فصلنامه علمی – پژوهشی مطالعات مدیریت صنعتی – سال چهاردهم، شماره ۴۲، پاییز ۹۵
صفحات ۲۳۷-۱۹۹

بهبود مدیریت موثر عدم‌قطعیت در تصمیم‌گیری‌های نظامی با استفاده از عامل‌های شناختی، دسته‌بندی براساس قوانین وابستگی فازی و انتخاب ژنتیکی قوانین

مجتبی هروی،[*] تبسم عظیمی گله[**]، حسام زندحسامی[***]

چکیده

تصمیم‌گیری یکی از مهم‌ترین موضوعات مورد بررسی در تحقیقات نظامی بشمار می‌رود. یکی از چالش‌های موجود در این بحث وجود عدم‌قطعیت در محیط‌های جنگی می‌باشد که تاثیرات مخربی بر کیفیت و دقت تصمیم‌گیری می‌گذارد. در مقاله هروی و همکارانش، چاپ شده در سال ۲۰۱۳، بکارگیری ترکیبی از دو موضوع عامل‌های شناختی و دسته‌بندی براساس قوانین وابستگی فازی به عنوان زمینه‌های موثر و پرکاربرد، توانسته بود تا حدودی این مسئله را کمرنگ کرده و سعی در کاهش عدم‌قطعیت داشته باشد. ولی هم‌چنان در شرایط حساس و بحرانی، نیاز به سرعت عمل بیشتر با حذف قوانین نامعتبر و ناکارای استخراج شده در اتخاذ تصمیم‌های موثرتر قابل انکار نیست.

هدف این مقاله، بهره‌گیری از ظرفیت‌های الگوریتم ژنتیک در انتخاب قوانین واقع‌بینانه‌تر به عنوان یک روش فراابتکاری در تکمیل روش قبلی بصورت ترکیبی، برای کاهش هرچه بیشتر عدم‌قطعیت در تصمیم‌گیری‌ها می‌باشد. نتایج تجربی بدست آمده در مقایسه با روش پیشین، به روشنی نشان می‌دهد که این ترکیب علاوه‌بر مزیت‌های روش قبل، بدلیل کاهش هرچه بیشتر قوانین تولید شده برای اتخاذ تصمیم، قابل فهم‌تر، دقیق‌تر و ریسک‌پذیری عاقلانه‌تری دارد.

واژگان کلیدی: تصمیم‌گیری، مدیریت عدم‌قطعیت، جنگ‌های نامتقارن، عامل‌های شناختی، دسته‌بندی براساس قوانین وابستگی فازی، انتخاب ژنتیکی قوانین.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

[*] کارشناسی ارشد مهندسی دانش و علوم تصمیم، عضو باشگاه پژوهشگران جوان و نخبگان، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد قزوین،(نویسنده مسوول) Mojtaba.heravi@gmail.com

[**] کارشناس ارشد مدیریت بازرگانی- بازاریابی، شرکت توزیع نیروی برق اهواز

[***] استادیار گروه مدیریت صنعتی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد قزوین

مقدمه

امروزه نیروهای نظامی برای نشان دادن قدرت و برتری خود در میدان جنگ و افزایش احتمال پیروزی در مقابل دشمن، بخش بزرگی از تحقیقات و سرمایه‌های خود را در راستای دستیابی به تکنولوژی‌های جدید و پیشرفته هزینه کرده‌اند. بنابراین جنگ‌های تکنولوژی محور به عنوان نسل جدیدی از مبارزات پا به عرصه گذاشته که در آن محوریت هنرهای رزمی از بشر به ماشین‌های هوشمند منتقل شده‌است. تصمیم‌گیری (DM)[1] به عنوان اساسی‌ترین بخش در عملیات‌های مختلف نظامی مطرح است. فرمانده‌های ارشد نیز بدلیل این که بیشتر ویژگی‌های محیطی[2] بر روی DMها اثر گذاشته و شرایطی همراه با پیچیدگی[3] و عدم‌قطعیت[4] را ایجاد می‌کنند، سعی در بهبود تصمیم‌های خود به روش‌های هوشمند و نوین علمی دارند (Russell and Norvig, 2009). جنگ‌های نامتقارن[5] به تازگی در ادبیات نظامی توسعه یافته و اشاره به دسته خاصی از هنرهای رزمی دارد که در آن طرفین جنگ بدنبال بهره‌گیری از ظرفیت‌های موجود برای تضعیف دشمن و ایجاد اختلال در اهداف دشمن می‌باشند (Cordesman, 2002).

یکی از مسائل چالش برانگیز در این زمینه عدم‌قطعیت در جنگ با اطلاعات نامتقارن است که اثرات مخرب بسیاری بر روی نتایج DMهای نظامی خواهد گذاشت. فینکل[6] (Ascough et al., 2008) بیان می‌کند که "عدم‌قطعیت در DM مطرح می‌شود، هر زمان که ابهام و یا بحث در مورد چگونگی تعیین و مقایسه اهداف اجتماعی وجود دارد". اندرسون و همکارانش[7] (Anderson et al., 1981) گفته‌اند که "عدم‌قطعیت وضعیتی است که در آن، هیچ آگاهی در مورد این که کدام حالت طبیعی رخ داده است و یا رخ می‌دهد وجود ندارد".

1. Decision Making
2. Properties in Environment
3. Complexity
4. Uncertainty
5. Asymmetric Warfare
6. Finkel
7. Anderson et al.

برای حل یک مسئله دو نوع فرایند پردازشی ممکن است صورت بپذیرد (Heravi et al., 2013)، نوع اول، هنگامی مطرح می‌شود که عامل[1] موقعیت‌های آشنا را مجددا تجربه کند. این موضوع موجب می‌شود، عامل براساس دانش پیشین کسب شده، واکنش‌های موثر در آن شرایط را بدون پردازش خاصی به صورت یک فرایند خودکار (به فرم قوانین اگر- آنگاه[2]) اجرا کند (Weyns, 2010; Albus and Barbera, 2005). به عنوان یک مثال ساده از فرم قانون اگر- آنگاه، می‌توان ساختاری مشابه "*ماشین(گران)* $\Rightarrow$ *درآمد(بالا)* & *سن(جوان)*" به مفهوم اگر شخصی جوان باشد و درآمد بالایی نیز داشته باشد، آنگاه تمایل به خرید یک ماشین گران قیمت را دارد بیان کرد. دسته‌بندهای مبتنی‌بر قوانین وابستگی فازی (CFAR)[3] به عنوان یک تکنیک قانون بنیان، در این شرایط بسیار مفید واقع خواهند شد (Heravi et al., 2015a). از مزیت‌های دیگر این تکنیک، کاهش ریسک و پیچیدگی در DM و همچنین بالا بردن دقت، قابلیت فهم، سرعت تحلیل و انتشار اطلاعات موثر است که در نهایت موجب کاهش عدم‌قطعیت موجود در محیط پیرامون می‌شود (Heravi et al., 2015a). CFAR (Heravi et al., 2015a; Chen and Chen, 2008) با رابطه $X \Rightarrow C$ تعریف شده که C عمل انتخابی برای پاسخ‌دهی به محیط و X ادراکات دریافت شده از محیط را شامل می‌شود. این روش با کاهش قوانین کم اهمیت از انتخاب اعمالی که از قطعیت پایینی در پاسخ‌دهی به محیط برخوردار هستند جلوگیری کرده و قوانین مفیدتری را برای DM استخراج می‌کند (Heravi et al., 2015a; Chen and Chen, 2008).

نوع دوم، زمانی است که عامل با موقعیت‌های جدید و متفاوتی روبه‌رو می‌شود که هیچ تجربه و واکنش یادگرفته شده‌ی قبلی نسبت به آن ندارد. در این شرایط، نیاز به یک فرایند شناختی و کنترل شده مطرح است که عامل‌های شناختی (CA)[4] با طرح‌ریزی‌های موثر این مسئله را پوشش می‌دهند (Weyns, 2010; Albus and Barbera, 2005). تنها مشکلی که وجود دارد این است که فرایندهای شناختی بدلیل نحوه برنامه‌ریزی منعطفی که

1. Agent
2. If-then Rules
3. Classification based on Fuzzy Association Rules
4. Cognitive Agents

دنبال می‌کنند از سرعت پایین‌تری نسبت به فرایندهای خودکار برخوردار هستند (Friedenberg and Silverman, 2006).

بدلیل پراکندگی اطلاعات در محیط و نیاز به DM براساس آن‌ها در سال‌های اخیر توجه ویژه‌ای به سیستم‌های چند عامله (MAS)[1] شده‌است. MAS و بطور خاص مدل‌های مبتنی‌بر CA، امروزه بخش وسیع و پراهمیت تحقیقات در حوزه‌های نظامی و عملیاتی را به خود اختصاص داده‌اند (Cil and Mala, 2010; Castro et al., 2012). این مدل‌ها از استدلال‌های مبتنی‌بر هوش انسانی به عنوان نمونه مدل BDI[2] مخفف واژگان باورها، انتظارات و اهداف، بهره برده‌اند (Lawniczak and Stefano, 2012)، و کمک بسیاری در حل مسائل پیچیده و DM در موقعیت‌هایی پرتنش همراه با عدم‌قطعیت بالا کرده‌اند (Weiss, 1999). از ویژگی‌های دیگری که باعث مطرح شدن مدل‌های مبتنی‌بر CA است، می‌توان به شبیه‌تر شدن نحوه رفتار و فکر کردن عامل‌ها به انسان اشاره کرد (Albus and Barbera, 2005). در حالت کلی، یک عامل با درکی که از محیط بدست می‌آورد، سعی می‌کند تا پاسخی بهینه و مناسب با شرایط محیطی از خود بروز دهد و این روند را به صورت یک چرخه تکرار کرده تا به اهدافش دست پیدا کند.

با وجود نقاط ضعفی که در هر دو روش CA و CFAR به صورت جداگانه وجود دارد، ترکیب این دو روش تاثیر بسیاری در کاهش عدم‌قطعیت داشته است (Heravi et al., 2013). به عبارتی، در تکنیک CFAR با افزایش دقت و اطمینان از قوانین، قابلیت فهم و سرعت انتشار اطلاعات و دانش را بالا برده ولی با این کار انعطاف‌پذیری و هوشمندی بدلیل محدود کردن حق انتخاب به شدت کاهش یافته و موجب می‌شود که این روش در محیط‌های جدید کاربرد چندان مفید و بهینه‌ای نداشته باشد. در تکنیک CA نیز با افزایش انعطاف‌پذیری در کنار رفتار و فکر کردن انسان‌گونه، عملکرد در محیط‌های جدید بهبود یافته ولی بدلیل افزایش تطبیق‌پذیری[3] در ابتدای ورود به یک محیط ناشناخته، احتمال انتخاب

1 .Multi Agent Systems
2 .Belief, Desire and Intention
3 .Adaptability

عمل‌هایی که تاثیری نداشته و یا تاثیرات منفی می‌گذارند وجود دارد (Heravi et al., 2013).

بزرگ‌ترین نقطه ضعف این الگوریتم ترکیبی این است که تا هنگامی که اطلاعات محدود بوده و از داده‌های کمی برخوردار باشد مفید واقع می‌شود، ولی در شرایطی که با حجم عظیمی از داده‌ها روبه‌رو باشیم کارایی خوبی از خود نشان نمی‌دهد و از قدرت تاثیرگذاری آن در برطرف کردن عدم‌قطعیت کاسته خواهد شد. در این شرایط با توجه به اهمیت زمان در یک میدان رزم، بدلیل تعدد قوانین تولید شده، سرعت تجزیه و تحلیل به مراتب پایین آمده و این مسئله موجب کاهش سرعت پاسخ‌گویی و افزایش زمان پردازش می‌شود. که در نهایت بر روی نتایج جنگ نیز تاثیر منفی خواهد گذاشت.

الگوریتم‌های تکاملی در مقایسه با سایر الگوریتم‌های بهینه‌سازی برتری‌هایی دارند که موجب شده‌است بطور گسترده مورد استفاده قرار بگیرند (Yuan and Gallagher, 2003; Ishibuchi et al., 1997; Ishibuchi et al., 2001; Anandhavalli et al., 2009; Ghosh et al., 2010; Heravi et al., 2015b). به عنوان مثال، این الگوریتم‌ها، نیاز به معرفی کامل مسئله نداشته و تنها با داشتن اطلاعات چندی در مورد تعریف مسئله می‌توانند کار کنند که این شرایط در تمامی محیط‌های دارای عدم‌قطعیت به وفور یافت می‌شود. همچنین عمل تکامل باعث می‌شود که جمعیت با محیط خود بیشتر و بیشتر سازگار شده و برای جستجو فضاهای بزرگ که بطور ضعیف توصیف شده‌اند، کارامد باشد. علاوه‌بر این موارد، چون الگوریتم‌های تکاملی دارای جمعیتی از موجودات هستند و روی طیف‌های مختلفی از جمعیت بطور موازی کار می‌کنند، احتمال کمتری برای قرار گرفتن در بهینه‌های محلی دارند و معمولا می‌توانند در نهایت با داشتن فضای مسئله پیچیده و پیوسته به جواب تقریبا بهینه‌ای برسند (Yuan and Gallagher, 2003).

تکنیکی که در این مقاله معرفی شده‌است، قصد دارد مقاله هروی و همکارانش[1] (مقاله پایه) (Heravi et al., 2013) که در سال ۲۰۱۳ چاپ شده است و مربوط به یک مدل ترکیبی

1. Heravi et al.

از دو الگوریتم CFAR و CA می‌باشد را بهبود داده و با الهام از الگوریتم ژنتیک (GA)[1] به عنوان یک الگوریتم تکاملی و فراابتکاری[2] مهم، با انتخاب ژنتیکی قوانین (GRS)[3] (Heravi et al., 2015b)، قوانین استخراج شده را بیش از پیش اصلاح کند. تا علاوه‌بر داشتن ویژگی‌های ذکر شده در مقاله مورد بحث (Heravi et al., 2013)، بتواند ضعف‌های موجود از جمله کاهش سرعت و کارایی موثر در میدان‌های وسیع جنگی را برطرف کرده، و یک نتیجه واقع بینانه‌تر و دقیق‌تری را تولید کند.

به همین منظور در ادامه مقاله در بخش دوم، تاریخچه مختصری از تکنیک‌های مرتبط در گذشته با موضوع، به همراه بخش‌های اصلی از مدل ارائه شده در مقاله پایه (Heravi et al., 2013) مطرح شده‌است. در بخش بعدی با نام روش‌شناسی تحقیق (سوم)، به تشریح الگوریتم GRS پرداخته شده و سپس مدل معماری پیشنهادی به همراه روند اجرای فاز افزوده شده به مدل قبلی ارائه شده‌است. همچنین روند کلی شبیه‌سازی و نتایج بدست آمده از این روش در بخش چهارم مطرح شده و با تکنیک قبلی مقایسه‌ای صورت گرفته است. در بخش پنجم نیز، به جمع‌بندی، نتیجه‌گیری و پیشنهاداتی برای ادامه این پژوهش در آینده پرداخته شده‌است.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

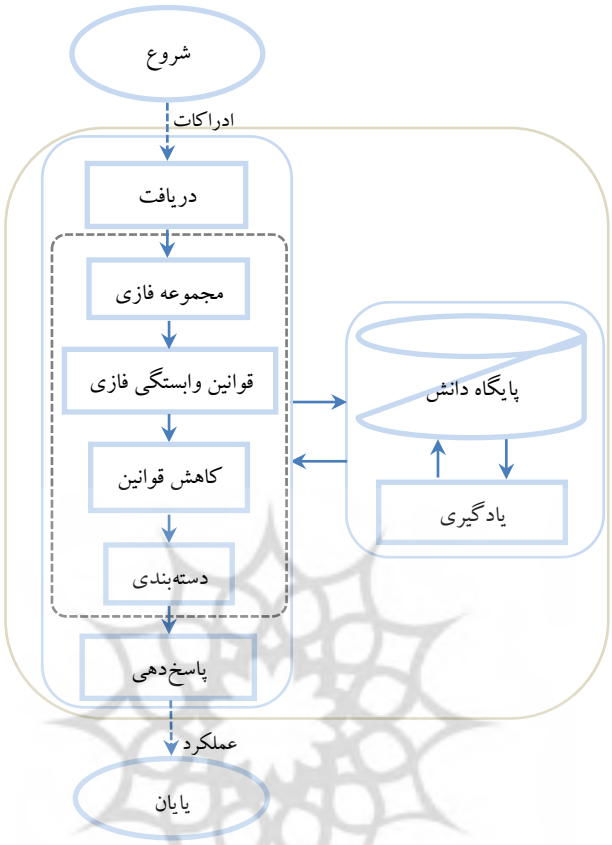
1. Genetic Algorithm
2 .Meta-Heuristic
3. Genetic Rule Selection

پیشینه و ادبیات تحقیق

تصمیم‌گیری به عنوان یک اصل مهم در هر زمینه‌ای در طول تاریخ مورد توجه بوده است. امروزه نحوه اتخاذ تصمیم متفاوت از گذشته صورت می‌پذیرد. با پیشرفت روز افزون علم و تکنولوژی، از این پیشرفت در زمینه‌های مختلف از جمله شبیه‌سازی مسائل مدیریتی، اجتماعی، اقتصادی، سیاسی، پزشکی و نظامی برای اتخاذ بهترین تصمیم و پشتیبانی از نتایج آن بهره گرفته شده‌است (Takahashi et al., 2007; Heravi and Setayeshi, 2014; Heravi and Setayeshi, 2015; Heravi et al., 2016; Heravi and Azimi Galeh, 2016).

امروزه بسترهای گوناگونی در زمینه شبیه‌سازی‌ها بکار گرفته شده‌است، از جمله MASON، Repast، Netlogo و Breve که این بسترها براساس مفاهیم بسیار ساده‌ای از روابط واکنشی بین عامل‌ها ایجاد شده‌اند (North et al., 2006; Gilbert and Troitzsch, 2005; Klein, 2003). نیاز به رفتارهای هوشمندانه از عامل‌ها برای حصول تصمیماتی واقع‌گرایانه و کارامدتر، موجب ارائه ساختار دیگری با نام معماری شناختی شد که از جمله می‌توان به سیستم‌های Soar، ICARUS و ACT-R (Laird, 2008; Langley and Choi, 2006; Anderson, 1996) که توانایی مدیریت تصمیم، حافظه و یادگیری را دارا هستند، اشاره کرد (Sun, 2007). روش دیگری که از اهمیت ویژه‌ای برخوردار شد، بکارگیری مجموعی از عامل‌ها با معماری شناختی در یک ارتباط واکنشی بین آن‌ها بود که به معماری BDI معروف شد و جایگاهی مابین معماری شناختی و بسترهای شبیه‌سازی اجتماعی با روابط واکنشی داشت که از جمله می‌توان به تکنیک‌هایی مثل Jason، 3APL و CoJack اشاره کرد (Hindriks et al., 1999; Evertsz et al., 2008).

محققین بسیاری از مفهوم بکار رفته در معماری BDI به شکل‌های مختلف، در پژوهش‌های نظامی خود بهره برده‌اند (Heravi et al., 2013; Castro et al., 2012; Xu and Chen, 2005). در مقاله پایه (Heravi et al., 2013) نیز، با مفهوم برگرفته شده از این معماری ویژه، یک مدل ترکیبی موثر بر اتخاذ تصمیم ارائه شد (شکل۱ مشاهده شود) که نسبت به تکنیک‌های گذشته، رفتار و کارکرد بهتری داشت.



شکل۱: مدل ارائه شده در مقاله هروی و همکارانش چاپ شده در سال ۲۰۱۳ (Heravi et al., 2013)

دسته‌بندی براساس قوانین وابستگی فازی

یکی از اجزای اصلی تشکیل دهنده این مدل (شکل۱)، تکنیک CFAR است. اگر حالت پایه‌ای قوانین وابستگی فازی (FAR)[1]، قانونی به صورت $X \Rightarrow Y$ در نظر گرفته شود که در آن مجموعه حالات فازی[2] X و Y به عنوان ادراکاتی که از محیط دریافت می‌شوند، هیچ اشتراکی با هم نداشته باشند (Heravi et al., 2015a; Chen and Chen, 2008).

1. Fuzzy Association Rules
2. Fuzzy Set

مانند مثال روبرو: خطر(زیاد) & پیشروی(کم) & استتار(زیاد) ⇒ موقعیت دشمن(نزدیک، شعاع ۱ تا ۲ کیلومتری) & تعداد نیروهای خودی(کم)

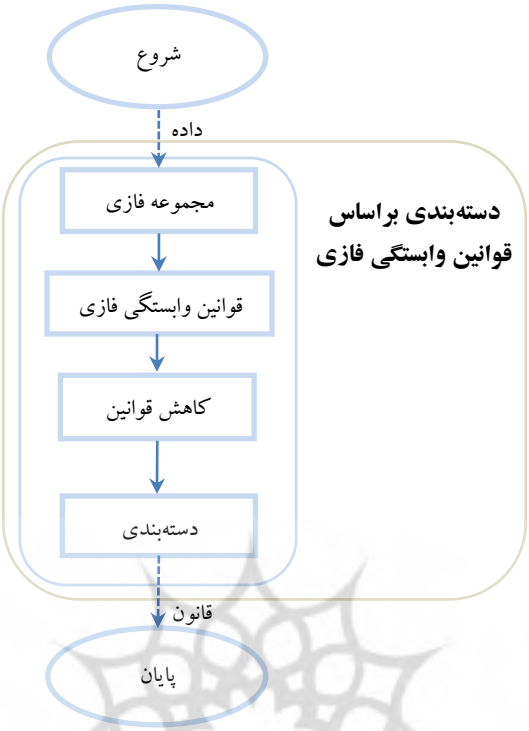
آنگاه می‌توان CFAR را با رابطه‌ای به صورت $X \Rightarrow C$ مطرح کرد که C حالت خاصی از Y بوده، و به عنوان برچسب کلاس[1] و عکس‌العمل منتخب برای پاسخ‌دهی به محیط نام‌گذاری می‌شود (Heravi et al., 2015a; Chen and Chen, 2008). مانند مثال زیر:

حمله ⇒ میزان مهمات(زیاد) & تعداد نیروهای دشمن(کم)

این الگوریتم (مطابق شکل۲) با بهره گرفتن از مباحث پرکاربرد و مهم دسته‌بندی[2]، قوانین وابستگی[3] و عبارات فازی[4]، برخوردی انعطاف‌پذیر و هوشمندانه‌ای با مسئله لبه‌های تیز و حساس[5] داشته و برمبنای درجه اطمینان[6] و پشتیبان[7] که به ترتیب با نماد $Dconf$ و $Dsupp$ معرفی می‌شوند، قوانین مطلوب مورد نیاز را استخراج می‌کند. برای درک بهتر این دو مفهوم، به عنوان مثال اگر گفته شود، قانون $m \ \& \ n \Rightarrow C_1$ که در آن مقدم قانون (m و n) متغییرهای ورودی و تالی قانون (C_1) کلاس استنتاج شده و مقدار $Dsupp = 20\%$ و $Dconf = 80\%$ تعیین شده باشد. به این مفهوم است که پشتیبانی وجود دارد که در آن زمان مشخص m، n و C_1 با احتمال ۲۰٪ در کل مشاهدات با هم مشاهده شوند و همچنین این اطمینان وجود دارد که با احتمال ۸۰٪ وقتی m و n اتفاق افتاده باشد، C_1 به عنوان کلاس برگزیده خواهد شد.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

1. Class Label
2. Classification
3. Association Rules
4. Fuzzy Linguistics
5. Sharp Boundary Problems
6. Support
7. Confidence



شکل۲: شمای کلی الگوریتم دسته‌بندی براساس قوانین وابستگی فازی

$$Dsupp(X \Rightarrow C) = \frac{\sum_{p[E]=C} \mu_X(p)\lceil max(0, \mu_X(p) - MS\rceil}{|E|} \quad (۱)$$

$$Dsupp(X \Rightarrow C) = \frac{\sum_{p[E]=C} \mu_X(p)\lceil max(0, \mu_X(p) - MS\rceil}{\sum_{p\in E} \mu_X(p)\lceil max(0, \mu_X(p) - MS\rceil} \quad (۲)$$

که در آن $p[E]=C$ ادراکات بدست آمده از محیط مربوط به کلاس C، $\mu_X(p)$ درجه ادراکات مربوط به ویژگی X با مقداری بین صفر و یک، MS مقدار برش آستانه‌ای که با نادیده گرفتن ادراکات کم ارزش میزان ریسک کار را پایین می‌آورد و $|E|$ تعداد کل ادراکات دریافتی می‌باشد.

برای بالا بردن دقت و قابلیت فهم در قوانین استخراج شده نیز، دو استراتژی تقدم و مرغوبیت برای کاهش روابط[1] کم ارزش با حذف روابط متضاد ($F\Rightarrow C1,\ F\Rightarrow C2$) و حذف

1. Reduce Rules

روابط دارای حشو[۲] ($F \Rightarrow C1,\ Dconf = m;\ FF' \Rightarrow C1,\ Dconf = n;\ m > n$) مورد استفاده قرار گرفت (Heravi et al., 2013; Heravi et al., 2015a; Chen and Chen, 2008).

بعد از بدست آوردن تمامی قوانین مناسب، بایستی صحت و درستی این قوانین برای تشخیص کلاس تراکنش‌های جدیدی که داده می‌شود، بررسی شود (Nguyen et al., 2012; Nguyen et al., 2013; Wang et al., 2012). برای انجام این کار معیار DF از (Heravi et al., 2015a; Chen and Chen, 2008; Heravi et al., 2015b) قدرت تاثیرگذاری بالایی برخوردار بوده که به فرم زیر می‌باشد و با توجه به بهترین انتخاب با بیش‌ترین مقدار و کیفیت، کلاس تراکنش مورد نظر را مشخص می‌کند. به عبارتی ساده‌تر، اگر یک قانون فازی به صورت $r: F \Rightarrow C$ و یک تراکنش جدید به نام d داشته باشیم. میزان اطمینان از دسته‌بندی d براساس قانون r با کمک فرمول۳ قابل حصول و ارزیابی است.

$$DF = \mu_F(d) * Dconf(r) \quad (۳)$$

که در آن $Dconf\ (r)$ مقدار اطمینان قانون r و $\mu_F(d)$ درجه ادراکات مربوط به تالی قانون r بوده که به فرم زیر تعریف می‌شود. $\mu_F(d)$ مقادیری بین صفر و یک داشته با این مفهوم که هر چه به مقدار یک نزدیک شود، یعنی قانون r توانایی بیشتری در پوشش تراکنش d داشته و هر چه به مقدار صفر نزدیک شود، یعنی قانون r توانایی کمتری در پوشش تراکنش d دارد.

$$F = \{f_1, f_2, \dots, f_p\} \quad (۴)$$

$$\mu_F(d) = min\{\mu_1(d), \mu_2(d), \dots, \mu_p(d)\} \quad (۵)$$

عامل‌های شناختی

از اجزای اصلی دیگر تشکیل دهنده مدل مطرح شده در شکل۱، مفهوم برگرفته شده از MAS و بطور خاص مدل‌های مبتنی‌بر CA است. یک عامل به عنوان یک موجودیت هوشمند محاسباتی علاوه‌بر این که می‌تواند با مشاهده یک سری ادراکات که بوسیله

1. Conflict
2. Redundant

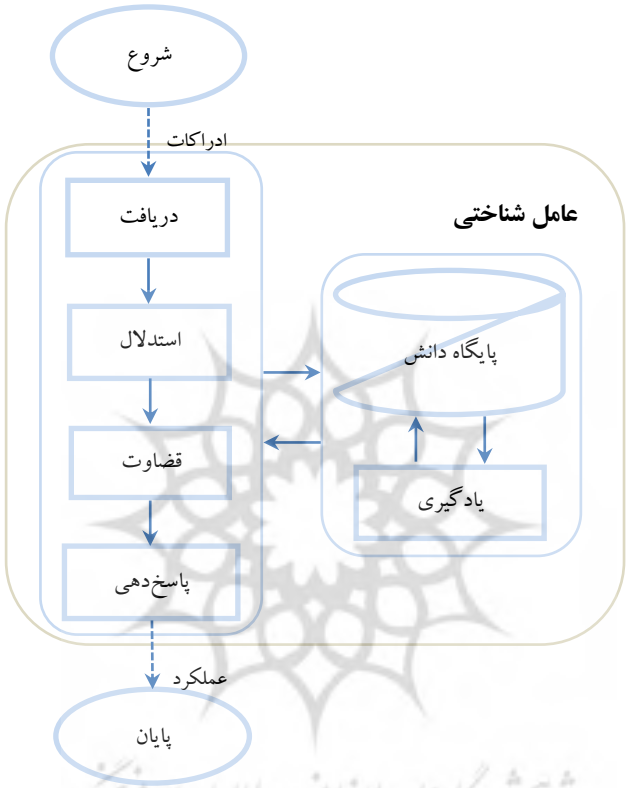
حسگرهایش بدست می‌آورد، قضاوت کرده و در هر مرحله برای نزدیک شدن هرچه بیشتر به اولویت‌ها و اهدافش، عملی سازگار با شرایط در آن زمان بر روی محیط بوسیله بازوهای محرک خود انجام دهد. همچنین می‌تواند در محیط‌های جدید و ناشناخته به صورت کاملا خودمختار[1] به کمک تجربه‌اندوزی[2]، به‌خاطرآوری[3]، تطبیق سریع خود با محیط و تحلیل موقعیت‌ها[4] و یا به بیانی ساده‌تر به کمک یادگیری، رفتاری منعطف و معقول از خود نشان دهد. مجموع رفتارهای خودمختار، انعطاف‌پذیر و عاقلانه به همراه توانایی یادگیری در یک عامل، شرایط ایدآلی برای حل مسائل پیچیده، طرح‌ریزی‌های هوشمند و پویا، و DM در شرایط پرتنش همراه با عدم‌قطعیت را فراهم کرده است (Weiss, 1999). از ویژگی‌های MAS می‌توان به، سرعت عمل بالا[5]، کارآمدی[6]، مقاوم بودن[7]، قابل اعتماد بودن[8]، مقیاس‌پذیری[9]، انعطاف‌پذیری[10]، توسعه‌پذیری[11]، قابلیت استفاده مجدد[12] و غیره اشاره کرد (Weiss, 1999).

CA مشابه یک سیستم دانش بنیان، همه داده‌ها و دانش‌های مورد نیاز و ضروری مربوط به طرح‌ریزی و پاسخ‌گویی به محیط را به منظور دستیابی به اهدافش دارا می‌باشد و پی‌درپی آن‌ها را برای انجام فرامینی مانند: ارتباط[13]، هماهنگی[14]، همکاری[15]، رقابت[16] و مذاکره[17] با دیگر عامل‌های موجود بروز رسانی می‌کند (Yang et al., 2008). یکی از مهم‌ترین

1. Autonomously
2. Experiencing
3 Reminding
4. Analyzing Situations
5. Speed-up
6. Efficiency
7. Robustness
8. Reliability
9. Scalability
10. Flexibility
11. Development
12. Reusability
13. Communication
14. Coordination
15. Cooperation
16. Competition
17. Negotiation

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

نمونه‌های CA، معماری BDI است که از یک نوع استدلال مبتنی‌بر هوش انسانی تبعیت می‌کند (Bratman et al., 1988). یک CA برگرفته شده از مدل BDI که قابلیت اجرای فرامین شناختی را به فرمی متوالی و پویا دارا باشد (همانند شکل۳) به صورت زیر قابل بیان است (Cil and Mala, 2010).



شکل۳: شمای کلی معماری عامل شناختی

مرحله دریافت و درک کردن[1] که در آن اطلاعات از محیط (یا دیگر عامل‌های موجود) توسط حسگرها دریافت شده و برای پردازش آماده می‌شوند. *مرحله استدلال کردن*[2] که در آن اطلاعات موجود به شکل ساده‌ای پردازش شده و پایگاه دانشی به فرم شرطی (مثلا، "اگر آن‌ها کار a را انجام دهند، ما نیز کار b را در مقابل انجام خواهیم داد.") ایجاد می‌شود.

1. Perceiving
2. Reasoning

مرحله قضاوت و داوری کردن[1] که در آن بوسیله فعالیت‌هایی از قبیل استخراج ویژگی[2]، شناسایی[3] و تخمین‌زدن[4] بر روی اطلاعات و دانش بدست آمده، درباره ارزش هر واکنش قضاوتی صورت گرفته و بهترین واکنش انتخاب می‌شود. *مرحله پاسخ‌دهی*[5] که در آن اطلاعات بدست آمده از لایه قبل (قضاوت و داوری کردن) یا در اختیار دیگر عامل‌های مرتبط که به این اطلاعات نیاز دارند قرار می‌گیرد و یا به کمک بازوهای محرک[6] موجود، یک عمل روی محیط به عنوان پاسخ انجام می‌پذیرد. *مرحله یادگیری*[7] که در آن هم‌زمان با اجرای لایه‌های دیگر در حال اجرا می‌باشد و هنگام برخورد CA به نیازها و مسائل جدید، تغییرات متناسبی در ساختارهایش برای تولید پاسخ‌های بهینه‌تر و انطباق بیشتر با شرایط تغییر یافته ایجاد کرده و دانش تجربی خود را بهبود می‌بخشد.

روششناسی تحقیق

الگوریتم ژنتیک و انتخاب ژنتیکی قوانین

الگوریتم ژنتیک به عنوان یک الگوریتم تکاملی مهم توسط هُلند[8] ارایه شده (Holland, 1992) و همچنین توسط گُلدبِرگ[9] مورد مطالعه قرار گرفته است (Goldberg, 1989).

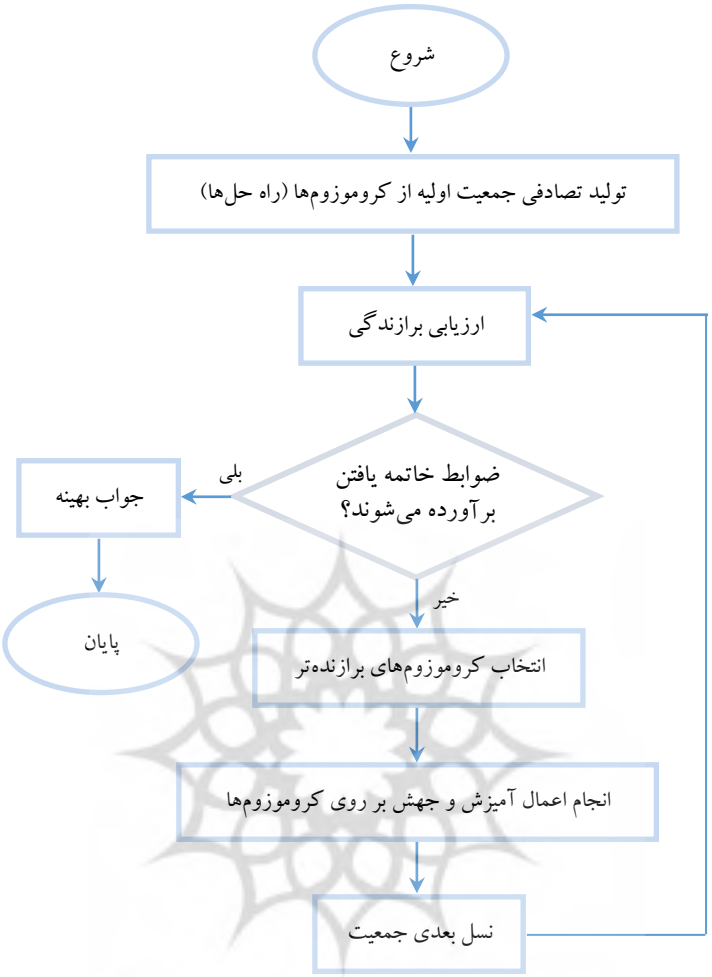
الگوریتم ژنتیک یک تکنیک مبتنی بر جستجوی اتفاقی[10] برای یافتن راه‌حل به شکلی بهینه در مسائل می‌باشد (Anandhavalli et al., 2009; Ghosh et al., 2010; Heravi et al., 2015b; Lu and Cheng, 2007). فرم استاندارد از شبه‌کد الگوریتم ژنتیک به صورت زیر می‌باشد. فلوچارت آن نیز در شکل۴ نشان داده شده‌است.

Begin /* Genetic Algorithm */
Generate initial population.

1. Judging
2. Feature Extraction
3. Identification
4. Estimation
5. Responding
6. Actuators
7. Learning
8. Holland
9. Goldberg
10. Stochastic Search Based

```
Compute fitness of each individual.
While NOT finished Do
| Begin /* produce new generation */
|   For population_size / 2 Do
|   | Begin /* reproductive cycle */
|   |   Select two individuals from old generation for mating.
|   |   /* Biased in favour of the fitter ones */
|   |   Recombine the two individuals to give two offspring.
|   |   Compute fitness of the two offspring.
|   |   Insert offspring in new generation.
|   End
|   If population has converged Then
|   finished := TRUE
End
```

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی



شکل٤: فلوچارت الگوریتم ژنتیک استاندارد

الگوریتم ژنتیک شامل یک جمعیت[1] از افراد[2] یا همان کروموزوم‌ها می‌شود که به عنوان کاندیدهای[3] راه‌حل در فضای جستجو رمزنگاری[4] می‌شوند.

1. Population
2. Individuals
3. Candidate
4. Encoding

دامنه مشخصی به عنوان تابع برازندگی[1] برای تعیین کیفیت هر فرد (کروموزوم) استفاده می‌شود. این تابع برازندگی به همراه فرایندهایی چون انتخاب[2]، پیوند[3] و جهش[4]، فرایند جستجو را بسمت بخش‌های محتمل‌تر از فضای جستجو سوق می‌دهد (Lu and Cheng, 2007). این تکنیک با استفاده از الگوریتم ژنتیک می‌تواند خیلی سریع در جستجوهای پیچیده[5]، مسائل غیرخطی سطح بالا[6] و فضاهای جستجوی چند بعدی[7] با نتایج مفیدی که بدست می‌آورد (جواب)، ما را در حل مسئله تعریف شده یاری رساند و محدودیت‌های موجود را نیز ارضا کند (Koza, 1992).

الگوریتم‌های ژنتیک در حل بسیاری از مسائل علمی و مهندسی بکار گرفته شده‌اند. برخی از موارد کاربرد این الگوریتم‌ها عبارت‌اند از: بهینه‌سازی، برنامه‌سازی خودکار، یادگیری ماشین، تکامل تدریجی و یادگیری، اکولوژی و سیستم‌های اجتماعی. یکی از مهم‌ترین کاربردهای این الگوریتم انتخاب قوانین موثر از میان قوانین موجود است (Ishibuchi et al., 1997; Ishibuchi et al., 2001; Anandhavalli et al., 2009; Ghosh et al., 2010; Heravi et al., 2015b). شیوه انتخاب قوانین موثر در الگوریتم GRS به این صورت می‌باشد. اگر فرض کنیم که N تعداد قوانین تولید شده برای عمل دسته‌بندی باشد، استراتژی تعریف شده برای الگوریتم GRS در اینجا، انتخاب بخشی از قوانین با بهره بردن از الگوریتم ژنتیک به عنوان پاسخ نهایی می‌باشد که هر دو شرط کاهش قوانین و افزایش دقت را در بر داشته باشد. به عبارتی بتواند با کمترین قوانین بیش‌ترین دقت را بدست آورد.

مدل پیشنهادی

در مقاله پایه، با هدف ایجاد یک مرز مشترک و متعادل بین تطبیق‌پذیری و هوشمندی با قابلیت فهم و افزایش دقت دسته‌بندها، معماری متفاوتی ارائه شد. تا بتواند بطور هم‌زمان در

1. Fitness Functions
2. Selection
3. Crossover
4. Mutation
5. Searching Complex
6. Highly Nonlinear
7. Multi-Dimensional Search Spaces

کیفیت و انعطاف‌پذیری DMها دخیل بوده و موجب افزایش قدرت DM و سرعت واکنش، در شرایط پیش‌بینی نشده به شکلی موثر حتی بهتر از انسان شود (Heravi et al., 2013).

اما این مدل در شرایطی که با حجم عظیم و متنوعی از داده‌ها و اطلاعات ورودی مواجه می‌شد، از کارایی و نتیجه مناسبی برخوردار نیست. به همین خاطر با بهره گرفتن از الگوریتم GRS، بخش جدیدی به منظور بهبود این نقطه ضعف در معماری مدل قبلی، به آن افزوده شد (شکل۵ مشاهده شود).

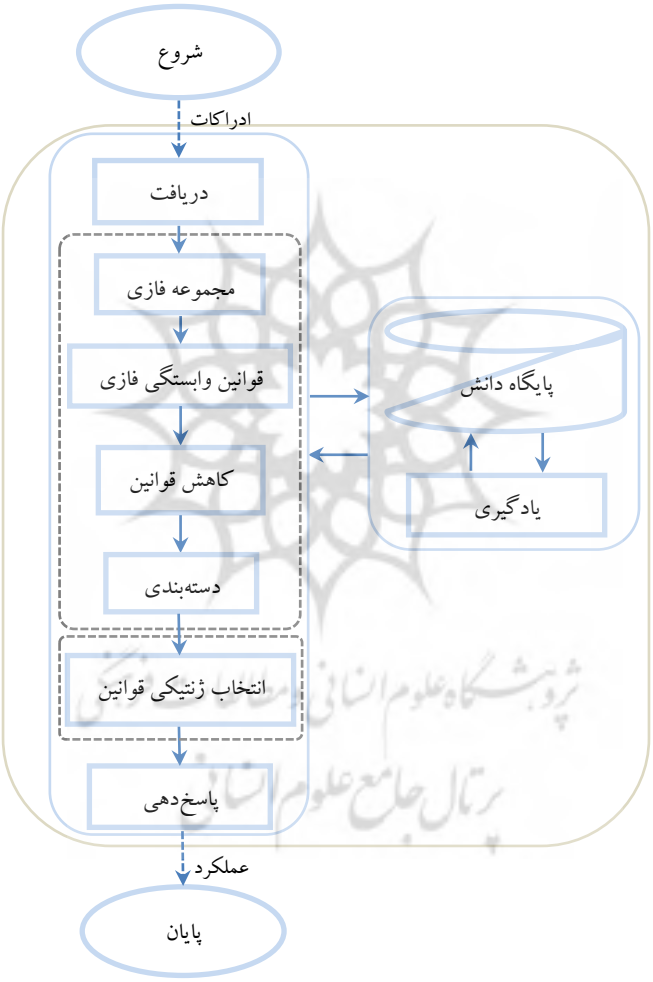
روند اجرای مدل پیشنهادی درست مشابه مدل مقاله پایه (Heravi et al., 2013) بوده و فاز جدید افزوده شده به آن یعنی بخش مربوط به معماری الگوریتم GRS، به صورت گام‌های زیر پیاده‌سازی شده‌است (Heravi et al., 2015b).

گام-۰: تعیین پارامترها و مقداردهی اولیه. در این گام پارامترهایی همچون تعداد جمعیت اولیه، تعداد فرزندانی که از این جمعیت تولید می‌شوند، نحوه انتخاب افراد برای نسل بعد، چگونگی تاثیر محیط در تغییر فرزندان با معیارهای پیوند و جهش و در نهایت شروط پایان چرخه تولید نسل‌ها تعیین و مقداردهی شده‌است.

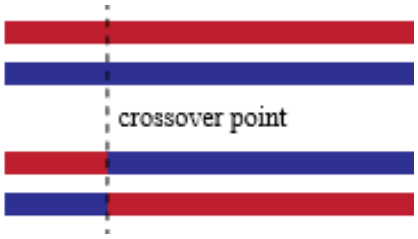
در پیاده‌سازی صورت گرفته تعداد افراد جمعیت اولیه با نماد Pop برابر۲۰ بوده که به صورت تصادفی تولید شده‌اند. تعداد فرزندان تولید شده از این جمعیت نیز در هر مرحله برابر۲۰ در نظر گرفته شده‌است. میزان احتمال تاثیرگذاری در عمل جهش با نماد P_m برابر ۰/۳ بوده، میزان جنش در الگوریتم ژنتیک بر حسب نوع مسئله مقداری برابر صفر تا یک داشته و با توجه به تجربیات کسب شده روی این مسئله خاص و انجام آزمون و خطا، مقدار ۰/۳ برای آن به عنوان بهترین گزینه انتخاب شده‌است. به این معنا که هر بخش تشکیل دهنده از یک فرد در عمل جهش شانس برابری در انتخاب شدن و جهش کردن داشته که احتمال آن ۳۰ درصد است. عمل پیوند با نماد P_c نیز به صورت تصادفی با یکی از سه روش تک نقطه‌ای[1]، دو نقطه‌ای[2] و یکنواخت[3] انجام شده‌است. در پیوند با روش تک نقطه، با استفاده از رابطه ≤ 1

1. Single-point Crossover
2. Two-point Crossover
3. Uniform Crossover

$x \leq m\text{-}1$، یک عدد تصادفی (x) از یک تا طول هر فرد یا والد (m) منهای یک تولید شده که تعیین کننده محل پیوند است. پیوند با روش دو نقطه همانند روش قبل بوده با این تفاوت که دو نقطه (x و y) برای تعیین محل پیوند انتخاب می‌شود که رابطه آن به فرم $1 \leq x < y \leq m\text{-}1$ است. در پیوند با روش یکنواخت نیز یک الگو به طول m به صورت تصادفی تولید شده و از جمع این الگو با هر دو والد به صورت مجزا، فرزندان جدیدی تولید می‌شود. در زیر نمونه‌هایی از این سه روش در شکل۶، شکل۷ و شکل۸ نمایش داده شده‌است.

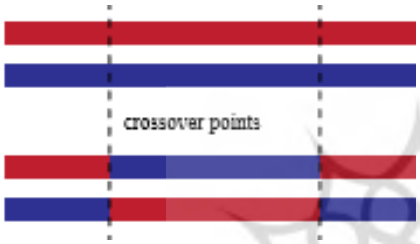


شکل ۵: معماری مدل پیشنهادی



والد۱	3	5	7	1	4	8	2	6
والد۲	4	2	1	6	8	7	5	3
فرزند۱	3	5	7	6	8	7	5	3
فرزند۲	4	2	1	1	4	8	2	6

شکل۶: ترکیب تک نقطه‌ای



والد۱	3	5	7	1	4	8	2	6
والد۲	4	2	1	6	8	7	5	3
فرزند۱	3	5	7	6	8	7	2	6
فرزند۲	4	2	1	1	4	8	5	3

شکل۷: ترکیب دو نقطه‌ای

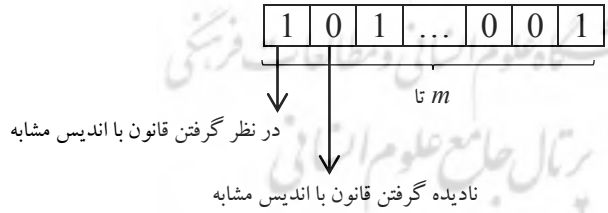
والد۱	1	1	1	1	1	1	1	1
والد۲	0	0	0	0	0	0	0	0
الگو	0	0	1	0	1	1	0	1
فرزند۱	0	0	1	0	1	1	0	1
فرزند۲	1	1	0	1	0	0	1	0

شکل۸: ترکیب یکنواخت

در انتخاب هر زوج از والدین[1] برای تولید فرزند نیز، از روش انتخاب مسابقه‌ای[2] به این دلیل که از نظر محاسباتی نسبت به روش‌های دیگر کاراتر بوده و برای پیاده‌سازی‌های موازی مناسب‌تر می‌باشد، بهره گرفته شده‌است (Russell and Norvig, 2009). در برخی شرایط این روش به مانند نخبه‌گزینی رفتار کرده که روش نسبتا خوبی است (Russell and Norvig, 2009).

گام-۱: عملیات تولید نسل. در این گام هر زوج از والدین فرزندانی را تولید می‌کنند. این فرزندان ویژگی‌های برتر والدین خود را به ارث برده و سعی در رفع نواقص موجود در نسل‌های گذشته (والدین) خود دارند. به گونه ای که نسبت به والدین خود از برتری بیشتر و نقاط ضعف کمتری برخوردار هستند. از مهم‌ترین بخش‌های این گام، توانایی رمزنگاری دقیقی از صورت مسئله در فضای شبیه‌سازی مورد بررسی است. اهمیت این موضوع به این خاطر است که هر چقدر این کار دقیق‌تر صورت پذیرد، امکان دستیابی به پاسخ‌هایی با معنی و واقع‌گرایانه در زمانی معقول و مناسب بیشتر می‌شود. در مدل پیشنهادی، ساختار یک فرد از جمعیت به صورت شکل۹ رمزنگاری شده‌است.

اندازه ساختار افراد جمعیت متناسب با تعداد قوانین (بطور فرض m تا) تولید شده در فاز یک است. همچنین مقادیر صفر موجود بیانگر نادیده گرفتن و مقادیر یک موجود بیانگر در نظر گرفتن یک قانون مشخص با اندیس یکسان در این ساختار است.



شکل۹: ساختار رمزنگاری یک فرد از جامعه

1. Parent
2. Tournament Selection

حال به کمک تابع برازندگی که برمبنای معیار DF (فرمول۳) تعریف شده‌است، ارزش هر فرد محاسبه می‌شود. این معیار به دلیل توانایی که در معرفی قوانین بهینه در دسته‌بندی قوانین دارد، می‌تواند بهترین گزینه برای سنجش برازندگی در تابع برازندگی و رسیدن به هدف نهایی مسئله باشد. سپس با روش انتخاب مسابقه‌ای والدینی که از ارزش بیشتری برخوردار هستند برای تولید فرزندان انتخاب می‌شوند. عملگرهای پیوند و جهش نیز همان‌طور که پیش‌تر شرح داده شد، بر روی فرزندان تولید شده تاثیر می‌گذارند.

گام-۲ : ارزیابی افراد و انتخاب برای نسل بعد. در هر نسل والدین و فرزندان تولید شده از آن-ها، با هم برای ادامه زندگی و رفتن به نسل بعدی به رقابت می‌پردازند. این رقابت براساس همان تابع برازندگی توضیح داده شده در گام قبل اتفاق می‌افتد و برندگان حق بقا در نسل بعد را می‌یابند و مابقی افراد آن نسل از بین می‌روند. همچنین برای کنترل جمعیت فقط تعداد مشخصی توانایی راه‌یابی به نسل بعد را خواهند داشت.

گام-۳: شرط خاتمه تولید نسل. تولید نسل‌های جدید با ویژگی‌های برتر تا جایی ادامه پیدا می‌کند که مبتنی بر نوع مسئله، نیاز مسئله ارضا شده و جواب مناسبی تولید شده باشد و دیگر نیازی به تولید نسل‌های بعدی نباشد. در مدل پیشنهادی شروط خاتمه‌ای که مد نظر گرفته شده، یکی محدود کردن تعداد نسل‌هایی که تولید خواهند شد با نماد $IterLimit$ که مقدار آن برابر ۱۰۰ مرحله می‌باشد و دیگری عدم ایجاد بهبودی محسوس در ۳ نسل متوالی است. این روند تا جایی ادامه می‌یابد که حداقل یکی از شروط ارضا شود، در غیر این صورت مجددا به *گام-۱* باز می‌گردیم.

گام-۴: خروجی الگوریتم. بعد از اتمام کار، نتایج و پاسخ‌های تولید شده باید از حالت کدهای موجود در فضای شبیه‌سازی رمزگشایی[1] شده و به فرمی قابل فهم و روشن (قوانین اگر- آنگاه) تبدیل شوند.

نتایج شبیه‌سازی

1. Decoding

برای بررسی و ارزیابی عمل کرد مدل پیشنهادی، این مدل در شرایطی مشابه با مقاله پایه (Heravi et al., 2013)، روی یک میدان جنگ فرضی در جنگ‌های نامتقارن مورد آزمایش قرار گرفت. در این شبیه‌سازی که در محیط نرم‌افزاری متلب (MATLAB) کدنویسی دستی شده‌است، ویژگی‌های خاصی همچون زمان، شرایط اقلیمی، کیفیت موضع خودی و دشمن، تعداد تقریبی نیروهای خودی و دشمن، میزان تقریبی مهمات و مجموعه دستورات کلیدی از قبیل حمله، دفاع، عقب‌نشینی، استتار و تخریب، به همراه نتایج نهایی بدست آمده از هر ماموریت، به عنوان اطلاعات ورودی به صورت یک پایگاه داده به سیستم وارد شده‌است. در جدول۱ به طور کلی متغییرهای ورودی- خروجی و دامنه تغییرات آنها در ساختار قوانین مطرح شده‌است.

جدول۱: متغییرهای ورودی- خروجی و دامنه کلی تغییرات آنها در ساختار قوانین تولید شده

آنگاه (خروجی)		⇒	**اگر (ورودی)**	
دامنه تغییرات	**متغییر**		**دامنه تغییرات**	**متغییر**
موفقیت شکست	نتیجه ماموریت		۲۴ ساعت	زمان
			۱۰ – ۱	شرایط اقلیمی
$Minsup \leq$	میزان پشتیبان قانون		۱۰ – ۱	میزان مهمات
$Minconf \leq$	میزان اطمینان قانون		بر حسب نفر (حدودی)	تعداد نیروهای خودی
			بر حسب نفر (حدودی)	تعداد نیروهای دشمن
			حمله تسخیر موضع دشمن عقب‌نشینی دفاع از موضع خودی تخریب موضع دشمن حمله با حفظ استتار	دستورات

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

همان‌طور که در جدول۱ مشاهده می‌شود، بعضی داده‌ها به صورت بازه‌ای بین ۱ تا ۱۰ مشخص شده‌اند که میزان کیفیت در شرایط اقلیمی و کمیت در میزان مهمات را بیان کرده‌اند. در این‌جا این‌گونه فرض شده‌است که هر چه این مقدار بزرگ‌تر باشد به ترتیب به مفهوم شرایط اقلیمی مناسب‌تر و میزان مهمات بیشتر است. همچنین در بخش ورودی قانون، متغییرهای تعریف شده به دلیل عدم قطعیت و امکان نقص در اطلاعات تنها در صورت وجود بیان می‌شوند ولی در بخش خروجی قانون، هر سه متغییر می‌بایست وجود داشته یا بدست آیند. در مورد متغییر دستورات نیز، امکان انتخاب چندین دستور به طور همزمان وجود دارد.

باید به این نکته توجه شود که برخی از متغییرهای ذکر شده در بالا دارای دامنه کمی (چه گسسته و چه پیوسته) بوده و برای ایجاد درک بهتری نسبت به این ویژگی‌ها بایستی آنها به دامنه‌های کیفی تبدیل شوند. به همین منظور از فازی‌سازی با تابع عضویت مثلثی با نماد *MemFunc_Kind* دارای ۵ بخش با نماد *MemFunc_Parameter* بهره گرفته شده‌است (Heravi et al., 2013).

مدل همانند ساختار قبلی خود، با توجه به اطلاعات ورودی توسط سنسورها، ابتدا آنها را با قوانین موجود بررسی کرده و اگر اطلاعات آن موقعیت تحت پوشش قانونی قرار گرفت آن قانون نمایش داده خواهد شد ولی اگر قانونی توانایی پوشش موقعیت را نداشت و یا با موقعیت جدیدی مواجه شده باشد، به کمک تکنیک نزدیک‌ترین همسایگی[1]، نزدیکی شرایط به قوانین و دستورات تجربه شده را تعیین کرده و در صورتی که میزان اختلاف این نزدیکی از یک آستانه مشخص شده‌ای کمتر باشد، قوانینی که شرط را برآورده کرده‌اند به عنوان تصمیم اتخاذ شده و به خروجی می‌روند. در هر دو حالت مدل سعی می‌کند بهترین شرایط را برگزیده، و اطلاعات مربوطه را ذخیره کند. در هر مرحله قوانین ذخیره شده با توجه به شرایط جدید تصحیح شده تا در زمان‌های بعدی فرایند DM با احتمال هر چه بیشتر به نقاط بهینه سراسری نزدیک شود.

تشریح نحوه اجرای مدل در یک مثال ساده

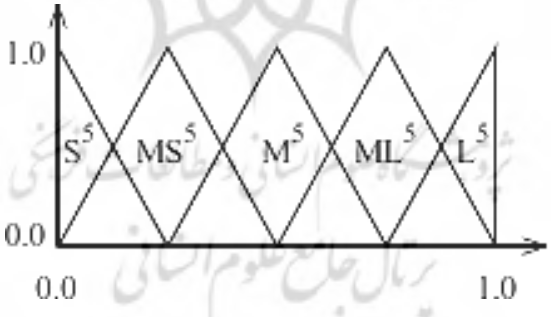
1. Nearest Neighbor Technique

به منظور ایجاد درک بهتر نسبت به مدل ارائه شده در این مقاله، در قالب یک مثال ترتیب روند اجرای مدل به اختصار شرح داده شده است. در ابتدا، ترکیب‌های مختلفی از متغییرهای موجود در جدول۱ که از مشاهدات افراد و تجربیات فرمانده آن جنگ بدست آمده، برای تولید پایگاه دانش به مدل داده می‌شوند (جدول۲ مشاهده شود).

جدول۲: نمونه‌ای از مشاهدات افراد و تجربیات فرمانده در جنگ

نتیجه ماموریت	دستورات	تعداد نیروهای دشمن	تعداد نیروهای خودی	میزان مهمات	شرایط اقلیمی	زمان
موفقیت	- حمله - تسخیر موضع دشمن	۴۰	۵۰	۸	۹	۷:۲۲ ب.ظ
شکست	- تخریب موضع دشمن - حمله با حفظ استتار	۳۰	۵	۸	۳	۳:۵۱ ب.ظ

برخی از پارامترهای ورودی حالت کمی داشته (ارائه حالت کیفی بجای کمی نیز قابل قبول است) که براساس تابع عضویت فازی مطرح شده در شکل۱۰ به فرم زبانی و قابل فهم برای همه تبدیل می‌شوند.



شکل۱۰: بخشبندی ۵ قسمت فازی در دامنه [۱- ۰].

حروف اختصاری به ترتیب S: کوچک، MS: نسبتا کوچک، M: متوسط، ML: نسبتا بزرگ و L: بزرگ می‌باشند.

مفاهیم زبانی برای متغییرهای مختلف مانند ساعت (بامداد، صبح، ظهر، غروب و شب)، شرایط اقلیمی (بسیار نامناسب، نامناسب، متوسط، مناسب و بسیار مناسب) و میزان مهمات و نیروهای دو طرف (خیلی کم، کم، متوسط، زیاد وخیلی زیاد) نسبت به هم تفاوت‌هایی دارند. اما از نظر ارزش مکانی یکسان محسوب می‌شوند. برای مثال، اگر گفته شود شرایط اقلیمی برابر ۷ می باشد، یعنی میزان تعلق این شرایط به بخش‌های مختلف در تابع عضویت شکل۱۰ به صورت جدول۳ است.

جدول۳: میزان تعلق شرایط اقلیمی به ۵ بخش مختلف فازی

فازسازی	بسیار نامناسب	نامناسب	متوسط	مناسب	بسیار مناسب
شرایط اقلیمی	۰	۰	۰/۲۵	۰/۸	۰

توجه به این نکته بسیار حائز اهمیت بوده که میزان تعلق به یک حالت در شرایط عادی، صفر (عدم تعلق) یا یک (تعلق کامل) است و در شرایط فازی مقداری بین صفرو یک، با این حال می‌بایست همیشه مجموع تعلقات یک ویژگی به بخش‌های مختلف فازی برابر یک باشد. در مورد شرایط اقلیمی (۱/۰۵ = ۰/۲۵ + ۰/۸) این شرط برقرار نیست، پس باید با فرمول میزان تعلق هر بخش تقسیم بر مجموع تعلقات نرمال‌سازی شود که به ترتیب برای حالت متوسط و مناسب مقادیری برابر ۰/۲۳۸ و ۰/۷۶۲ خواهیم داشت. در ادامه برای حفظ اختصار از آوردن میزان تعلق چشم پوشی شده و تنها بخشی که بیشترین مقدار را دارد نوشته شده‌است.

حال قوانینی براساس الگوریتم FAR تولید شده و با کمک دو استراتژی تقدم و مرغوبیت تعریف شده در بخش دسته بندی بر اساس قوانین وابستگی فازی دارای حشو و تضاد حذف می‌شوند. سپس الگوریتم GRS روی این قوانین اعمال می‌شود. اگر فرض شود که حدود ۵۰ قانون در اتمام مرحله کاهش قوانین باقی‌مانده باشد، در گام-۰ الگوریتم GRS جمعیتی ۲۰ نفره به صورت کاملا تصادفی ایجاد شده که طول هر فرد یا کروموزوم در آن برابر ۵۰ با ساختاری باینری است. مابقی پارامترها نیز همانطور که در بخش مدل پیشنهادی مطرح شده تعیین می‌شوند. گام‌های دیگر این الگوریتم آن‌قدر تکرار می‌شوند تا شروط خاتمه ارضا شود. خروجی که در پایان این بخش از مدل بدست می‌آید، همان قوانین با اهمیت مورد استفاده در دسته‌بندی بوده که ادعا کردیم از دقت

و کیفیت بالاتری برخوردار هستند و توانایی دستیابی هر چه بیشتر به بهینه سراسری را دارا می‌باشند. پس از اتمام یادگیری اطلاعات وارد شده و ذخیره کلیه قوانین به همراه ارزش پشتیبان و اطمینان هر قانون در پایگاه دانش، حال مدل آماده اتخاذ یک تصمیم جدید براساس شواهد دریافتی جدید می‌باشد. البته این نکته بایستی بیان شود که کلیه قوانین پیش از اعمال الگوریتم GRS در پایگاه دانش مدل ذخیره می‌شوند ولی تنها در تعیین دو پارامتر اطمینان و پشتیبان سهیم هستند و فقط آن قوانین استخراج شده از الگوریتم GRS در تصمیم‌گیری و دسته‌بندی نقش خواهند داشت.

حال فرض کنید، فرمانده قصد دارد احتمال موفقیت یا شکست ماموریت جدیدی را نسبت به فرمان‌هایی که صادر خواهد کرد با توجه به موقعیتی که در آن قرار دارند بدست آورد. پس به فرم زیر اطلاعات محیطی و دستورات خود را وارد می‌کند.

$$? \Rightarrow \text{دستورات (تخریب موضع دشمن)} \ \& \ \text{تعداد نیروهای خودی (کم)} \ \& \ \text{میزان مهمات (خیلی زیاد)} \ \& \ \text{شرایط اقلیمی (۷)} \ \& \ \text{زمان (شب)}$$

مشاهده می‌کنید که در اطلاعات ورودی فرمانده، تعداد نیروهای دشمن نامشخص بوده و عنوان نشده‌است. همچنین شرایط اقلیمی نیاز به فازی شدن داشته و نتیجه ماموریت مورد نیاز است. در این شرایط احتمال بروز دو وضعیت وجود دارد.

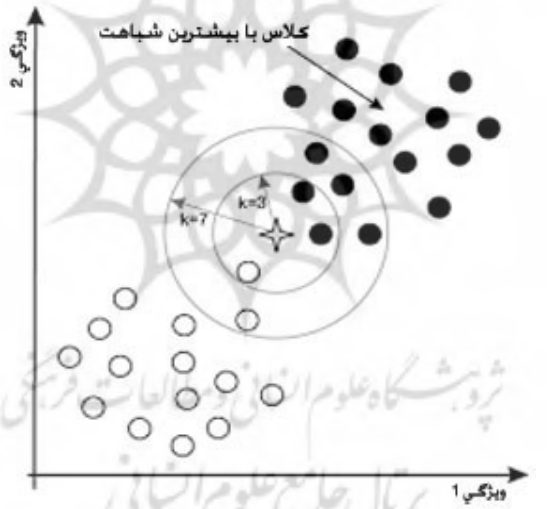
وضعیت اول، اگر در قوانین تصمیم‌ساز قانونی وجود داشته باشد که توانایی همپوشانی اطلاعات جدید را داشته و بتواند با معیار DF نتیجه را تشخیص دهد، پاسخی که در این وضعیت بدست می‌آید به صورت زیر بیان می‌شود.

$$\text{موفقیت} \Rightarrow \text{دستورات (تخریب موضع دشمن/ حمله با حفظ استتار)} \ \& \ \text{میزان مهمات (خیلی زیاد)} \ \& \ \text{شرایط اقلیمی (متوسط به بالا)} \ \& \ \text{زمان (شب)} \quad Dsupp = 43\%, \ Dconf = 89\%$$

همان‌طور که مشاهده می‌شود در قانون تعیین شده میزان نیروهای خودی در تصمیم‌گیری تاثیر نداشته و در شرایط اقلیمی بخش‌هایی که در موقعیت متوسط، مناسب و بسیار مناسب قرار دارند، پوشش داده می‌شوند. توسط مدل دستورات نیز اصلاح شده و به شکل کامل‌تری ارائه شده‌اند تا احتمال موفقیت را بالا ببرند.

وضعیت دوم، اگر در قوانین تصمیم‌ساز قانونی وجود نداشته باشد که توانایی همپوشانی اطلاعات جدید را داشته و بتواند با معیار DF نتیجه را تشخیص دهد، پاسخ به کمک الگوریتم نزدیک‌ترین همسایگی بدست می‌آید. به این صورت که پارامترهای موجود در یک شرایط با هر مقداری که داشته باشند، یک نقطه از فضای مسئله را اشغال می‌کند. حال با تعیین نزدیکی موقعیت این شرایط با همسایگانش، امکان تشخیص موثر نتیجه وجود دارد. در شکل۱۱ نمونه‌ای از تعیین کلاس توسط این الگوریتم آمده که با توجه به وجود دو پارامتر در فضای دوبعدی قابل ترسیم است. باید توجه شود که در این بحث به دلیل تعدد پارامترها یک فضای n بعدی (n برابر است با تعداد متغییرهای مسئله) خواهیم داشت که امکان ترسیم آن میسر نیست و توسط ابرصفحه‌ها مکان‌یابی و اندازه‌گیری می‌شوند.

در پایان کار تصمیم‌گیری، موقعیتی که توسط فرمانده وارد شده و در مورد آن قضاوت و تصمیم‌گیری شد، بعد از تایید صحت به پایگاه دانش مدل افزوده می‌شود.



شکل۱۱: نمونه‌ای از تعیین کلاس توسط الگوریتم نزدیکترین همسایگی

بررسی و تحلیل نتایج مدل

برای راستی آزمایی تکنیک، از پایگاه داده‌ای که اطلاعات یک میدان نبرد فرضی در جنگ‌های نامتقارن را داراست استفاده شده‌است. این پایگاه داده براساس تجربیات و اطلاعات

افرادی خبره در شرایطی مشابه ساخته شده و مورد استفاده قرار گرفته است (Heravi et al., 2013). به مدل پیشنهادی به ترتیب، ۵۰۰ و ۵۰۰۰ رکورد وارد شد. از این تعداد نیز به صورت تصادفی، به ترتیب حدود ۴۰۰ و ۴۰۰۰ رکورد به عنوان دانش اولیه و مابقی برای تشخیص کارایی و محاسبه دقت مدل به آن داده شد. همچنین برای صحت آزمون، این فرایند ۱۰ مرتبه تکرار شده و نتایج پایانی میانگین جواب‌های این ۱۰ تکرار است. تنظیمات انتخاب شده به عنوان مقادیر اولیه برای الگوریتم‌های مورد استفاده نیز در جدول۴ آورده شده‌است.

جدول۴: مقدار پارامترهای اولیه در الگوریتم‌های مورد استفاده

الگوریتم	مقدار پارامترها
CFAR	*Minsup = 0.1, Minconf = 0.85, MS = 0.15*
GRS	*Pop = 20, IterLimit = 100, P_m = 0.3, P_c = 3 (Method), MemFunc_Parameter = 5 , MemFunc_Kind = Triangular*

مقایسه‌ای بین مدل ارائه شده در مقاله پایه (Heravi et al., 2013) و مدل پیشنهادی در این مقاله، شامل تعداد قوانین تولید شده و درصد انتخاب صحیح تصمیم‌ها با تشخیص درست موقعیت در دو وضعیت تعداد ورودی‌های کم (۵۰۰ رکورد) در جدول۵ و تعداد ورودی‌های انبوه (۵۰۰۰ رکورد) در جدول۶ صورت گرفته‌است. این مطلب نشان می‌دهد که مدل پیشنهادی در یک محیط همراه با عدم‌قطعیت و انبوه داده ورودی، نتایج خوبی را با قابلیت فهم و دقت بالایی حاصل کرده و نتایج بدست آمده به وضوح بیانگر ادعای مطرح شده‌است.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

جدول۵: مقایسه نتایج با ۵۰۰ رکورد

ویژگی / روش	میانگین تعداد قوانین تولید شده	میانگین دقت انتخاب صحیح تصمیم (تشخیص درست موقعیت)
CA & CFAR	۷۳	% ۷۵/۸
CA & CFAR & GRS مدل پیشنهادی	۲۵	% ۸۸/۵

جدول۶: مقایسه نتایج با ۵۰۰۰ رکورد

ویژگی / روش	میانگین تعداد قوانین تولید شده	میانگین دقت انتخاب صحیح تصمیم (تشخیص درست موقعیت)
CA & CFAR	۱۸۱	% ۶۱/۳
CA & CFAR & GRS مدل پیشنهادی	۴۷	% ۸۴/۶

با توجه به دو جدول۵ و جدول۶ مشاهده می‌شود که در هر دو شرایط مدل پیشنهادی از دقت بالاتری برخوردار بوده و همچنین توانسته است این تصمیمات را با تعداد کمتری از کلیه قوانین موجود داشته باشد که این مسئله باعث سرعت بخشیدن به فرایند اتخاذ تصمیم می‌شود. با توجه به عدم قطعیت موجود، می‌توان گفت میانگین دقت بدست آمده از میزان خوبی در تشخیص برخوردار بوده است.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

جمع‌بندی

DM در شرایط بحرانی که به احتمال زیاد با اطلاعاتی ناقص و نامعلوم همراه است، یکی از مشکلات اساسی در بسیاری از حوزه‌های علم مدیریت به حساب می‌آید (Takahashi et al., 2007; Heravi and Setayeshi, 2014; Heravi and Setayeshi, 2015; Heravi et al., 2016; Heravi and Azimi Galeh, 2016). به کمک بالا بردن دقت، نرخ انتخاب DM درست براساس ورودی‌ها افزایش یافته و به کمک قابلیت فهم بیشتر، پاسخ‌هایی با مطلوبیت بیشتر انتخاب می‌شوند که این مسئله موجب کاهش تعداد انتخاب‌های ممکن در میان کل حالت‌های قابل انتخاب می‌شود. از طرفی دیگر تطبیق‌پذیری و هوشمندی شرایطی را مهیا می‌کنند که طی آن عامل محیط را بهتر شناخته و می‌تواند خود را برای DM کارآمد با محیط اطراف و عامل‌های دیگر موجود در آن هماهنگ کند (Heravi et al., 2013).

برای ایجاد درک بهتری از فضای مسئله و اهدافی که دنبال شده‌اند، در غالب مثالی جمع‌بندی و نتیجه‌گیری از بحث تشریح شده‌است. ابتدا یک میدان نبرد در جنگی نامتقارن را فرض کنید. همانطور که می‌دانید، در این‌گونه جنگ‌ها به دلیل عدم‌تقارن در میدان نبرد، اطلاعات بسیار دچار عدم‌قطعیت و گنگی بوده و از تغییرات و پیچیدگی بسیار بالایی برخوردار هستند. حال فرمانده‌ای را تصور کنید که در این شرایط با وجود تمام پیچیدگی‌ها، عدم‌قطعیت‌ها و حتی اطلاعات ناقصی که به او داده می‌شود، موظف است تصمیمی مشخص در کوتاه‌ترین زمان ممکن بگیرد. اگر تصمیم اتخاذ شده اشتباه باشد، بی‌شک جان افرادش به خطر خواهد افتاد و اگر زمان اتخاذ تصمیم طولانی شود، مشکلات بسیار دیگری پیش خواهد آمد و کار سخت‌تر خواهد شد. در این میان نقشی که مدل ارائه شده بازی می‌کند، این است که همانند یک انسان متخصص (فرمانده جنگ) اطلاعات موجود را براساس تجربیات و دانش‌هایی که از قبل کسب کرده، تحلیل و پردازش کند و در نهایت تصمیماتی را به همراه نتایج بدست آمده و درصد احتمال وقوع آنها در اختیار فرمانده قرار دهد. مزیتی که این امر دارد، با ایجاد

آگاهی در فرمانده به فرایند تصمیم‌گیری سرعت بخشیده و ضریب خطای تصمیم نهایی را به شدت کاهش خواهد داد.

به این منظور، پیشتر در سال ۲۰۱۳ مقاله‌ای توسط هروی و همکارانش ارائه شد (Heravi et al., 2013) که در آن ابتدا یک مدل از CA شامل پنج توانایی تعریف شد. در این مدل با افزایش تطبیق‌پذیری در کنار رفتار و فکر کردن انسان‌گونه، عملکرد در محیط‌های جدید بهبود یافته ولی به دلیل وجود همین افزایش تطبیق‌پذیری در ابتدای ورود به یک محیط ناشناخته، احتمال انتخاب عمل‌هایی که تاثیر ناچیزی داشته و یا تاثیرات منفی می‌گذارند وجود داشت. به همین خاطر در ادامه طراحی معماری موجود کمی تغییر اعمال شد و به جای دو بخش استدلال و قضاوت که از فرایندهای ساده با دقت پایینی تشکیل شده بودند، الگوریتم CFAR جایگزین شد، تا علاوه بر کاهش تعداد حالت‌های قابل انتخاب برای دستیابی به پاسخ بهینه، با کمک منطق فازی بکار گرفته شده در آن، عدم‌قطعیت موجود در DM را نیز کاهش دهد. نقطه قوتی که این مدل داشت، کارایی، دقت و کیفیت بهتر تصمیم‌گیری در شرایط عدم قطعیت (پرتنش) بود. ولی نقطه ضعف آن این بود که تنها با ورودی‌های اطلاعاتی کم و متوسط (چه اطلاعات از پیش تعریف شده به فرم قانون به عنوان دانش مدل و چه قوانین تولید شده در حین اجرای مدل) سازگاری خوبی داشت. علاوه‌بر این با افزایش دانش موجود در پایگاه دانش براساس قوانین تولید شده، به مرور زمان از سرعت در آن کاسته شده، همچنین امکان گیر افتادن در نقاط بهینه محلی نیز محتمل‌تر می‌شد. به همین دلیل این مسئله موجب اتخاذ تصمیم‌های نچندان دقیق در زمانی نامناسب بود که نیاز به اصلاح الگو داشت.

برای حل این مسئله دو ایده وجود داشت. اولین ایده این بود که برای تعداد قوانین یادگیری شده و ذخیره شده در هر مرحله در پایگاه دانش مدل، مرز و محدوده‌ای تعریف شود، یعنی با افزایش تعداد قوانین در هر مرحله، تعدادی از قوانین دیگر از پایگاه دانش حذف شود تا همیشه میزان مشخصی از دانش وجود داشته باشد. در واقعیت این کار به این مفهوم است که فرد تصمیم‌گیر (فرمانده) فراموشی گرفته باشد. در این حیطه این ایده بسیار خطرناک است،

پس پیش از شبیه‌سازی مردود اعلام می‌شد. دومین ایده این بود که دانش بیشتر، تصمیم معقول‌تر و قابل اطمینان‌تری تولید می‌کند منتها باید قوانین به درستی اتخاذ شوند. در واقع بایستی اصلاحی صورت می‌گرفت که با افزایش دانش مدل علاوه‌بر بهتر شدن فرایند تصمیم-گیری، با توجه به شرایط بحرانی موجود به طور متوسط سرعت اجرایی مناسبی نیز داشته باشد. انتخاب این ایده برای شبیه‌سازی معقولانه بود.

نتیجه‌گیری

مسئله اصلی و به تعبیری هدف کلی که در مقاله حاضر مورد بررسی قرار گرفته و دنبال شده-است، بهبود دقت، کیفیت و زمان، با کاهش انتخاب تعداد قوانین کم اهمیت و یافتن قوانین با اهمیت بیشتر (به عبارتی تنظیم قوانین برای حصول نتایج بهتر) که در فرایند اجرای مدل تولید شده، به جای حذف قوانین موجود در پایگاه دانش مدل است. این ایده، توانست این مسئله مهم را با اعمال یک الگوریتم تکاملی و فراابتکاری حل کند. تا علاوه‌بر رفع نقطه ضعف مطرح شده، مزیت‌های موجود در روش قبلی شامل ایجاد یک تعادل مناسب بین تطبیق‌پذیری و هوشمندی، افزایش قابلیت فهم و دقت دسته‌بندی کننده‌ها را حفظ کند. و بطور هم‌زمان نقش مهمی در افزایش کیفیت و انعطاف‌پذیری DMها ایفا کرده و در نهایت قدرت DM و سرعت واکنش در شرایط غیرقابل پیش‌بینی را به شکلی موثر افزایش دهد.

انتخاب ژنتیکی قوانین این مزیت را به همراه داشت که با افزایش دانش، بدون افزایش زمان اجرا، رفته رفته انتخاب‌های دقیق‌تری داشته باشد و به تعبیری توانست با ایجاد ترکیبی کارا با جلوگیری از انتخاب پاسخ‌های نامناسب نسبت به ادراکات محیطی در هر مرحله به جای داشتن جواب‌های بهینه محلی، احتمال انتخاب جواب‌هایی که به بهینه سراسری نزدیک می‌شوند به مراتب بیشتر شود.

پیشنهادهای آتی

هر روزه ایده‌های کاربردی و مهم جدیدی در معماری‌های شناختی تولید شده و مورد استفاده قرار می‌گیرند که بسیاری از مسائل سطح بالا به کمک آنها قابل حل شده‌اند. به عنوان یکی از کارهای آتی، می‌توان از این ایده‌ها در طرح‌ریزی موثر و بهتر ساختار مدل استفاده شده در این مقاله بهره برد. همچنین باید توجه شود که DM در میادین جنگی در شرایط پرتنش از پیچیدگی بسیار بالایی برخوردار است و تنها به چند متغییر استفاده شده در این مقاله ختم نمی‌شود. پارامترهای دیگری چون شرایط روحی روانی افراد، میزان خستگی و آستانه تحمل آن‌ها در زمان جنگ، از جمله موارد پراهمیتی است که در DM مطرح می‌باشند. مورد توجه قرار دادن این متغییرهای کلیدی به عنوان پژوهش‌های آتی، شرایط مناسب و موثرتری برای DM ایجاد کرده و ضریب شکست را به شدت کاهش می‌دهد. از جمله زمینه‌های تحقیقاتی دیگری که پیشنهاد می‌شود، بحث طراحی دو هدفه و تفسیر پذیری نتایج تولید شده‌است که کیفیت کار را بیش از پیش افزایش خواهند داد.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

منابع

Albus James S. and Barbera Anthony J., (2005). RCS: A cognitive architecture for intelligent multi-agent systems, *Annual Reviews in Control*, no.29, pp.87–99.

Anandhavalli M., Suraj Kumar Sudhanshu, Ayush Kumar and Ghose M.K., (2009). Optimized association rule mining using genetic algorithm, *Advances in Information Mining*, Volume 1, Issue 2, pp.01-04.

Anderson B. F., Deane D. H., Hammond K. R., and McClelland G. H., (1981). *Concepts in judgment and decision research*, New York: Praeger.

Anderson J.R., (1996). Act: a simple theory of complex cognition, *American Psychologist*, vol.51, pp. 355–365.

Ascough II J.C., Maier H.R., Ravalico J.K., and Strudley M.W., (2008). Future research challenges for incorporation of uncertainty in environmental and ecological decision-making, Ecological Modelling.

Bratman M. E., Israel D. J., and Pollack M. E., (1988). Plans and resource-bounded practical reasoning, *Computational Intelligence*, Vol.4, pp. 349-355.

Castro Sidney de, Marietto Maria das Graças Bruno, França Robson dos Santos, and Botelho Wagner Tanaka, (2012). A Multi-Agent System for Information Management and Augmented Reality in Asymmetric Wars, *The 7th International Conference for Internet Technology and Secured Transactions*.

Chen Zuoliang, and Chen Guoqing, (2008). Building an Associative Classifier Based on Fuzzy Association Rules, International Journal of Computational Intelligence Systems, vol.1, no.3, pp. 262-273.

Cil Ibrahim, and Mala Murat, (2010). A multi-agent architecture for modelling and simulation of small military unit combat in asymmetric warfare, *Expert Systems with Applications*, vol.37, pp.1331-1343.

Cordesman A., (2002). Terrorism, asymmetric warfare, and weapons of mass destruction: Defending the US homeland, Praeger Publishers.

Evertsz R., Ritter F.E., Busetta P., and Pedrotti M., (2008). Realistic behaviour variation in a BDI-based cognitive architecture, *In: Proceedings of SimTecT*. SIAA Ltd, Melbourne, Australia.

Friedenberg J. and Silverman G., (2006). *Cognitive Science: The Study of Mind*, Sage Publications.

Ghosh Soumadip, Biswas Sushanta, Sarkar Debasree and Sarkar Partha Pratim, (2010). Mining Frequent Itemsets Using Genetic Algorithm, International Journal of Artificial Intelligence & Applications (IJAIA), Vol.1, No.4.

Gilbert N., and Troitzsch K.G., (2005). *Simulation for the Social Scientist*, 2nd ed. Open University Press, MacGraw Hill Education.

Goldberg D. E., (1989). Genetic Algorithms in Search Optimization and Machine Learning, Addison-Wesley, Reading, MA.

Heravi M. and Azimi Galeh T., (2016). Impact of using Gray Relational Analysis as part of Multiple Attribute Decision Making on the Organization's Knowledge Management, to improve the Evaluation and Ranking of Individuals based on Emotional Intelligence, International Journal of Advanced Biotechnology and Research (IJBR), Vol.7, Special Issue.3, pp. 926–935.

Heravi M. and Setayeshi S., (2014). Intelligent and Fast Recognition of Heart Disease based on Synergy of Linear Neural Network and Logistic Regression Method, *J. Mazand Univ Med Sci*, Vol.24(112), pp. 78–87.

Heravi M. and Setayeshi S., (2015). Speed up and more Quality in Recognition of Heart Disease based on a Learner Machine (Hybrid-Linear) and the Effect of Pareto's Law on the Training Model, *The First Conference on Novel Approaches of Biomedical Engineering in Cardiovascular Diseases*.

Heravi M., Akramizadeh A., Pourakbar M. and Menhaj M.B., (2013). A Hybrid Method for Effective Management of the Uncertainty in Army Decision Making using Cognitive Agents and Classification based on Fuzzy Association Rules, *in Proc. of the 13th Iranian Int. Conf. on Fuzzy Systems (IFSC)*, IEEE Publication, pp.1-6.

Heravi M., Azimi galeh T. and Menhaj M.B., (2015a). Modeling of an Associative Classifier based on Fuzzy Association Rules, *in Proc. of the International Conference on Research in Science and Technology*, Kualalampur, Malaysia.

Heravi M., Azimi galeh T. and Zandhessami H., (2015b). Improving the Efficiency of a Classifier based on Fuzzy Association Rules using Genetic Rule Selection, *in Proc. of the International Conference on Research in Science and Technology*, Kualalampur, Malaysia.

Heravi M., Azimi galeh T. and Zandhessami H., (2016). Management of Assessment and Prioritization in the Selection of Suppliers of Electrical Equipment for Electric Power Distribution Companies using Multi Attribute Value Theory (MAVT) as part of a Multi Criteria Decision Making (MCDM), *2nd International conference on Research in Science and Technology (Istanbul – Turkey)*.

Hindriks K., de Boer F., van der Hoek W., and Meyer J.-J., (1999). Agent programming in 3APL, *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, vol.2 (4), pp. 357–401.

Holland J. H, (1992). *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, MIT Press, Cambridge, MA.

Ishibuchi H., Murata T., and Turksen I. B., (1997). Single-objective and two-objective genetic algorithms for selecting linguistic rules for pattern classification problems, *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 89, no.2, pp.135-149.

Ishibuchi H., Nakashima T., and Murata T., (2001). Three-objective genetics-based machine learning for linguistic rule extraction, *Information Sciences*, vol. 136, no. 1-4, pp.109-133.

Klein J., (2003). Breve: a 3d simulation environment for the simulation of decentralized systems and artificial life, In: *Artificial Life VIII: Proceedings of the Eighth International Conference on Artificial Life Complex Adaptive Systems*. MIT Press, Cambridge, MA, USA, pp. 329–334.

Koza J. R., (1992). Genetic Programming: On the Programming of Computers by Means of Natural Selection (Complex Adaptive Systems), The MIT Press.

Laird J.E., (2008). Extending the soar cognitive architecture, In: *Proceeding of the 2008 Conference on Artificial General Intelligence*. IOS Press, Amsterdam, The Netherlands, pp. 224–235.

Langley P., and Choi D., (2006). A unified cognitive architecture for physical agents, In: *AAAI'06: Proceedings of the 21st National Conference on Artificial Intelligence*. AAAI Press, pp. 1469–1474.

Lawniczak Anna T., and Stefano Bruno N. Di, (2012). Computational intelligence based architecture for cognitive agents, *Procedia Computer Science*, vol.1, pp.2227-2235.

Lu J. and Cheng W., (2007). A genetic-algorithm-based routing optimization scheme for overlay network, *In Proceedings of the 3rd International Conference on Natural Computation, Washington, DC, USA*. IEEE Computer Society Press, pp. 421-425.

Nguyen Loan T.T., Vo Bay, Hong Tzung-Pei and Thanh Hoang Chi, (2012). Classification based on association rules: A lattice-based approach, *Expert Systems with Applications*, Vol.39, pp.11357–11366.

Nguyen Loan T.T., Vo Bay, Hong Tzung-Pei and Thanh Hoang Chi, (2013). CAR-Miner: An efficient algorithm for mining class-association rules, *Expert Systems with Applications*, Vol.40, pp. 2305–2311.

North M., Collier N., and Vos J., (2006). Experiences creating three implementations of the repast agent modeling toolkit, *ACM Transactions on Modeling and Computer Simulation*, vol.16 (1).

Russell S. and Norvig P., (2009). *Artificial Intelligence: A Modern Approach*, 3rd ed., Prentice-Hall, pp.40-46.

Sun R., (2007). Cognitive social simulation incorporating cognitive architectures, *IEEE Intelligent Systems*, vol.22 (5), pp. 33–39.

Takahashi S., Sallach D., and Rouchier J., (2007). *Advancing Social Simulation: The First World Congress*, Springer-Verlag, Berlin.

Wang Xin, and et al., (2012). Mining axiomatic fuzzy set association rules for classification problems, European Journal of Operational Research, Vol.218, pp. 202–210.

Weiss Gerhard, (1999). Multi agent Systems: A Modern Approach to Distributed Modern Approach to Artificial Intelligence, The MIT Press.

Weyns Danny, (2010). *Architecture Based Design of Multi-Agent Systems*, Springer Heidelberg Dordrecht London New York, pp.35-39.

Xu J., and Chen H., (2005). Criminal network analysis and visualization, *Communications of the ACM (CACM)*, vol.48, pp. 100–107.

Yang A., Curtis Abbas, H. A., and Sarker R, (2008). NCMAA: A network centric multi-agent architecture for modeling complex adaptive systems, *The Artificial Life and Adaptive Robotics Laboratory Technical Report Series*.

Yuan B. and Gallagher M., (2003). Playing in Continuous Spaces: Some Analysis and Extension of Population-Based Incremental Learning, IEEE Evolutionary Computation.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی