

# طراحی و پیاده‌سازی یک سامانه توصیه‌گر ترکیبی برای پیشنهاد دوره‌های آموزشی بر اساس استدلال مبتنی بر نمونه و منطق فازی

محمد درزی<sup>۱</sup>، مهدی حسینی<sup>۲</sup>، علی اصغر لیایی<sup>۳</sup>، زهرا مرادی‌منش<sup>۲</sup>، حبیب‌ا... اصغری<sup>۱</sup>

چکیده: در این پژوهش، ابتدا دو مورد از چالش‌های پیش روی شرکت‌های کوچک و متوسط در نیازسنجی و برنامه ریزی آموزشی مورد بررسی قرار می‌گیرد و مساله 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 حل‌شده‌ی پیشین استفاده می‌کند. پایگاه دانش این متدولوژی که در آن تجربیات و دانش اندوخته قبلی بصورت 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، 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 خبره عمل می‌کند، خلأ ارائه توصیه‌های مرتبط پوشش داده می‌شود. در پایان، مدل طراحی‌شده با روش‌های مرسوم حوزه استدلال مبتنی بر نمونه، ارزیابی شده و نتایج ارزیابی گزارش شده است.

**کلمات کلیدی:** نیازسنجی آموزشی، پیشنهاد دوره‌های آموزشی، سیستم‌های توصیه‌گر، استدلال مبتنی بر نمونه، منطق فازی، شرکت‌های کوچک و متوسط دانش بنیان.

---

<sup>۱</sup> عضو هیات علمی پژوهشکده ICT جهاددانشگاهی

<sup>۲</sup> عضو گروه سیستم‌های اطلاعاتی، پژوهشکده ICT جهاددانشگاهی

<sup>۳</sup> رئیس پژوهشکده ICT جهاددانشگاهی

پست الکترونیکی نویسنده مسوول: Modarzi@ictrc.ir

## ۱- مقدمه

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 مورد نیاز برای افزایش کارایی و بهره‌وری سازمان را پیشنهاد می‌کنند. دسترسی به این گونه پیشنهادها برای آموزش، به خصوص برای مدیران شرکت‌های کوچک و متوسط<sup>۱</sup>، نیاز کلیدی محسوب می‌شود. زیرا عموماً کارکنان این شرکت‌ها نواقص مهارتی، دانشی و تخصصی دارند<sup>۲</sup>. 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 مساله، محدودیت در دسترسی به دانش و تخصص در حوزه نیازسنجی و برنامه‌ریزی آموزشی است. در سازمان‌های بزرگ<sup>۳</sup> 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 دامنه‌ی روابط محدودی با دیگر شرکت‌ها دارند و این خود باعث تحمیل ضررهای

<sup>۴</sup> طبق تعریف دپارتمان شرکت‌های تجاری و اصلاحات نظارتی برای مقاصد آماری انگلستان شرکت‌هایی که در شروع یا دوره‌ی رشد از توسعه هستند و تعداد کارکنانشان کمتر از ۲۵۰ است.

<sup>۵</sup> این مشکلات در شرکت‌های کوچک و متوسطی که مدیران باسابقه‌ای داشته و پیش‌تر در صنعت و تجارت فعال بوده‌اند کمتر دیده می‌شود. موضوع بحث مقاله حاضر شرکت‌های کوچک و متوسطی است که مدیران، کارشناسان و کارکنان جوان و کم سابقه‌ای در تجارت و صنعت دارند.

<sup>۶</sup> شرکت‌هایی که از محدودیت‌های شرکت‌های متوسط گذر کردند و تعداد کارکنان آن‌ها بیش از ۲۵۰ است.

پنهانی بر شرکت است؛ از جمله این ضررها می‌توان به محروم ماندن از دانش و تجربیات شرکت‌های مشابه دیگر در زمینه‌ی برنامه‌ریزی آموزشی کارکنان اشاره نمود. در نتیجه تصمیمات مدیران شرکت‌های کوچک و متوسط در بسیاری از مواقع محدود به مرزهای یک شرکت است.

مساله‌ی 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 مساله‌ی 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 پروفیسور 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 مساله وجود ندارد [۴]. از طرف دیگر، استدلال مبتنی بر نمونه<sup>۷</sup>، متدولوژی است برای حل مساله‌ی جدید با استفاده از راه‌حل مسائل مشابه پیشین. در رویکرد CBR، پاسخ مساله‌های قبلی با توجه به شرایط مساله‌ی جدید بازبینی شده و به کار گرفته می‌شود. همانطور که در شکل ۱ مشخص است چهار گام اصلی در چرخه‌ی CBR به صورت زیر است [۵]:

- بازیابی<sup>۸</sup> نمونه‌های مشابه بر اساس معیارهای شباهت
- استفاده‌ی مجدد<sup>۹</sup> از نمونه‌های بازیابی شده برای حل مساله‌ی جدید
- بازبینی<sup>۱۰</sup> راه‌حل نمونه‌ی بازیابی شده با توجه به شرایط مساله‌ی جدید
- نگهداری<sup>۱۱</sup> مساله‌ی جدید به همراه راه‌حل آن در کتابخانه‌ی نمونه‌ها

<sup>۷</sup> Case-Based Reasoning (CBR)

<sup>۸</sup> Retrieve

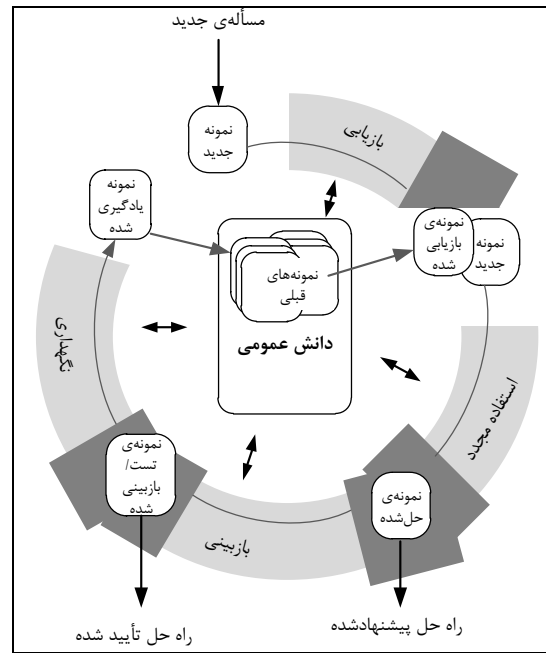
<sup>۹</sup> Reuse

<sup>۱۰</sup> Revise

<sup>۱۱</sup> Retain

سیستم پیشنهادی می‌تواند در اختیار مراکز رشدی که محل استقرار شرکت‌های کوچک و متوسط تا سه سالگی هستند قرار گرفته و از این طریق مساله‌ی 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 تقلیل 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 می‌شود. این نمونه که نماینده‌ی یک شرکت است می‌تواند به شرکت‌هایی که وضعیت مشابه با این شرکت دارند نیز پیشنهاد شود؛ در نتیجه به‌طور ضمنی مساله‌ی 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 [۱۴-۸ و ۲۳]. از طرفی برای حل مساله‌ی 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<sup>۱۳</sup> [۱۶] یک سیستم توصیه‌گر درس‌های دانشگاهی است که بر اساس استدلال مبتنی بر نمونه طراحی شده است. این سیستم بر اساس سوابق نمره‌ای دانشجو در درس‌های مختلف در انتخاب دروس بعدی به وی کمک می‌کند. سیستم ریر<sup>۱۴</sup> [۱۷] با استفاده از کاوش قوانین وابستگی<sup>۱۵</sup>، دروس مناسب را پیشنهاد می‌کند. سیستم گرس‌ایجنت<sup>۱۶</sup> [۱۸] برای پیشنهاد دوره‌های آموزشی از رویکرد هدایت



شکل ۱. چرخه‌ی CBR

- ترکیب رویکرد استدلال مبتنی بر نمونه و منطق فازی برای حل مساله‌ی پیشنهاد دوره‌های آموزشی مناسب است. زیرا:
- تعداد قابل قبولی از تحقیقات با نتایج رضایتبخش از این رویکرد برای حل مساله در حوزه‌های مختلف استفاده کرده‌اند [۵ و ۶].
  - فلسفه‌ی متدولوژی CBR [۵ و ۷] قابلیت حل چالش‌های پیش‌روی مساله پیشنهاد دوره‌های آموزشی را داراست. 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 کتابخانه‌ی نمونه‌ها<sup>۱۲</sup> برطرف می‌شود و مساله‌ی تصمیم‌گیری‌های محدود به مرزهای شرکت با نگهداری نمونه‌های موفق شرکت‌های دیگر در کتابخانه‌ی 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 تاثیرات همبستگی محتمل بین شاخص‌ها در تصمیمات و برنامه‌ها کاسته شود.

<sup>۱۳</sup> ACCORN

<sup>۱۴</sup> RARE

<sup>۱۵</sup> Association Rules

<sup>۱۶</sup> Course Agent

<sup>۱۲</sup> Case Library

اجتماعی<sup>۱۷</sup> استفاده کرده است. سیستم زارس<sup>۱۸</sup> [۱۹] با استفاده از زبان لینک XML یا XLink مشاوره‌ی برنامه‌ریزی ترم‌های دانشگاهی را به دانشجویان ارائه می‌دهد. سیستم مبتنی بر وب تری‌مار<sup>۱۹</sup> [۶] نیز یک سیستم آموزشی برای شرکت‌های کوچک و متوسط است که بر اساس استدلال مبتنی بر نمونه طراحی شده است.

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

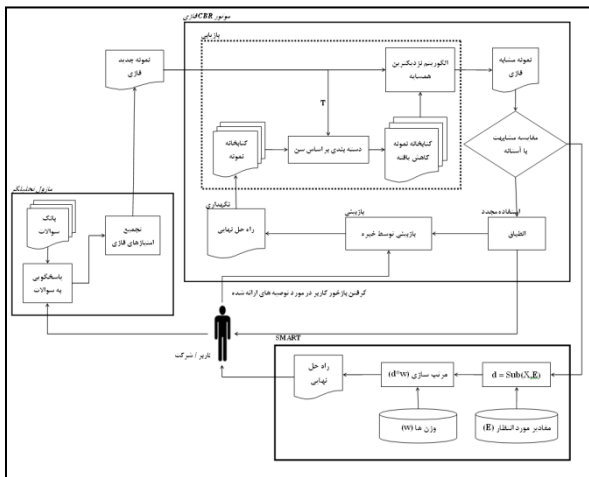
• موتور فازی-CBR: هسته‌ی اصلی استدلال در سیستم است. این ماژول بر مبنای چرخه‌ی CBR طراحی شده است. اما با توجه به ماهیت مبهم و غیر قطعی تصمیم‌گیری در مورد شرکت‌ها، از منطق فازی در دو گام ذیل استفاده شده است:

○ بازنمایی نمونه‌ها<sup>۲۰</sup>: با توجه به ماهیت غیر قطعی و غیردقیق شرکت‌ها، بازنمایی آن‌ها با متغیرهای عددی غیرفازی کارایی سیستم را شدیداً تحت تاثیر قرار خواهد داد. بنابراین در بازنمایی شرکت‌ها (نمونه‌ها) از متغیرهای فازی استفاده شده است.

○ بازیابی نمونه‌ها: برای محاسبه‌ی شباهت بین نمونه‌ها نیز از توابع مشابهت فازی استفاده شده است.

روند طراحی این ماژول در بخش ۴-۲ ارائه شده است.

• ماژول SMART<sup>۲۱</sup>: این ماژول به عنوان راه حلی برای رفع مشکل شروع آهسته<sup>۲۲</sup> 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 ارائه شده است.



شکل ۲. معماری سیستم پیشنهادی بر اساس استدلال مبتنی بر نمونه و منطق فازی

### ۲-۱ ساختار نمونه‌ها

نخستین مساله‌ی مهم در CBR بازنمایی نمونه‌هاست. هر نمونه از دو بخش تشکیل می‌شود: مساله<sup>۲۳</sup>، و راه‌حل<sup>۲۴</sup>. در سیستم پیشنهادی، هر شرکت به عنوان یک نمونه در نظر گرفته شده است. بخش مساله‌ی هر نمونه با ۳۴ ویژگی اصلی هر شرکت بازنمایی شده است. این ویژگی‌ها بر اساس دسته‌بندی حوزه‌های عملکردی یک کسب و کار بر اساس مدل EFQM<sup>۲۵</sup> [۲۰] استخراج شد (جدول ۱). 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 دسته‌ی

<sup>۲۱</sup> Supplementary Module to Accomplish Recommending Task

<sup>۲۲</sup> Cold start

<sup>۲۳</sup> Problem

<sup>۲۴</sup> Solution

<sup>۲۵</sup> European Foundation for Quality Management

<sup>۱۷</sup> Social Navigation

<sup>۱۸</sup> XARS

<sup>۱۹</sup> TRIMAR

<sup>۲۰</sup> Case Representation

چندین نشست تخصصی و مشورت با متخصصان حوزه‌ی کارآفرینی و کارشناسان مراکز رشد کشور، این بازه‌ها به ترتیب در دوره‌های زمانی [۰-۶]، [۶-۱۲]، [۱۲-۱۸]، [۱۸-۲۴]، [۲۴-۳۰] و [۳۰-۳۶] ماهگی رشد شرکت‌ها در نظر گرفته شد.

### ۳-۲ ماژول تحلیل گر

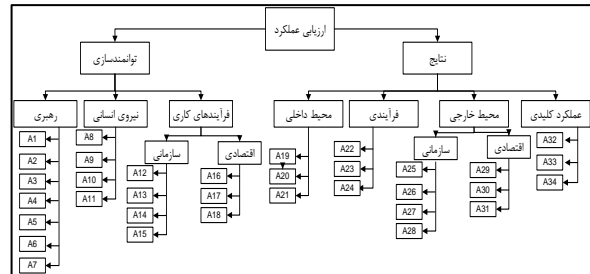
این ماژول بخش مسالهی نمونه را می‌سازد که یک بردار ۳۴ تایی از مقادیر فازی دوزنقه‌ای است. ماژول تحلیل گر به گونه‌ای طراحی شده است تا اطلاعات به طور غیرمستقیم و از طریق طرح سوالات از کاربر حاصل شود. در واقع به جای این که از کاربر خواسته شود تا با نظر خود مقداری به هر یک از معیارها نسبت دهد با طرح سوالات، سعی شده است تا این مقدار به طور ضمنی کشف شده و در نتیجه خطاهای احتمالی حداقل شود.

برای طراحی سوالات، 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 سوال، 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 ویژگی و خود ویژگی 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 سوال می‌شود. بر اساس این عدد (که یکی از اعداد ۶، ۱۲، ۲۴، ۳۰ یا ۳۶ است) مجموعه‌ای از سوالات 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  $\tilde{A} = (a_1^{(i)}, a_2^{(i)}, a_3^{(i)}, a_4^{(i)})$  که  $i = 1, 2, \dots, n$  برابر است با [۲۱]:

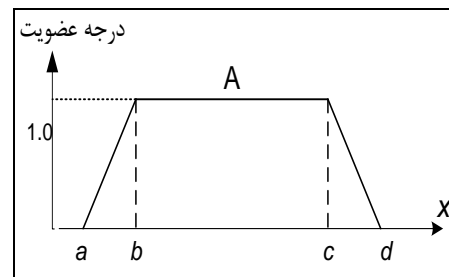
$$\tilde{A} = \frac{(\sum_{i=1}^n a_1^{(i)}, \sum_{i=1}^n a_2^{(i)}, \sum_{i=1}^n a_3^{(i)}, \sum_{i=1}^n a_4^{(i)})}{n} \quad (1)$$

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.



شکل ۴. بازنمایی ویژگی‌ها بر اساس مدل EFQM

درخواست وارد کردن اعداد از کاربر بصورت دقیق منجر به جمع‌آوری اطلاعات غیردقیق و اشتباه خواهد شد، بنابراین از ویژگی منطق فازی برای حل این مساله استفاده شد. بر این اساس، نتایج رجوع به آراء 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 درجه‌ی عضویت بالا متعلق به بازه‌ی  $[b, c]$  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.



شکل ۳. عدد فازی دوزنقه‌ای

### ۲-۲ کتابخانه‌ی نمونه‌ها

برای جمع‌آوری داده‌ها به منظور استفاده در اجرای اولیه‌ی سیستم، پرسش‌نامه‌هایی طراحی شد که برای مراکز رشد ارسال و داده‌های آن‌ها در کتابخانه‌ی سیستم ثبت شد. در ادامه، این داده‌ها با توجه به فیلد "سن شرکت" دسته‌بندی شد. برای تعیین بازه‌های مناسب سن شرکت‌ها، طی

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

## ۴-۲ موتور فازی-CBR

### ۴-۲-۱ باز یابی

در این گام ابتدا با توجه به سن شرکت، دسته متناظر با نمونه‌ی جدید در یک پایگاه نمونه‌ی کاهش یافته<sup>۲۶</sup> ذخیره می‌شود. سپس نمونه‌ی جدید با نمونه‌های پایگاه نمونه‌ی کاهش یافته مقایسه شده و مشابه‌ترین نمونه استخراج می‌شود. برای این کار از الگوریتم K نزدیک‌ترین همسایه استفاده شده که K برابر با ۱ در نظر گرفته شده است. برای یافتن مشابه‌ترین نمونه، دو روش متفاوت وجود دارد که هر دو، یک مفهوم را از جهات مختلف بیان می‌کنند. یک روش محاسبه مشابهت<sup>۲۷</sup> و روش دیگر محاسبه فاصله<sup>۲۸</sup> است. هر قدر مشابهت زیادتر باشد فاصله کمتر می‌شود [۲۲]. در مدل پیشنهادی از روش محاسبه مشابهت برای یافتن مشابه‌ترین نمونه استفاده شده است [۳۰].

$$S(A_i, B_i) = \left[ \sqrt[4]{\prod_{j=1}^4 (2 - |a_j - b_j| - 1)} \right] \times \frac{\min(y_{A_i}^*, y_{B_i}^*)}{\max(y_{A_i}^*, y_{B_i}^*)} \quad (۳)$$

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

$$y_{A_i}^* = \begin{cases} \frac{w_{A_i} \times \left( \frac{a_3 - a_2}{a_4 - a_1} + 2 \right)}{6}, & \text{if } a_1 \neq a_4 \text{ and } 0 < w_{A_i} \leq 1 \\ \frac{w_{A_i}}{2}, & \text{if } a_1 = a_4 \text{ and } 0 < w_{A_i} \leq 1 \end{cases} \quad (۴)$$

$$y_{B_i}^* = \begin{cases} \frac{w_{B_i} \times \left( \frac{b_3 - b_2}{b_4 - b_1} + 2 \right)}{6}, & \text{if } b_1 \neq b_4 \text{ and } 0 < w_{B_i} \leq 1 \\ \frac{w_{B_i}}{2}, & \text{if } b_1 = b_4 \text{ and } 0 < w_{B_i} \leq 1 \end{cases} \quad (۵)$$

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

### جدول ۱. فهرست ویژگی‌ها

A1: تیم مدیریتی
A2: توانمندیهای مدیریت پروژه و بحران مدیر عامل
A3: توانمندیهای تدوین BP مدیر عامل
A4: مهارتهای تصمیم گیری 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: بکارگیری مشاور
A12: ساختار سازمانی
A13: لیست بیمه
A14: دارا بودن آیین‌نامه‌های مالی- اداری و استخدامی
A15: فعالیت اطلاع‌رسانی موسسه
A16: آنالیز بازار
A17: وجود برنامه جهت حضور در بازار
A18: برنامه‌ریزی جهت تأمین منابع مالی
A19: میزان ماندگاری پرسنل موسسه
A20: تعاملات با سایر واحدها
A21: سرمایه جاری شرکاء
A22: تطابق عملکرد و برنامه مالی
A23: به‌روز بودن برنامه کاری

$$Sim(A, B) = \frac{\sum_{i=1}^n w_i * S(A_i, B_i)}{\sum_{i=1}^n w_i} \quad (۲)$$

که در آن  $Sim(A, B)$  میزان مشابهت دو نمونه A و B، تعداد ویژگی‌های نمونه،  $w_i$  وزن ویژگی  $A_i$  و  $n$  تعداد ویژگی‌های نمونه،  $S(A_i, B_i)$  میزان مشابهت بین ویژگی  $A_i$  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 رابطه‌ی زیر بدست می‌آید [۲۳]:

<sup>۲۶</sup> Reduced case library

<sup>۲۷</sup> Similarity

<sup>۲۸</sup> Distance

باشند، این دوره از راه حل حذف شده و دوره‌ی پیش‌نیاز جایگزین آن خواهد شد.

### جدول ۲. روابط پیش‌نیازی بین ویژگی‌ها

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

### ۳-۴-۲ بازبینی

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

### ۳-۴-۴ نگهداری

در مرحله آخر نمونه‌ی 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.

### 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 به دلیل این که پایگاه دانش آن از تعداد محدودی نمونه ساخته شده است، برای بسیاری از مسائل ارائه شده، نمی‌تواند پاسخ مناسبی ارائه کند. 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 تا کنون رویکردهای متعددی 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 [26] و بحث اصلی، انتخاب روش ترکیب الگوریتم‌ها با توجه به شرایط و ویژگی‌های مساله است.

A24: وجود اظهارنامه مالیاتی
A25: عضویت در مجامع علمی - فنی
A26: ارائه مقاله توسط تیم واحد فناوری و کسب رتبه در جشنواره های داخلی و خارجی
A27: حجم مالی قراردادهای منعقد
A28: نسبت حجم قراردادهای منعقد در راستای ایده محوری به کل قراردادها
A29: میزان جذب منابع مالی از سوی مراکز دولتی و خصوصی
A30: جذب مشارکت خارجی
A31: پایبندی به اهداف، چشم انداز، مأموریت و استراتژی‌های مدون شده
A32: پیشرفت ایده محوری در زمانبندی
A33: حاشیه سود
A34: تعداد قراردادهای در دست اجرا و خاتمه یافته

### ۲-۴-۲ استفاده‌ی مجدد

این گام دو مرحله دارد؛ مرحله اول کپی کردن راه حل مشابه‌ترین نمونه‌ی بازیابی شده و مرحله دوم منطبق‌سازی<sup>۲۹</sup> است. در طراحی سامانه‌ی توصیه‌گر دوره‌های آموزشی از منطبق‌سازی جانشینی<sup>۳۰</sup> استفاده شده است [۲۴ و ۲۵]. در این روش ساختار راه حل بازیابی شده تغییر نمی‌کند و صرفاً محتوای راه حل با توجه به شرایط مساله‌ی جدید تغییر می‌نماید. برای به کارگیری 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 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، راه حل نمونه مجموعه‌ای از ۳ پیشنهاد است. پیش از گام‌های بازبینی، ارائه و نگهداری این راه حل، در صورت لزوم می‌بایست ابتدا راه حل را با روابط پیش‌نیازی چک کرد. در صورتی که یک یا چند پیشنهاد دارای دوره‌ی پیش‌نیازی

<sup>۲۹</sup> Adaptation

<sup>۳۰</sup> Substitutional Adaptation

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 و حداکثر ۳ مقدار بزرگ‌تر انتخاب می‌شود و به ازای ویژگی‌های متناظر با این مقادیر، توصیه‌های مرتبط به کاربر ارائه می‌شود. با توجه به این که ورودی‌های این ماژول، اعداد فازی دوزنقه‌ای حاصل از محاسبات ماژول تحلیلگر است، برای محاسبه 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 آن  $A_i$  مقدار ویژگی نام 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 اعداد فازی دوزنقه‌ای استفاده می‌شود که در آن هر عدد فازی دوزنقه‌ای که امتیاز آن بیشتر شود، 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 [28]:

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

برای کاهش مشکلات ناشی از شروع آهسته و افزایش کارایی سیستم توصیه‌گر در دوره شروع به کار<sup>۳۱</sup>، در این تحقیق از یک الگوی ترکیبی نوع سویچینگ<sup>۳۲</sup> استفاده شده است [27]. 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<sup>۳۳</sup> 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.

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

<sup>۳۱</sup> Warm-up period

<sup>۳۲</sup> Switching

<sup>۳۳</sup> Similarity threshold



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

$$x_A = \frac{y_A(a_3+a_2)+(1-y_A)(a_4+a_1)}{2} \quad (9)$$

$$y_A^S = \frac{1}{2} - y_A * S_A \quad (10)$$

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

$$y_A = \begin{cases} \frac{\left(\frac{a_3-a_2}{a_4-a_1}+2\right)}{6} & , a_1 \neq a_4 \\ \frac{1}{2} & , a_1 = a_4 \end{cases} \quad (11)$$

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

$$S_A = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^4 (a_i - \bar{a})^2}{4-1}} \quad (12)$$

امتیاز عدد فازی  $B$  نیز به همین ترتیب محاسبه می‌شود.

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

#### ۵- ارزیابی سیستم پیشنهادی

هدف اصلی این تحقیق طراحی و پیاده سازی سیستمی برای پیشنهاد دوره‌های آموزشی مناسب به شرکت های 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 داده های واقعی شرکت های کوچک و متوسط دانش بنیان حوزه ICT در سطح کشور استفاده شده است. در این راستا آزمون ها و بررسی های متنوعی برای ارزیابی سیستم انجام

شد که موارد ذیل را در بر می گیرد: بررسی دقت بازیابی نمونه، بررسی سازگاری بازیابی، بررسی تکرار نمونه، و بررسی سراسری سیستم. همگی این آزمون ها تنها برای مجموعه موتور فازی CBR- و پایگاه نمونه ها انجام شد. در ادامه شرح روش و نتایج هر یک از آزمون ها توضیح داده می شود:

(۱) بررسی دقت بازیابی نمونه <sup>۳۴</sup>: به این معنی که اگر یکی از نمونه ها از کتابخانه نمونه ها فراخوانی شود، سیستم باید همان نمونه را با معیار تشابهی برابر با ۱۰۰٪ تحویل دهد. برای این منظور تعداد ۱۰ نمونه از کتابخانه نمونه ها انتخاب شد و آزمون در مورد آنها صورت گرفت. نتایج آزمون نشان می دهد که متوسط تشابه برای ۱۰ نمونه آزمون برابر با ۱۰۰٪ شده است. بنابراین، می توان نتیجه گرفت که دقت بازیابی سیستم در ارائه پیشنهادات آموزشی به شرکت های کوچک و متوسط مناسب است.



شکل ۵. نمایی از فرم ورود اطلاعات نرم افزار توصیه گر دوره های آموزشی

(۲) بررسی سازگاری بازیابی <sup>۳۵</sup>: به این معنی که اگر یک فعالیت جستجوی یکسان دو بار انجام شود، باید نمونه های یکسان با دقت های برابر بازیابی شود. نتیجه این آزمون در مورد ۶ نمونه که از کتابخانه نمونه ها استخراج شد، نشان می دهد که سیستم توصیه گر

<sup>۳۴</sup> Case retrieval accuracy

<sup>۳۵</sup> Retrieval consistency

دوره های آموزشی دارای سازگاری ۱۰۰٪ است و بنابراین دارای سازگاری بازایی است.

(۳) بررسی تکرار نمونه<sup>۳۶</sup>: به این معنی که یک نمونه باید بر خودش منطبق باشد، اما نباید با نمونه های دیگر یکسان<sup>۳۷</sup> باشد. برای اجرای این آزمون به ازای تک تک نمونه های موجود در کتابخانه نمونه ها، آن نمونه از کتابخانه خارج و به عنوان ورودی سیستم استفاده شد. نتایج آزمون تکرار نمونه، نشان می دهد که هیچ کدام از آزمون های مذکور با معیار مشابهت ۱۰۰٪ همراه نبوده است که این امر نشان دهنده عدم تکرار نمونه ها است.

(۴) بررسی سراسری موتور فازی-CBR: این بررسی برای تایید صحت کلی عملکرد موتور فازی-CBR انجام می شود. به منظور ارزیابی عملکرد کلی موتور فازی-CBR، ۶ نمونه تصادفی مختلف از کتابخانه نمونه ها بیرون آورده شد تا به عنوان نمونه های 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 توصیه های آرایه شده توسط خبره، می توان 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 تا از توصیه های ارائه شده جابجا شده است. تعداد کم این عدم تطابق ها در مقایسه با موارد درست نشان می دهد که نمونه اولیه سیستم با توجه به این که در مرحله پیاده سازی اولیه خود است، از دقت بالایی برخوردار است.

همان گونه که در بخش ۳-۲ عنوان شد، به منظور به کارگیری سیستم توصیه گر دوره های آموزشی در فضای واقعی، در فاز پیاده سازی برای جمع آوری داده ها از پرسش نامه هایی که بدین منظور طراحی شده بود، استفاده شد. این پرسش نامه ها برای مراکز رشد ارسال شد که حاصل آن تعداد ۶۹ نمونه بود که بر اساس نظر خبرگی دوره های آموزشی مناسب از میان دوره های موجود در سیستم به هر یک تخصیص یافت. سپس با استفاده از نمونه گیری تصادفی تعداد ۶ نمونه به عنوان نمونه آزمون از بین سایر نمونه ها جدا گردید و باقی مانده نمونه ها در کتابخانه سیستم قرار گرفت. با توجه به تعداد کم نمونه های در دسترس، انتظار می رود با گذشت زمان و استفاده مکرر از سیستم مذکور، تعداد اقلام موجود در کتابخانه نمونه ها افزایش یابد تا زمینه برای ارزیابی های دقیق تر و با سطح اطمینان بیشتر سیستم بر اساس معیارهای مختلف ارزیابی سیستم های توصیه گر و استدلال مبتنی بر نمونه فراهم آید.

(۵) بررسی سراسری سیستم: به منظور بررسی سراسری سیستم توصیه گر مرکب ارائه شده در این پژوهش، بخشی از پایگاه دانش سیستم انتخاب شد. این نمونه ها متعلق به شرکت هایی بودند که در دوره عمر صفر تا شش ماهگی قرار داشتند و خبرگان برای آنها دوره های 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 نمونه های صفر تا شش ماهگی یک بار از پایگاه دانش کنار گذاشته و به عنوان ورودی سیستم توصیه گر ترکیبی در فرآیند استنتاج وارد شد. نتایج این آزمون ها که متشکل از توصیه های اصلی نمونه، توصیه های ارائه شده توسط الگوریتم فازی-CBR، مقدار معیار مشابهت، و توصیه های 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 ویژگی های هر نمونه و همچنین کمی تعداد نمونه های واقعی پایگاه نمونه ها، توصیه های

<sup>۳۶</sup> Case duplication

<sup>۳۷</sup> Identical

(ارزیابی آشکار<sup>۴۲</sup>)، و یا دسته‌بندی مثلا بر روی معیاری همچون خرید / عدم خرید صورت پذیرد (ارزیابی پنهان<sup>۴۳</sup>). به دلیل تعداد ثابت اقلام آموزشی در هر توصیه سیستم، مقدار آستانه ثابت و برابر ۳ در نظر گرفته می‌شود. دو مقداری بودن مساله حاضر به این واقعیت بر می‌گردد که در هر بار ارائه توصیه‌های آموزشی، می‌بایست مشخص شود که هر یک از ۳۴ دوره آموزشی (مشخصه) باید توصیه بشود یا خیر. در چنین شرایطی یک منحنی ROC نرخ خطای مثبت<sup>۴۴</sup> را بر روی محور افقی و در مقابل، نرخ صحیح مثبت<sup>۴۵</sup> را بر روی محور عمودی نشان می‌دهد. در این حالت داریم:

$$(13) \quad \text{نرخ صحیح مثبت} = \frac{\text{تعداد صحیح مثبت}^{46}}{\text{تعداد خطای منفی}^{47} + \text{تعداد صحیح مثبت}}$$

$$(14) \quad \text{نرخ خطای مثبت} = \frac{\text{تعداد خطای مثبت}^{48}}{\text{تعداد صحیح منفی}^{49} + \text{تعداد خطای مثبت}}$$

صحیح بودن یا خطا بودن یک نتیجه به این امر مربوط می‌شود که آیا نتیجه دسته‌بندی دو مقداری بخش مساله یک نمونه که دارای راه حل خاصی است، با راه حل خاص آن انطباق دارد (صحیح) یا خیر (خطا). همچنین مثبت و منفی بودن به این واقعیت اشاره دارد که آیا در ارزیابی یک راه‌حل، یک قلم آموزشی خاص در مجموعه توصیه<sup>۵۰</sup> قرار گرفته است (مثبت) یا خیر (منفی). همچنین در منحنی-های 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 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

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 است از ویژگی‌هایی که مقدار آنها در نمونه، از مقدار مورد انتظار (بدست آمده از آرای خبرگان) بالاتر باشد. بدین ترتیب ماژول SMART تضمین می‌کند که توصیه‌های غیر مرتبط ارائه نشود.

### جدول ۳. بررسی سراسری موتور فازی-CBR: مقایسه خروجی سیستم با ارزیابی خبرگی در مورد

#### کیفیت نتایج

شماره نمونه	۱	۲	۳	۴	۵	۶
توصیه سیستم (شماره دوره‌های آموزشی)	۴	۱۲	۱۲	۲۳	۳۴	۳۴
مقدار عددی معیار مشابهت (برای هر دوره)	۰/۹۱	۰/۹۰	۰/۹۵	۰/۹۱	۰/۹۳	۰/۹۲
توصیه خبره (شماره دوره‌های آموزشی)	۴	۲۱	۱۱	۲۰	۲۷	۲۷

بر اساس نتایج به دست آمده از بررسی سراسری سیستم، به منظور به دست آوردن درک کاملتری از عملکرد سیستم منحنی ROC<sup>۳۸</sup> نتایج آزمون سیستم ترسیم شده است. منحنی‌های ROC یکی از روش‌های ارزیابی سیستم‌های توصیه‌گر است [29]. منحنی ROC ابزاری مناسب برای سنجش عملکرد در مسایل دسته‌بندی<sup>۳۹</sup> و مقداری<sup>۴۰</sup> با آستانه متغیر<sup>۴۱</sup> 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

<sup>۳۸</sup> Receiver Operating Characteristic (ROC)

<sup>۳۹</sup> Classification

<sup>۴۰</sup> Binary classification

<sup>۴۱</sup> Varying threshold

<sup>۴۲</sup> Explicit rating

<sup>۴۳</sup> Implicit rating

<sup>۴۴</sup> False positive rate

<sup>۴۵</sup> True positive rate

<sup>۴۶</sup> TP=True Positives

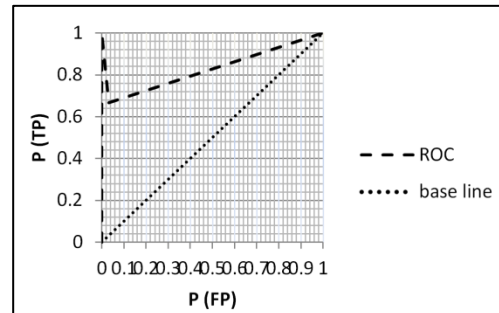
<sup>۴۷</sup> FN=False Negatives

<sup>۴۸</sup> FP=False Positives

<sup>۴۹</sup> TN=True Negatives

<sup>۵۰</sup> Recommendation set

شده است. با وجود این که تعداد آزمون‌های انجام شده بسیار کم (برابر ۶) است، فاصله زیاد نقاط منحنی از خط مبنا تخمینی از دقت بالای سیستم است. مساحت زیر منحنی ROC برای آزمون‌های انجام شده کوچکتر یا مساوی با ۰/۶۶۷ است.



شکل ۶. منحنی ROC نتایج آزمون سیستم توصیه گر پیشنهادی

## ۶- نتیجه‌گیری و پیشنهاد برای ادامه‌ی کار

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 برنامه‌ی 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 فاصله‌ی بین شرایط فعلی و شرایط ایده‌آل سازمان‌ها نیز ضروری به نظر می‌رسد. در این میان شرکت‌های کوچک و متوسط از این جهت که اغلب، کمبود مهارت‌ها و تخصص‌های لازم در آن‌ها دیده می‌شود با چالش بیشتری در زمینه‌ی انتخاب دوره‌های آموزشی مناسب مواجه هستند. چالش‌های پیش‌روی این شرکت‌ها از یک رویکرد به دو نوع مساله قابل افراز هستند: نخست، محدودیت در دسترسی به متخصصان و مساله‌ی 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 مساله‌ی از دست رفتن 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 پیش روی سیستم‌های توصیه‌گر است. برای مواجهه با این مشکل، ماژول SMART به صورت جداگانه برای مشارکت 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.

برای توسعه سیستم توصیه‌گر پیشنهادی و بهبود عملکرد آن در تحقیقات آتی، استفاده از روش‌های انتخاب ویژگی‌ها<sup>۵۱</sup> به عنوان راه حلی برای حذف ویژگی‌های ناکارآمد<sup>۵۲</sup> یا موازی<sup>۵۳</sup> می‌تواند راهگشا باشد. همچنین توسعه روش انطباق<sup>۵۴</sup> در گام بازیابی، در چرخه استدلال مبتنی بر نمونه، می‌تواند عملکرد سیستم را بهبود بخشد. در این باره انتخاب‌های متنوعی وجود دارد. از جمله انطباق مبتنی بر نظر خبره و روش‌های انطباق ابتکاری یا مبتنی بر هیوربستیک‌ها زمینه‌هایی هستند که مطالعه در مورد آنها ممکن است به بهبود سیستم حاضر منجر شود. علاوه بر موارد فوق، کار بر روی استخراج ویژگی‌های مناسب برای توصیف شرکت‌ها با استفاده از روش‌های تصمیم‌گیری گروهی می‌تواند در توسعه سیستم توصیه‌گر دوره‌های آموزشی موثر باشد.

## ۷- تقدیر و تشکر

این طرح تحقیقاتی در پژوهشکده‌ی ICT جهاددانشگاهی انجام شده است. بخش قابل توجهی از کار مرهون همکاری‌های بی‌دریغ اعضای مرکز رشد فناوری اطلاعات رویش است. در این مرحله بر حسب وظیفه لازم است از راهنمایی‌های ارزشمند و بی‌دریغ جناب آقای دکتر علی اکبر نیک‌نفس، استادیار محترم دانشگاه شهید باهنر کرمان و آقای مهندس ایمان محمدیان، کارشناس برنامه

<sup>۵۱</sup> Feature subset selection

<sup>۵۲</sup> Ineffective

<sup>۵۳</sup> Redundant

<sup>۵۴</sup> Adaptation

ریزی مرکز رشدرویش تقدیر و تشکرشود. همچنین از آقای مهندس اشک فتحی مدیر اداره برنامه ریزی مرکز رشد

رویش و آقای مجید زلّی کارشناس این مرکز به دلیل همکاری های بی دریغ ایشان تقدیر و تشکر می شود.

## ۸- مراجع

- [1] I. Hamburg and S. Engert. Competency-based Training in SMEs: The Role of ELearning and E-Competence. In Proceedings of the 6th IASTED International Conference "Web-based Education", pages 189-193. Chamonix, France March 2007.
- [2] A. Roy and L. Raymond. Meeting the Training Needs of SMEs: is e-Learning a Solution? The Electronic Journal of e- Learning, 6(2), pages 89 – 98, July 2008.
- [3] L. A. Zadeh. Fuzzy sets. Information and Control, pages 338-353, 1965.
- [4] H.J. Zimmerman. Fuzzy Set Theory and Its Applications, 3rd ed., Kluwer-Nijhoff, Amsterdam, 1996.
- [5] A. Aamodt and E. Plaza. Case-Based Reasoning: Foundational issues. AI Communications, Vol.7 (1), pages 39-59. 1994
- [6] R. Mullins et al. A Web Based Intelligent Training System for SMEs, The Electronic Journal of e-Learning, Vol.5, No. 1, pages 39-48, 2007.
- [7] زهرا مرادی منش، محمددرزی، حبیب ا... اصغری، "بررسی و تحلیل فاکتورهای اساسی در طراحی یک سیستم توصیه گر"، دومین کنفرانس شهر الکترونیکی، خرداد ۱۳۸۸.
- [8] P. Chang, C. Liu and R. Lai, A fuzzy case-based reasoning model for sales forecasting in print circuit board industries, Expert Systems with Applications, Pages 2049–2058.2008
- [9] S. S. Chaudhury, T. Singh, S. P. Goswami. Distributed fuzzy case based reasoning, Applied Soft Computing, 4, pages 323–343.2004.
- [10] P. Bonissone and W. Cheetham. Fuzzy Case-Based Reasoning for Residential Property Valuation, Handbook on Fuzzy Computing, Oxford University Press. 1998.
- [11] D. Dubois, F. Esteva, P. Garcia, L. Godo, R. López de Mántaras, H. Prade. Fuzzy set-based models in case-based reasoning. IIIA Research Report. Pages 97-09, 1997.
- [12] Z. Ma, J. Hu, S. Zhao, and J. Huang. Mobile Network Optimization Using Fuzzy Case-Based Reasoning for GSM. In Proceedings of the 2009 Symposia and Workshops on Ubiquitous, Autonomous and Trusted Computing. Pages 461-464. IEEE Computer Society, Washington, DC. July 2009.
- [13] M. Jaczynski, B. Trousse. Fuzzy logic for the retrieval step of a case-based reasoned. In proceeding of the EWCBR'94, pages 313-321. 1994.
- [14] B. K. Hansen. Weather Prediction Using Case-Based Reasoning and Fuzzy Set Theory. Master of Computer Science thesis, Technical University of Nova Scotia. Canada, 2001.
- [15] M. Darzi, Z. M. Manesh, M. Hosseini, A.A. Liaei, H. Asghari, "FCRS: A Fuzzy Case-based Recommender System for SMEs ", In the proceeding of International Conference on Education and Information Technology, 17-21 September 2010, Chongqing, China, 2010.
- [16] J. Burke and R. Sandvig. AACORN: A CBR recommender for academic advising. DePaul University, 2000.
- [17] N. Bendakir and E. Aimeur. Using association rules for course recommendation. In Proceedings of the AAAI Workshop on Educational Data Mining, pages 31–40, July 2006.
- [18] R. Farzan and P. Brusilovsky. Social navigation support in a course recommender system. In Proceedings of the 4th International Conference on Adaptive Hypermedia and Adaptive Web-based Systems, pages 91–100, June 2006.
- [19] I. Ching Hsu. SXRS: An XLink-based Recommender System using Semantic Web technologies, Expert Systems with Applications. Vol.36 (2), pages 3795-3804, March 2009,
- [20] M. Saidi-Mehrabadi, M. RezaeiSadrabadi, I. Mohammadian, A new method to fuzzy modeling and its application in performance evaluation of tenants in incubators. In The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, pages 192-201, April 2008.
- [21] J. M. Benítez, J. C. Martín, and C. Román, Using fuzzy number for measuring quality of service in the hotel industry, Tourism Management., vol.28(2), pages 544–555, April 2007.

- [22] Y Avramenko, A Kraslawski, "Case based design: Application in process Engineering ", Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 2008
- [23] S. J. Chen. A new similarity measure of generalized fuzzy numbers based on geometric-mean averaging operator. IEEE International Conference on Fuzzy Systems. Pages 1879-1886. BC, Canada Vancouver, 2006.
- [24] W. Wilke and R. Bergmann. Techniques and knowledge used for adaptation during case-based problem solving. In Tasks and Methods in Applied Artificial Intelligence., pages 497-506 Springer Berlin / Heidelberg, 1998.
- [25] W. Wilke, R. Bergmann. "Techniques and knowledge used for adaptation during case-based problem solving." In :Tasks and Methods in Applied Artificial Intelligence. Springer Berlin / Heidelberg, pp. 497--506, (1998)
- [26] R. D. Burke. "Hybrid recommender systems: Survey and experiments." User Model. User-Adapt. Interact.12(4):331–370, 2002.
- [27] 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, 43-52.1998.
- [28] Chen, S. J., Chen, S. M., Fuzzy risk analysis based on the ranking of generalized trapezoidal fuzzy numbers. Applied Intelligence, 26(1), 1-11, 2007.
- [29] Hanley, J. A. and B. J. McNeil: 1982, 'The Meaning and Use of the Area under a Receiver Operating Characteristic (ROC) Curve'. Radiology 143, 29–36.\
- [30] Kolodner, J. (1993). *Cased-based reasoning*. Morgan Kaufmann, San Mateo, CA.