

طراحی یک سامانه توصیه‌گر ترکیبی دوره‌های آموزشی براساس روش استدلال مبتنی بر نمونه و منطق فازی

محمد درزی^۱، مهدی حسینی^۲، علی اصغر لیایی^۲، زهرا مرادی‌منش^۲ و حبیب‌اله اصغری^۳

چکیده: در این پژوهش، ابتدا دو مورد از چالش‌های پیش روی شرکت‌های کوچک و متوسط در نیازسنجی و برنامه‌ریزی آموزشی مورد بررسی قرار می‌گیرد و مسأله انتخاب دوره‌های آموزشی و مهارتی مناسب تشریح می‌شود. سپس در جهت شناسایی نیازهای آموزشی شرکت‌ها و برنامه‌ریزی دوره‌های آموزشی مناسب، سیستمی برای پیشنهاد دوره‌های آموزشی با استفاده از روش استدلال مبتنی بر نمونه و منطق فازی ارائه می‌شود. استدلال مبتنی بر نمونه، برای حل مسائل جدید از مسائل مشابه حل شده پیشین استفاده می‌کند. پایگاه دانش این متدولوژی که در آن تجربیات و دانش اندوخته قبلی به صورت نمونه‌ها ذخیره می‌شود، کمک می‌کند تا دانش متخصصان در سیستم پیشنهادی جمع‌آوری و حفظ شود. استفاده از این سیستم در برنامه‌ریزی آموزشی شرکت‌ها، گامی نوین در جهت همسوسازی فعالیت‌های آموزشی و مدیریت دانش است و با هدف افزایش عملکرد و تعالی در سازمان‌ها انجام می‌شود. از طرف دیگر در بازنمایی و بازیابی نمونه‌ها (مقیاس شباهت) از منطق فازی استفاده شده است تا در مدیریت ابهام و عدم قطعیتی که در اطلاعات جمع‌آوری شده از شرکت‌های کوچک و متوسط وجود دارد به سیستم کمک کرده و کارایی آن را افزایش دهد. در مدل کردن حوزه‌های عملکردی، چارچوب بنیاد اروپایی مدیریت کیفیت (EFQM) به کار رفته است و همچنین به منظور کاهش زمان به ثبات رسیدن عملکرد سیستم، با استفاده از یک آستانه شباهت و یک روش ابتکاری برای تکمیل فرایند پیشنهاد (SMART) که بر اساس عملکرد ذهن خیره عمل می‌کند، خلأ ارائه توصیه‌های مرتبط پوشش داده می‌شود. در پایان، مدل طراحی شده با روش‌های مرسوم حوزه استدلال مبتنی بر نمونه، ارزیابی شده و نتایج ارزیابی گزارش شده است.

کلمات کلیدی: دوره‌های آموزشی، سیستم‌های توصیه‌گر، استدلال مبتنی بر نمونه، منطق فازی، دانش بنیان

۱- مقدمه

مورد نیاز برای افزایش کارایی و بهره‌وری سازمان را پیشنهاد می‌کنند. دسترسی به این‌گونه پیشنهادهای آموزشی، به خصوص برای مدیران شرکت‌های کوچک و متوسط نوپا، نیازی کلیدی محسوب می‌شود. زیرا عموماً کارکنان این شرکت‌ها نواقص مهارتی، دانشی و تخصصی دارند [۱].

بنابراین سنجش مهارت‌های لازم و ناموجود در کارکنان و پیشنهاد دوره‌های آموزشی مرتبط برای کسب این مهارت‌ها در این کسب و کارها بسیار حیاتی است [۲].

شرکت‌های کوچک و متوسط در اجرای فرآیند انتخاب بسته آموزشی مناسب با دو چالش اساسی روبه‌رو هستند. نخستین مسأله، محدودیت در دسترسی به دانش و تخصص در حوزه نیازسنجی و برنامه‌ریزی آموزشی است. در

پیشنهاد دوره‌های آموزشی مناسب، یکی از فازهای مهم در برنامه‌ریزی آموزشی سازمان‌ها است. در این فرآیند، متخصصان حوزه‌ی نیازسنجی آموزشی، پس از بررسی وضعیت کنونی و تبیین وضعیت ایده‌آل، دوره‌های آموزشی

تاریخ دریافت مقاله ۸۹/۰۹/۱۰، تاریخ تصویب نهایی ۸۹/۱۱/۰۴

^۱ مربی، عضو هیأت علمی پژوهشکده ICT، جهاد دانشگاهی، (نویسنده مسئول).

پست الکترونیکی: Modarzi@ictrc.ir

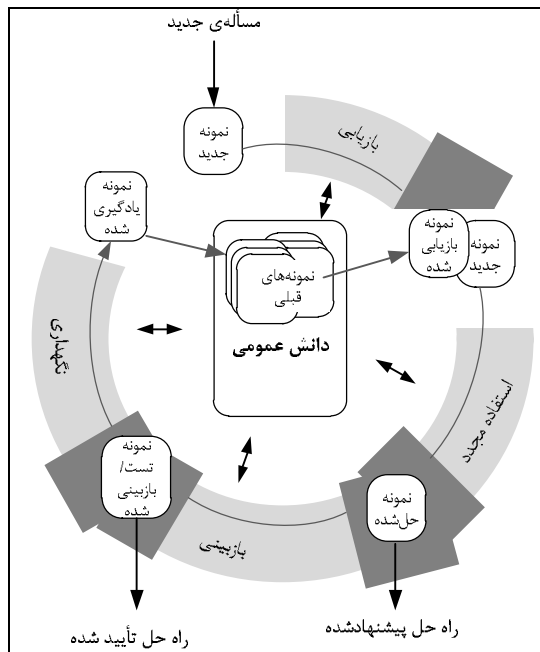
^۲ کارشناس ارشد مهندسی صنایع، گروه سیستم‌های اطلاعاتی، جهاد دانشگاهی

^۳ دانشجوی کارشناس ارشد هوش مصنوعی، گروه سیستم‌های اطلاعاتی، پژوهشکده ICT، جهاد دانشگاهی

^۴ مهندس کامپیوتر گرایش نرم افزار، گروه سیستم‌های اطلاعاتی، پژوهشکده ICT، جهاد دانشگاهی

^۵ استادیار، رئیس پژوهشکده ICT، جهاد دانشگاهی

- بازیابی^۲ نمونه‌های مشابه بر اساس معیارهای شباهت
- استفاده‌ی مجدد^۳ از نمونه‌های بازیابی‌شده برای حل مسأله جدید
- بازیابی^۴ راه‌حل نمونه بازیابی‌شده با توجه به شرایط مسأله جدید



شکل ۱ چرخه CBR

- نگهداری^۵ مسأله جدید به همراه راه‌حل آن در کتابخانه نمونه‌ها
- ترکیب رویکرد استدلال مبتنی بر نمونه و منطق فازی برای حل مسأله پیشنهاد دوره‌های آموزشی مناسب است؛ زیرا:
- تعداد قابل قبولی از تحقیقات با نتایج رضایت‌بخش از این رویکرد برای حل مسأله در حوزه‌های مختلف استفاده کرده‌اند [۵ و ۶].
- فلسفه متدولوژی CBR قابلیت حل چالش‌های پیش‌روی مسأله پیشنهاد دوره‌های آموزشی را داراست [۵ و ۷]. بر این اساس اگر سیستم پیشنهادی در اختیار مراکز رشد و انکوباتورهایی که شرکت‌ها در آن استقرار دارند قرار بگیرد، مشکل دسترسی، که در بالا به آن اشاره شد، حل خواهد شد. همچنین مشکل از دست رفتن دانش با جمع‌آوری نظرات متخصصان در کتابخانه نمونه‌ها^۶ برطرف می‌شود و مسأله تصمیم‌گیری‌های محدود به مرزهای شرکت با نگهداری نمونه‌های موفق شرکت‌های

سازمان‌های بزرگ فرآیند نیازسنجی آموزشی سازمان و پیشنهاد دوره‌های آموزشی برای کارکنان اغلب در بخش مدیریت منابع انسانی انجام می‌شود؛ اما در شرکت‌های کوچک و متوسط چنین ساز و کار سازمان یافته‌ای جهت نیازسنجی آموزشی کمتر مورد توجه قرار می‌گیرد و در بسیاری از موارد به خصوص در شرکت‌های کوچک، با وجود نیاز شدید، اساساً دسترسی به مشاوران متخصص برای پیشنهاد دوره‌های آموزشی مناسب با مشکلات زیادی همراه است. علاوه بر این، اغلب شرکت‌های کوچک و متوسط در دوره‌های ابتدایی از عمر خود دامنه روابط محدودی با دیگر شرکت‌ها دارند و این خود باعث تحمیل ضررهای پنهانی بر شرکت است. از جمله این ضررها می‌توان به محروم ماندن از دانش و تجربیات شرکت‌های مشابه دیگر در زمینه برنامه‌ریزی آموزشی کارکنان اشاره نمود. در نتیجه تصمیمات مدیران شرکت‌های کوچک و متوسط در بسیاری از مواقع محدود به مرزهای یک شرکت است.

مسأله دوم از دست رفتن دانش است. در شرکت‌های کوچک و متوسط اغلب، استراتژی‌های نظام‌مند برای جمع‌آوری دانش متخصصان و کارشناسان در سازمان پیش‌بینی نشده است. به همین جهت حتی اگر شرکت بر مسأله دسترسی به متخصصان فائق آید، پس از گذشت چند دوره، از آن‌جا که دانش قبلی (در زمینه تخصیص بسته‌های آموزشی به مشکلات سازمانی) به شکل مناسبی ثبت و ضبط نشده است، امکان استفاده از آن در وضعیت‌های مشابه وجود ندارد. برای کمک به حل این چالش‌ها در این پژوهش یک سیستم توصیه‌گر بر اساس استدلال مبتنی بر نمونه و منطق فازی ارائه شده است.

منطق فازی که توسط پروفسور لطف‌علی عسگرزاده معرفی شد [۳] یک تئوری برای حل مسائلی است که با ابهام و عدم قطعیت مواجه است و مقادیر عددی دقیق برای مدل کردن مسأله وجود ندارد [۴]. از طرف دیگر، استدلال مبتنی بر نمونه^۱، نوعی متدولوژی برای حل مسأله جدید با استفاده از راه‌حل مسائل مشابه پیشین می‌باشد. در رویکرد CBR، پاسخ مسأله‌های قبلی با توجه به شرایط مسأله جدید بازیابی شده و به کار گرفته می‌شود. همان‌طور که در شکل ۱ مشخص است چهار گام اصلی در چرخه CBR به صورت زیر است [۵]:

استدلال مبتنی بر نمونه طراحی شده است [۱۶]. این سیستم بر اساس سوابق نمره‌ای دانشجو در درس‌های مختلف در انتخاب دروس بعدی به وی کمک می‌کند. سیستم ریر^۸ با استفاده از کاوش قوانین وابستگی^۹، دروس مناسب را پیشنهاد می‌کند. سیستم گرس ایجنت^{۱۰} برای پیشنهاد دوره‌های آموزشی از رویکرد هدایت اجتماعی^{۱۱} استفاده کرده است. سیستم زارس^{۱۲} با استفاده از زبان لینک XML یا XLink مشاوره برنامه‌ریزی ترم‌های دانشگاهی را به دانشجویان ارائه می‌دهد [۱۷-۱۹]. سیستم مبتنی بر وب تری‌مار^{۱۳} نیز یک سیستم آموزشی برای شرکت‌های کوچک و متوسط است که بر اساس استدلال مبتنی بر نمونه طراحی شده است [۶].

۲- معماری سیستم توصیه‌گر دوره‌های آموزشی

سیستم پیشنهادی، یک سیستم توصیه‌گر دوره‌های آموزشی است که بر اساس استدلال مبتنی بر نمونه و منطق فازی طراحی شده است. هدف این سیستم تسهیل چالش‌های پیش‌روی شرکت‌های کوچک و متوسط در انتخاب دوره‌های آموزشی مناسب است. سیستم پیشنهادی سه ماژول اصلی دارد (شکل ۲):

- تحلیل‌گر: این ماژول با کاربر (نماینده شرکت) در تعامل است. این ماژول به گونه‌ای طراحی شده است که با توجه به سن شرکت، مجموعه سؤالاتی برای ارزیابی وضعیت شرکت مطرح می‌کند. در ادامه تحلیل‌گر با توجه به پاسخ‌های کاربر، یک نمونه جدید برای موتور فازی-CBR تدارک می‌بیند. روند طراحی این ماژول در بخش ۳-۲ گزارش شده است.

- موتور فازی-CBR: که هسته اصلی استدلال در سیستم است. این ماژول بر مبنای چرخه CBR طراحی شده است؛ اما با توجه به ماهیت مبهم و غیر قطعی تصمیم‌گیری در مورد شرکت‌ها، از منطق فازی در دو گام ذیل استفاده شده است:

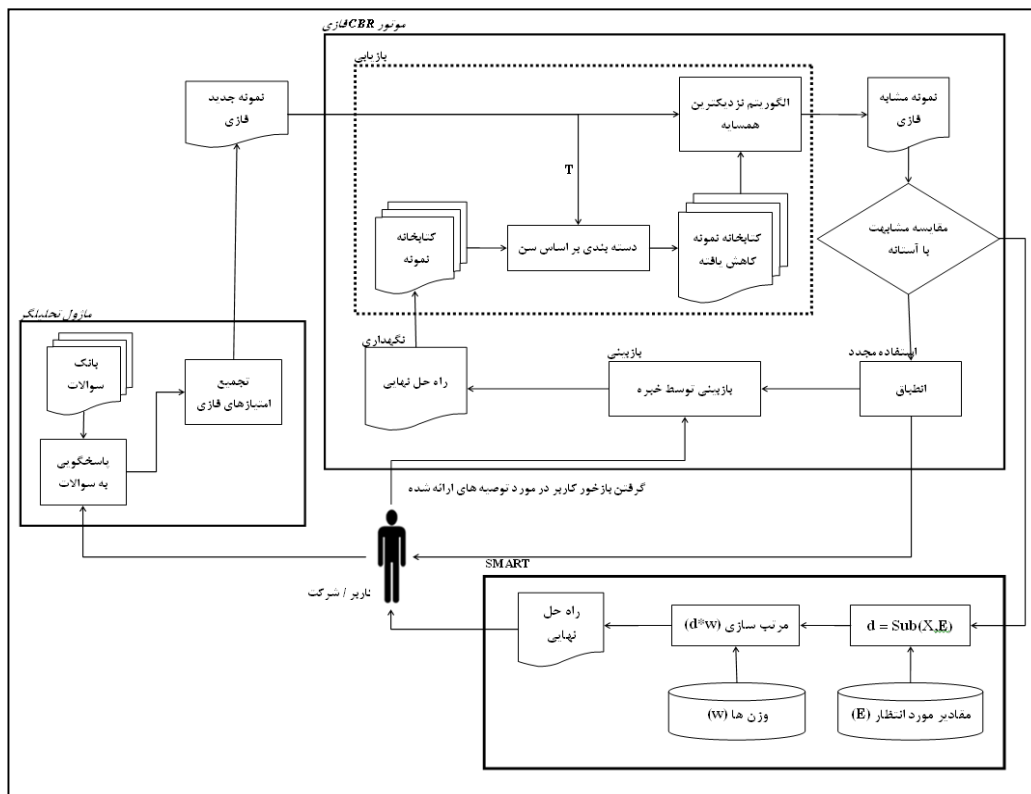
○ بازنمایی نمونه‌ها^{۱۴}: با توجه به ماهیت غیر قطعی و غیردقیق شرکت‌ها، بازنمایی آن‌ها با متغیرهای عددی

دیگر در کتابخانه نمونه‌ها و پیشنهاد آن‌ها به شرکت‌های جدید حل می‌شود.

- منطق فازی این قابلیت را به وجود می‌آورد که ارتباط غیردقیق بین شاخص‌های عملکردی و نیازمندی‌های آموزشی مدل شود و همچنین از تأثیرات همبستگی محتمل بین شاخص‌ها در تصمیمات و برنامه‌ها کاسته گردد.

سیستم پیشنهادی می‌تواند در اختیار مراکز رشدی که محل استقرار شرکت‌های کوچک و متوسط تا سه سالگی هستند قرار گرفته و از این طریق مسأله دسترسی را برای شرکت‌های دانش‌بنیان نوپا مرتفع کند و با تکیه بر توانایی استدلال مبتنی بر نمونه در جمع‌آوری تجربیات و دانش در قالب نمونه‌ها در پایگاه دانش سیستم، مشکل از دست رفتن دانش را کاهش دهد. به علاوه، هر زمان که شرکتی از سیستم استفاده می‌کند و دوره‌های آموزشی به او پیشنهاد می‌شود، وضعیت این شرکت و دوره‌های پیشنهادی در قالب یک نمونه در سیستم ذخیره می‌گردد. این نمونه که نماینده یک شرکت است می‌تواند به شرکت‌هایی که وضعیت مشابه با این شرکت دارند نیز پیشنهاد شود؛ در نتیجه به‌طور ضمنی مسأله محدود بودن تجربیات به مرزهای شرکت نیز قابل رفع خواهد بود. چرا که در واقع پس از گذشت زمانی از عمر سیستم، تجربیات تمام شرکت‌های استفاده‌کننده از سیستم در پایگاه دانش سیستم ذخیره می‌شود و از این طریق تمام شرکت‌های استفاده‌کننده از سیستم می‌توانند تصمیمات آموزشی، فرای تجربیات محدود خود، اتخاذ کنند.

در سال‌های اخیر از سیستم‌های توصیه‌گر که بر اساس استدلال مبتنی بر نمونه و منطق فازی طراحی شده‌اند برای حل مسائل مختلفی استفاده شده است [۸-۱۵]. از طرفی برای حل مسأله پیشنهاد دوره‌های آموزشی به دانش‌آموزان و دانشجویان در مراکز آموزشی و کارکنان در سازمان‌ها و شرکت‌ها نیز مدل‌هایی طراحی و سیستم‌هایی پیاده‌سازی شده است. برای طراحی این مدل‌ها تکنیک‌های متنوعی به کار گرفته شده است. سیستم آکورن^۷ [۱۶] یک سیستم توصیه‌گر درس‌های دانشگاهی است که بر اساس



شکل ۲ معماری سیستم پیشنهادی

غیرفازی، کارایی سیستم را شدیداً تحت تأثیر قرار خواهد داد؛ بنابراین در بازنمایی شرکتها (نمونه‌ها) از متغیرهای فازی استفاده شده است.

○ بازیابی نمونه‌ها: برای محاسبه شباهت بین نمونه‌ها نیز از توابع مشابهت فازی استفاده شده است. روند طراحی این ماژول در بخش ۴-۲ ارائه شده است.

● ماژول SMART^{۱۵}: این ماژول به عنوان راه حلی برای رفع مشکل شروع آهسته^{۱۶} در امتداد موتور فازی- CBR عمل می‌کند. این ماژول در واقع روشی است که خبرگان به طور معمول از آن برای ارزیابی و ارائه پیشنهاد استفاده می‌نمایند. فرآیند و معماری این ماژول در بخش ۳ تشریح شده است.

دسته‌بندی حوزه‌های عملکردی یک کسب و کار بر اساس مدل^{۱۹} EFQM استخراج گردید (جدول ۱) [۲۰]. برای این منظور نظرات خبرگی در مورد ویژگی‌های اصلی توصیف کننده شرکت‌ها در بیش از ۱۵ مرکز رشد در ایران جمع‌آوری شد و بر اساس آن ۳۴ معیار برای ارزیابی SMEها استخراج گردید. معیارهای SME به سه دسته کیفی، کمی و باینری قابل تقسیم‌بندی است. هر یک از این معیارها یک دوره متناظر دارد. البته طراحی بانک دوره‌ها به گونه‌ای صورت گرفته است که تعداد دوره‌های متناظر به یک معیار قابل افزایش است. شکل ۳ ساختار معیارها را نمایش می‌دهد.

درخواست وارد کردن اعداد از کاربر به صورت دقیق، منجر به جمع‌آوری اطلاعات غیردقیق و اشتباه خواهد شد؛

۲-۱ ساختار نمونه‌ها

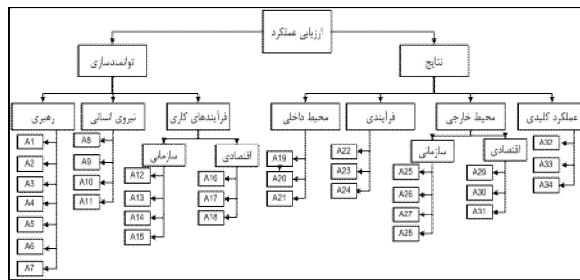
نخستین مسأله مهم در CBR بازنمایی نمونه‌هاست. هر نمونه از دو بخش تشکیل می‌شود: مسأله^{۱۷} و راه‌حل^{۱۸}. در سیستم پیشنهادی، هر شرکت به عنوان یک نمونه در نظر گرفته شده است. بخش مسأله هر نمونه با ۳۴ ویژگی اصلی هر شرکت بازنمایی شده است. این ویژگی‌ها بر اساس

جدول ۱ فهرست ویژگی‌ها

A1: تیم مدیریتی
A2: توانمندی‌های مدیریت پروژه و بحران مدیر عامل
A3: توانمندی‌های تدوین BP مدیر عامل
A4: مهارت‌های تصمیم‌گیری مدیر عامل
A5: مهارت‌های مالی و حسابداری مدیر عامل
A6: مهارت‌های ارتباطی و بازاریابی مدیر عامل
A7: مدون بودن اهداف، چشم‌انداز، مأموریت و استراتژی‌های واحد
A8: وجود نیروی محوری و کلیدی
A9: تیم کارشناسی
A10: تناسب تعداد افراد تیم کاری منطبق با پیشرفت ایده محوری
A11: به کارگیری مشاور
A12: ساختار سازمانی
A13: لیست بیمه
A14: دارا بودن آیین‌نامه‌های مالی-اداری و استخدامی
A15: فعالیت اطلاع‌رسانی مؤسسه
A16: آنالیز بازار
A17: وجود برنامه جهت حضور در بازار
A18: برنامه‌ریزی جهت تأمین منابع مالی
A19: میزان ماندگاری پرسنل مؤسسه
A20: تعاملات با سایر واحدها
A21: سرمایه جاری شرکا
A22: تطابق عملکرد و برنامه مالی
A23: به‌روز بودن برنامه کاری
A24: وجود اظهارنامه مالیاتی
A25: عضویت در مجامع علمی-فنی
A26: ارائه مقاله توسط تیم واحد فناوری و کسب رتبه در جشنواره‌های داخلی و خارجی
A27: حجم مالی قراردادهای منعقد
A28: نسبت حجم قراردادهای منعقد در راستای ایده‌محوری به کل قراردادهای
A29: میزان جذب منابع مالی از سوی مراکز دولتی و خصوصی
A30: جذب مشارکت خارجی
A31: بایبندی به اهداف، چشم‌انداز، مأموریت و استراتژی‌های مدون شده
A32: پیشرفت ایده محوری در زمانبندی
A33: حاشیه سود
A34: تعداد قراردادهای در دست اجرا و خاتمه یافته

۲-۳ ماژول تحلیل گر

این ماژول بخش مسأله نمونه را می‌سازد که یک بردار ۳۴ تایی از مقادیر فازی دوزنقه‌ای است. ماژول تحلیل گر به گونه‌ای طراحی شده است تا اطلاعات به طور غیرمستقیم و از طریق طرح سوالات از کاربر حاصل شود. درواقع به جای این‌که از کاربر خواسته شود تا با نظر خود مقداری را

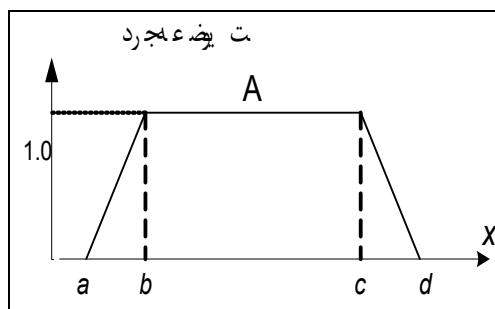


شکل ۳ بازنمایی ویژگی‌ها بر اساس مدل EFQM

بنابراین از ویژگی منطق فازی برای حل این مسأله استفاده گردید. بر این اساس، نتایج رجوع به آرای خبرگان نشان داد مقدار هر یک از ویژگی‌ها می‌تواند به صورت یک عدد فازی دوزنقه‌ای نمایش داده شود. دلیل اصلی انتخاب اعداد دوزنقه‌ای این است که این اعداد قابلیت تشریح اطلاعاتی را دارند که در آنها یک مقدار متغیر x با درجه عضویت بالا متعلق به بازه $[c, b]$ است و در عین حال از a کمتر و از d بیشتر نیست (شکل ۴). این چارچوب به دلیل تسهیل پاسخگویی، برای کسب اطلاعات از شرکت‌ها از سوی خبرگان مناسب به نظر رسید.

۲-۲ کتابخانه نمونه‌ها

برای جمع‌آوری داده‌ها به‌منظور استفاده در اجرای اولیه سیستم، پرسش‌نامه‌هایی طراحی شد که برای مراکز رشد ارسال و داده‌های آن‌ها در کتابخانه سیستم ثبت شد. در ادامه، این داده‌ها با توجه به فیلد "سن شرکت" دسته‌بندی شد. برای تعیین بازه‌های مناسب سن شرکت‌ها، طی چندین نشست تخصصی و مشورت با متخصصان حوزه کارآفرینی و کارشناسان مراکز رشد کشور، این بازه‌ها به ترتیب در دوره‌های زمانی $[0-6]$ ، $[6-12]$ ، $[12-18]$ ، $[18-24]$ ، $[24-30]$ و $[30-36]$ ماهگی رشد شرکت‌ها در نظر گرفته شد.



شکل ۴ عدد فازی دوزنقه‌ای

یافتن مشابهترین نمونه، دو روش متفاوت وجود دارد که هر دو، یک مفهوم را از جهات مختلف بیان می‌کنند. یک روش محاسبه مشابهت^{۲۱} و روش دیگر محاسبه فاصله^{۲۲} است. هر قدر مشابهت زیادتر باشد فاصله کمتر می‌شود [۲۲]. در مدل پیشنهادی از روش محاسبه مشابهت برای یافتن مشابهترین نمونه استفاده شده است [۲۳].

$$Sim(A, B) = \frac{\sum_{i=1}^n w_i * S(A_i, B_i)}{\sum_{i=1}^n w_i} \quad (2)$$

که در آن $Sim(A, B)$ میزان مشابهت دو نمونه A و B ، n تعداد ویژگی‌های نمونه، w_i وزن ویژگی i ام و $S(A_i, B_i)$ میزان مشابهت بین ویژگی i ام از نمونه A و نمونه B است. w_i عددی بین صفر و یک است و نشان دهنده اهمیت نسبی آن ویژگی از نگاه خبرگان است. برای استخراج این وزن‌ها از آرای خبرگان، ابتدا از ایشان خواسته شد تا بر اساس مقیاس لیکرت در جداول مقایسات زوجی، نسبت اهمیت هر جفت ویژگی را وارد کنند. پس از نهایی شدن مقادیر مقایسات زوجی، با نرمال کردن نتایج جدول، مقدار اهمیت نسبی هر ویژگی به دست آمد. بدیهی است که مجموع اهمیت ویژگی‌های یک دوره زمانی (مثلاً شش ماهگی) می‌بایست برابر یک شود. میزان مشابهت بین دو مقدار فازی دوزنقه‌ای A_i و B_i از رابطه زیر به دست می‌آید [۲۴]:

$$S(A_i, B_i) = \left[\sqrt[4]{\prod_{j=1}^4 (2 - |a_j - b_j| - 1)} \right] \times \frac{\min(y_{A_i}^*, y_{B_i}^*)}{\max(y_{A_i}^*, y_{B_i}^*)} \quad (3)$$

که در آن $y_{A_i}^*$ و $y_{B_i}^*$ از رابطه‌ی زیر محاسبه می‌شوند [۲۱]:

$$y_{A_i}^* = \begin{cases} \frac{w_{A_i} \times \left(\frac{a_3 - a_2}{a_4 - a_1} + 2 \right)}{6}, & \text{if } a_1 \neq a_4 \text{ and } 0 < w_{A_i} \leq 1 \\ \frac{w_{A_i}}{2}, & \text{if } a_1 = a_4 \text{ and } 0 < w_{A_i} \leq 1 \end{cases} \quad (4)$$

$$y_{B_i}^* = \begin{cases} \frac{w_{B_i} \times \left(\frac{b_3 - b_2}{b_4 - b_1} + 2 \right)}{6}, & \text{if } b_1 \neq b_4 \text{ and } 0 < w_{B_i} \leq 1 \\ \frac{w_{B_i}}{2}, & \text{if } b_1 = b_4 \text{ and } 0 < w_{B_i} \leq 1 \end{cases} \quad (5)$$

هر قدر مقدار $S(A_i, B_i)$ بزرگ‌تر باشد، A_i و B_i به هم شبیه‌ترند.

استفاده‌ی مجدد: این گام دو مرحله دارد؛ مرحله‌ی اول کپی کردن راه‌حل مشابهترین نمونه‌ی بازیابی شده و مرحله‌ی

به هر یک از معیارها نسبت دهد، با طرح سؤالات، سعی شده است تا این مقدار به طور ضمنی کشف شده و در نتیجه خطاهای احتمالی به حداقل برسد.

برای طراحی سؤالات، ابتدا با مرور ادبیات حوزه و جمع‌آوری نظرات خبرگی، هر معیار به شاخص‌های مهم آن شکسته شد. این شاخص‌ها نمایانگر جنبه‌های مختلف کمی و کیفی معیار است. تعداد این شاخص‌ها برای معیارهای مختلف متفاوت است. در ادامه با توجه به نوع سؤال، مجموعه گزینه‌هایی برای آن در نظر گرفته شد که هر یک از آن‌ها ارزش منحصر به فردی دارد. با توجه به این که رابطه بین شاخص‌های در نظر گرفته شده برای هر معیار کاملاً مشخص یا خطی نیست، و همچنین به دلیل احتمال وجود همبستگی بین شاخص‌ها، ارزش هر یک از گزینه‌ها را نمی‌توان با اطمینان مشخص نمود؛ بنابراین ارزش گزینه‌ها به صورت مقادیر فازی در نظر گرفته شد.

زمانی که کاربر وارد سیستم می‌شود، سن شرکت (بر اساس تعداد ماه) از او سؤال می‌شود. بر اساس این عدد (که یکی از اعداد ۶، ۱۲، ۲۴، ۳۰ یا ۳۶ است) مجموعه‌ای از سؤالات مربوط به آن بازه سنی به کاربر نمایش داده می‌شود. در نهایت، مقدار معیار برابر با مجموع ارزش گزینه‌هایی که کاربر به آن‌ها پاسخ درست داده است، محاسبه می‌شود. این مجموع برای n عدد فازی دوزنقه‌ای $(a_1^{(i)}, a_2^{(i)}, a_3^{(i)}, a_4^{(i)})$ $\tilde{A} =$ که $i = 1, 2, \dots, n$ برابر است با [۲۱]:

$$\tilde{A} = \frac{(\sum_{i=1}^n a_1^{(i)}, \sum_{i=1}^n a_2^{(i)}, \sum_{i=1}^n a_3^{(i)}, \sum_{i=1}^n a_4^{(i)})}{n} \quad (1)$$

خروجی ماژول تحلیل سوالات یک بردار شامل ۳۴ عدد فازی دوزنقه‌ای است که به عنوان نمونه جدید در ادامه وارد چرخه CBR می‌شود.

۴-۲ موتور فازی-CBR

بازیابی: در این گام ابتدا با توجه به سن شرکت، دسته متناظر با نمونه جدید در یک پایگاه نمونه کاهش یافته^{۲۰} ذخیره می‌شود؛ سپس نمونه جدید با نمونه‌های پایگاه نمونه کاهش یافته مقایسه شده و مشابهترین نمونه استخراج می‌گردد. برای این کار از الگوریتم K نزدیک‌ترین همسایه استفاده شده که K برابر با ۱ در نظر گرفته شده است. برای

۳- سیستم SMART راه حلی برای مشکل شروع آهسته

یکی از مشکلات اساسی در حوزه عمل سیستم‌های توصیه‌گر این است که در ابتدای شروع به کار، سیستم تا مدتی نمی‌تواند پاسخ مناسبی ارائه کند؛ زیرا پایگاه دانش آن از تعداد محدودی نمونه ساخته شده است. برای بسیاری از مسائل ارائه شده، با گذر زمان و استفاده مکرر کاربران، پایگاه دانش با استفاده از اطلاعات کاربران تقویت می‌شود؛ ولی در این فاصله زمانی، کارایی سیستم ممکن است از سطح قابل قبولی برخوردار نباشد. برای حل این مشکل تاکنون رویکردهای معدودی ارائه شده است که از آن جمله می‌توان به رویکردهای ترکیبی اشاره کرد. سیستم‌های توصیه‌گر ترکیبی به آن دسته از سیستم‌ها گفته می‌شود که از ترکیب یک یا چند الگوریتم برای رسیدن به حداکثر کارایی استفاده می‌کند. طیف وسیعی از تحقیقات صورت گرفته در این زمینه اذعان دارد که سیستم‌های ترکیبی، سیستم‌های موفق‌تری هستند و بحث اصلی، انتخاب روش ترکیب الگوریتم‌ها با توجه به شرایط و ویژگی‌های مسئله است [۲۷].

برای کاهش مشکلات ناشی از شروع آهسته و افزایش کارایی سیستم توصیه‌گر در دوره شروع به کار^{۲۵}، در این تحقیق از یک الگوی ترکیبی نوع سویچینگ^{۲۶} استفاده شده است [۲۸]. برای این منظور به عنوان جزء توصیه‌گر دوم، یک ماژول محاسباتی طراحی شد. این ماژول در واقع روشی است که افراد خبره در ارائه توصیه به شرکت‌های نیازمند مشاوره از آن استفاده می‌کنند. این ماژول که SMART نام گرفت، در امتداد الگوریتم فازی-CBR عمل می‌کند. به این ترتیب که هر توصیه‌ای از جانب موتور فازی-CBR در واقع بر اساس بازیابی یکی از نمونه‌های پایگاه دانش سیستم است. چنانچه میزان شباهت نمونه بازیابی شده با نمونه جدید از یک حد مشخص، که آستانه مشابهت^{۲۷} نامیده می‌شود، کمتر باشد، به این معنی است که توصیه ارائه شده توسط موتور فازی-CBR از نگاه طراح و به احتمال زیاد از نگاه کاربر، قابل قبول نیست. در چنین شرایطی سیستم از ماژول SMART برای ارائه توصیه استفاده می‌کند. در ادامه نحوه کار و محاسبات ماژول SMART توصیف می‌شود.

دوم منطبق‌سازی^{۲۳} است. در طراحی سامانه توصیه‌گر دوره‌های آموزشی از منطبق‌سازی جانشینی^{۲۴} استفاده شده است [۲۵ و ۲۶]. در این روش ساختار راه‌حل بازیابی‌شده تغییر نمی‌کند و صرفاً محتوای راه‌حل با توجه به شرایط مسأله جدید تغییر می‌نماید. برای به‌کارگیری این نوع از منطبق‌سازی نیاز به دانش برنامه‌ریزی آموزشی است. بدین منظور روابط پیش‌نیازی بین معیارهای شرکت‌ها از طریق جمع‌آوری نظرات خبرگی با این فرض استخراج شد که همانند دانشجویانی که دوره‌های آموزشی آکادمیک را می‌گذرانند و ملزم هستند که شرایط و روابط پیش‌نیازی را در هنگام اتخاذ دروس رعایت کنند، در پیشنهاد دوره‌های آموزشی به شرکت‌ها نیز شرکت باید ابتدا دوره‌های پیش‌نیاز را بگذرانند. این روابط پیش‌نیازی در جدول ۲ آمده است. در این جدول هر یک از معیارهای سطر ۱ متناظر با دوره‌هایی است که این دوره‌ها پیش‌نیاز دوره‌های متناظر با معیارهای سطر ۲ است. در طراحی سیستم پیشنهادی، راه‌حل نمونه مجموعه‌ای از ۳ پیشنهاد است. پیش از گام‌های بازبینی، ارائه و نگهداری این راه‌حل، در صورت لزوم باید ابتدا راه‌حل را با روابط پیش‌نیازی چک کرد. در صورتی که یک یا چند پیشنهاد دارای دوره پیش‌نیازی باشند، این دوره از راه‌حل حذف شده و دوره پیش‌نیاز جایگزین آن خواهد شد.

بازبینی: در گام سوم، خبره با کمک بازخوردی که از شرکت درباره میزان رضایت مندی از پیشنهاد ارائه شده دریافت می‌کند، راه‌حل ارائه شده توسط سیستم را بررسی می‌کند. اگر راه‌حل ارائه شده مناسب نبود توسط خبره بازبینی می‌شود.

جدول ۲ روابط پیش‌نیازی

دوره	۳۱	۱۹	۳۲	۳۲	۲۹	۳۲	۲۳	۲۲	۱۴	۳۴
پیش‌نیاز	۷	۱۳	۱۰	۸	۱۸	۷	۲	۳۲	۱۲	۶

نگهداری: در مرحله آخر نمونه بازبینی شده توسط خبره با نمونه‌های پایگاه نمونه مقایسه می‌شود. اگر نمونه مشابه با این نمونه در پایگاه نمونه موجود نبود، آنگاه ذخیره شده و به پایگاه نمونه اضافه می‌شود. بر اساس این فرآیند به دانش سیستم افزوده شده و یادگیری صورت می‌گیرد.

اعداد فازی دوزنقه‌ای استفاده می‌شود که در آن هر عدد فازی دوزنقه‌ای که امتیاز بیشتری داشته باشد، بزرگتر تلقی می‌گردد. رابطه زیر نحوه محاسبه امتیاز عدد فازی دوزنقه‌ای $A = (a_1, a_2, a_3, a_4)$ را در مقایسه با عدد فازی دوزنقه‌ای $B = (b_1, b_2, b_3, b_4)$ نشان می‌دهد [۲۹]:

$$Score(A) = \sqrt{(x_A - \min\{x_A, x_B\})^2 + (y_A^S)^2} \quad (۸)$$

که در آن x_A و y_A^S از روابط زیر به دست می‌آید:

$$x_A = \frac{y_A(a_3+a_2)+(1-y_A)(a_4+a_1)}{2} \quad (۹)$$

$$y_A^S = \frac{1}{2} - y_A * S_A \quad (۱۰)$$

y_A در روابط بالا از رابطه (۱۱) به دست می‌آید.

$$y_A = \begin{cases} \frac{(\frac{a_3-a_2}{a_4-a_1}+2)}{6} & , a_1 \neq a_4 \\ \frac{1}{2} & , a_1 = a_4 \end{cases} \quad (۱۱)$$

همچنین در رابطه (۹)، S_A انحراف از معیار استاندارد عدد فازی A است و به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$S_A = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^4 (a_i - \bar{a})^2}{4-1}} \quad (۱۲)$$

امتیاز عدد فازی B نیز به همین ترتیب بدست می‌آید.

۴- پیاده‌سازی

این نرم افزار مبتنی بر سیستم عامل ویندوز و به صورت کلاینت/سروری به زبان C# در محیط Microsoft Visual Studio 2008 پیاده سازی شده است. برای این منظور از یک معماری سه لایه استفاده شد. همچنین برای نگهداری اطلاعات و داده ها، یک بانک اطلاعاتی توسط نرم افزار

همان طور که گفته شد وظیفه اصلی ماژول SMART ارائه توصیه‌های مرتبط با ویژگی‌های نمونه ورودی به موازات الگوریتم فازی-CBR است تا چنانچه فاصله نمونه بازیابی شده در الگوریتم CBR با نمونه ورودی زیاد بود، راه حل ارائه شده توسط SMART به عنوان جایگزین به کاربر ارائه شود. برای این منظور، ابتدا مقادیر مورد انتظار و وزن هر یک از ویژگی‌ها به ازای دوره‌های مختلف زمانی بر اساس آرای خبرگان استخراج شد. همچنین از خبرگان خواسته شد تا بر اساس مقیاس صفر تا ۱۰۰، مقادیر مورد انتظار هر ویژگی را در دوره‌های مختلف به صورت اعداد دوزنقه‌ای ارائه کنند. این دو دسته پارامتر در بانک‌های اطلاعاتی جداگانه ثبت و نگهداری شد.

شیوه ارائه توصیه در ماژول SMART بدین صورت است که ابتدا به ازای هر ویژگی، فاصله مقدار آن ویژگی برای نمونه ورودی با مقدار مورد انتظار متناظر، D_i محاسبه و در وزن اهمیت نسبی متناظر ضرب می‌شود. فرمول این محاسبه در رابطه (۶) نشان داده شده است.

$$D_i = w_i * d(A_i, EV_i) \quad (۶)$$

سپس مقادیر حاصل به صورت نزولی مرتب شده و حداکثر ۳ مقدار بزرگتر انتخاب می‌شود و به ازای ویژگی-های متناظر با این مقادیر، توصیه‌های مرتبط به کاربر ارائه می‌گردد. با توجه به این که ورودی‌های این ماژول، اعداد فازی دوزنقه‌ای حاصل از محاسبات ماژول تحلیلگر است، برای تعیین فاصله از مقدار مورد انتظار ابتدا میزان مشابهت از رابطه (۳) محاسبه می‌شود؛ سپس مقدار فاصله به صورت زیر به دست می‌آید [۲۲]:

$$d(A_i, EV_i) = 1 - S(A_i, EV_i) \quad (۷)$$

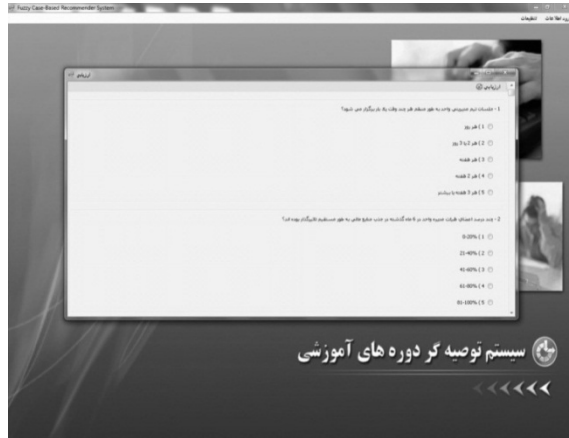
که در این رابطه A_i مقدار ویژگی i ام نمونه ورودی، EV_i مقدار مورد انتظار ویژگی i ام و $S(A_i, EV_i)$ میزان مشابهت A_i و EV_i می‌باشد. برای ویژگی‌هایی که مقدارشان بیشتر از مقدار مورد انتظار است، نباید توصیه‌ای صورت پذیرد؛ بنابراین لازم است مشخص شود از میان مقدار مورد انتظار و مقدار ویژگی، کدام یک بزرگتر است. از آنجا که این دو مقدار در سیستم پیشنهادی به صورت اعداد فازی دوزنقه‌ای بازنمایی می‌شود، برای مقایسه آنها با یکدیگر از رتبه‌بندی

۱۰۰٪ شده است؛ بنابراین، می‌توان نتیجه گرفت که دقت بازیابی سیستم در ارائه پیشنهادات آموزشی به شرکت‌های کوچک و متوسط مناسب است.

۲- بررسی سازگاری بازیابی^{۲۹}: به این معنی که اگر یک فعالیت جستجوی یکسان دو بار انجام شود، باید نمونه‌های یکسان با دقت‌های برابر بازیابی شود. نتیجه این آزمون در مورد ۶ نمونه که از کتابخانه نمونه‌ها استخراج شد، نشان می‌دهد که سیستم توصیه‌گر دوره‌های آموزشی دارای سازگاری ۱۰۰٪ است؛ بنابراین دارای سازگاری بازیابی است.

۳- بررسی تکرار نمونه^{۳۰}: به این معنی که یک نمونه باید بر خودش منطبق باشد؛ اما نباید با نمونه‌های دیگر یکسان^{۳۱} باشد. برای اجرای این آزمون به ازای تک تک نمونه‌های موجود در کتابخانه نمونه‌ها، آن نمونه از کتابخانه خارج و به عنوان ورودی سیستم استفاده شد. نتایج آزمون تکرار نمونه، نشان می‌دهد که هیچ کدام از آزمون‌های مذکور با معیار مشابهت ۱۰۰٪ همراه نبوده است، که این امر نشان دهنده عدم تکرار نمونه‌ها است.

۴- بررسی سراسری موتور فازی-CBR: این بررسی برای تأیید صحت کلی عملکرد موتور فازی-CBR انجام می‌شود. به منظور ارزیابی عملکرد کلی موتور فازی-CBR، ۶ نمونه تصادفی مختلف از کتابخانه نمونه‌ها بیرون آورده شد تا به عنوان نمونه‌های آزمون برای ورود به سیستم استفاده و خروجی حاصل با آرای خبرگی مقایسه شود. نتایج به دست آمده از استنتاج موتور فازی-CBR در جدول (۳) به همراه آرای خبرگی در مورد نتایج سیستم نشان داده شده است. همچنین برای درک بهتر، مقدار عددی معیار مشابهت راه-حل ارائه شده توسط موتور فازی-CBR در جدول مذکور آورده شده است. بدین ترتیب با بررسی و مطابقت نتایج موتور فازی-CBR و توصیه‌های ارائه شده توسط خبره، می‌توان معیاری از عملکرد CBR به دست آورد. با توجه به اطلاعات جدول (۳)، نتایج موتور فازی-CBR در دو مورد از ۶ مورد آزمون، در یکی از ۳ توصیه ارائه شده با نظر خبره منطبق نیست. همچنین در یک مورد از ۶ مورد آزمون، ترتیب ۲ مورد از توصیه‌های ارائه شده جابه‌جا شده است. تعداد کم این عدم تطابق‌ها در مقایسه با موارد درست نشان



شکل ۵ نمایشی از نرم افزار توصیه‌گر دوره‌های آموزشی

Microsoft SQL Server 2008 طراحی و پیاده سازی شده است. بر این اساس، پایگاه داده سیستم روی سرور مرکزی قرار دارد و به منظور استفاده از پایگاه دانش آن، نسخه مبتنی بر ویندوز هر کاربر به سرور متصل می‌شود.

۵- نتایج و بحث

هدف اصلی این تحقیق طراحی و پیاده سازی سیستمی برای پیشنهاد دوره‌های آموزشی مناسب به شرکت‌های کوچک و متوسط دانش بنیان، با استفاده از استدلال مبتنی بر نمونه و منطق فازی است. به منظور اطمینان از عملکرد مناسب سیستم پیشنهادی، در این تحقیق از یک مجموعه داده‌های واقعی شرکت‌های کوچک و متوسط دانش بنیان حوزه ICT در سطح کشور استفاده شده است. در این راستا آزمون‌ها و بررسی‌های متنوعی برای ارزیابی سیستم انجام شد که موارد ذیل را در بر می‌گیرد: بررسی دقت بازیابی نمونه؛ بررسی سازگاری بازیابی؛ بررسی تکرار نمونه و بررسی سراسری سیستم. تمام این آزمون‌ها تنها برای مجموعه موتور فازی-CBR و پایگاه نمونه‌ها انجام گرفت. در ادامه شرح روش و نتایج هر یک از آزمون‌ها توضیح داده می‌شود:

۱- بررسی دقت بازیابی نمونه^{۲۸}: به این معنی که اگر یکی از نمونه‌ها از کتابخانه نمونه‌ها فراخوانی شود، سیستم باید همان نمونه را با معیار تشابهی برابر با ۱۰۰٪ تحویل دهد. برای این منظور تعداد ۱۰ نمونه از کتابخانه نمونه‌ها انتخاب شد و آزمون در مورد آنها صورت گرفت. نتایج آزمون نشان می‌دهد که متوسط تشابه برای ۱۰ نمونه آزمون برابر با

ورودی سیستم توصیه‌گر ترکیبی در فرآیند استنتاج وارد گردید. نتایج این آزمون‌ها که متشکل از توصیه‌های اصلی نمونه، توصیه‌های ارائه شده توسط الگوریتم فازی-CBR، مقدار معیار مشابهت، و توصیه‌های ارائه شده توسط ماژول SMART بود یک به یک در اختیار خبرگان قرار گرفت تا نحوه عملکرد ماژول SMART در ترکیب با موتور فازی-CBR مورد قضاوت قرار گیرد.

نتایج آرای خبرگی نشان داد که اگر چه به دلیل تعداد زیاد ویژگی‌های هر نمونه و همچنین کمی تعداد نمونه‌های واقعی پایگاه نمونه‌ها، توصیه‌های صورت گرفته توسط ماژول SMART یک به یک با توصیه‌های اصلی همان نمونه‌ها انطباق ندارد، با این وجود در مواردی که میزان معیار مشابهت از آستانه مشابهت کمتر باشد، ماژول SMART می‌تواند توصیه‌هایی در مورد دوره‌های آموزشی ارائه کند که همگی عضو مجموعه توصیه‌های مورد انتظار آن نمونه باشد. مجموعه توصیه‌های مورد انتظار نمونه، مجموعه‌ای از ویژگی‌هایی است که مقدار آنها در نمونه، از مقدار مورد انتظار (به‌دست آمده از آرای خبرگان) بالاتر باشد. بدین ترتیب ماژول SMART تضمین می‌کند که توصیه‌های غیر مرتبط ارائه نشود.

بر اساس نتایج به دست آمده از بررسی سراسری سیستم، به منظور درک کاملتری از عملکرد سیستم منحنی ROC^{۳۲} نتایج آزمون سیستم ترسیم شده است. منحنی‌های ROC یکی از روش‌های ارزیابی سیستم‌های توصیه‌گر است [۳۰]. منحنی ROC ابزاری مناسب برای سنجش عملکرد در مسایل دسته‌بندی^{۳۳} دو مقداری^{۳۴} با آستانه متغیر^{۳۵} است. سیستم‌های توصیه‌گر را در بعضی موارد می‌توان نوعی سیستم دسته‌بندی دو مقداری به حساب آورد. این موارد شامل شرایطی می‌شود که بتوان در مورد ارزیابی‌های کاربر که به صورت مناسب/ نامناسب یا مانند آن است در مورد توصیه جمع‌آوری و با استفاده از آنها دسته‌بندی کرد (ارزیابی آشکار^{۳۶})، همچنین دسته‌بندی می‌تواند بر روی معیاری همچون خرید / عدم خرید صورت پذیرد (ارزیابی پنهان^{۳۷}). به دلیل تعداد ثابت اقلام آموزشی در هر توصیه سیستم، مقدار آستانه ثابت و برابر ۳ در نظر گرفته می‌شود. دو مقداری بودن مسأله حاضر به این واقعیت برمی‌گردد که در هر بار ارائه توصیه‌های آموزشی، می

می‌دهد که نمونه اولیه سیستم با توجه به این که در مرحله پیاده‌سازی اولیه است، از دقت بالایی برخوردار است. همان‌گونه که در بخش ۳-۲ عنوان شد، به منظور به‌کارگیری سیستم توصیه‌گر دوره‌های آموزشی در فضای واقعی، در فاز پیاده‌سازی برای جمع‌آوری داده‌ها از پرسش‌نامه‌هایی که بدین منظور طراحی شده بود، استفاده شد. این پرسش‌نامه‌ها برای مراکز رشد ارسال شد و حاصل آن تعداد ۶۹ نمونه بود که بر اساس نظر خبرگی دوره‌های آموزشی مناسب، از میان دوره‌های موجود در سیستم به هر یک تخصیص یافت. سپس با استفاده از نمونه‌گیری تصادفی تعداد ۶ نمونه به عنوان نمونه آزمون از بین سایر نمونه‌ها جدا گردید و باقی‌مانده نمونه‌ها در کتابخانه سیستم قرار گرفت. با توجه به تعداد کم نمونه‌های در دسترس، انتظار می‌رود با گذشت زمان و استفاده مکرر از سیستم مذکور، تعداد اقلام موجود در کتابخانه نمونه‌ها افزایش یابد تا زمینه برای ارزیابی‌های دقیق‌تر و با سطح اطمینان بیشتر بر اساس معیارهای مختلف ارزیابی سیستم‌های توصیه‌گر و استدلال مبتنی بر نمونه فراهم آید.

جدول ۳ بررسی سراسری موتور فازی-CBR

شماره نمونه	۱	۲	۳	۴	۵	۶
توصیه سیستم (شماره دوره‌های آموزشی)	۴	۱۲	۱۲	۱۶	۲۲	۲۴
مقدار عددی معیار مشابهت (برای هر دوره)	۰.۹۱	۰.۹۰	۰.۹۵	۰.۹۱	۰.۹۳	۰.۹۲
توصیه خبره (شماره دوره‌های آموزشی)	۱۱	۲۰	۲	۱۱	۲۲	۲۷

۵- بررسی سراسری سیستم: به منظور بررسی سراسری سیستم توصیه‌گر مرکب ارائه شده در این پژوهش، بخشی از پایگاه دانش سیستم انتخاب شد. این نمونه‌ها متعلق به شرکت‌هایی بودند که در طول عمری در حدود صفر تا شش ماه داشتند و خبرگان برای آنها دوره‌های آموزشی خاصی در نظر گرفته بودند. در ادامه، روش Leave-one-out به عنوان الگوی بررسی سیستم مورد استفاده قرار گرفت. بدین ترتیب که هر یک از نمونه‌های صفر تا شش ماهگی یک بار از پایگاه دانش کنار گذاشته و به عنوان

سیستم بهتر است. همچنین تصادفی بودن عملکرد سیستم با مساحت زیر منحنی برابر با ۰/۵ سنجیده می‌شود. در شکل ۶ منحنی ROC نتایج سیستم توصیه‌گر پیشنهادی نشان داده شده است. با وجود این که تعداد آزمون‌های انجام شده بسیار کم (برابر ۶) است، فاصله زیاد نقاط منحنی از خط مبنا بیانگر دقت بالای سیستم است. مساحت زیر منحنی ROC برای آزمون‌های انجام شده کوچکتر یا مساوی با ۰/۶۶۷ است.

۶- نتیجه‌گیری

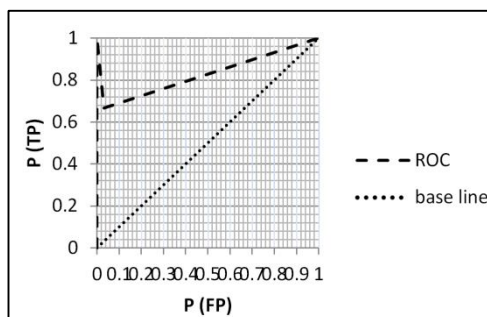
انتخاب دوره‌های آموزشی مناسب برای کسب مهارت‌های تخصصی، یکی از چالش‌های پیش‌روی شرکت‌های کوچک و متوسط و به خصوص شرکت‌های دانش‌بنیان نوپا است. با توجه به فشاری که نسبت به افزایش سطح عملکرد، کاهش هزینه‌ها، و افزایش دانش و تجربه مدیریتی بر این شرکت‌ها وارد است، طرح یک برنامه کارا، که نیازهای مهارتی سازمان و کارکنان آن را در فضای رقابتی کسب و کار برآورده کند، بسیار حیاتی است. به‌علاوه وجود این برنامه‌ها و انتخاب دوره‌های آموزشی مناسب برای پرکردن فاصله بین شرایط فعلی و شرایط ایده‌آل نیز ضروری به نظر می‌رسد. در این میان شرکت‌های کوچک و متوسط اغلب، به دلیل کمبود مهارت و تخصص‌های لازم با چالش بیشتری در زمینه انتخاب دوره‌های آموزشی مناسب مواجه هستند. چالش‌های پیش‌روی این شرکت‌ها از یک رویکرد به دو نوع مسأله قابل افراز هستند: نخست، محدودیت در دسترسی به متخصصان و مسأله محدود بودن تصمیمات شرکت به تجربیات خود و نداشتن ارتباطات لازم با سایر شرکت‌ها برای استفاده از انتخاب‌های موفق آن‌ها، و دیگر در نظر نگرفتن تدابیر لازم و استراتژی‌های مشخص برای جمع‌آوری دانش در شرکت و مشکل از دست‌رفتن دانش است. سیستم توصیه‌گر توسعه یافته در این پژوهش با تکیه بر استدلال مبتنی بر نمونه و منطق فازی می‌تواند شرکت‌ها را در برخورد با این چالش‌ها یاری رساند.

یکی از مسائلی که در این تحقیق مورد توجه قرار گرفت، مشکل شروع آهسته سیستم است که یکی از چالش‌های پیش‌روی سیستم‌های توصیه‌گر است. برای مواجهه با این مشکل، ماژول SMART به صورت جداگانه برای مشارکت

بایست مشخص شود که هر یک از ۳۴ دوره آموزشی (مشخصه) لازم است توصیه شود یا خیر. در چنین شرایطی یک منحنی ROC نرخ خطای مثبت^{۳۸} را روی محور افقی و در مقابل، نرخ صحیح مثبت^{۳۹} را روی محور عمودی نشان می‌دهد. در این حالت داریم:

$$(۱۳) \quad \text{نرخ صحیح مثبت} = \frac{\text{تعداد صحیح مثبت}^۱}{\text{تعداد خطای منفی}^۲ + \text{تعداد صحیح مثبت}}$$

$$(۱۴) \quad \text{نرخ خطای مثبت} = \frac{\text{تعداد خطای مثبت}^۳}{\text{تعداد صحیح منفی}^۴ + \text{تعداد خطای مثبت}}$$



شکل ۶ منحنی ROC نتایج آزمون سیستم پیشنهادی

صحیح بودن یا خطا بودن یک نتیجه به این امر مربوط می‌شود که آیا نتیجه دسته‌بندی دو مقداری بخش مسأله یک نمونه که دارای راه حل خاصی است، با آن راه حل خاص انطباق دارد (صحیح) یا خیر (خطا). همچنین مثبت و منفی بودن به این واقعیت اشاره دارد که آیا در ارائه یک راه‌حل، یک قلم آموزشی خاص در مجموعه توصیه‌ها قرار گرفته است (مثبت) یا خیر (منفی). همچنین در منحنی‌های ROC یک خط با زاویه ۴۵ درجه وجود دارد که از قسمت چپ و پایین آغاز می‌شود و به انتهای راست و بالای فضا ختم می‌شود و یک مربع یک در یک را به دو بخش مساوی تقسیم می‌کند. هر چه مساحت زیر منحنی حاصل از آزمون‌ها به عدد ۱ نزدیک‌تر باشد، عملکرد

- ۱ TP=True Positives
- ۲ FN=False Negatives
- ۳ FP=False Positives
- ۴ TN=True Negatives
- ۵ Recommendation Set

- ²⁹ Retrieval Consistency
- ³⁰ Case Duplication
- ³¹ Identical
- ³² Receiver Operating Characteristic (ROC)
- ³³ Classification
- ³⁴ Binary Classification
- ³⁵ Varying Threshold
- ³⁶ Explicit Rating
- ³⁷ Implicit Rating
- ³⁸ False Positive Rate
- ³⁹ True Positive Rate
- ⁴⁰ TP=True Positives
- ⁴¹ FN=False Negatives
- ⁴² FP=False Positives
- ⁴³ TN=True Negatives
- ⁴⁴ Recommendation Set

مراجع

- [1] Hamburg I. and Engert S., *Competency-based Training in SMEs: The Role of ELearning and E-Competence*, In Proceedings of the 6th IASTED International Conference Web-based Education, Chamonix, France March, **2007**, pp.189-193.
- [2] Roy A. and Raymond L., *Meeting the Training Needs of SMEs: is e-Learning a Solution?* The Electronic Journal of e- Learning, Vol.6, No.2, July **2008**, pp. 89 – 98.
- [3] Zadeh L.A., *Fuzzy sets Information and Control*, **1965**, pp. 338-353.
- [4] Zimmerman H.J., *Fuzzy Sets Theory and Its Applications*, 3rd ed., Kluwer- Nijhoff, Amsterdam, **1996**.
- [5] Aamodt A. and Plaza E., *Case-Based Reasoning: Foundational issues*, *AI Communications*, Vol.7, No.1, **1994**, pp. 39-59.
- [6] Mullins R. and et al., *A Web Based Intelligent Training System for SMEs*, The Electronic Journal of e-Learning, Vol.5, No.1, **2007**, pp. 39-48.
- [7] مرادی منش زهرا ، درزی محمد و اصغری حبیب ا...، بررسی و تحلیل فاکتورهای اساسی در طراحی یک سیستم توصیه‌گر، دومین کنفرانس شهر الکترونیکی، خرداد، **۱۳۸۸**.
- [8] Chang P., Liu C. and Lai R., *A fuzzy case-based reasoning model for sales forecasting in print circuit board industries*, *Expert Systems with Applications*, **2008**, pp. 2049–2058.
- [9] Chaudhury S.S., Singh T. and Goswami S.P., *Distributed fuzzy case based reasoning*, *Applied Soft Computing*, Vol. 4, **2004**, pp. 323–343.
- [10] Bonissone P. and Cheetham W., *Fuzzy Case-Based Reasoning for Residential Property Valuation*, *Handbook on Fuzzy Computing*, Oxford University Press, **1998**.

در ارائه توصیه طراحی شد. نتایج بررسی سراسری سیستم که در بخش ۵ ارائه شد نشان می‌دهد که ماژول SMART در مواردی که توصیه‌های موتور فازی-CBR نامناسب تلقی می‌شود، کارایی کلی سیستم توصیه‌گر ترکیبی را افزایش می‌دهد.

تقدیر و تشکر

این طرح تحقیقاتی در پژوهشکده‌ی ICT جهاددانشگاهی انجام شده است. در این مرحله بر حسب وظیفه لازم است از راهنمایی‌های ارزشمند و بی دریغ جناب آقای دکتر علی‌اکبر نیک‌نفس، استادیار محترم دانشگاه شهید باهنر کرمان و آقای مهندس ایمان محمدیان، کارشناس برنامه ریزی مرکز رشد رویش تقدیر و تشکرشود. همچنین از آقای مهندس اشک فتحی مدیر اداره برنامه ریزی مرکز رشد رویش و آقای مجید زلقی کارشناس این مرکز به دلیل همکاری های بی دریغ ایشان تقدیر و تشکر می شود.

پی نوشت

- ¹ Case-Based Reasoning(CBR)
- ² Retrieve
- ³ Reuse
- ⁴ Revise
- ⁵ Retain
- ⁶ Case Library
- ⁷ ACCORN
- ⁸ RARE
- ⁹ Association Rules
- ¹⁰ Course Agent
- ¹¹ Social Navigation
- ¹² XARS
- ¹³ TRIMAR
- ¹⁴ Case Representation
- ¹⁵ Supplementary Module to Accomplish Recommending Task
- ¹⁶ Cold Start
- ¹⁷ Problem
- ¹⁸ Solution
- ¹⁹ European Foundation for Quality Management
- ²⁰ Reduced Case Library
- ²¹ Similarity
- ²² Distance
- ²³ Adaptation
- ²⁴ Substitutional Adaptation
- ²⁵ Warm-up Period
- ²⁶ Switching
- ²⁷ Similarity Threshold
- ²⁸ Case Retrieval Accuracy

- [11] Dubois D., Esteva F., Garcia P., Godo L., López de Mántaras R. and Prade H., *Fuzzy set-based models in case-based reasoning*, IIA Research Report, **1997**, pp.97-109.
- [12] Ma Z., Hu J., Zhao S., and Huang J., *Mobile Network Optimization Using Fuzzy Case-Based Reasoning for GSM*, In Proceedings of the 2009 Symposia and Workshops on Ubiquitous, Autonomous and Trusted Computing, IEEE Computer Society, Washington D.C, July, **2009**, pp.461-464.
- [13] Jacyński M. and Trousse B., *Fuzzy logic for the retrieval step of a case-based reasoning*, in proceeding of the EWCBR'94, **1994**, pp.313-321.
- [14] Hansen B.K., *Weather Prediction Using Case-Based Reasoning and Fuzzy Set Theory*, Master of Computer Science thesis, Technical University of Nova Scotia, Canada, **2001**.
- [15] Darzi M., Manesh Z.M., Hosseini M., Liaei A.A. and Asghari H., *FCRS: A Fuzzy Case-based Recommender System for SMEs*, In the proceeding of International Conference on Education and Information Technology, Chongqing, China, September, **2010**, pp.17-21.
- [16] Burke J. and Sandvig R., *AACORN: A CBR recommender for academic advising*, DePaul University, **2000**.
- [17] Bendakir N. and Aimeur E., *Using association rules for course recommendation*, In Proceedings of the AAAI Workshop on Educational Data Mining, July, **2006**, pp.31-40.
- [18] Farzan R. and Brusilovsky P., *Social navigation support in a course recommender system*, In Proceedings of the 4th International Conference on Adaptive Hypermedia and Adaptive Web-based Systems, June, **2006**, pp.91-100.
- [19] Ching Hsu I., *SXRS: An XLink-based Recommender System using Semantic Web technologies*, Expert Systems with Applications, Vol.36 No.2, March, **2009**, pp. 3795-3804.
- [20] Saidi-Mehrabadi M., RezaeiSadraadi M. and Mohammadian I., *A new method to fuzzy modeling and its application in performance evaluation of tenants in incubators*, In The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, April, **2008**, pp.192-201.
- [21] Benitez J.M., Martín J.C. and Román C., *Using fuzzy number for measuring quality of service in the hotel industry*, Tourism Management, Vol.28, No.2, April, **2007**, pp.544-555.
- [22] Avramenko Y. and Kraslawski A., *Case based design: Application in process Engineering*, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, **2008**.
- [23] Kolodner J., *Cased-based reasoning*. Morgan Kaufmann, San Mateo, CA, **1993**.
- [24] Chen S.J., *A new similarity measure of generalized fuzzy numbers based on geometric-mean averaging operator*, IEEE International Conference on Fuzzy Systems, BC, Canada Vancouver, **2006**, pp.1879-1886.
- [25] Wilke W. and Bergmann R., *Techniques and knowledge used for adaptation during case-based problem solving*, In Tasks and Methods in Applied Artificial Intelligence, Springer Berlin / Heidelberg, **1998**, pp.497-506.
- [26] Wilke W. and Bergmann R., *Techniques and knowledge used for adaptation during case-based problem solving*, In :Tasks and Methods in Applied Artificial Intelligence, Springer Berlin / Heidelberg, **1998**, pp.497-506.
- [27] Burke R.D., *Hybrid recommender systems: Survey and experiments*, User Model, User-Adapt. Interact, Vol.12, No.4, **2002**, pp.331-370.
- [28] Breese J.S., Heckerman D. and Kadie C., *Empirical analysis of predictive algorithms for collaborative filtering*, in: Proc. of the 14th Annual Conf. on Uncertainty in AI, **1998**, pp.43-52.
- [29] Chen S.J., Chen S.M. and Fuzzy risk analysis based on the ranking of generalized trapezoidal fuzzy numbers. Applied Intelligence, Vol.26, No.1, **2007**, pp.1-11.
- [30] Hanley J.A. and McNeil B.J., *The Meaning and Use of the Area under a Receiver Operating Characteristic (ROC) Curve*, Radiology.143, **1982**, pp.29-36.