

یک طبقه بندی کننده فازی مبتنی بر اتوماتای یادگیر سلولی

ماندانا حمیدی^۱ محمد رضا میبیدی^۲

^۱ دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشگاه آزاد اسلامی، قزوین، ایران

^۲ دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران

Email: mandana.hamidi@gmail.com, meybodi@ce.aut.ac.ir

چکیده: در این مقاله یک طبقه بندی کننده فازی مبتنی بر اتوماتای یادگیر سلولی پیشنهاد میگردد. در این طبقه بندی کننده به کمک مجموعه ای از اتوماتاهای یادگیر سلولی توابع عضویت و قوانین فازی به طور اتوماتیک تولید می شوند. از اتوماتای یادگیر سلولی نا همگن ناهمگام باز به عنوان ابزاری برای یافتن بهترین ساختار توابع عضویت فازی استفاده شده است. در اتوماتای یادگیر سلولی ناهمگام باز هر سلول برای انتخاب عمل خود علاوه بر پاسخ سراسری محیط از نتیجه اعمال انتخابی توسط اتوماتاهای یادگیر همسایه خود نیز تاثیر میپذیرد. طبقه بندی کننده فازی پیشنهادی از n اتوماتای یادگیر سلولی استفاده میکند. اتوماتای یادگیر سلولی n ام عهده دار تنظیم توابع عضویت ویژگی n ام است. هر یک از توابع عضویت ویژگی n ام به یکی از سلولها در اتوماتای یادگیر سلولی متناظر با آن نگاشت میشود که وظیفه آن یافتن مناسب ترین واریانس و میانگین برای آن می باشد. طبقه بندی کننده فازی پیشنهادی بر روی پایگاه داده استاندارد گل زنبق (Iris) آزمایش شده است. نتایج آزمایشات نشان می دهد که طبقه بندی کننده پیشنهادی با استفاده از ۸ قانون فازی میتواند داده ها را با راندمان ۹۷/۳٪ طبقه بندی کند که در مقایسه با بیشتر روشهای گزارش شده نتیجه بسیار خوبی می باشد.

واژه های کلیدی: طبقه بندی فازی، اتوماتاهای یادگیر، اتوماتای یادگیر سلولی، تابع عضویت

A Cellular Learning Automata based Fuzzy Classifier

M. Hamidi¹ M. R. Meybodi²

¹ Computer Engineering Department, Islamic Azad University, Ghazvin, Iran

² Computer Engineering Department, Amirkabir University of Technology, Tehran Iran

mandana.hamidi@gmail.com, mmeybodi@aut.ac.ir

Abstract: In this paper a fuzzy classifier based on cellular learning automata (CLA) is proposed. In the proposed classifier using a set of open asynchronous cellular learning automata, fuzzy membership functions and the rules for the fuzzy classifier are automatically generated. Each membership function is equipped with an open cellular learning automaton which is responsible for determining the best mean and variance for the corresponding membership function. In open CLA, the action of each cell in the next stage of its evolution not only depends on the local environment (actions of its neighbors) it also depends on the external environment. In order to show the performance of the proposed classifier it is tested on IRIS dataset. It is shown that using the proposed classifier, classification can be made with 8 fuzzy rules with accuracy of 97.3 % which is a good result in comparison with most of the previous methods.

Keywords: fuzzy classifier, learning automata, cellular learning automata, membership function

۱- مقدمه

برای ایجاد قوانین فازی در سیستمهای فازی نیاز به یک فرد خبره است که به نوع مساله اشراف کامل داشته باشد و بتواند با توجه به داده های آموزشی قوانین و توابع عضویت را تنظیم نماید که این خود امری مشکل و وقت گیر میباشد و چه بسا که قوانین نهایی نیز بهترین قوانین نباشند [2]

[1]. اخیراً بیشتر تلاشها بر روی روشهایی متمرکز بوده است که با استفاده از داده‌های آموزشی قوانین فازی را به صورت اتوماتیک ایجاد نمایند. به منظور ایجاد قوانین فازی با استفاده از داده‌های آموزشی عموماً از تقسیمات فضای مجموعه ورودی فازی جهت مشخص نمودن قسمت شرط قوانین استفاده می‌شود. فضای ورودی فازی را می‌توان به صورت شبکه ای [3][4][5][6][7][8] یا به صورت پراکنده و نامنظم [10][11] تقسیم نمود و به هر قسمت یک تابع عضویت اختصاص داد. در [3] مجموعه‌ای از توابع و قوانین بصورت تصادفی تولید شده و سپس با استفاده از الگوریتم ژنتیک از بین آنها، بهترین قوانین انتخاب میشوند. این روش در حل مسائلی با ابعاد بالا ضعیف عمل می‌نماید زیرا با افزایش تعداد قوانین یادگیری اجرای الگوریتم ژنتیک بسیار زمانبر می‌باشد. در [4] طبقه بندی کننده سیستم تطبیقی استنتاج فازی ANFIS³ معرفی شده است که یک روش تطبیقی است و فضایی از ورودی را که توابع عضویت در آن قرار می‌گیرند تنظیم می‌نماید. در این روش توابع عضویت فازی به طور یکنواخت در فضای ورودی قرار داده می‌شوند. هر کدام از این توابع فازی دارای پارامترهایی است که جابجایی و تغییر شکل را برای آن تابع امکان پذیر می‌نمایند. این روش دارای دو مشکل عمده می‌باشد. اولاً باید تعداد توابع فازی از ابتدا تعیین شود و دوماً اینکه با افزایش تعداد داده‌های آموزشی پیچیدگی این سیستم افزایش می‌یابد. در [12][13][14] از PSO⁴ به منظور ایجاد حداقل قوانین فازی با حداکثر راندمان استفاده شده است. که این روش در مقایسه با الگوریتم ژنتیک دارای سرعت و راندمان بالاتر است و منجر به تولید قوانین فازی کمتری میشود. این روش مشکل همگرایی زودرس را دارد و به مقدار دهی اولیه اعضای جمعیت و مقادیر پارامترها حساسیت بالایی دارد. همچنین در این روش تعداد تابع عضویت فازی را بایستی به صورت دستی از قبل تعیین نمود. در [25] از اتوماتای یادگیرنده برای ایجاد توابع عضویت و قوانین فازی استفاده شده است. در این روش به هر تابع عضویت فازی یک اتوماتای یادگیرنده اختصاص داده می‌شود. مشکل این روش این است که اتوماتاهای یادگیرنده با هم هیچ تعاملی ندارند و توابع عضویت یا با یکدیگر فاصله زیاد می‌گیرند یا یک تابع عضویت توسط تابع عضویت دیگر، کاملاً پوشانده می‌شود و به همین دلیل قسمتهایی از فضای مجموعه ورودی توسط هیچ تابع عضویتی پوشانده نمی‌شود. جهت رفع این مشکل در این مقاله از اتوماتای یادگیرنده سلولی استفاده شده است.

اتوماتای یادگیرنده سلولی، مدلی برای سیستمهایی است که از اجزاء ساده‌ای تشکیل شده‌اند و رفتار هر جزء بر اساس رفتار همسایگانش و نیز تجربیات گذشته‌اش تعیین و اصلاح می‌شود. اجزاء ساده تشکیل دهنده این مدل، از طریق تعامل با یکدیگر می‌توانند رفتار پیچیده‌ای از خود نشان دهند. هر اتوماتای یادگیرنده سلولی، از یک اتوماتای سلولی تشکیل شده‌است که هر سلول آن به یک یا چند اتوماتای یادگیرنده مجهز می‌باشد که وضعیت این سلول را مشخص می‌سازد. یک قانون محلی در محیط حاکم است و این قانون تعیین می‌کند که آیا عمل انتخاب شده توسط یک اتوماتای یادگیرنده در یک سلول باید پاداش داده شود و یا جریمه شود. عمل دادن پاداش و یا جریمه منجر به بروز درآوردن ساختار اتوماتای یادگیرنده سلولی برای رسیدن به یک هدف مشخص می‌گردد. در اتوماتای یادگیرنده سلولی ناهمگن ناهمگام باز، علاوه بر پاسخ محیط محلی، یک پاسخ سراسری نیز از محیط دریافت می‌نماید، تمام اتوماتاها به طور همزمان فعال نمی‌شوند و قانون به روز کردن اتوماتاها نیز با یکدیگر متفاوت است [18][19][21].

در این مقاله یک طبقه بندی کننده فازی مبتنی بر اتوماتای یادگیرنده سلولی⁵ پیشنهاد میگردد. در این طبقه بندی کننده به کمک مجموعه‌ای از اتوماتاهای یادگیرنده سلولی توابع عضویت و قوانین فازی به طور اتوماتیک تولید می‌شوند. از اتوماتای یادگیرنده سلولی ناهمگن ناهمگام باز به عنوان ابزاری برای یافتن بهترین ساختار توابع عضویت فازی استفاده شده است. در اتوماتای یادگیرنده سلولی ناهمگام باز هر سلول برای انتخاب عمل خود علاوه بر پاسخ سراسری محیط از نتیجه اعمال انتخابی توسط اتوماتاهای یادگیرنده همسایه خود نیز تاثیر می‌پذیرد. طبقه بندی کننده فازی پیشنهادی از n اتوماتای یادگیرنده سلولی استفاده میکند. اتوماتای یادگیرنده سلولی n ام عهده دار تنظیم توابع عضویت و ویژگی n ام است. هر یک از توابع عضویت ویژگی n ام به یکی از سلولها در اتوماتای یادگیرنده سلولی متناظر با آن نگاشت میشود که وظیفه آن یافتن مناسب ترین واریانس و میانگین برای آن می‌باشد. یکی از مزایای این روش تعیین اتوماتیک توابع عضویت و تعداد آنها میباشد که در سایر روشها از طریق آزمایش و خطا انجام میگردد. دیگر مزیت این روش در مقایسه با روشهای گزارش شده [10][13][14] این است که در این روش تعداد پارامترهایی که بایستی با توجه به نوع مساله تنظیم شوند کمتر است. طبقه بندی کننده فازی پیشنهادی بر روی پایگاه داده استاندارد گل زنبق (Iris) آزمایش شده است. نتایج آزمایشات نشان می‌دهد که طبقه بندی کننده پیشنهادی با استفاده از ۸ قانون فازی میتواند داده‌ها را با راندمان ۹۷/۳٪ طبقه بندی کند که در مقایسه با بیشتر روشهای گزارش شده نتیجه بسیار خوبی می‌باشد.

¹ Grid-type Fuzzy Partition

² Scatter-type Fuzzy Partition

³ Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System

⁴ Particle Swarm Optimization

⁵ Cellular Learning Automata

ادامه مقاله بدین صورت سازماندهی شده است. در بخش ۲ اتوماتای سلولی، اتوماتای یادگیر و اتوماتای یادگیر سلولی و در بخش ۳ طبقه بندی کننده فازی به اختصار شرح داده میشود. در بخش ۴ روش پیشنهادی و در بخش ۵ نتایج آزمایشها آمده است. بخش ۶ نتیجه گیری میباشد.

۲- اتوماتای سلولی، اتوماتای یادگیر و اتوماتای یادگیر سلولی

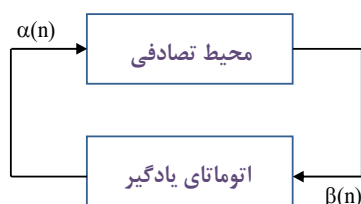
در این قسمت اتوماتای سلولی، اتوماتای یادگیر و اتوماتای یادگیر سلولی به اختصار شرح داده میشود.

۱-۲ اتوماتای سلولی

اتوماتای سلولی [17] یک مدل ریاضی برای سیستمهایی است که در آنها چندین مؤلفه ساده برای تولید الگوهای پیچیده با هم همکاری می کنند. در اتوماتای سلولی یک مجموعه منظم از سلولها وجود دارد که هر کدام می توانند با چند مقدار مختلف که تعدادشان متناهی است، مقداردهی شوند. این سلولها به صورت همگام و در زمانهای گسسته بر طبق یک قانون محلی بهنگام رسانی می شوند. محلی بودن به این معناست که در تعیین مقدار جدید هر سلول، سلولهایی که در همسایگی وی هستند تاثیرگذار هستند و سلولهای دورتر، تاثیری ندارند. شبکه سلولها می تواند ابعاد متفاوتی داشته باشند و یک، دو و یا بیشتر بعد داشته باشند. ویژگیهای اتوماتای سلولی را به اختصار میتوان به صورت زیر بیان نمود: فضا و زمان به صورت گسسته پیش میروند. اتوماتا همگن است. عمل به روزرسانی به صورت همگام انجام میشود و قوانین بر اساس همسایه های هر سلول تعریف میشوند. از مشکلات مهم اتوماتای سلولی تعیین فرم قطعی قوانین است. زیرا در اغلب سیستمها نویز و عدم قطعیت وجود دارند که سیستم را تحت تاثیر قرار میدهند. لذا تعیین فرم قطعی قوانین در این سیستمها کاری مشکل و در برخی موارد غیر ممکن است [17].

۲-۲ اتوماتای یادگیر

اتوماتای یادگیر ماشینی است که میتواند تعدادی متناهی عمل را انجام دهد. هر عمل انتخاب شده توسط یک محیط احتمالی ارزیابی میشود و نتیجه ارزیابی در قالب سیگنالی مثبت یا منفی به اتوماتا داده میشود و اتوماتا از این پاسخ در انتخاب عمل بعدی تاثیر میگیرد. هدف نهایی این است که اتوماتا یاد بگیرد تا از بین اعمال خود بهترین عمل را انتخاب کند. بهترین عمل، عملی است که احتمال دریافت پاداش از محیط را به حداکثر برساند. کارکرد اتوماتای یادگیر در تعامل با محیط، در (شکل 1) مشاهده میشود. [15]



شکل 1: ارتباط بین اتوماتای یادگیر و محیط

اتوماتای یادگیر با ساختار متغیر را میتوان توسط چهارتایی $\{\alpha, \beta, p, T\}$ نشان داد که $\alpha = \{\alpha_1, \dots, \alpha_r\}$ مجموعه عملهای اتوماتا، $\beta = \{\beta_1, \dots, \beta_m\}$ مجموعه ورودیهای اتوماتا، $p = \{p_1, \dots, p_r\}$ بردار احتمال انتخاب هریک از عملها و $p(n+1) = T[\alpha(n), \beta(n), p(n)]$ الگوریتم یادگیری می باشد. ورودی محیط یکی از r عمل انتخاب شده اتوماتا است. خروجی (پاسخ) محیط به هر عمل i توسط β_i مشخص می شود. اگر β_i یک پاسخ دودویی باشد، محیط مدل **P** نامیده می شود. در چنین محیطی $\beta_i(n) = 1$ بعنوان پاسخ نامطلوب یا شکست و $\beta_i(n) = 0$ بعنوان پاسخ مطلوب یا موفقیت در نظر گرفته می شوند. در محیط مدل **Q**، $\beta_i(n)$ شامل تعداد

⁶ Cellular Automata

⁷ Learning Automata

⁸ P-model

⁹ Unfavorable

¹⁰ Failure

¹¹ Favorable

¹² Q-Model

محدودی از مقادیر قرار گرفته در بازه $[۱۰۰]$ می‌باشد. درحالی‌که در محیط مدل S مقادیر $\beta_i(n)$ یک متغیر تصادفی در بازه $[۱۰۰]$ می‌باشد $(\beta_i(n) \in [0,1])$.

الگوریتم یادگیری $S - L_{REP}$ یک نمونه از الگوریتمهای یادگیری خطی است. $S - L_{REP}$ با r عمل بصورت زیر بردار عملهای خود را بروز می‌کند. اگر در تکرار n عمل α_i انتخاب شده باشد و پاسخ محیط به آن $\beta_i(n)$ باشد، بردار احتمالات اتوماتا طبق رابطه [15] بروز می‌شود.

$$\begin{aligned} p_i(k+1) &= p_i(k + a \cdot (1 - \beta_i(k)) \cdot (1 - p_i(k)) - b \cdot \beta_i(k) \cdot p_i(k) \\ p_j(k+1) &= p_j(k) - a(1 - \beta_i(k)) \cdot p_j(k) + b \cdot \beta_i(k) \cdot \left[\frac{1}{r-1} - p_j(k) \right] \quad \forall j \quad j \neq i \end{aligned} \quad (۱)$$

در روابط (۴) پارامتر پاداش و b پارامتر جریمه می‌باشند. با توجه به مقادیر a و b سه حالت زیر را می‌توان در نظر گرفت. زمانی‌که a و b با هم برابر باشند، الگوریتم را L_{RP} می‌نامیم، زمانی‌که b از a خیلی کوچکتر باشد، الگوریتم را L_{REP} می‌نامیم. و زمانی‌که b مساوی صفر باشد الگوریتم را L_{RI} مینامیم [16].

۲-۳- اتوماتای یادگیر سلولی (CLA)

بسیاری از مسایل را نمی‌توان با استفاده از یک اتوماتای یادگیر تکی حل کرد بلکه قدرت اصلی اتوماتای یادگیر زمانی آشکار میشود که آنها به صورت دسته جمعی بکار روند. با توجه به این مساله و ضعفهای عنوان شده برای اتوماتای سلولی، در [17] با ترکیب این دو مدل، مدل اتوماتای یادگیر سلولی پیشنهاد گردید [19][20][18].

تعریف (اتوماتای یادگیر سلولی): اتوماتای یادگیر سلولی d بعدی یک چندتایی $CLA = (Z^d, \phi, A, N, F)$ است به طوریکه:

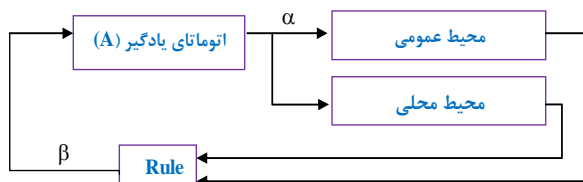
- Z^d یک شبکه از d تایی های مرتب از اعداد صحیح می‌باشد. این شبکه می‌تواند یک شبکه متناهی، نیمه متناهی یا متناهی باشد.
 - ϕ یک مجموعه متناهی از حالتها می‌باشد.
 - A ، یک مجموعه از اتوماتاهای یادگیر (LA) است که هر یک از آنها به یک سلول از اتوماتای سلولی نسبت داده میشود.
 - $N = \{\bar{x}_1, \dots, \bar{x}_m\}$ یک زیر مجموعه متناهی از Z^d می‌باشد که بردار همسایگی نامیده می‌شود.
 - $F: \phi^m \rightarrow \beta$ قانون محلی CLA می‌باشد به طوریکه β مجموعه مقادیری است که می‌تواند به عنوان سیگنال تقویتی پذیرفته شود.
- در اتوماتای یادگیر سلولی می‌توان از ساختارهای مختلفی برای همسایگی استفاده نمود. در حالت کلی هر مجموعه مرتب از سلولها را می‌توان به عنوان همسایه در نظر گرفت.

عملکرد اتوماتای یادگیر سلولی را می‌توان به شرح زیر بیان کرد. در هر لحظه هر اتوماتای یادگیر در اتوماتای یادگیر سلولی یک عمل از مجموعه اعمال خود را انتخاب می‌کند. این عمل می‌تواند بر اساس مشاهدات قبلی و یا به صورت تصادفی انتخاب شود. عمل انتخاب شده با توجه به اعمال انتخاب شده توسط سلولهای همسایه و قانون حاکم بر اتوماتای یادگیر سلولی پاداش داده و یا جریمه می‌شود. با توجه به اینکه عمل انتخاب شده پاداش گرفته و یا جریمه شده است، اتوماتا رفتار خود را تصحیح کرده و ساختار داخلی اتوماتا بهنگام می‌گردد. معمولاً عمل بروزرسانی تمام اتوماتا به صورت همزمان انجام می‌شود. بعد از بروزرسانی، هر اتوماتای یادگیر در اتوماتای یادگیر سلولی دوباره یک عمل از مجموعه اعمال خود را انتخاب کرده و انجام می‌دهد. فرآیند انتخاب عمل و دادن پاداش و یا جریمه تا زمانی که سیستم به حالت پایدار برسد و یا یک معیار از قبل تعریف شده برقرار شود، ادامه می‌یابد. اتوماتای یادگیر سلولی استاندارد، اصطلاحاً بسته خوانده میشود زیرا هیچگونه ارتباطی با دنیای خارج برای آن در نظر گرفته نشده است. اگر در اتوماتای سلولی یادگیر تمامی سلولها بطور همزمان بروز شود آن را اتوماتای یادگیر سلولی همگام و در غیر این صورت اتوماتای سلولی ناهمگام نامیده میشود [20]. اتوماتای یادگیر سلولی را یکنواخت می‌گوییم، اگر برای تمام سلولها، تابع همسایگی، قانون محلی و اتوماتاهای یادگیر یکسان باشند در غیر این صورت اتوماتای یادگیر سلولی غیر یکنواخت نامیده می‌باشد. نوع دیگر اتوماتای یادگیر سلولی، اتوماتای یادگیر سلولی باز (OCLA) میباشد. در OCLA علاوه بر محیط محلی یک محیط سراسری نیز برای آن در نظر گرفته شده است (شکل ۲). در OCLA دادن جریمه و یا

¹³ S-Model

¹⁴ Local Environment

پاداش به عمل انتخاب شده توسط یک سلول علاوه بر اعمال انتخابی توسط همسایگانش به پاسخ محیط سراسری نیز بستگی دارد. در [19] اثبات شده است این مدل همانند **CLA** بسته، برای قوانین جابجایی‌پذیر، می‌تواند به نقاط بهینه محلی همگرا شود.



شکل 2: ارتباط بین یک اتوماتای یادگیر در اتوماتای سلولی باز با محیطهای محلی و سراسری

۳- طبقه بندی کننده فازی

نحوه ایجاد قواعد فازی در این روش، مطابق با الگوریتم ارائه شده در [10] می‌باشد و بر اساس یک جدول جستجو، برای هر زوج ورودی-خروجی یک قاعده ایجاد و برای آن یک ضریب اطمینان CF محاسبه می‌شود. هر قانون فازی به صورت زیر نمایش داده می‌شود.

j – th rule :

$$\begin{aligned}
 &\text{if } x_1 \text{ is } A_{j1} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{j2} \text{ and } \dots \text{ and } x_n \text{ is } A_{jn} \\
 &\text{then } x = (x_1, x_2, \dots, x_n) \text{ belongs to} \quad (2) \\
 &\text{class } H_j \text{ with } CF = CF_j \quad j = 1, 2, \dots, R
 \end{aligned}$$

که R تعداد قوانین فازی، n تعداد ابعاد ورودی، $H_j \in \{1, 2, \dots, M\}$ خروجی قوانین، M تعداد دسته‌ها، $CF_j = [0, 1]$ ضریب قطعیت قانون j ام است. درجه عضویت مربوط به مجموعه فازی بر اساس نوع تابع عضویت آن مجموعه فازی محاسبه می‌گردد. به عنوان مثال درجه عضویت تابع گوسی با سه پارامتر $m_{(ji,1)}, m_{(ji,2)}, m_{(ji,3)}$ طبق فرمول زیر محاسبه می‌گردد:

$$\mu_{A_{ji}}(m_{(ji,1)}, m_{(ji,2)}, m_{(ji,3)}; x_i) = \begin{cases} \exp\left(-\left(\frac{x_i - m_{(ji,1)}}{m_{(ji,2)}}\right)^2\right), & \text{if } x_i \leq m_{(ji,1)} \\ \exp\left(-\left(\frac{x_i - m_{(ji,1)}}{m_{(ji,3)}}\right)^2\right), & \text{if } x_i > m_{(ji,1)} \end{cases} \quad (3)$$

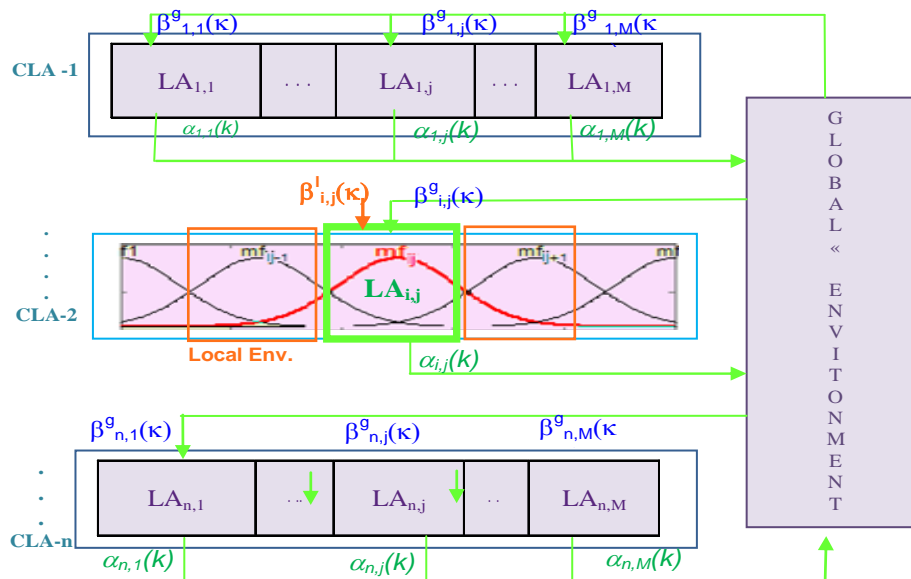
که $\underline{m}_{ji} = [m_{(ji,1)}, m_{(ji,2)}, \dots, m_{(ji,p)}]$ مجموعه فازی ورودی i ام از قانون j ام است، که شامل p تابع عضویت می‌باشد. و $m_{(ji,p)}$ میانگین تابع عضویت p

می‌باشد. $\underline{r}_j = [\underline{r}_{j1}, \underline{r}_{j2}, \dots, \underline{r}_{jM}]$ قانون فازی j ام است و $r = [r_1, r_2, \dots, r_R]$ مجموعه قوانین فازی را مشخص می‌کند. خروجی مجموعه قوانین است. هنگامیکه یک داده ورودی $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ به سیستم فازی اعمال شود خروجی به صورت زیر محاسبه می‌گردد.

$q_j(x) = \prod_{i=1}^M \mu_{A_{ji}}(x_i)$ $y = \arg \max_{j=1}^R q_j(x).CF_j$	(۴)
--	-----

۴- طبقه بندی کننده فازی پیشنهادی

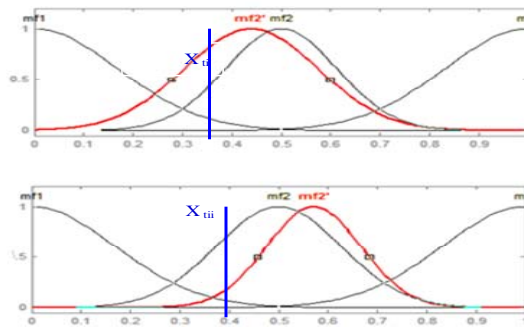
طبقه بندی کننده فازی پیشنهادی از n اتوماتای یادگیر سلولی ناهمگن ناهمگام باز استفاده میکند. اتوماتای یادگیر سلولی i ام عهده دار تنظیم توابع عضویت ویژگی i ام است. هر یک از توابع عضویت ویژگی i ام به یکی از سلولها در اتوماتای یادگیر سلولی متناظر با آن نگاشت میشود. یعنی تابع عضویت دسته i ام از ویژگی i ام به سلول i ام از اتوماتای یادگیر i ام نگاشت میشود. تعداد سلولها در هر یک از اتوماتاهای یادگیر سلولی برابر تعداد دسته ها یعنی M میباشد. همسایه های یک سلول، سلولهای سمت چپ و سمت راست آن سلول می باشد. شمای کلی این طبقه بندی کننده در (شکل 3) نشان داده شده است.



شکل 3: شمای کلی طبقه بندی کننده فازی پیشنهادی

قبل از اینکه مراحل اصلی طبقه بندی کننده فازی پیشنهادی شرح داده شود به چگونگی تنظیم توابع عضویت یک ویژگی میپردازیم. فرض کنید m_{ij} میانگین و σ_{ij} واریانس تابع عضویتی هستند که اتوماتای یادگیر j ام از اتوماتای یادگیر سلولی i ام به آن تخصیص داده شده است. اتوماتای یادگیر هر سلول وظیفه تنظیم ساختار (میانگین، واریانس) آن تابع عضویت را به عهده دارد. برای هر دسته از داده های آموزشی یک حداکثر و یک حداقل میانگین واریانس تابع عضویت تعیین می گردد. میانگین تابع عضویت m_{ij} می تواند یکی از مقادیر در بازه $[m_{ij}^{\min}, m_{ij}^{\max}]$ را داشته باشد. حداقل مقدار ویژگی i ام در دسته i ام و m_{ij}^{\max} حداکثر مقدار ویژگی i ام در دسته i ام می باشند.

هر اتوماتای یادگیر دارای دو عمل "کاهش میزان تعلق ویژگی به تابع عضویت" و "افزایش میزان تعلق ویژگی به تابع عضویت" می باشد. در شکل ۳-الف اثر کاهش میزان تعلق ویژگی به تابع عضویت و شکل ۳-ب اثر کاهش میزان تعلق ویژگی به تابع عضویت نشان داده شده است. توابع تعلق به رنگ قرمز درد این اشکال توابع تعلق بعد انجام عمل مورد نظر می باشد.



شکل 4: الف) اثر افزایش میزان تعلق ویژگی به تابع عضویت ب) اثر کاهش میزان تعلق ویژگی به تابع عضویت

انتخاب عمل "کاهش میزان تعلق" توسط اتوماتای یادگیر LA_{ij} باعث تغییرات در میانگین m_{ij} و واریانس σ_{ij} تابع عضویت طبق روابط ۵ می‌گردد. اعمال عمل "کاهش میزان تعلق" باعث فاصله گرفتن میانگین m_{ij} تابع عضویت mf_{ij} از ویژگی x_{ii} و کاهش میزان واریانس σ_{ij} می‌گردد. CF_r ضریب قطعیت قانونی است که بیشترین سهم را در دسته بندی داده آموزشی به عهده داشته است.

$$\begin{aligned}
 & \text{if } m_{ij} > x_{ii} \text{ then} \\
 & \quad m_{ij} = m_{ij} + d_{fm} \cdot CF_r \\
 & \quad \sigma_{ij} = \sigma_{ij} - d_{fs} \cdot CF_r \\
 & \text{if } m_{ij} < x_{ii} \text{ then} \\
 & \quad m_{ij} = m_{ij} - d_{fm} \cdot CF_r \\
 & \quad \sigma_{ij} = \sigma_{ij} - d_{fs} \cdot CF_r
 \end{aligned} \tag{5}$$

انتخاب عمل "افزایش میزان تعلق" توسط اتوماتای یادگیر LA_{ij} باعث تغییرات در میانگین m_{ij} و واریانس σ_{ij} تابع عضویت طبق روابط ۶ می‌گردد. اعمال عمل "افزایش میزان تعلق" باعث نزدیکتر شدن میانگین m_{ij} تابع عضویت mf_{ij} به ویژگی x_{ii} و افزایش میزان واریانس σ_{ij} می‌گردد.

$$\begin{aligned}
 & \text{if } m_{ij} > x_{ij} \text{ then} \\
 & \quad m_{ij} = m_{ij} - d_{fm} \cdot CF_r \\
 & \quad \sigma_{ij} = \sigma_{ij} + d_{fs} \cdot CF_r \\
 & \text{if } m_{ij} < x_{ij} \text{ then} \\
 & \quad m_{ij} = m_{ij} + d_{fm} \cdot CF_r \\
 & \quad \sigma_{ij} = \sigma_{ij} - d_{fs} \cdot CF_r
 \end{aligned} \tag{6}$$

هر اتوماتای یادگیری که عمل "میزان کاهش تعلق" را انتخاب نموده است، میزان تعلق ویژگی x_{ii} را به تابع عضویت متناظر خود کاهش میدهد. در عوض اتوماتای یادگیر سلول مجاور آن اتوماتای یادگیر میزان تعلق ویژگی x_{ii} را به تابع عضویت متناظر خود افزایش می‌دهد. بدین نحو توابع عضویت همیشه تمام فضای مجموعه فازی را پوشش می‌دهند.

مراحل اصلی طبقه بندی کننده فازی پیشنهادی به شرح زیر است.

۱. n اتوماتای یادگیر سلولی که هر کدام دارای M اتوماتای یادگیر می باشند ایجاد میشود و بردار احتمال انتخاب اعمال هر یک از اتوماتاهای یادگیر به $[0.5 \ 0.5]$ مقدار دهی اولیه می‌شود. میانگین و واریانس تابع عضویتی که اتوماتای یادگیر به آن تخصیص یافته را به صورت تصادفی در محدوده ماکزیمم و مینیمم انتخاب می‌شود.

۲. حداقل قوانین فازی را با توجه به داده های آموزشی ایجاد می نماییم (نحوه انجام این کار در قسمت ۴-۱ آورده شده است)
۳. هر یک از داده های آموزشی $\underline{x}_t = (x_{t1}, x_{t2}, \dots, x_{tn})$ به طبقه بندی کننده داده میشود. به ازای هر ویژگی x_{ti} داده آموزشی، اتوماتای یادگیر متعلق به اتوماتای یادگیر λ که متناظر با تابع عضویتی که ویژگی x_{ti} بیشترین تعلق را به آن دارد، کاندیدای فعال شدن می شود.
۴. به ازای هر اتوماتای یادگیر سلولی مراحل زیر را انجام میدهم:
- ۴.۱. اتوماتاهای یادگیر کاندیدای فعال شدن را فعال نموده و هر کدام، یکی از اعمال خود را بر طبق بردار احتمال اعمالشان، انتخاب میکنند.
- ۴.۲. بر اساس عمل انتخاب شده توسط اتوماتاهای یادگیر، میانگین و واریانس توابع عضویت تخصیص داده شده به اتوماتاهای یادگیر، طبق رابطه های (۵) و (۶) اصلاح می شود.
۵. حداقل قوانین فازی را با توجه به داده های آموزشی ایجاد می نماییم (نحوه انجام این کار در قسمت ۴-۱ آورده شده است)
۶. هر یک از داده های آموزشی $\underline{x}_t = (x_{t1}, x_{t2}, \dots, x_{tn})$ به طبقه بندی کننده داده میشود و دسته این داده آموزشی تعیین میگردد. به ازای هر ویژگی x_{ti} داده آموزشی، اتوماتای یادگیر LA_{ij} متناظر با تابع عضویتی که ویژگی x_{ti} بیشترین تعلق را به آن دارد، پاسخ سراسری، $\beta_{ij}^g(k)$ به عنوان ورودی مرحله k ام بر طبق رابطه (۸) محاسبه میگردد
- $$\beta_{ij}^g(k) = \begin{cases} CF_r & \text{if } x_{ti} \text{ classifies correctly} \\ 1 - CF_r & \text{if } x_{ti} \text{ doesn't classify correctly} \end{cases} \quad (7)$$
۷. در صورتیکه حداقل یکی از همسایه های سلول (i,j) عمل "کاهش میزان تعلق" و یا "افزایش میزان تعلق" را انتخاب کرده باشند پاسخ محلی β_{ij}^l به اتوماتای یادگیر LA_{ij} آن سلول داده می شود، طبق رابطه (۸) محاسبه می گردد. پاسخ محلی به گونه ای تنظیم شده است که
- If LA_{ij-1} is Active
- $$\beta_{ij}^l(k) = 1 - \beta_{ij-1}^g(k) \quad (8)$$
- Elseif LA_{ij+1} is Active
- $$\beta_{ij}^l(k) = 1 - \beta_{ij+1}^g(k)$$
۸. با توجه به دو پاسخ محیط محلی و سراسری هر اتوماتای یادگیر، β_{ij} در مرحله k ام طبق رابطه زیر محاسبه می گردد
- $$\beta_{ij}(k) = \beta_{ij}^l(k) + \beta_{ij-1}^g(k) \quad (1)$$
۹. بردار احتمال انتخاب اعمال اتوماتاهای یادگیر فعال طبق رابطه (۱) اصلاح می شود.
۱۰. تا زمانی که حداکثر تعداد گامها انجام گردد و یا رسیدن به حداقل خطای طبقه بندی ε ، مراحل ۳ تا ۷ تکرار میشود.
۱۱. حذف توابع عضویتی که در هیچ یک از قوانین فازی استفاده نشده باشند و توسط توابع عضویت همسایه خود کاملاً پوشانده شده باشند. زیرا این قوانین هیچ تاثیری در طبقه بندی ندارند.

۴-۱- نحوه ایجاد حداقل قوانین فازی

برای مشخص نمودن قسمت مقدم قانون λ ام که به فرم " $if \ x_1 \text{ is } A_{j1} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{j2} \text{ and } \dots \text{ and } x_n \text{ is } A_{jn}$ " می باشد، به ازای هر بُعد (ورودی) از یک داده آموزشی تابع عضویت آن ورودی x_i را که بیشترین تعلق را در بین توابع دیگر دارد پیدا می کنیم و برای مشخص نمودن قسمت تالی قانون که به فرم " $then \ \underline{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n) \text{ belongs to class } H_j \text{ with } CF = CF_j$ " می باشد، به صورت زیر عمل می نماییم:

داده های آموزشی به صورت بردار $(\underline{x}_i, \underline{y}_i)$ ، $i=1,2,\dots,N$ نشان داده می شوند که $\underline{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$ ورودی و \underline{y}_i خروجی داده آموزشی λ ام است. به ازای قانون λ ام، H و CF به صورت زیر محاسبه می گردند [3]

$$\theta_t = \sum_{\underline{x}_p \in Class t} q_j(\underline{x}_p), t=1,2,\dots,M \quad (2)$$

$$H_j = \arg \max_{t=1}^M \theta_t \quad (3)$$

$$CF_j = \frac{\theta_{H_j} - \theta}{\sum_{t=1}^M \theta_t} \quad (4)$$

$$\theta = \sum_{\substack{t=1 \\ t \neq H_j}}^M \frac{\theta_t}{M-1} \quad (5)$$

از یک مجموعه معتبرسازی برای تعیین میزان تاثیر قواعد ایجاد شده استفاده می شود. داده های مجموعه معتبر سازی را با سیستم حاصله آزمایش نموده و تعداد دفعات ارجاع به هر قانون A و تعداد دفعات برنده شدن قانون بصورت نادرست F را مشخص محاسبه می نماییم. هر قانونی را که A-F*PT از حد آستانه ای (tr) کمتر بود حذف می گردد. پارامتر PT با توجه به نوع مساله انتخاب می شود. [24]

۵- نتایج آزمایشها

پایگاه داده زنبق [23] شامل ۱۵۰ داده با ۴ ویژگی است که هر کدام از داده ها به یکی از سه کلاس (Iris Setosa, Iris Versicolour , Iris Virginica) تعلق دارند. در هر کلاس ۵۰ داده قرار دارد. یکی از کلاسها کاملاً به صورت خطی از سایر کلاسها مجزا است و دو کلاس دیگر به صورت غیر خطی از یکدیگر قابل تفکیک می باشند. در هر بعد داده ها را در بازه [0,1] نرمال می نماییم. تعداد داده های آموزشی ۷۵ و تعداد داده های آزمایشی ۳۷ و تعداد داده های معتبر سازی ۳۸ داده در نظر گرفته شده است. نتایج ارایه شده میانگین ۲۰ بار اجرای الگوریتم می باشد. سیستم فازی دارای چهار مجموعه فازی ورودی است که هر ورودی معادل یکی از ویژگی ها می باشد و بنابراین از ۴ اتوماتای یادگیر سلولی استفاده میشود. هر اتوماتای یادگیر سلولی دارای سه سلول می باشد. ساختار سیستم فازی از نوع ساگنو¹⁶ می باشد. توابع عضویت گوسی و مقادیر اولیه برای d_{fs} ، r و d_{fm} به ترتیب 0.01، 0.01 و 0.008 در نظر گرفته شده است. نتایج آزمایشها در جدول ۱ آمده است.

جدول ۱: بررسی انواع روشهای اتوماتیک ایجاد قانون و تابع عضویت در طبقه بندی فازی

		تعداد قانون	راندمان
ANFIS		۸۱	٪۹۹٫۵
Pruning		۲۸	٪۹۳٫۳
Multi-rule-table		۵۹۷٫۵	٪۹۴٫۳
GA-based		۱۰	٪۹۰٫۶۷
PSO-based Fuzzy		۴٫۷۵	٪۹۶٫۸
LA-based Fuzzy (L _{RP})	Pt=1	۱۲	٪۹۲٫۲۳
	Pt=1.5	۱۱	٪۹۳٫۶۳
	Pt=2	۱۰	٪۹۳٫۱
LA-based Fuzzy (L _{TP})	Pt=1	۱۳	٪۹۲
	Pt=1.5	۱۳	٪۹۳
	Pt=2	۱۰	٪۹۳٫۱
CLA-based Fuzzy (L _{RP})	Pt=1	۹	٪۹۶٫۵۵
	Pt=1.5	۸	٪۹۷٫۳
	Pt=2	۵	٪۹۴٫۸۱
CLA-based Fuzzy (L _{TP})	Pt=1	۱۰	٪۹۶
	Pt=1.5	۱۰	٪۹۶٫۵۵
	Pt=2	۹	٪۹۴٫۱

¹⁶ Sugeno

۶- نتیجه گیری

در این مقاله یک طبقه بندی کننده فازی مبتنی بر اتوماتای یادگیر سلولی پیشنهاد گردد. در این طبقه بندی کننده به کمک مجموعه ای از اتوماتاهای یادگیر سلولی توابع عضویت و قوانین فازی به طور اتوماتیک تولید می شوند. یکی از مزایای این روش تعیین اتوماتیک توابع عضویت و تعداد آنها میباشد که در سایر روشها از طریق آزمایش و خطا انجام میگردد. دیگر مزیت این روش کمتر بودن تعداد پارامترهایی که بایستی با توجه به نوع مساله تنظیم شوند در مقایسه با روشهای گزارش شده میباشد. نتایج آزمایشها نشان داد که طبقه بندی کننده فازی پیشنهادی از کارایی بسیار خوبی برخوردار میباشد.

مراجع

- [1] Butenkov, S. and Krivsha, V., "Classification using Fuzzy Geometric Features", Proc. IEEE Conf. ICAIS'02, Divnomorskoe, Russia, 89-91. 2002.
- [2] Klose, A. and Kruse, R. "Enabling Neuro-fuzzy Classification to Learn from Partially Labeled Data", IEEE World Congress on Computational Intelligence, IEEE International Conference on Fuzzy Systems, page 32-42, 2002.
- [3] Ishibuchi, H., Nozaki, K., Yamamoto, N. and Tanaka, H., "Selecting Fuzzy If-Then Rules for Classification Problems Using Genetic Algorithms", IEEE Trans. Fuzzy Systems, Vol. 3, pp. 260-270, 1995.
- [4] Jang, J. S., "ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference Systems," IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, Vol. 23, pp. 665-685, 1993.
- [5] Nozaki, K., Ishibuchi, H. and Tanaka, H., "Adaptive Fuzzy Rule-Based Classification Systems", IEEE Trans. on Fuzzy Systems, Vol. 4, No. 3, Aug., pp. 238-250, 1996.
- [6] Wong, C. C. and Chen, C. C., "A GA-Based Method for Constructing Fuzzy Systems Directly from Numerical Data", IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics- Part B: Cybernetics, Vol. 30, pp. 904-911, 2000.
- [7] Wang, L. X. and Mendel, J. M., "Generating Fuzzy Rules by Learning from Examples", IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, Vol. 22, pp. 1414-1427, 1992.
- [8] Yager, R. R. and Filev, D. P. Essentials of Fuzzy Modeling and Control, John Wiley, New York, U.S.A., 1994.
- [9] Wang, L. X. and Mendel, J. M., "Generating fuzzy rules by learning from examples", IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics, Vol. 22, No. 6, pp. 1414-1427, 1992.
- [10] Simpson, P. K., "Fuzzy Min-Max Neural Networks- Part 1: Classification," IEEE Trans. Neural Networks, Vol. 3, Sep., pp. 776-786 1992.
- [11] Wong, C. C. and Chen, C. C., "A Hybrid Clustering and Gradient Descent Approach for Fuzzy Modeling," IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics-Part B: Cybernetics, Vol. 29, pp. 686-693 (1999).
- [12] Chen, C. C., "Design of PSO-based Fuzzy Classification Systems", Tamkang Journal of Science and Engineering, Vol. 9, No. 1, pp. 63-70, 2006.
- [13] Borji, A., M. Hamidi, M. and Eftekhari Moghadam, A. M. "CLPSO-based Color Image Segmentation", 26th Annual Meeting of the North American Fuzzy Information Processing Society (NAFIPS'07). San Diego, California, USA, June 24-27, 2007.
- [14] Hmadi, M. and Eftekhari Moghadam, A. M., " PSO-based Fuzzy Color Classification System" Proceedings of Iranian Conference on Machine Vision and Image Processing (MVIP 2007) , Mashhad, Iran, Feb. 14-15, 2007.
- [15] Narendra K. S. and Thathachar M. A. L., Learning Automata: An Introduction, Prentice Hall, 1989.
- [16] Thathachar, M.A.L. and Sastry, P.S., "Varieties of Learning Automata: An Overview", IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics-Part B: Cybernetics, Vol. 32, No. 6, pp. 711-722, 2002.
- [17] Wolfram, S., "Cellular Automata", Los Alamos Science, vol. 9, pp. 2-21, Fall 1983.
- [18] Beigy, H. and Meybodi, M. R., "A Mathematical Framework for Cellular Learning Automata", Advances on Complex Systems, Vol. 7, Nos. 3-4, pp. 295-320, 2004.
- [19] Beigy, H. and Meybodi, M. R., "Open Synchronous Cellular Learning Automata", Proceedings of the 8th world Multi-conference on Systemics, Cybernetics and Informatics (SCI2004), pp. 9-15, Orlando, Florida, USA. July 18-21, 2004.
- [20] Schönfisch B., Roos A. D.; "Synchronous and Asynchronous Updating in Cellular Automata"; *BioSystems*, vol 51, p.p. 123-143, 1999.
- [21] Beigy, H. and Meybodi, M. R., "Asynchronous Cellular Learning Automata", Automatica, Journal of International Federation of Automatic Control, 2007, Vol. 44, No. 5, May 2008, to appear.
- [22] Wong, C. C. and Chen, C. C., "A Hybrid Clustering and Gradient Descent Approach for Fuzzy Modeling", IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics-Part B: Cybernetics, Vol. 29, pp. 686-693, 1999.
- [23] Blake, C., Keogh, E. and Merz, C. J., UCI Repository of Machine Learning Database, Univ. California, Irvine, 1998. <http://www.ics.uci.edu/~mllearn/>

[] م. زیارت بان، م. ح. مرادی و م. ازوجی "بهبود کارایی طبقه بندی کننده فازی با آموزش توابع عضویت و انتخاب قواعد به منظور تشخیص ارقام دست نویس"

مجموعه مقالات چهارمین کنفرانس ماشین بینایی و پردازش تصویر ایران ۲۵-۲۶ بهمن ۱۳۸۵

- [25] Hamidi, M. and Meybodi, M. R., "A Fuzzy Classifier based on Learning Automata", Technical Report, Computer Engineering Department, Azad University, Ghazvin, Iran, 2007.