک سیستم فازی بهینه با استفاده از الگوریتم جستجوی گرانشی پیاده سازی می‌شود، در بخش پنجم برای ارزیابی عملکرد، سیستم طبقه‌بند فازی پیشنهاد شده روی داده‌های متفاوت آزمایش می‌شود و همچنین یک نتایج مقایسه‌ای با طراحی طبقه‌بندی کننده فازی بهینه توسط الگوریتم گروه ذرات و همچنین الگوریتم ژنتیک که در [۱۷] انجام شده، ارائه شده است و در نهایت نتیجه گیری و پیشنهادات آورده شده است.

## ۲. الگوریتم جستجوی گرانشی

الگوریتم جستجوی گرانشی یکی دیگر از الگوریتم‌های هوش جمعی است که از قوانین جاذبه میان اجرام و حرکت نیوتنی الهام گرفته شده است. طبق قانون

پایین‌تر از محدوده ورودی مقید کردند. به کمک این نوع کد گذاری فقط مراکز  $n-1$  تابع عضویت نیاز به کد شدن هستند، که در اینجا  $n$  ماکزیمم تعداد بخش‌های فازی است. روش‌های ذکر شده بالا همگی قواعد فازی ممکن را به کروموزوم کد کردند اما برخی اشکالات برای انجام دادن آن وجود دارد.

زمانی که ابعاد داده ورودی افزایش یابد، تعداد قواعد ممکن به طور نمایی با این تعداد افزایش پیدا می‌کند. که در نتیجه این افزایش قواعد، اولاً بهره محاسباتی مرتبط با منطق فازی از دست می‌رود و ثانیاً اینکه قدرت کار کاهش می‌یابد. در اکثر کاربردها فقط بخشی از همه قوانین ممکن مورد نیاز هستند بنابراین فقط این بخش از قواعد باید به کروموزوم کد شوند. در برخی اوقات نمی‌دانیم که دقیقاً چه تعداد قاعده مورد نیاز است و فقط ماکزیمم تعداد قواعد می‌تواند تخمین زده شود و بهتر است که تعداد قواعد به همراه قواعد فازی و همچنین توابع عضویت با یکدیگر به کروموزوم کد شوند.

در [۱۱] از تابع برازندگی استفاده شده است که تعداد قواعد را کاهش می‌دهد. در [۱۲] نویسندگان مفهوم قواعد اگر آنگاه فازی توزیع شده را معرفی کردند که همه قواعد فازی ممکن با چندین بخش‌بندی فازی ورودی را شامل می‌شد. تعداد قواعد کل می‌توانست خیلی زیاد باشد، برای مثال اگر حداکثر تعداد پارتیشن برای یک سیستم دو متغیره 6 باشد کل تعداد قواعد برابر است با  $(2^2+3^2+4^2+5^2+6^2=90)$ ، و الگوریتم ژنتیک برای انتخاب بهترین پارتیشن و قواعد به نحوی که بیشترین نرخ بازشناسی و کمترین تعداد قواعد را داشته باشد، به کار برده شد. در [۱۳] نویسندگان از یک تقسیم بندی پراکنده از فضای ویژگی برای طراحی تکاملی سیستم فازی استفاده کردند و آن‌ها از الگوریتم ژنتیک هوشمند برای یافتن بهینه‌ترین پارتیشن ورودی و قواعد فازی بهره بردند.

روش‌های دیگر برای بررسی مسئله توزیع مد نظر است. یک راه طبیعی و بهتر به کار گرفتن توابع غیر

قوانین زیر تبعیت می‌کنند:

- قانون جاذبه

هر ذره ذرات دیگر را جذب می‌کند و نیروی جاذبه بین دو ذره به طور مستقیم با حاصل ضرب اجرامشان و با عکس فاصله بین آن‌ها متناسب است،  $R$ .

- قانون حرکت

سرعت جاری هر جرم معادل با مجموع کسری از سرعت قبلی و تغییرات در سرعت. تغییرات در سرعت یا شتاب هر جرم معادل با نیروی اعمال شده روی سیستم تقسیم بر جرم اینرسی است. برای یک سیستم با  $n$  عامل، موقعیت یک عامل به صورت زیر تعریف شده:

$$X = (x_1, x_2, \dots, x_d, x_n) \quad (1)$$

که در اینجا  $x_d$  موقعیت بعد  $d$  از  $n$  بعد در فضای جستجوی است. در یک زمان مشخص  $t$ ، ما نیروی در حال اعمال روی جرم  $i$  از طرف جرم  $j$  را به صورت زیر تعریف می‌کنیم:

$$F_d^{ij} = G(t) \cdot \frac{M_p^i(t) * M_a^j}{R^{ij} + \varepsilon} \cdot (x_d^j(t) - x_d^i(t)) \quad (2)$$

در (۲)،  $M_a^j$  جرم گرانشی فعال مرتبط با عامل  $j$ ،  $M_p^i$  جرم گرانشی غیر فعال مرتبط با عامل  $i$ ،  $G(t)$ ، ضریب گرانشی در زمان  $t$ ،  $\varepsilon$  یک عدد ثابت بسیار کوچک است؛ و  $R^{ij}(t)$  فاصله اقلیدسی بین دو عامل  $i$  و  $j$  است. نیروی وارد بر جرم  $i$  در جهت بعد  $d$  در زمان  $t$ ، برابر مجموع نیروهای است که اجرام جمعیت بر جرم وارد می‌کنند.

$$F_d^i(t) = \sum_{j \in kbest, j \neq i} rand^j * F_d^{ij}(t) \quad (3)$$

در رابطه (۳)  $kbest$  بیانگر مجموعه  $k$  جرم برتر جمعیت است. همچنین  $rand^j$  عددی تصادفی با توزیع یکنواخت در بازه  $[0, 1]$  است که برای خصوصیت تصادفی بودن جستجو در نظر گرفته می‌شود.

طبق قانون دوم نیوتن، هر جرم در جهت بعد  $d$  شتابی می‌گیرد که متناسب است با نیروی وارد بر جرم  $i$  در

جاذبه نیوتن، هر جسم به اجسام دیگر نیرو وارد نموده و آن‌ها را به سمت خود جذب می‌کند. به وضوح هر چه این اجسام بزرگ‌تر و نزدیک‌تر باشند، تأثیر این نیرو بیشتر خواهد بود. در نتیجه هر جسم با استفاده از نیروی جاذبه محل و مقدار جرم سایر اجسام را درک می‌کند، بنابراین می‌توان از این نیرو به عنوان رسانه‌ای برای تبادل اطلاعات استفاده کرد. می‌شود. در این الگوریتم پاسخ‌های مورد نظر موقعیت اجرام در فضای مسئله هستند، میزان اجرام نیز با توجه به تابع هدف تعیین می‌شود. در ابتدا فضای سیستم مشخص می‌شود که شامل یک دستگاه مختصات چند بعدی در فضای تعریف مسئله است. پس از تشکیل سیستم، قوانین حاکم بر آن مشخص می‌شوند. فرض می‌شود تنها قانون جاذبه و قوانین حرکت بر این سیستم حاکم هستند. صورت کلی این قوانین تقریباً شبیه قوانین طبیعت است. مفهوم اصلی در الگوریتم جستجوی گرانشی اثر تقابل بین اهداف با اجرام متفاوت در فضای جستجو است. در واقع، در این الگوریتم بهینه‌سازی، عامل‌ها به صورت اهداف در نظر گرفته می‌شود و عملکردشان توسط اجرامشان اندازه‌گیری می‌شود. همه این اهداف یکدیگر را با نیروی جاذبه جذب می‌کنند و این نیرو باعث حرکت همه اهداف به سمت اهداف با اجرام سنگین‌تر می‌شود. اجرام سنگین متناظر با جواب‌های خوب از آن‌هایی که سبک‌تر هستند آهسته‌تر حرکت می‌کنند. در الگوریتم جستجوی گرانشی هر جرم (عامل<sup>۵</sup>) چهار مشخصه دارد. موقعیت، اینرسی جسم، جرم گرانشی فعال، جرم گرانشی غیر فعال. موقعیت هر جرم یک راه حل از مسئله است و اجرام گرانشی و اینرسی آن با استفاده از یک تابع هزینه تعیین می‌شوند. به عبارت دیگر هر جرم یک راه حل را ارائه می‌دهد و الگوریتم با تنظیم اجسام گرانشی و اینرسی هدایت می‌شود. با گذشت زمان ما انتظار داریم که اجرام توسط اجرام سنگین جذب شوند. این اجرام یک راه حل خوب در فضای جستجو ارائه خواهند داد. به عبارتی دقیق‌تر اجرام از

در مسائل کمینه یابی می‌توان از روابط زیر برای محاسبه بهترین و بدترین عامل‌ها استفاده کرد.

$$best(t) = \min_{j \in \{1, \dots, N\}} fit^j(t) \quad (11)$$

$$worst(t) = \max_{j \in \{1, \dots, N\}} fit^j(t) \quad (12)$$

در ابتدای تشکیل سیستم، هر جسم به صورت تصادفی در یک نقطه از فضا قرار می‌گیرد که جوابی از مسئله است. در هر لحظه از زمان، اجرام ارزیابی شده، سپس تغییر مکان هر جرم پس از محاسبه (۱) تا (۱۲) محاسبه می‌شود. پارامترهای سیستم نیز در هر مرحله به روز رسانی می‌شوند. شرط توقف می‌تواند پس از طی مدت زمان مشخصی تعیین شود [۱۱]. در شکل ۱ فلوجارت الگوریتم GSA نشان داده شده است.



شکل ۱: فلوجارت الگوریتم GSA

ویژگی‌های مثبت الگوریتم GSA همچون همگرایی سریع، عدم توقف در بهینه‌های محلی، کاهش حجم محاسباتی نسبت به الگوریتم‌های تکاملی و عدم نیاز به حافظه در مقایسه با دیگر الگوریتم‌های خانواده هوش جمعی، بستر جدیدی از تحقیقات را فرا روی محققین قرار داده است.

آن جهت بخش بر جرم  $i$ . رابطه (۴) شتاب جرم  $i$  در جهت بعد  $d$  در زمان  $t$  را با نشان می‌دهد.

$$a_d^i(t) = \frac{F_d^i(t)}{M_i^i(t)} \quad (4)$$

سرعت هر جرم برابر مجموع ضربی از سرعت فعلی جرم و شتاب جرم طبق (۶) تعریف می‌شود. موقعیت جدید بعد  $d$  از جرم  $i$  طی رابطه ۷ محاسبه می‌شود.

$$v_d^i(t+1) = rand^i * v_d^i(t) + a_d^i(t) \quad (5)$$

$$x_d^i(t+1) = x_d^i(t) + v_d^i(t+1) \quad (6)$$

در روابط بالا  $v_d^i(t)$  سرعت بعد  $d$  عامل  $i$  در زمان  $t$  و  $rand^i$  عددی تصادفی با توزیع یکنواخت در بازه  $[0, 1]$  است که برای حفظ خصوصیت تصادفی بودن جستجو در نظر گرفته می‌شود. برای تنظیم ضریب گرانش از (۷) استفاده می‌شود.

$$G(t) = G_0 \cdot \exp(-\alpha \frac{t}{T}) \quad (7)$$

ثابت گرانش پارامتری مناسب برای کنترل دو ویژگی کاوش و بهره‌وری در این الگوریتم به شمار می‌آید. مقادیر بزرگ آن موجب تقویت توانایی کاوش الگوریتم و مقادیر کوچک آن موجب افزایش توانایی بهره روی الگوریتم می‌شود. در (۹) جرم عامل‌ها بر مبنای تابع هدف آن‌ها تنظیم می‌شود به گونه‌ای که به عامل‌های با شایستگی بیشتر، جرم بیشتری نسبت داده می‌شود.

$$M_a^i = M_p^i = M_i^i = M^i \quad i = 1, \dots, N \quad (8)$$

$$m^i(t) = \frac{fit^i(t) - worst(t)}{best(t) - worst(t)} \quad (9)$$

در این رابطه  $fit^i(t)$ ،  $worst(t)$  و  $best(t)$  به ترتیب بیانگر میزان برازندگی جرم  $i$  در زمان  $t$ ، ضعیف‌ترین و قوی‌ترین عامل جمعیت در زمان  $t$  هستند. در نهایت اندازه جرم عامل‌ها طبق (۱۰) نرمالیزه می‌شود.

$$M^i(t) = \frac{m^i(t)}{\sum_{j=1}^N m^j(t)} \quad (10)$$

$$Ltrap - MF(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x < a \\ \frac{b-x}{b-a} & \text{if } a \leq x \leq b \\ 0 & \text{if } x > b \end{cases} \quad (13)$$

تابع عضویت Right-trapezoidal:

$$Rtrap - MF(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } x < a \\ \frac{x-a}{b-a} & \text{if } a \leq x \leq b \\ 1 & \text{if } x > b \end{cases} \quad (14)$$

تابع عضویت Triangle:

$$Triangle - MF(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } x < a \\ \frac{2*(x-a)}{b-a} & \text{if } a \leq x \leq \frac{a+b}{2} \\ 1 & \text{if } \frac{a+b}{2} \leq x \leq b \\ 0 & \text{if } x > b \end{cases} \quad (15)$$

تابع عضویت Gaussian:

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

$$y = \frac{x-a}{b-a} - 4 \quad (16)$$

تابع عضویت Sigmoid:

$$y = 12 * \frac{x-a}{b-a} \quad Sig - MF(x) = \frac{1}{1+e^{(-y+6)}} \quad (18)$$

تابع عضویت Reverse-sigmoid:

$$Rsig - MF(x) = 1 - Sig - MF(x) \quad (19)$$

از تعاریف توابع عضویتی که در بالا ذکر شده است این‌گونه به نظر می‌رسد که هر تابع عضویت توسط دو مقدار (مقدار نقطه شروع  $a$  و مقدار نقطه انتهایی  $b$ ) تعیین می‌شود. 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 ۳ یک متغیر فازی را با توابع عضویت مثلثی نشان می‌دهد. که ما در این مقاله از سه تابع عضویت برای هر ویژگی در فضای ورودی استفاده کردیم.

### ۳. طبقه‌بندی داده به کمک منطق فازی

طبقه‌بندی یک روش یادگیری با نظارت در علم یادگیری ماشین است که با در نظر گرفتن نمونه داده‌های برچسب شده یک مدل (طبقه‌بندی کننده) می‌سازد و این مدل نمونه داده‌های جدید را به گروه‌های از پیش تعیین شده (کلاس‌ها) دسته‌بندی می‌کند. منطق فازی یک مفهوم کلی برای توصیف و اندازه گیری فراهم می‌کند. منطق فازی شامل مجموعه‌های فازی است که یک راه برای عدم قطعیت غیر آماری و استدلال تقریبی است. تئوری مجموعه‌های فازی، یک روش نظام بند محاسباتی برای بحث در مورد اطلاعات زبان شناختی فراهم می‌آورد. این تئوری بر مبنای محاسبات عددی بر روی مقادیر تولید شده توسط تابع عضویت برای هر یک از متغیرهای زبان شناختی عمل می‌نماید. اکثر سیستم‌های مبتنی بر منطق فازی، استدلال بشر را به برنامه‌ای برای تصمیم‌گیری یا کنترل یک سیستم کد می‌کنند. سیستم‌های مبتنی بر قواعد فازی در مسئله‌های مهندسی متنوع (مانند بازشناسی الگو و مسئله‌های کنترلی) با موفقیت به کار برده شده‌اند. در این بخش ساختار سیستم فازی به منظور طبقه‌بندی داده بیان شده است.

#### ۳.۱. توابع عضویت

برخلاف منطق دو دودویی ارسطویی، عضویت مجموعه فازی برای یک متغیر فازی در درجه‌ای بین ۰ و ۱ اتفاق می‌افتد که توسط یک تابع عضویت نشان داده می‌شود. این تابع عضویت می‌تواند به صورت خطی یا غیر خطی باشد. معمولاً از توابع زیر به عنوان توابع عضویت استفاده می‌شود، همان طور که در شکل ۲ نشان داده شده است. تعاریف این توابع عضویت در این مقاله به صورت زیر آورده شده است.

تابع عضویت Left-trapezoidal:

GSAF-Classifer نامیده می‌شود.

در طراحی طبقه‌بندی کننده فازی دو نکته مهم را باید در نظر گرفت، یکی شکل بیان اجرام در الگوریتم جستجوی گرانشی و دیگری تابع برازندگی که برای ارزیابی مجموعه قواعد فازی و توابع عضویت در طبقه‌بندی کننده فازی استفاده می‌شود.

#### ۴.۱ بیان اجرام

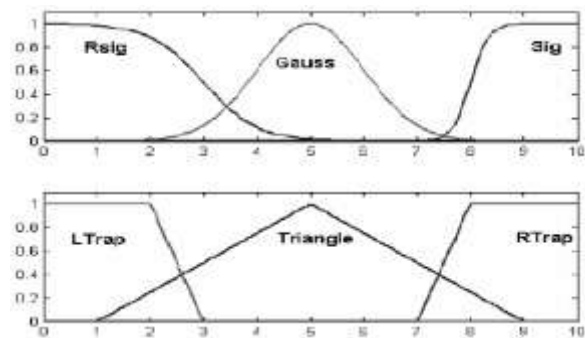
اولین نکته مهم در طراحی طبقه‌بند فازی استراتژی بیان اجرام و نیز نحوه کد کردن آن‌ها و اینکه هر جرم باید شامل همه اطلاعات مورد نیاز در مورد مجموعه قواعد و توابع عضویت باشد، است. برای توضیح بیشتر، یک داده برای اعمال طبقه‌بندی با بردار ویژگی چهار بعدی و سه کلاسه را در نظر بگیرید. هر ویژگی، سه تابع عضویت (مجموعه فازی) برای نمایش یا ارائه توصیفات زبان شناختی دارد.

Low, Medium, High.

در این صورت ما می‌توانیم اعداد صحیح بین ۱ تا ۳ را برای بیان هر یک از این ۳ ترم، استفاده کنیم. عدد صحیح ۰ را برای عدم حضور یک ترم و علامت منفی را برای کد کردن ترم not. برای مثال قاعده زیر را در نظر بگیرید.

IF input-1 is not Low AND input-2 is not medium AND input-4 is High, THEN output is high.

این قاعده می‌تواند به صورت (۳۳-۲۰-۱-) کد شود. در مجموع ۶ نوع از توابع عضویت که در بخش ۱،۳ تعریف شده به عنوان کاندیدای توابع عضویت استفاده شده‌اند. هر یک از آن‌ها توسط یک عدد صحیح از ۱ تا ۶ بیان شدند. یک تابع عضویت به طور کامل توسط سه مقدار نقطه شروع  $a$ ، نقطه انتهایی  $b$  و مقداری که برای نمایش نوع تابع عضویت بیان شده، تعیین می‌شود. برای نشان دادن نوع توابع عضویت از اعداد صحیح و همچنین از اعداد حقیقی برای نمایش نقاط  $a$  و  $b$  استفاده شده است. فرض کنید که برای متغیر  $x$  که بازه تغییرات آن بین  $[S E]$  و دارای  $n$  تابع عضویت است. اگر توابع عضویت فازی به طور یکنواخت در بازه



شکل ۲: توابع عضویت Right- Left-trapezoidal Reverse-Sigmoid Gaussian Triangle trapezoidal sigmoid

#### ۳.۲ قواعد فازی

فرض می‌کنیم که مسئله طبقه‌بندی الگوی ما یک مسئله  $M$  کلاسه در  $n$  بعد فضای ویژگی با مقادیر پیوسته می‌باشد. شکل کلی از قاعده طبقه‌بندی کننده فازی به صورت زیر است.

If  $x_1$  is  $A_1$  and  $x_2$  is  $A_2$  and  $x_3$  is  $A_3$ ..... $x_n$  is  $A_n$   
Then  $y_1$  is  $c_1$ ...  $y_k$  is  $c_k$ .

که در اینجا  $X = (x_1, x_2, \dots, x_d, x_n)$  یک بردار ویژگی، هر  $A_i$  و  $C_i$  یک نمایش فازی توسط تابع عضویت  $\mu$  خروجی قاعده است. همان طور که در بخش قبلی ذکر شد، بازه متغیر خروجی قاعده به  $M$  بخش توزیع شده یکسان، تقسیم شده. آنگاه الگوی ورودی متعلق به کلاس  $i$  است اگر مقدار خروجی استنتاج شده در داخل  $i$  آمین بخش تعیین محل شود. برای مثال برای مسئله طبقه‌بندی ۳ کلاسه، بازه خروجی به ۳ ناحیه فازی Low, Medium, High تقسیم می‌شود که به ترتیب مسائل کلاس ۱، ۲، ۳ است.

#### ۴ طراحی طبقه‌بندی کننده فازی با استفاده از

##### الگوریتم جستجوی گرانشی

هدف اصلی در این بخش به دست آوردن مجموعه قواعد فازی بهینه و توابع عضویت در یک طبقه‌بندی کننده فازی با استفاده از الگوریتم GSA است. طبقه‌بندی کننده فازی طراحی شده با به کار گیری GSA،

طوری که طبقه آن‌ها با طبقه پیش‌بینی شده به درستی پیش‌بینی شده است.

FN: تعداد نمونه‌هایی که توسط قاعده پوشش داده نشده‌اند و به طبقه پیش‌بینی شده توسط قاعده تعلق دارند.

TN: تعداد نمونه‌هایی که توسط قاعده پوشش داده شده‌اند و طبقه آن‌ها با طبقه پیش‌بینی شده توسط قاعده تفاوت دارند.

در نتیجه ارزیابی کل از مجموعه قواعد به صورت زیر تعریف می‌شود.

$$Fit(Rule_{set}) = \sum_{l=1}^k Q_l \quad (23)$$

که در اینجا  $Q_l$  مقدار برازندگی  $l$  امین قاعده از  $k$  قاعده در مجموعه قواعد است.

#### ۵. ارزیابی عملکرد

در این بخش ارزیابی عملکرد طبقه‌بندی کننده فازی بهینه شده توسط الگوریتم GSA بررسی شده است. همچنین نتایج با یک طبقه‌بندی کننده فازی بهینه شده توسط الگوریتم ژنتیک و الگوریتم گروه ذرات مقایسه شده است [۱۶]. برای ارزیابی عملکرد سیستم فازی در طبقه‌بندی داده‌ها، از آن برای طبقه‌بندی پنج مجموعه داده مرجع استفاده شده است. پنج مجموعه داده از وب سایت مجموعه داده‌های یادگیری ماشین دانشگاه کالیفرنیا [۱۸] انتخاب شده است.

داده‌های انواع گل زنبق (Iris)

داده‌های گل زنبق شامل ۵۰ اندازه گیری از چهار ویژگی سه نوع گل زنبق به نام‌های Vergenica، Setosa، Versicolor است. 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 سرطان سینه (Breast Cancer)

تغییرات با همپوشانی نیم‌راه (Half-Way) توزیع شوند، آنگاه نقطه مرکزی  $C_i$  از  $i$  امین تابع عضویت به صورت زیر تعیین می‌شود.

$$C_i = S + i * Step$$

که در آن Step به صورت زیر است.

$$Step = \frac{E - S}{n + 1} \quad (20)$$

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. برای مثال فرض کنید پنج قاعده فازی داشته باشیم، آنگاه طول اجرام به صورت زیر محاسبه و کد می‌شود.

$$4 * (3 * (2 + 1)) + 5 * 5 = 61$$

$$p = (s_1, s_2, s_3, \dots, s_{14}, s_{15}, s_{16}, s_{17}, \dots$$

$$\dots, s_{56}, s_{57}, s_{58}, s_{59}, s_{60}, s_{61}) \quad (21)$$

این نوع کدگذاری تقریباً مشابه با بیان کروموزوم در [۱۴] است که در آنجا سعی شده است یک طبقه‌بندی کننده فازی تکاملی با استفاده از الگوریتم ژنتیک پیاده سازی شود. از آنجایی که ما به مقایسه قدرت الگوریتم‌های تکاملی در مقابل الگوریتم‌های هوش جمعی در کارهای بهینه‌سازی سیستم‌های فازی علاقه‌مندیم، از برنامه پیاده سازی شده طبقه‌بندی کننده فازی در [۱۴] برای رسیدن به نتایج مقایسه‌ای معنادارتر استفاده شده است.

#### ۴.۲. تعریف تابع هزینه

برای ارزیابی کیفیت هر مجموعه قاعده در ابتدا یک تابع ارزیابی به صورت زیر تعریف می‌شود.

$$Q = \frac{TP}{TP + FN} \cdot \frac{TN}{FP + TN} \quad (22)$$

TP: تعداد نمونه‌های پوشش داده شده توسط قاعده به طوری که طبقه آن‌ها توسط قاعده به درستی پیش‌بینی شده است.

FP: تعداد نمونه‌های پوشش داده شده توسط قاعده به



۵.۱. ارزیابی عملکرد در طبقه‌بندی داده‌های Iris در جدول ۱ و ۲ به ترتیب نرخ تشخیص صحیح داده‌های آموزشی و آزمایشی سیستم فازی توسط سه روش آموزشی در طبقه بندی داده‌های گل زنبق درج شده است. در این جدول سطر Average, Max, Min به ترتیب نشان دهنده کم‌ترین، بیشترین، و میانگین نرخ تشخیص صحیح در ده مرتبه اجرای الگوریتم طبقه بندی داده‌های گل زنبق (بر حسب درصد) است. با توجه به نتایج جدول ۱، می‌توان گفت روش پیشنهادی در همه موارد از عملکرد بهتری نسبت به دو روش GA و PSO برخوردار می‌باشد. نتایج مندرج در جدول ۲، حاکی از این است که روش پیشنهادی (روش مبتنی بر GSA) نسبت به دو روش دیگر از میانگین و حداکثر بهتری برخوردار است. اما در مقدار مینیمم نرخ تشخیص عملکرد مشابهی با روش PSO دارد.

جدول ۱- بررسی نرخ تشخیص صحیح داده‌های آموزشی سیستم فازی در طبقه‌بندی داده‌های گل زنبق توسط سه روش آموزشی.

Iris	درصد طبقه بندی صحیح	GSA	PSO	GA
	Min	96.0	94.7	92.6
	Max	99.3	98.6	97.34
	Average	98.1	96.1	93.5

جدول ۲- بررسی نرخ تشخیص صحیح داده‌های آزمایشی سیستم فازی در طبقه‌بندی داده‌های گل زنبق توسط سه روش آموزشی.

Iris	درصد طبقه بندی صحیح	GSA	PSO	GA
	Min	92.00	92.00	91.34
	Max	98.00	97.34	96.00
	Average	96.1	95.07	93.2

این مجموعه شامل ۶۹۹ نمونه مربوط به توده‌های سرطانی موجود در سینه بیماران دانشگاه Wisconsin است. نمونه‌ها دارای ابعاد ۹ بعدی بوده و در دو کلاس خوش خیم و بدخیم طبقه‌بندی شده‌اند. داده‌های امراض پوستی (Dermatology) هدف از این مجموعه داده، تعیین نوع Eryhemato-Squamous بیماری است. این مجموعه داده شامل ۳۴ ویژگی، که ۳۳ تا از آن‌ها خطی و یکی صوری است. به منظور برآورد عملکرد دقیق‌تر از روش 10-fold استفاده شده است. این به این معنی است که ۱۰ درصد از کل نمونه‌ها به صورت تصادفی به عنوان نقاط تست (مجموعه ارزیابی) و مابقی به عنوان الگوهای آموزشی برای کشف و بهینه سازی قواعد فازی و توابع عضویت در نظر گرفته می‌شوند. کل داده‌ها به طور تصادفی به ۱۰ قسمت هم اندازه تقسیم می‌شوند. آنگاه روش‌های GA و PSO و GSA، ۱۰ بار به طور مستقل برای طراحی طبقه‌بندی کننده‌های فازی بهینه اجرا شده‌اند. هر بار با یک مجموعه متفاوت از الگوهای آموزشی و تست در همان دیتاست در ۱۰ بار اجرا به عنوان ارزیابی انجام شده است.

#### روش GSA

جمعیت اولیه اجرام (بردارهای وزن) برابر ۴۰ می‌باشد در (۸) مقدار  $\alpha$  با توجه به نتایج تجربی برابر ۲۰ و مقدار  $\beta$  به صورت خطی از ۱ تا ۳ افزایش می‌یابد.

#### روش PSO

جمعیت اولیه ذرات (بردارهای وزن) برابر ۴۰ می‌باشد، در این روش فاکتورهای یادگیری  $C_1$  و  $C_2$  با هم برابر و مساوی ۲ فرض می‌شوند همچنین وزن اینرسی  $W$  به صورت خطی از ۰/۹ تا ۰/۲ کاهش می‌یابد.

#### روش GA

اندازه جمعیت ۴۰ است و حداکثر مقدار نسل‌ها، هم برای PSO و GA و GSA برابر با ۱۰۰۰ است. نرخ جهش و باز ترکیب در الگوریتم GA، به ترتیب برابر با ۰/۰۱ و ۰/۰۷ است.

## ۵.۲. ارزیابی عملکرد در طبقه بندی داده‌های Cancer

جداول ۳ و ۴ همان نتایج جداول ۱ و ۲ را برای داده‌های سرطان سینه در بر دارد. مراجعه به جدول ۳، اگرچه رتبه اول را در بهترین عملکرد در مواجهه با داده‌های آموزشی، در هر سه مقدار (ماکزیمم، مینیمم، و میانگین) به روش مبتنی بر GA و رتبه دوم را به روش پیشنهاد شده اختصاص می‌دهد، اما با نگاهی به نتایج درج شده در این جدول در می‌یابیم که تفاوت عملکرد این دو روش چندان چشمگیر نبوده و به طور مثال برای مقدار میانگین تنها ۱/۱ درصد است.

جدول ۳- بررسی نرخ تشخیص صحیح داده‌های آموزشی سیستم فازی در طبقه بندی داده‌های سرطان سینه توسط سه روش آموزشی.

Cancer	درصد طبقه بندی صحیح	GSA	PSO	GA
	Min	93.6	94.57	95.2
Max	97.2	96.86	98.00	
Average	95.4	95.3	96.5	

وضعیتی مشابه با رخداد فوق در مواجهه با داده‌های آزمایشی نیز مشاهده می‌شود (جدول ۴). در این حالت تفاوت نرخ تشخیص صحیح طبقه بندی کننده فازی مبتنی بر روش GSA تنها ۰/۸ درصد کمتر از روش GA است. با مشاهده نتایج این جدول معلوم می‌شود که بهترین مقدار مربوط به ماکزیمم نرخ تشخیص صحیح داده‌های آزمایشی از آن روش پیشنهادی است.

جدول ۴- بررسی نرخ تشخیص صحیح داده‌های آزمایشی سیستم فازی در طبقه بندی داده‌های سرطان سینه توسط سه روش آموزشی.

Cancer	درصد طبقه بندی صحیح	GSA	PSO	GA
	Min	92.85	93.40	93.70
Max	96.8	95.70	96.56	
Average	94.3	94.2	95.1	

## ۵.۳. ارزیابی عملکرد در طبقه بندی داده‌های Dermatology

جداول ۵ و ۶ همانند جداول قبلی عملکرد طبقه بندی کننده‌های فازی حاصل از به کار گیری روش ژنتیک و PSO را در کنار روش مبتنی بر GSA (روش پیشنهادی) برای دو مرحله آموزش و آزمایش، در مواجهه با داده‌های Dermatology نشان می‌دهند. مراجعه به نتایج مندرج در این جداول نشان می‌دهد که ماکزیمم و میانگین نرخ تشخیص صحیح توسط روش پیشنهاد شده در هر دو مرحله آموزش و آزمایش از دو روش قبلی (GA و PSO) بهتر است. اما در خصوص مقدار کمینه نرخ تشخیص صحیح، روش PSO با اختلاف ناچیز از روش پیشنهادی سبقت گرفته است.

جدول ۵- بررسی نرخ تشخیص صحیح داده‌های آموزشی سیستم فازی در طبقه بندی داده‌های انواع امراض پوستی توسط سه روش آموزشی.

Dermatology	درصد طبقه بندی صحیح	GSA	PSO	GA
	Min.	91.0	91.8	89.7
Max.	96.3	95.5	95	
Ave.	94.1	93.9	93.0	

جدول ۶- بررسی نرخ تشخیص صحیح داده‌های آزمایشی سیستم فازی در طبقه بندی داده‌های انواع امراض پوستی توسط سه روش آموزشی.

Dermatology	درصد طبقه بندی صحیح	GSA	PSO	GA
	Min.	90.0	90.2	89.1
Max.	95.4	95.0	93.2	
Ave.	93.5	93.3	91.2	

## ۶. نتیجه گیری

در این مقاله، با به کارگیری روش بهینه سازی گرانشی (GSA)، تکنیکی برای طراحی طبقه بندی کننده‌های

- intelligent fuzzy logic Controllers using genetic algorithms,” In Proc. *IEEE Int. Conf. Fuzzy Systems*, vol. 2, pp. 1383-1388, 1994.
- [7] Magne Setnes and Hans Roubos ‘GA-Fuzzy Modeling and Classification: Complexity and Performance’, *IEEE Transaction on Fuzzy Systems*, Vol.8, No.5, pp.509-522, 2000.
- [8] C. L. Karr and E. J. Gentry, “Fuzzy control of pH using genetic algorithms,” *IEEE Trans on Fuzzy Systems*, vol. 1,; pp. 46–53, 1993.
- [9] A. Homaifar and E. McCormick, “Simultaneous design of membership functions and rule sets for fuzzy controllers using genetic algorithms,” *IEEE Trans on Fuzzy Systems*, vol. 3,; pp. 129-139, 1995.
- [10] M. A. Lee, H. Takagi, “Dynamic control of genetic algorithms using fuzzy logic techniques,” in *Proc. Int. Conf. Genetic Algorithms*, UrbanaChampaign, IL, July 1993, pp. 76–83.
- [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)*, Yokohama, Japan, vol. I, pp. 253–258, 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, pp. 260–270, Aug. 1995.
- [13] S.Y. Ho, H.M. Chen, S.J. Ho, T.K. Chen, Design of accurate classifiers with a compact fuzzy-rule base using an evolutionary scatter partition of feature space, *IEEE Trans. Syst. Man Cybern. Part B*, 34 (2) (2004) 1031–1044.
- [14] E. Rashedi, H. Nezamabadi-pour and S. Saryazdi, “GSA: A Gravitational Search Algorithm,” *Inform Sci*, vol. 179, pp. 2232-2248. 2009.
- [15] H. Askari, S.-H. Zahiri, “Decision Function Estimation Using Gravitational Search Algorithm,” *International journal of machine learning and cybernetics*, 2011, DOI 10.1007/s13042-011-0052.
- [16] S. H. Zahiri "Swarm intelligence and fuzzy systems", Nova publishers, (2010).
- [17] Y. Shi, R. Eberhart and Y. Chen, “Implementation of evolutionary fuzzy systems,” *IEEE Trans on Fuzzy Systems*, vol. 2, pp. 109-119, Apr 1999.
- [18] UCI Repository of Machine Learning Data Bases, Department of Information and Computer Science, University of California, Irvine, CA, <http://www.ics.uci.edu/~mllearn/MLRepository.html>
- فازی بهینه ارائه شد. در روش پیشنهادی، کلیه پارامترهای دخیل در یک طبقه‌بندی کننده فازی، اعم از شکل، نوع، و محل توابع عضویت به همراه ترکیب قواعد فازی (مشتمل بر مقدم‌ها، و تالی‌های مناسب) به صورت بهینه استخراج و در طبقه‌بندی کننده فازی به کار گرفته می‌شوند. تابع برازندگی به صورت تعداد خطاهای مجموعه قواعد فازی تعریف شده است. اگر چه الگوریتم ارائه شده در این مقاله برای بهینه‌سازی یک طبقه‌بندی کننده فازی استفاده شد، اما این روش می‌تواند در بهینه‌سازی هر سیستم فازی به خدمت گرفته شود.
- توانایی روش ارائه شده برای طراحی طبقه‌بندی کننده چندهدفه (Multi-objective) به همراه بررسی تئوریک عملکرد این روش از موضوعات در خور توجه در پژوهش‌های آتی می‌باشد.
- سپاسگزاری**
- این تحقیق توسط مرکز تحقیقات و فناوری اطلاعات مخابرات ایران حمایت شده است.
- مراجع**
- [1] S. Abe and M. S. LAN, “A method for fuzzy rules exaction directly from numerical data and its application to pattern classification”, *IEEE Trans Fuzzy Syst*, vol. 3, pp. 18–28, Feb. 1995.
- [2] L. X. Wang and J. M. Mendel, “Generating fuzzy rules by learning from examples,” *IEEE Transaction on Systemics Man Cybernetics*, Vol.22, pp.1414-1427.
- [3] O. Cordon, D. Jesus, F. Herrera, “Genetic learning of Fuzzy Rule-based classification systems cooperation with fuzzy Reasoning methods”, <http://scizs.ugr.es/publication/ficherosl>, 1999.
- [4] H. Ishubichi, T. Nakashima and T. Murata, “Performance evaluation of fuzzy classifier systems for multidimensional pattern classification problems,” *IEEE Trans on Fuzzy Systems man and Cybernetics-Part b: Cybernetics*, vol. 29, 601-618, 1999.
- [5] P. Thrift, “Fuzzy logic synthesis with genetic algorithms, In *Proc 4th Int Conf Genetic Algorithms (ICGA)*,” pp. 509–513, 1991.
- [6] W. R. Hwang and W. E. Thompson, “Design of

---

<sup>۱</sup> Fuzzy If-Then Rules

<sup>۲</sup> Partitioning

<sup>۳</sup> Grid Partitioning

<sup>۴</sup> Swarm Intelligence

<sup>۵</sup> Agent