

استخراج قوانین با استفاده از CLA-EC

زهرا گلشنی	فرشاد جعفریه	محمد رضا میبدی	وحید آزادگان
دانشگاه آزاد اسلامی واحد قزوین	دانشگاه آزاد اسلامی واحد قزوین	دانشگاه صنعتی امیرکبیر	دانشگاه عبدالرحمن صوفی رازی
Golshani_Zahra@yahoo.com	Jafarieh_Farshad@yahoo.com	Meybodi@ce.aut.ac.ir	V.Azadegan@gmail.com

(CLA)^۱ و محاسبات تکاملی^۲ (EC) می باشد جهت یافتن قوانین طبقه بنده استفاده خواهیم نمود.

قوانین IF-THEN در سلولهای که مقادیر باینری دارند و شامل کلیه ویژگیها در مجموعه داده^۳ می باشند، کد می شوند . وظیفه‌ی یافتن قوانین در یک مسئله بهینه سازی با اجزایی جهت رسیدن به دقت بالا و کارایی مناسب فرموله می گردد.

ادامه مقاله بدینصورت سازماندهی شده. بخش ۲ به تعریف سیستم خبره و بخش‌های ۳ و ۴ و ۵ به ترتیب اتماتای سلولی، اتماتای یادگیر و اتماتای یادگیر سلولی شرح داده شده است. در بخش ۶ به معرفی CLA-EC و سپس به نحوه نمایش قانون در بخش ۷ پرداخته شده و در بخش ۸ ارزیابی قانون مطرح شده است. نتایج مقاله در بخش ۹ آورده شده و بخش انتهایی نیز نتیجه گیری می باشد.

۲ - تعریف سیستم خبره

سیستم‌های خبره، برنامه‌های کامپیوتی هوشمندی هستند که دانش و روش‌های استنباط و استنتاج را بکار می‌گیرند تا مسائلی را حل کنند که برای حل آن‌ها به مهارت انسانی نیاز است. در واقع سیستم‌های خبره کاربر را قادر به مشاوره با سیستم‌های کامپیوتی در مورد یک مسئله و یافتن دلایل بروز مسئله و راه حل‌های آن می‌کند. در این حالات مجموعه سخت‌افزار و نرم‌افزار تشکیل دهنده سیستم خبره، مانند فرد خبره اقدام به طرح سوالات مختلف و دریافت پاسخ‌های کاربر، مراجعه به پایگاه دانش (تجربیات قبلی) و استفاده از یک روش منطقی برای نتیجه‌گیری و نهایتاً راه حل می‌نماید [۱].

سیستم‌های خبره برخلاف سیستم‌های اطلاعاتی که بر روی داده‌ها عمل می‌کنند، بر داشت^۴ متمرکز شده است.

۲ - اتماتای سلولی

چکیده: استخراج دانش یکی از مهمترین مسائل داده کاوی می‌باشد. قوانینی که بصورت اگر – آنکه مطرح می‌گردد این توانایی را دارد که به صورت اعداد باینری در هر سلول - به صورت تمام مقادیری که در مجموعه داده می‌تواند وجود داشته باشد- قرار بگیرند. روش پیشنهادی در این مقاله استفاده از الگوریتم اتوماتای یادگیر سلولی برایه محاسبات تکاملی(CLA-EC) برای استخراج قوانین می‌باشد. در روش پیشنهادی استخراج قوانین را به صورت یک مسئله بهینه سازی در آورده و هدف به دست آوردن قانونی با اطمینان ، عمومیت و قابلیت درک بالا می‌باشد. الگوریتم پیشنهادی CLA-EC بر روی هر دو دسته داده‌ی پیوسته و طبقه بنده شده پیاده سازی شده و آزمایشات بر روی مجموعه داده‌ی ZOO با مقادیر طبقه بنده شده و مجموعه داده‌ی CANCER با مقادیر پیوسته تست گردید. نتایج نشان می-دهند، مجموعه قوانینی باقابلیت درک و اطمینان بالا و بصورت مختصر تولید می‌گرددند.

واژه‌های کلیدی : استخراج قوانین ، CLA-EC ، بهینه‌سازی ، محاسبات تکاملی ، مجموعه داده.

۱ - مقدمه

سیستم‌های خبره^۱ به دسته‌ای خاص از نرم‌افزارهای رایانه‌ای اطلاق می‌شود که در راستای کمک به کارданان و متخصصان انسانی و یا جایگزینی جزئی آنان در زمینه‌های محدود تخصصی تلاش دارند. این سامانه‌ها معمولاً اطلاعات را به شکل واقعیات^۲ و قواعد^۳ در محلی به نام پایگاه دانش به شکل ساختاری ذخیره نموده، و سپس با استفاده از روش‌هایی خاص از این داده‌ها نتایج مورد نیاز استنتاج می‌شود. در این مقاله از الگوریتم CLA-EC که ترکیبی از اتماتای یادگیر سلولی

⁴ Cellular Learning Automata

⁵ Evolutionary Computing

⁶ Data set

⁷ Knowledge

¹ Expert systems

² Facts

³ Rules

همواره ثابت و مساوی یک باقی بماند. الگوریتم زیر یک نمونه از الگوریتم های یادگیر خطی است.

الف - پاسخ مطلوب

$$p_i(n+1) = p_i(n) + a[1 - p_i(n)]$$

$$p_j(n+1) = (1-a)p_j(n) \quad \forall j \neq i$$

ب - پاسخ نامطلوب

$$p_i(n+1) = (1-b)p_i(n)$$

$$p_j(n+1) = (b/r-1) + (1-b)p_j(n) \quad \forall j \neq i$$

در روابط فوق، a پارامتر پاداش و b پارامتر جریمه است.

۵ - اتوماتای یادگیر سلولی

اتوماتای یادگیر سلولی، مدلی برای سیستم هایی است که از اجزاء ساده‌های تشکیل شده اند و رفتار هر جزء بر اساس رفتار همسایگانش و نیز تجربیات گذشته اش تعیین و اصلاح می‌شود. هر اتوماتای یادگیر سلولی، از یک اتوماتای سلولی تشکیل شده است که هر سلول آن به یک یا بیشتر اتوماتای یادگیر مجهز می‌باشد که وضعیت این سلول را مشخص می‌سازند [9]. همانند اتوماتای سلولی، قانون محلی در محیط حاکم است و این قانون تعیین می‌کند که آیا عمل انتخاب شده توسط یک اتوماتا در یک سلول باقیتی پاداش داده شود و یا جریمه شود. برای اطلاعات بیشتر به [2-6] مراجعه نمایید.

۶ - مدل CLA-EC

به منظور ساده کردن ارائه عملکرد CLA-EC فرض می‌کنیم فضای جستجوی مورد نظر یک فضای متناهی دودویی باشد. بنابراین یک مساله بهینه سازی می‌تواند به صورت زیر طرح گردد.

$$\max \{f(\underline{X}) | \underline{X} \in B^n\}$$

به طوریکه $(.)$ f یک تابع حقیقی و $B^n = \{0,1\}^n$ فضای جستجوی دودویی مورد نظر است. هر زنوم در این الگوریتم دارای دو مولفه رشته ژنومی و مدل ژنومی می‌باشد. رشته ژنومی همان راه حل های میانی مساله مورد نظر می‌باشدند. مدل ژنومی مشکل از تعدادی اتوماتای یادگیر می‌باشد که بر اساس تجارت گذشته خود و ژنومهای دیگر آموزش می‌بینند و بدین ترتیب فرایند تکامل به طریق هدایت می‌شود تا ارزش رشته ژنومی بر اساس تابع ارزیابی بهبود یابد. حال برای ادامه بحث یک اتوماتای یادگیر سلولی، $(\underline{L}_k, \dots, L_1)$ با k سلول که هر سلول مجهز به n اتوماتای یادگیر است در نظر گیرید. حالت هر سلول توسط یک رشته ژنومی به طول n نشان داده می‌شود و نتیجتاً هر سلول می‌تواند 2^n حالت مختلف اختیار کند. با فرض همگام بودن اتوماتای یادگیر سلولی، در زمان t هر سلول، i

یک مدل ریاضی برای سیستمهاهی است که در آنها (CA) اتوماتای سلولی چندین مؤلفه ساده برای تولید الگوهای پیچیده با هم همکاری می‌کنند. در اتوماتای سلولی یک مجموعه منظم از سلولها وجود دارد که هر کدام می‌توانند با چند وضعیت مختلف مقداردهی شوند. برای هر سلول یک همسایگی از سلولها در نظر گرفته می‌شود. این سلولها در زمانهای گسسته بر طبق یک قانون محلی بهنگامرسانی می‌شوند. در تعیین وضعیت جدید برای هر سلول، مقادیر سلولهای همسایه نیز تأثیرگذار هستند.

۴ - اتوماتاهای یادگیر

یک اتوماتای یادگیر یک ماشین با حالات محدود⁸ است که می‌تواند تعداد محدودی عمل را انجام دهد. هر عمل انتخاب شده توسط محیطی احتمالی ارزیابی می‌گردد و پاسخی به اتوماتای یادگیر داده می‌شود. اتوماتای یادگیر از این پاسخ استفاده نموده و عمل بعدی خود را انتخاب می‌کند. در طی این فرایند، اتوماتای یادگیر یاد می‌گیرد که چگونه بهترین عمل را از بین اعمال مجاز خود انتخاب نماید. محیط را می‌توان توسط سه تای $E \equiv \{\alpha, \beta, c\}$ نشان داد که در آن $\alpha \equiv \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r\}$ $\beta \equiv \{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_m\}$ $c \equiv \{c_1, c_2, \dots, c_r\}$ مجموعه احتمالهای خروجی‌ها و مجموعه عضوی باشد. هرگاه β مجموعه دو محیط از نوع P می‌باشد. در چنین محیطی β_1 به عنوان جریمه و β_2 به عنوان پاداش در نظر گرفته می‌شود. در محیط $Q(n)$ β می‌تواند به طور گسسته یک مقدار از مقادیر محدود در فاصله $[0, 1]$ در محیط از نوع S، β هر مقدار در فاصله $[1, 0]$ را اختیار کند. c احتمال اینکه عمل α نتیجه نا مطلوب داشته باشد، می‌باشد. اتوماتای یادگیر به دو گروه اتوماتاهای یادگیر با ساختار ثابت و اتوماتاهای یادگیر با ساختار متغیر تقسیم می‌شوند. در این مقاله از اتوماتاهای یادگیر با ساختار متغیر استفاده شده است که در ادامه این بخش به شرح مختصری از آن می‌پردازم.

اتوماتاهای یادگیر با ساختار متغیر⁹ : اتوماتای یادگیر با ساختار متغیر توسط ۴ تایی $\{\alpha, \beta, p, T\}$ نشان داده می‌شود که در آن $\alpha = \{\alpha_1, \dots, \alpha_r\}$ 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 $T[\alpha(n), \beta(n), p(n)] = p(n+1)$ الگوریتم یادگیری می‌باشد. در این نوع از اتوماتاهای یادگیر، اگر عمل a_i در مرحله n انجام شود و پاسخ مطلوب از محیط دریافت نماید، احتمال $p_i(n)$ کاهش یافته و سایر احتمالها افزایش می‌یابند. در هر حال، تغییرات به گونه‌ای صورت می‌گیرد تا حاصل جمع (p_i) ها

⁸ Finite State Machine

⁹ Variable structure

که $(.)u$ تابع پله ای است.

۷- نمایش قوانین

مقادیر هر رشته در سلول به صورت باینری می باشد و به سه قسمت تقسیم می شود. هر رشته شامل عناصر زیر می باشد: صفات، عملگر بین صفات و مقادیر، مقادیر هر یک از صفات بر اساس نوع آنها در set. در قسمت مربوط به صفات در صورت ۱ بودن صفت مبنی بر حضور صفت در قانون می باشد و صفر بودن به منزله عدم وجود صفت در قانون می باشد . صفات موجود اغلب انواع مختلفی دارند و بصورت طبقه بندی شده^{۱۰} یا پیوسته^{۱۱} می باشند. بنابراین الگوریتم CLA-EC برای استخراج قوانین بایطد روشی را برای تبدیل این نوع صفت ها به یکدیگر فراهم کرد. در آرایه عملگرها ابتدا باید نوع صفت مربوط به آن مورد توجه قرار گیرد. زمانی که صفت از نوع پیوسته باشد، اگر i امین صفت در Operator_array باشد از عملگر ' \leq ' و گرنه از ' \geq ' استفاده می کنیم.

برای صفات از نوع طبقه بندی شده ، عددی یا اسمی^{۱۲} ، اگر i امین قسمت ، از آرایه عملگرها ۱ باشد از " $=$ " و گرنه از " \neq " استفاده می کنیم . تبدیل یا برگرداندن مقادیر صفات Attribute_array نسبتاً پیچیده است به دلیل اینکه نوع صفات نیز باید مورد توجه قرار گیرد .

برای انواع صحیح^{۱۳} ، تبدیل ها به صورت زیر است :

$$V_{org}[i] = ceil(v_i * (V_i \max - V_i \min) + V_i \min) \quad (5)$$

، تبدیل ها به صورت زیر است : برای انواع حقیقی^{۱۴}

$$V_{org}[i] = v_i * (V_i \max - V_i \min) + V_i \min \quad (6)$$

، تبدیل ها به صورت زیر است : برای انواع اسمی^{۱۵}

$$V_{org}[i] = ValArr_i(ceil(v_i * Count_i)) \quad (7)$$

در اینجا $V_{org}[i]$ به معنی مقدار برگردانده شده برای i امین صفت رشته باینری می باشد در تساوی (۵) و (۶) ، $V_i \max$ مقدار ماکریزم i امین صفت و $V_i \min$ مقدار مینیمم i امین نوع صفت عددی می باشد . در رابطه (۷) نوع i امین صفت اسمی است . در این تساوی $ValArr_i$ به معنی آرایه ای از مقادیر مختلف ذخیره شده از i امین صفت و $Count_i$ به معنی تعداد مقادیر مختلف برای i امین صفت

¹⁰ Categorical

¹¹ Continues

¹² Nominal

¹³ Integer

¹⁴ Real

¹⁵ Nominal

رشته های ژنومی خود و همسایگان خود را مورد بررسی قرار داده و بر اساس تابع ارزیابی از میان آنها تعدادی را به عنوان ژنومهای مناسب انتخاب می کند ژنوم بر اساس ژنومهایی که انتخاب نموده است، یک بردار سیگنال تقویتی را ساخته و به اتماتاهای یادگیر خود می دهد.

فرض کنید $X_i^t \in D_f$ وضعیت سلول i در گام t باشد. برای تولید وضعیت سلول i در گام $t+1$ ، هر کدام از اتماتاهای یادگیر مقدار بیت متناظر خود در ژنوم را اعلام می کنند. در صورتی که ژنوم جدید ، new_{t+1}^j ، ارزش بیشتری نسبت به ژنوم قبلی می شود، در غیر این باشد، در سلول ژنوم جدید جایگزین ژنوم قبلی می شود، در غیر این صورت سلول رشته ژنومی قبلی را حفظ می کند.

$$X_{t+1}^i = \begin{cases} X_t^i & f(X_t^i) > f(new_{t+1}^j) \\ new_{t+1}^j & f(X_t^i) \leq f(new_{t+1}^j) \end{cases}$$

یک قانون برای CLA-EC از دو بخش تشکیل شده است . بخش اول استراتژی انتخاب و بخش دوم استراتژی تولید سیگنال تقویتی می باشد. منظور از استراتژی انتخاب سلول i نحوه انتخاب تعداد مشخص Se ، $1 \leq Se \leq m$ ، رشته ژنومی از میان m ژنوم همسایه، P^i ، می باشد. در استراتژی مورد استفاده، Se ژنوم از بهترین ژنومهای P^i را انتخاب می کنیم و آن را P_{se}^i می باشد. بردار سیگنال تقویتی به روشهای گوناگون قابل محاسبه است. در این بخش به شرح روش مورد استفاده در این مقاله می پردازیم .

فرض کنید $\bar{\beta}_t^i = (\beta_t^{i,1}, \dots, \beta_t^{i,n})$ بردار مورد نظر باشد که $\bar{\beta}_t^i \in \{0,1\}^n$ ابه عنوان جریمه و به عنوان پاداش درنظر گرفته می شود. اگر $X_t^{i,1} = (X_t^{i,1}, \dots, X_t^{i,n})$ رشته ژنومی سلول i در زمان t باشد . برای هر متغیر i در $1 \leq j \leq n$ ، $X_t^{i,j}$ و به ازای مقادیر $k = 0, 1$ به صورت زیر محاسبه می شود.

$$N_{i,j}(k) = \sum_l \partial_l(X_t^{i,j} = k | P_{se}^i)$$

به طوریکه اگر متغیر i در $X_t^{i,1}$ امین سلول، مقدار k را داشته باشد $\partial_l(X_t^{i,j} = k | P_{se}^i) = 1$ و در غیر این صورت $\partial_l(X_t^{i,j} = k | P_{se}^i) = 0$ سپس با استفاده از

$$N_{i,j}(k) \text{ مقدار } \beta_t^{i,j} \text{ به صورت زیر بدست می آید:}$$

$$\beta_t^{i,j} = u(N_{i,j}(1) - N_{i,j}(0)) \text{ If } X_t^{i,j} = 0$$

$$\beta_t^{i,j} = u(N_{i,j}(0) - N_{i,j}(1)) \text{ If } X_t^{i,j} = 1$$

مقاله مورد توجه قرار نمی دهیم . در آزمایش ما w_1 , w_2 , w_3 به ترتیب 0.8 ، 0.2 و 0 در نظر گرفته می شوند.

است که می تواند داشته باشد و تابع $(.)ceil$ یک مقدار گرد شده به سمت بالا را برمی گردداند.

۹ - نتایج

برای آزمایشات از CLA-EC همگام با جمعیت 200 و شاعر همسایگی 10 انتخاب شده است. اutomاتای یادگیری، با نرخ یادگیری $a=b=0.1$ و $Se=10$ استفاده شده است. برای سهولت در ارائه از نماد CLA-EC(automata(a,b),r,se,q) برای اشاره کردن به الگوریتم CLA-EC با q سلو، شاعر همسایگی z ، تعداد سلوهای انتخابی se ، اutomاتای یادگیری با پارامتر پاداش a و b جریمه است. همچنین آزمایشات بر روی دو دیتاست CANCER و ZOO انجام شد که مشخصات هر کدام یک از دیتا ست ها در جدول ۱ آمده است.

جدول ۱: مشخصات دیتاست های مورد آزمایش

دیتا ست		مشخصات
CANCER	ZOO	
۲	۷	تعداد کلاس
۵۶۹	۱۰۱	تعداد نمونه ها
۳۰	۱۶	تعداد صفات
پیوسته	طبقه بندی	نوع دادها

نتایج آزمایشات بر روی مجموعه داده ZOO در جدول ۲ نشان داده شده است. همانطور که ملاحظه می گردد هفت کلاس در نظر گرفته شده است که الگوریتم پس از انجام تعداد تکرارهای متوالی توانسته است قوانین زیر را تولید نماید.

جدول ۲: نتیجه یادگیری الگوریتم در مجموعه داده Zoo

Class	Rule	A&C	A
1	If milk=1 then class=1	41	41
2	If feathers=1 toothed=0 then class=2	20	20
3	If hair=0 feathers=0 aquatic=0 backbone=1 legs!=8 then class=3	4	4
4	If milk=0 fins=1 then class =4	13	13
5	If milk=0 aquatic=1 breathes=1 legs!=2 catsize=0 then class=5	4	4
6	If aquatic=0 legs=6 then class=6	8	8
7	If airborne=0 backbone=o then class =7	10	12

در جدول ۲ قوانین کلیه کلاسها با تعداد 100 بار تکرار نشان داده شده است. همانطور که ملاحظه می نمایید بعنوان مثال کلاس 1 متعلق به حیواناتی از مجموعه داده ZOO است که شیرده هستند. $Milk = 1$ به معنای آن است که حیوان شیر دارد . همچنین با تقسیم هر مجموعه داده به دو قسمت 66% جهت آموزش مجموعه و 34% جهت تست سیستم و اعمال الگوریتم CLA-EC بازنی بر روی مجموعه داده آموزشی ، قوانین استخراج شده و توسط مجموعه 34% تست،

۸ - ارزیابی قانون

هر قانون به صورت زیر تعریف می شود :

$$(8) \quad IF A THEN C$$

در اینجا A بخش مقدم قانون است . که اجتماعی از شرایط می باشد و C بخش تالی قانون است که یک کلاس از قبل تعیین شده (پیش بینی شده) است. صحت دسته بندی یک قانون به صورت تساوی زیر تعریف می شود:

$$(9) \quad Accuracy = TP / (TP + FP)$$

که برای اندازه گیری درجه اطمینان قانون مورد استفاده قرار می گیرد.
زیر محاسبه می شود : مقدار شمول ^{۱۶} هر قانون نیز از طریق تساوی

$$(10) \quad Coverage = TP / (TP + FN)$$

که از آن به نسبتی از نمونه ها که شرایط قانون ما را ارضاء می کنند بر کل نمونه ها تعبیر می شود.

$TP = Number of examples satisfying A and C$.

$FP = Number of examples satisfying A but not C$.

$FN = Number of examples not satisfying A but satisfying C$.

$TN = Number of examples not satisfying A not C$.

کمترین مقدار شرط در قسمت مقدم یک قانون اغلب نشان دهنده قابل درک بودن آن می باشد. در روند استخراج قانون از تساوی زیر برای اطمینان پیدا کردن از کوتاهی قانون استفاده می کنیم .

$$(11) \quad succinctness = 1 - (countAnt - 1) / attributeCount$$

در اینجا countAnt به معنی تعداد شریط موجود در قسمت مقدم قانون و attributeCount به معنی تعداد صفات تصمیم گیری در مجموعه داده ^{۱۷} می باشد. محاسبه تابع شایستگی با استفاده از سه معیار مذکور بصورت زیر انجام می شود :

$$Fitness = w_1 * (Accuracy * Coverage)$$

$$(12) \quad + w_2 * Succinctness + w_3 * Interesting$$

در اینجا w_1 , w_2 , w_3 یک مقدار ثابت هستند که برای متعادل کردن وزن سه معیار در روند استخراج قانون مورد استفاده قرار می گیرند. از آنجایی که علاقه ^{۱۸} در حد زیادی به کاربر وابسته است در این

¹⁶ Coverage

¹⁷ Dataset

¹⁸ Interesting

- in Complex Systems, Vol. 7, Nos. 3-4, pp.295-320, September/December 2004.
- [3] Khojasteh, M. R. and Meybodi, M. R. "Cooperation in Multi-Agent Systems Using Learning Automata", Iranian Journal of Electrical and Computer Engineering, Vol. 1, No. 2, pp.81-91, 2004.
- [4] Mars, P., Chen, J. R. and Nambiar, R. "Learning algorithms theory and applications in signal processing", control and communications, CRC Press, 1996.
- [5] Meybodi, M. R. and. Kharazmi, M. R. "Application of Cellular Learning Automata to Image Processing", Journal of Amirkabir, Vol. 14, No. 56A, pp. 1101-1126, 2004.
- [6] Meybodi, M. R. and Khojaste,M. R. "Application of Cellular Learning Automata in Modeling of Commerce Networks", in Proceedings of 6th Annual International Computer Society of Iran Computer Conference CSICC2001, Isfahan, Iran, pp. 284-295, 2001.
- [7] Lakshminarayanan, S. "Learning algorithms: Theory and Applications", New York: Springer-Verlag, 1981.
- [8] Narendra, K. S. and Thathachar, M. A. L. "Learning Automata: An introduction", Prentice Hall, 1989.
- [9] Beigy, H. and Meybodi, M. R., "Cellular Learning Automata With Multiple Learning Automata in Each Cell and Its Applications", IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics, 2009, to appear.

آزمایش گردیدند و نتایج بدست آمده از دیتاست CANCER در جدول ۳ برای ۵۰۰ و ۱۰۰۰ بار تکرار نشان داده شده است.

جدول ۳: نتایج بروی دینا ست CANCER در ۵۰۰ و ۱۰۰۰ بار تکرار با CLA-EC(automata(0.1,0.1),10,10,250)

Class	ITERATION	AVG-FIT	BEST-FIT
Malignant	500	0.830354	0.877026
	1000	0.845532	0.876667
Benign	500	0.904356	0.940562
	1000	0.914005	0.93914

- ۱۰ - نتیجه گیری

در این مقاله تولید قوانین با استفاده از الگوریتم CLA-EC پیشنهادی تولید گردید. نتایج آزمایشات نشان می دهد این الگوریتم در تولید قوانین توانمند عمل نموده و طبقه بنده مناسبی ارائه می نماید. طبقه بنده انجام شده بر روی مجموع داده Zoo و Cancer دارای ویژگی کوتاه بودن قوانین می باشد که از مزایای آن است.

مراجع

- [1] J.Durkin, "Expert Systems: Design and Development", Mac Millan Publishing Company, 1994.
- [2] Beigy, H. and Meybodi, M. R. "A Mathematical Framework for Cellular Learning Automata", Advances