

روش کارای یادگیری ترجیحات مبتنی بر مدل ELECTRE TRI به منظور طبقه‌بندی چندمعیاره موجودی

مسعود زرین‌صدف^۱، امیر دانشور^۲

چکیده: آنالیز چندمعیاره ABC روش شناخته‌شده‌ای برای طبقه‌بندی موجودی‌هاست که اغلب رویکرد جبرانی را برای تجمیع معیارها لحاظ می‌کند، یعنی ضعف موجودی در یک معیار با عملکرد خوب آن در معیارهای دیگر جبران می‌شود. تا جایی که می‌دانیم رویکرد غیرجبرانی در ایران به‌طور کافی مطالعه نشده است. مدل ELECTRE TRI از مدل‌های مبتنی بر روابط برتری است که این رویکرد را در محاسبات لحاظ می‌کند، ولی با توجه به پیچیدگی و هزینه‌بر بودن، این مدل در تعیین مقادیر ترجیحات تصمیم‌گیرندگان (پارامترها)، از اقبال خوبی برخوردار نبوده است. بدین منظور در این مقاله روشی ارائه می‌شود که با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی تراکم ذرات (PSO)، مقادیر تمام پارامترها را از داده‌های آموزشی شامل تصمیمات قبلی تصمیم‌گیرندگان یاد می‌گیرد و در طبقه‌بندی موجودی‌های جدید به‌کار می‌برد. روش پیشنهادی برخلاف مدل‌های استاندارد داده‌کاوی که طبقه‌بندی را به‌صورت اسمی انجام می‌دهند، متناسب با روش ABC اقلام موجودی را به‌صورت رتبه‌ای طبقه‌بندی می‌کند. نتایج به‌دست‌آمده از آنالیز تجربی روش پیشنهادی روی دیتاست‌های موجودی، کارایی و قابلیت رقابت آن را در مقایسه با سایر مدل‌های طبقه‌بندی نشان می‌دهد.

واژه‌های کلیدی: آنالیز ABC، الگوریتم‌های ازدحامی، بهینه‌سازی تراکم ذرات (PSO)، طبقه‌بندی چندشاخصه موجودی، ELECTRE TRI

۱. دانشجوی کارشناسی ارشد گروه مدیریت صنعتی، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد الکترونیکی، تهران، ایران

۲. استادیار گروه مدیریت صنعتی، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد الکترونیکی، تهران، ایران

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۹۵/۰۱/۲۴

تاریخ پذیرش نهایی مقاله: ۱۳۹۵/۰۳/۲۹

نویسنده مسئول مقاله: مسعود زرین‌صدف

E-mail: zarrinsadaf@gmail.com

مقدمه

امروزه برنامه‌ریزی و کنترل موجودی‌ها از مهم‌ترین فعالیت‌های اساسی در واحدهای صنعتی به‌شمار می‌آید. کنترل مؤثر موجودی‌ها می‌تواند کمک شایانی به پیشرفت و توسعه بازار رقابتی شرکت‌ها باشد (سیلور، پی‌کی و پیترسون، ۱۹۹۸). آنچه واضح است مدیران با در نظر گرفتن اهداف و استراتژی‌های کل سازمان در پی آن هستند که با حداقل امکانات حداکثر استفاده و مطلوبیت را از آن خود و سازمان خود نمایند. اتخاذ سیاست‌های کنترل موجودی در هر سیستم تولیدی یا خدماتی، تأثیر کلیدی و راهبردی دارد؛ به طوری که می‌توان با برنامه‌ریزی صحیح آن، در متعادل ساختن جریان عملیات گام برداشت و با به‌کارگیری ابزار مناسب در سیستم‌های کنترل موجودی مانع افزایش هزینه‌های سفارش و نگهداری شد و مزیت رقابتی سازمان را افزایش داد. در این راستا روش طبقه‌بندی ABC چندمعیاره^۱ شیوه معمول و مفیدی است که با اتکا بر نظریه پارتو، در کنترل موجودی‌ها ارزش و اهمیت پیدا کرده و همواره یکی از موضوعات مطرح در مطالعات مدیریت موجودی بوده است.

از زمان به‌کارگیری شیوه‌های سنتی طبقه‌بندی ABC موجودی‌ها که به‌طور معمول یک معیار مانند میزان سفارش سالانه کالا را به‌منظور طبقه‌بندی مدنظر قرار می‌دادند، تاکنون تکنیک‌های متنوعی به‌منظور اجرای طبقه‌بندی ABC موجودی ارائه شده است. با شروع اولین کارهای انجام شده توسط فلورس و وای‌بارک (۱۹۸۷) به‌منظور طبقه‌بندی ABC چندمعیاره موجودی‌ها، سایر شیوه‌های ارائه‌شده در سال‌های اخیر که در این راستا به‌کارگرفته شده‌اند را می‌توان بدین ترتیب دسته‌بندی کرد: فرایند تحلیل سلسله‌مراتبی^۲، تکنیک‌های هوش مصنوعی^۳، تحلیل‌های آماری^۴، تحلیل پوششی داده‌ها^۵ (کوآلی، پراسادا، اودانل و باتسی، ۲۰۰۶)، فاصله اقلیدسی وزن‌دار^۶ و مدل‌های چندمعیاره پشتیبان تصمیم^۷. همچنین از بین مدل‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره، تکنیک‌های مبتنی بر روابط برتری^۸ و تخمین پارامترهای آنها به‌منظور رتبه‌بندی و طبقه‌بندی اقلام، در کانون توجه برخی پژوهشگران قرار گرفته است (فرناندز، ناوارو و مازکرو، ۲۰۱۲؛ راماناتان، ۲۰۰۶).

-
1. Multiple criteria ABC inventory classification (MCABC)
 2. Analytic hierarchy process (AHP)
 3. Artificial intelligence technique
 4. Statistical analysis
 5. Data Envelopment Analysis (DEA)
 6. Weighted Euclidean distance
 7. Multiple Criteria Decision Aiding (MCDA)
 8. Outranking Relations

بیان مسئله، ضرورت‌های پژوهش

از محدودیت‌ها و چالش‌های پیش‌رو در اجرای مراحل اولیه تکنیک‌های طبقه‌بندی ABC موجود، زمان‌بر و هزینه‌بر بودن شیوه دریافت نظر تصمیم‌گیرندگان^۱ و کارشناسان خبره به‌منظور تعریف مناسب و دقیقی از پارامترهای اولیه مسئله است، همچنین نحوه استنتاج پارامترهای اولیه مسئله از تعاریف و تجربه‌های آزمون‌شده تصمیم‌گیرندگان، شامل معیارها و آستانه‌های ارزش‌گذاری اقلام موجودی از اهمیت بسزایی برخوردار است. در اغلب تکنیک‌های طبقه‌بندی ABC ارائه‌شده براساس مدل‌های چندمعیاره پشتیبان تصمیم، رویکردی کاملاً جبرانی^۲ در تجمیع^۳ معیارهای چندگانه به‌کار گرفته‌شده است، به‌طوری که امکان دارد یک قلم با امتیاز خوب در یک معیار غیرمهم و با امتیاز بد در یک یا چندمعیار مهم به‌طور نامناسب در طبقه خوبی قرار بگیرد، پس لازم است به اقلام غیرجبرانی^۴ توجه کافی شود (جای‌پنگ، زی‌یوو و ژاو و یانگ، ۲۰۱۵). از بین مدل‌های طبقه‌بندی موجود، مدل ELECTRE TRI^۵، با تکیه بر روابط برتری، طبقه‌بندی رتبه‌ای و آستانه‌های وتو^۶، به خوبی ترجیحات اقلام غیرجبرانی را نیز مدنظر قرار می‌دهد. این پژوهش قصد دارد، با ارائه روش و مدل تکاملی مبتنی بر الگوریتم‌های هوش جمعی، نسبت به استنتاج کلیه پارامترهای مدل ELECTRE TRI در رویه بدبینانه^۷ از درون تجربه‌های آزمون‌شده و محدود تصمیم‌گیرندگان، به‌منظور طبقه‌بندی ABC موجودی‌ها در قالبی فراگیرتر اقدام کند.

سؤال‌های پژوهش

۱. نحوه استنتاج پارامترهای مدل ELECTRE TRI از درون مثال‌های تخصیص چگونه است؟
۲. نحوه توسعه روش الگوریتم فراابتکاری بهینه‌سازی تراکم ذرات^۸، به‌منظور طبقه‌بندی ABC موجودی‌ها مبتنی بر رویه بدبینانه مدل ELECTRE TRI چگونه است؟
۳. ارزیابی و اعتبارسنجی داده‌های تحقیق چگونه انجام می‌پذیرد؟

-
1. Decision Makers (DM)
 2. Fully Compensatory
 3. Aggregation
 4. Non- Compensatory
 5. Elimination et Choice in Translating to Reality
 6. Veto Threshold
 7. Pessimistic assignment
 8. Particle Swarm Optimization

پیشینه پژوهش

از زمانی که مدل‌های پشتیبان تصمیم چندمعیاره به‌عنوان ابزاری قدرتمند، پاسخگوی نیازهای مدیران در تصمیم‌سازی‌های پیچیده شدند، مقالات بسیاری در حوزه طبقه‌بندی چندمعیاره موجودی ارائه شد، پیاده‌سازی مدل‌های مبتنی بر روابط برتری که شناخته‌شده‌ترین آنها ELECTRE TRI است، به تعیین تعداد زیادی پارامتر توسط تصمیم‌گیرنده نیاز دارد. این پارامترها با یکی از دو روش مستقیم یا غیرمستقیم به‌دست می‌آیند که در ادامه هر یک تشریح می‌شود.

روش مستقیم: در این روش پارامترها به‌طور مستقیم از تصمیم‌گیرنده پرسیده می‌شوند که در بسیاری از حوزه‌های تصمیم‌گیری همانند طبقه‌بندی ABC چندمعیاره موجودی، تعیین این پارامترها تلاش و هزینه بسیاری را بر کارشناسان تحمیل می‌کند. تحلیل پوششی داده‌ها از ابزار به‌کاررفته در حل مسائل طبقه‌بندی است که توسط ونچه (۲۰۱۱)، ترابی، هاتفی و سالک (۲۰۱۲) ارائه شده است. در مدل‌های ارائه‌شده توسط ایشان با دریافت مستقیم پارامترها از تصمیم‌گیرنده، علاوه بر ترکیب معیارهای چندگانه، وزن معیارها نیز در نتیجه نهایی مدنظر قرار گرفته است. ونچه و محمدقاسمی (۲۰۱۱) در نوعی مدل ترکیبی فازی AHP و DEA، معیارهای کلامی^۱ را در طبقه‌بندی موجودی تأثیر دادند. روش‌های مطلوبیت افزایشی تمایزی از اولین شیوه‌های حل مسئله چندمعیاره با ارائه مثال‌های تخصیص طبقه‌بندی تصمیم‌گیرندگان است، در این خصوص سویلو و آکیول (۲۰۱۴) با ارائه مدلی مبتنی بر تکنیک UTADIS و تکیه بر پارامترهایی از وزن معیارها، توابع حاشیه سود^۲ و آستانه طبقات، الگویی نسبی از تجمیع‌زدایی ترجیحات^۳ را در طبقه‌بندی ABC پیاده کردند. در مرور پژوهش‌های انجام‌شده پیشین، تکنیک‌های مفیدی به‌منظور حل مسائل MCABC مطرح شده است. مدل‌هایی که از تحلیل سلسله‌مراتبی و UTADIS بهره برده‌اند، در تجمیع معیارها و تبادل مقادیر آنها رویکرد جبرانی را ملاک عمل قرار داده‌اند، بدین مفهوم که مقادیر نامطلوب یک معیار می‌تواند توسط مقادیر مطلوب معیار دیگر پوشانده شود و اقلام به درستی در طبقه صحیح قرار نگیرند. جای پنگ، زی یوو، ژاو و یانگ (۲۰۱۵)، با به‌کارگیری مدلی مبتنی بر روابط فرارته‌ای^۴ موجود در تکنیک رتبه‌بندی ELECTRE III، ضمن مدنظر قراردادن اقلام غیرجبرانی، به کمک تحلیل خوشه‌ای و الگوریتم تبرید شبیه‌سازی‌شده^۵ نسبت به حل مسئله

-
1. Linguistic Terms
 2. Marginal Utility Functions
 3. Preferences aggregation-disaggregation Paradigm
 4. Outranking Relations
 5. Simulated Annealing Algorithm

طبقه بندی ABC چندمعیاره اقدام کردند. در مراحل اولیه مدل آنها لازم بود نظر تصمیم گیرندگان در خصوص مقادیر کلیه پارامترها، شامل وزن معیارها، مرز آستانه‌های بی تفاوتی و برتری و وتو^۱ دریافت شود.

روش غیرمستقیم^۲: در این روش، تصمیم گیرنده به جای تعیین مقدار پارامترها، مجموعه‌ای از مثال‌های تخصیص^۳ را ارائه می‌کند که هر یک از این مثال‌ها نشان دهنده شیوه قضاوت و ترجیحات ایشان در طبقه بندی بوده و از درون این مثال‌ها می‌توان پارامترها را استخراج کرد که به این شیوه تجمیع‌زدایی ترجیحات^۴ نیز گفته می‌شود. مرور ادبیات و پیشینه تحقیق نشان می‌دهد در به کارگیری روش غیرمستقیم از دو شیوه بهره برده شده است: استفاده از مدل‌های کلاسیک برنامه‌ریزی ریاضی و دیگری بهره‌مندی از مدل‌های فراابتکاری.

در خصوص کارهای ارائه شده مبتنی بر مدل‌های ریاضی، موسیو در سال ۲۰۰۱ با ارائه روش ساده مبتنی بر برنامه‌ریزی غیرخطی، پارامترهای وزن شاخص‌های مسئله تصمیم‌گیری را استنتاج کرد. در مدل ارائه شده فرض بر این بود که پروفایل‌های مسئله از قبل تعریف شده و مشخص هستند. در سال ۲۰۰۲، انجیو-دی و موسیو، نسبت به ارائه مدلی ریاضی به منظور استنتاج پارامترهای مرز طبقات (پروفایل‌ها) پرداختند. دایاس و موسیو (۲۰۰۶)، در ادامه و تکمیل تحقیقات قبلی نسبت به استنتاج پارامتر وتو، براساس تجمیع‌زدایی ترجیحات و با استفاده از شیوه برنامه‌ریزی خطی اقدام کردند.

در سال ۲۰۱۲، محققانی به نام‌های کابلوکس، میر و موسیو، با ارائه مدلی براساس برنامه‌ریزی خطی ترکیبی، نسبت به استنتاج پارامترهای طبقات و وزن‌های شاخص‌ها و همچنین آستانه وتو از میان مثال‌های تخصیص که توسط تصمیم‌گیرندگان مختلف ارائه شده بود، اقدام کردند. ژنگ، متچیان و موسیو (۲۰۱۴) با ارائه مدل برنامه‌ریزی ریاضی ترکیبی (MILP)، از میان مثال‌های تخصیص DM منطبق بر رویه بدبینانه تکنیک ELECTRE TRI، به استنتاج پارامترهای وزن، بی تفاوتی و برتری پرداختند. گروهی پژوهشگر به نام‌های کادزینسکی، ترواین و فیگوریرا در سال ۲۰۱۴، به منظور برنامه‌ریزی شهری با ارائه مدلی ریاضی نسبت به استنتاج پارامترهای وزن و سطح برش (λ) از میان مثال‌های تخصیص اقدام نمودند.

-
1. Indifference, Preference, Veto Thresholds
 2. Indirect Method
 3. Assignment Examples
 4. Preferences disaggregation

مینیتی و لیوان (۲۰۱۴)، رویه‌ای دو مرحله‌ای را به‌منظور تخمین پارامترهای پروفایل‌های تکنیک تصمیم‌گیری ELECTRE TRI براساس طرح مسئله برنامه‌ریزی خطی ارائه نمودند، در رویه پیشنهادی ایشان، تصمیم‌گیرندگان با تعیین برخی از پارامترهای مسئله می‌توانند کنترل بیشتری روی تخمین پارامترهای مدل داشته باشند.

جدول ۱. خلا تحقیقاتی موجود در پیشینه تحقیق (شیوه غیرمستقیم)

مدل / تکنیک	کاربرد		رویکرد طبقه‌بندی	پارامترهای قابل استنتاج							سال انتشار	تحقیقات مرتبط با تجمیع‌زدایی ترجیحات
	طبقه‌بندی ABC موجودی	تجزیه		λ	v	q	p	w	profiles			
مقالات مبتنی بر الگوریتم‌های فراابتکاری												
PSO توسعه یافته		✓	بدینانه	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	۲۰۱۶	تحقیق حاضر
تکاملی تفاضلی (DE)	✓		بدینانه و خوش‌بینانه	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	۲۰۰۸	دامپوس و دیگران
ژنتیک (GA)	✓		بدینانه	-	-	✓	✓	✓	✓	-	۲۰۰۴	گلت‌سیس و دیگران
مقالات مبتنی بر مدل‌های کلاسیک ریاضی												
LP	✓		بدینانه	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	۲۰۱۴	مینیتی و لیوان
MILP	✓		بدینانه	✓	-	-	-	-	✓	-	۲۰۱۴	کادزینسکی و همکاران
MILP	✓		خوش‌بینانه	-	-	✓	✓	✓	✓	-	۲۰۱۴	ژنگ و همکاران
LP	✓		بدینانه	-	✓	-	-	-	-	✓	۲۰۱۲	کایلوکس و همکاران
LP	✓		بدینانه	-	✓	-	-	-	-	-	۲۰۰۴	دایاس و موسیو
MP	✓		بدینانه	-	-	-	-	-	-	✓	۲۰۰۲	انجیودی و موسیو
LP	✓		بدینانه	-	-	-	-	✓	-	-	۲۰۰۱	موسیو
LP	✓		بدینانه	✓	-	✓	✓	✓	✓	✓	۲۰۰۰	موسیو و همکاران

تا جایی که در این تحقیق بررسی شده، مقالات و تحقیقات اندکی درخصوص تجمیع‌زدایی ترجیحات در مدل‌های برتری مبتنی بر تکنیک‌های فراابتکاری انجام پذیرفته است. در سال ۲۰۰۴، گلت‌سیس و همکارانش با ارائه مدلی اقدام به تجمیع‌زدایی پارامترهای وزنی، بی‌تفاوتی و برتری مدلی مبتنی بر روابط برتری از میان مثال‌های تخصیص (داده‌ها و علائم پزشکی) پرداختند. داده‌کاوی در مدل آنها براساس الگوریتم ژنتیک انجام پذیرفت. در پژوهشی دیگر که در سال ۲۰۰۸ اجرا شد، دامپوس و همکارانش موفق شدند با استفاده از الگوریتم تفاضلی (DE) نسبت به استنتاج پارامترهای مدل تصمیم‌گیری ELECTRE TRI اقدام نمایند، از مشکلات اصلی مدل آنها

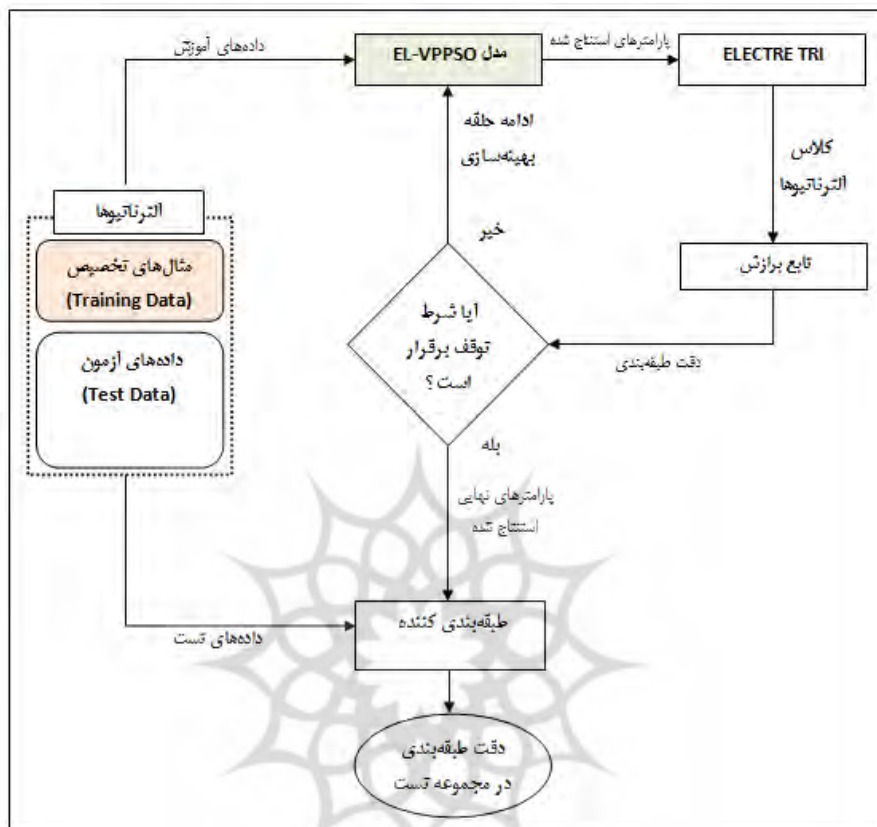
می‌توان به پیچیدگی تعاریف اولیه پارامترهای مسئله طبقه‌بندی اشاره کرد که به‌طور معمول از حوصله تصمیم‌گیرندگان خارج است.

جدول ۱، خلاصه‌ای از پیشینه مقالات در خصوص تجمیع‌زدایی ترجیحات مدل‌های تصمیم‌گیری مبتنی بر روابط برتری و خلأ تحقیقاتی موجود را نشان می‌دهد. در تحقیق حاضر، از الگوریتم توسعه‌یافته بهینه‌سازی تراکم ذرات، به‌عنوان یکی از شیوه‌های تکاملی جمعیت‌محور که دارای نتایج برتری از نظر سرعت و کارایی در مقایسه با دیگر الگوریتم‌هاست، استفاده شده است. از خواص عمده این الگوریتم، توانایی آن در اجرای توابع هدف مشتق‌ناپذیر، غیرخطی و مسائل چندبعدی با پارامترهای واقعی است. همچنین از ویژگی‌های اصلی مدل پیشنهادی، استنتاج تمامی پارامترهای مدل ELECTRE TRI از جمله پروفایل‌ها از مثال‌های تخصیص مسئله طبقه‌بندی ABC موجودی‌هاست، برخلاف برخی تحقیقات پیشین، مدل پیشنهادی به تعریف مقادیر و تخمین اولیه پارامترهای مسئله طبقه‌بندی نیازی ندارد.

مدل مفهومی

شکل ۱ مدل مفهومی روش پیشنهادی پژوهش را نمایش می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود، ورودی این مدل را داده‌های آموزش^۱ تشکیل می‌دهند، داده‌های آموزش همان تجربیات آزمون‌شده قبلی تصمیم‌گیرندگان در طبقه‌بندی اقلام موجودی است، به عبارت دیگر به‌منظور برخورد با چالش اولیه مسئله طبقه‌بندی اقلام موجودی که همان نحوه طبقه‌بندی داده‌های حجیم است، بایستی یک نمونه تصادفی اقلام را که توسط کارشناسان و خبرگان طبقه‌بندی شده است را برای یادگیری مدل به‌منظور استنتاج پارامترهای تکنیک طبقه‌بندی استفاده کنیم. از این نمونه به‌عنوان مثال‌های تخصیص یاد می‌کنیم، در مرحله بعد، طی فرایند مدل پیشنهادی این پژوهش که آن را EL-VPPSO نامگذاری کرده‌ایم، پارامترهای اولیه تکنیک ELECTRE TRI از مثال‌های تخصیص استنتاج می‌گردند. تابع برازش مدل، وظیفه ارزیابی تابع هدف مسئله را بر عهده دارد، به بیان دیگر تابع برازش نشان‌دهنده میزان اقلام درست طبقه‌بندی‌شده براساس تکنیک به‌کاررفته در روش تصمیم‌گیری ELECTRE TRI در مقایسه با طبقه‌بندی واقعی مثال‌های تخصیص است. شرط توقف فرایند بهینه‌سازی، حداکثر شدن مقدار برازش یا اتمام تعداد تکرارهای تعریف‌شده در پارامترهای الگوریتم در نظر گرفته می‌شود. در پایان، مدل ELECTRE TRI با پارامترهای استنتاج شده به‌عنوان خروجی فرایند یادگیری، برای طبقه‌بندی داده‌های آزمون^۲ به‌کار گرفته شده است.

1. Training Data
2. Test Data



شکل ۱. مدل مفهومی مسئله طبقه‌بندی

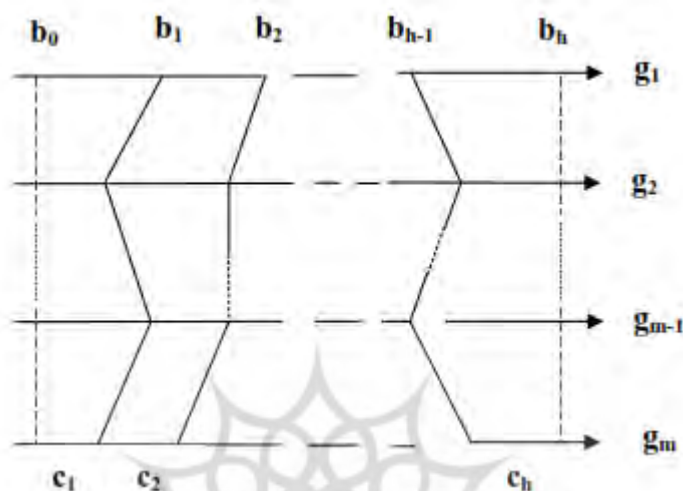
روش‌شناسی پژوهش

در ادامه ضمن معرفی اجمالی تکنیک طبقه‌بندی ELECTRE TRI، به منظور حل مسئله طبقه بندی ABC موجودی‌ها به معرفی مدل پیشنهادی که مبتنی بر الگوریتم بهینه سازی تراکم ذرات است، پرداخته می‌شود.

تکنیک ELECTRE TRI

تکنیک‌های ELECTRE که از خانواده روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره‌اند، تاکنون در نسخه‌های متفاوتی ارائه شده‌اند. یکی از این تکنیک‌ها که برای طبقه‌بندی آلترناتیوها استفاده می‌شود مدل ELECTRE TRI است که برای اولین بار توسط «یوو» ارائه شد. این شیوه آلترناتیوها را به

پروفایل‌های از پیش تعریف‌شده توسط تصمیم‌گیرندگان اختصاص می‌دهد. طبقه‌بندی، در نتیجه مقایسه هر آلترناتیو با پروفایل‌هایی که مبین مرز^۱ طبقات هستند، حاصل می‌شود.



شکل ۲، نمایش مرز طبقات و پروفایل‌ها در تکنیک ELECTRE TRI

به منظور انجام طبقه‌بندی ABC براساس مثال‌های تصمیم‌گیرندگان و از طریق مدل تصمیم‌گیری ELECTRE TRI لازم است پارامترهای زیر مشخص شوند:

۱. بردار وزن معیارها (w_n) به طوری که $w_1 + \dots + w_i = 1$ و $w_1, \dots, w_i \geq 0$
۲. مقادیر پروفایل‌ها (سه طبقه ABC) شامل b_1, b_2 به طوری که $g_i(b_2) \geq g_i(b_1)$
۳. مقادیر آستانه بی‌تفاوتی (q_i) به طوری که $(q_1, \dots, q_i) \geq 0$
۴. مقادیر آستانه ارجحیت (p_i) به طوری که $(p_1, \dots, p_i) \geq q_i$
۵. مقادیر آستانه وتو (v_i) به طوری که $(v_1, \dots, v_i) \geq p_i$
۶. مقدار سطح برش (تطبيق فازی) $\lambda \in [0.5, 1]$

پارامترهای q و p به ترتیب نشان‌دهنده حد آستانه‌های بی‌تفاوتی^۲ و ارجحیت^۳ هستند و اطلاعات برتری داخلی هر معیار را تشکیل می‌دهند، این مقادیر در حقیقت دقت ارزیابی آلترناتیوها را به ازای هر معیار مشخص می‌کنند. q_i بیشترین فاصله^۱ b_h از آلترناتیو a در معیار λ است،

1. Boundary
2. Indifference Threshold
3. Preference Threshold

آلترناتیو a و پروفایل b_h را برای معیار g_i نشان می‌دهد. در این شرایط دو موقعیت برای ارزیابی و تصدیق رابطه برتری (S) وجود دارد: موقعیت‌های هماهنگی و ناهماهنگی، به فرض برقراری رابطه برتری، در موقعیت هماهنگی مقادیر اکثر معیارها در محدوده مطلوبیت مدنظر قرار می‌گیرند، ولی در موقعیت ناهماهنگی از محدوده مدنظر تجاوز می‌کنند.

در ایجاد روابط برتری دو پارامتر دیگر نیز نقش اساسی دارند؛ W_i که نشان‌دهنده مجموع وزن معیارهاست و V_i که آستانه و تو^۱ یا به بیانی دیگر آستانه نپذیرفتن مشخصه‌هایی است که در ایجاد روابط برتری نقش دارند. V_i کمترین اختلاف $g_i(b_h) - g_i(a)$ است که رابطه aSb_h را رد می‌کند، به طوری که اگر فاصله پروفایل b_h از a در معیار W_i بیشتر شود، معیار مزبور رابطه فوق را وتو می‌نماید.

دو دیدگاه بدینانه^۲ و خوش‌بینانه^۳ برای انجام طبقه‌بندی با مدل ELECTRE TRI وجود دارد. در روش بدینانه آلترناتیو a به‌طور متوالی و از بالاترین طبقه با پروفایل‌های b_i مقایسه می‌شود و b_h اولین پروفایلی است که در رابطه aSb_h آلترناتیو a را به طبقه c_{h+1} اختصاص می‌دهد. در روش خوش‌بینانه آلترناتیو a به‌صورت متوالی از پایین‌ترین طبقه با پروفایل‌های b_i مقایسه می‌شود، و b_h اولین پروفایلی خواهد بود که در معادله $b_h > a$ آلترناتیو a را به طبقه c_h اختصاص می‌دهد. در روش طبقه‌بندی ELECTRE TRI، پارامترهای فوق به‌عنوان ماتریس عملکرد به همراه آلترناتیوهای مسئله، ورودی مدل را تشکیل می‌دهند، خروجی مدل نیز آلترناتیوهای طبقه‌بندی شده برحسب پروفایل‌های تعریف شده است، شکل ۳ ورودی و خروجی تکنیک ELECTRE TRI را نشان می‌دهد.



شکل ۳، ورودی و خروجی تکنیک ELECTRE TRI

1. Veto Threshold
2. Pessimistic
3. Optimistic

با توجه به فرایند پیچیده و زمان بر تعیین مقادیر پارامترهای فوق، با دریافت مثال‌های تخصیص (داده‌های آموزش) از تصمیم‌گیرندگان که همان نمونه‌های طبقه‌بندی شده آترناتیوها در سه طبقه A,B,C هستند، مسئله مذکور را به یک مدل یادگیری تبدیل می‌کنیم، به طوری که قادر باشیم پارامترهای مسئله را در رویه بدینانه استنتاج نماییم.

تطبیق الگوریتم بهینه‌سازی تراکم ذرات با مسئله طبقه‌بندی ABC موجودی‌ها

در این تحقیق، جهت بهینه‌سازی پارامترهای مدل ELECTRE TRI، از مدل توسعه یافته الگوریتم بهینه‌سازی تراکم ذرات بهره گرفته شده است، بخش تکاملی این الگوریتم با نام VP^۱ به طور جداگانه بررسی می‌شود. الگوریتم اجتماع ذرات برای نخستین بار توسط کندی و ابرهارت در سال ۱۹۹۵ معرفی شد. الگوریتم PSO یک الگوریتم جست‌وجوی اجتماعی است که از روی رفتار اجتماعی دسته‌های پرندگان مدل شده است. تاکنون از الگوریتم PSO کاربردهای گوناگونی دیده شده است که از آن نمونه می‌توان به بهینه‌سازی توابع، سیستم‌های کنترل فازی و اتوماتیک، آموزش شبکه‌های عصبی و همچنین تکنیک‌های پردازش تصویر، مسیریابی، زمان‌بندی و طرح‌ریزی اشاره کرد. در این تحقیق با تلفیق یکی از تکنیک‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره مبتنی بر روابط برتری با الگوریتم تکامل یافته PSO نسبت به بهینه‌سازی پارامترها اقدام می‌نمایم. به طور خلاصه از مزایای به کارگیری الگوریتم اجتماع (ازدحام) ذرات در مقایسه با دیگر الگوریتم‌های تکاملی به موارد زیر می‌توان اشاره نمود:

- پیاده‌سازی ساده مراحل مختلف و تعداد کم پارامترها؛
- حساس نبودن به مقیاس متغیرهای مسئله از لحاظ کوچک و بزرگ بودن محدوده تغییرات؛
- قابلیت پیاده‌سازی به صورت موازی برای انجام پردازش همزمان؛
- توانایی انجام جست‌وجوی سراسری کاملاً مؤثر؛
- پارامترهای مدل توسعه یافته الگوریتم بهینه‌سازی تراکم ذرات به شرح زیر تنظیم شده است:
- ماکزیمم تعداد تکرارها: $iterations = 200$ ؛
- اندازه جمعیت اولیه: $population = 50$ ؛
- ضرایب شتاب (فشرده‌گی) و اعداد تصادفی: $r_1 = r_2 = [0, 1]$ ؛ $C_1 = C_2 = 2$ ؛
- حداکثر ضریب سرعت: $v_{max} = 1$ ؛

• عملگر تقویت ذرات: برای توسعه و بهبود الگوریتم از مدل پیشنهادی VP استفاده می‌شود؛

• وزن اینرسی^۱: $w_{\min} = 0.5$; $w_{\max} = 0.9$ ؛

الگوریتم تراکم ذرات با مقداردهی یک گروه تصادفی از ذرات در فضای جست‌وجوی n بعدی مدل‌سازی می‌شود، که هر ذره گویای یک راه‌حل است. هر ذره یک بردار موقعیت (x_i) و یک بردار سرعت (v_i) را دربرمی‌گیرد. در این الگوریتم حرکت هر ذره در فضای جست‌وجو در دو جهت صورت می‌گیرد، یکی حرکت به سمت بهترین موقعیتی که خود ذره تاکنون در آن قرار گرفته است (p_{best}) و دیگری حرکت به سمت بهترین موقعیتی که در همسایگی ذره از ابتدا تاکنون وجود داشته است (g_{best}) ، اگر اندیس i نشان‌دهندهٔ i امین ذره، اندیس d نشان‌دهندهٔ d امین بعد هر ذره، t تعداد تکرارها و n برابر با تعداد ذرات باشد، مختصات جدید ذرات، طبق روابط ۱ و ۳ به‌دست می‌آیند.

$$v_{id}(t+1) = w_i \cdot v_{id}(t) + c_1 \cdot r_1 \cdot (p_{\text{best}} - x_i(t)) + c_1 \cdot r_1 \cdot (g_{\text{best}} - x_i(t)) \quad \text{رابطه ۱}$$

$$v_{\min d} \leq v_{id} < v_{\max d}, i = 1, \dots, n \quad \text{رابطه ۲}$$

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1) \quad \text{رابطه ۳}$$

تنظیم v_{\max} نیز یک پارامتر مهم است، به‌طوری که نبود محدوده‌ای برای سرعت ذرات باعث کاهش راندمان الگوریتم می‌شود و زمینهٔ حرکت ذرات در خارج از فضای پاسخ را فراهم می‌آورد؛ از این رو باید طبق رابطه ۲ سرعت ذره را به v_{\max} محدود کنیم و آن را به‌صورت تابع کاهنده با افزایش تعداد تکرارها تنظیم نماییم. پارامتر w_i ، وزن اینرسی است که مشخص می‌کند سرعت قبلی هر ذره چگونه روی سرعت تکرار جاری تأثیر می‌گذارد، انتخاب مقادیر کوچک برای w_i باعث گیرکردن ذره در مینیمم محلی شده و در مقادیر بزرگ w_i ، سرعت قبلی هر ذره تأثیر زیادی بر سرعت کنونی می‌گذارد و موجب کاهش سرعت همگرایی می‌شود، بنابراین بهترین روش این است که w_i طبق رابطه ۴ تنظیم گردد که در آن به‌صورت خطی در هر تکرار کاهش می‌یابد. در این رابطه $iter_{\max}$ ماکزیمم تعداد تکرارها و $iter$ شمارهٔ تکرار فعلی است. w_{\min} و w_{\max} در اغلب مراجع به‌ترتیب ۰/۵ و ۰/۹ انتخاب می‌شوند و به نتایج رضایت‌بخشی می‌انجامند. تمام مقادیر به‌کار

رفته در الگوریتم PSO با انجام شبیه‌سازی بسیار زیاد و متنوع به‌دست آمده‌اند، (شین‌چائو، ۲۰۱۰؛ ژان و همکاران، ۲۰۰۹).

$$w_i = w_{max} + \left(\frac{iter}{iter_{max}} \right) \times (w_{max} - w_{min}) \quad \text{رابطه ۴}$$

مدل پیشنهادی VP

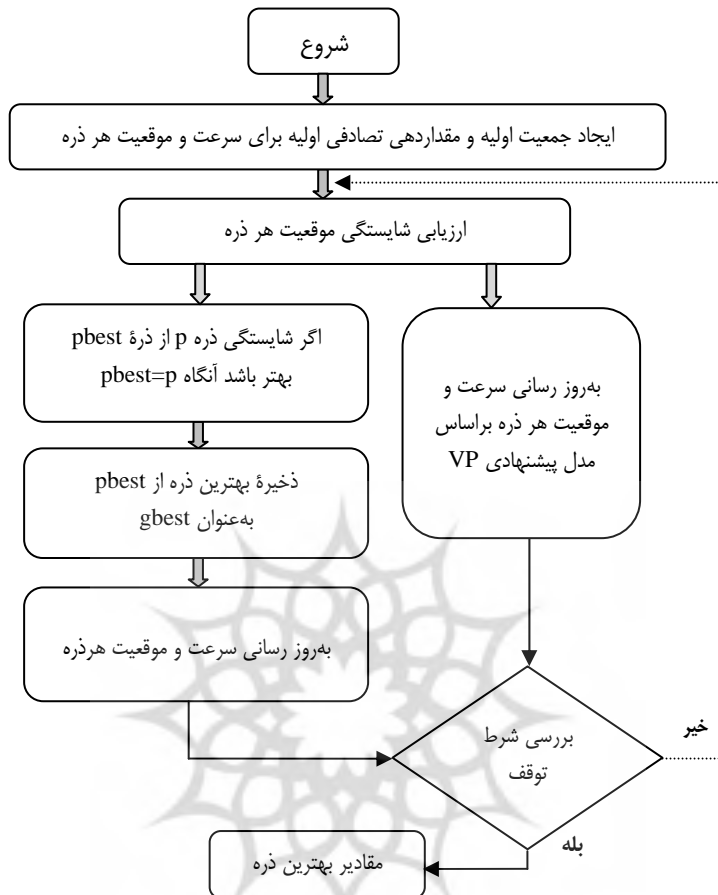
به‌منظور تقویت الگوریتم بهینه‌سازی تراکم ذرات در تشخیص موقعیت بهینه محلی و سراسری و موازنه بین آنها، مدل VP که یک الگوی بهره‌برداری^۱ و جست‌وجوی^۲ متغیر با مؤلفه‌های جدید سرعت است، ارائه می‌گردد. سهم مدل پیشنهادی از جمعیت در هر بار تکرار الگوریتم معادل نیمی از جمعیت در نظر گرفته شده است. اجرای این مدل روی مثال‌های تحقیق نشان‌دهنده افزایش سرعت در دستیابی به پاسخ بهینه با همگرایی مناسب ذرات بود. رابطه‌های ۵ و ۶ الگوی پیشنهادی VP را نمایش می‌دهند. رابطه ۵ همانند وزن اینرسی در رابطه ۴ عمل کرده و در هر بار تکرار الگوریتم، مقدار آن به‌صورت خطی کاهش یافته و با کاهش زمان پویش، سرعت همگرایی را تنظیم می‌نماید.

عبارت $vp = (2 * r_3 - 1) * vp$ با تولید مقادیر در محدوده $[-1, 1]$ فضای جست‌وجوی بیشتری را در اختیار بردار موقعیت (x_{id}) ذرات قرار می‌دهد. در رابطه ۶ پارامتر r_3 یک عدد تصادفی از صفر تا یک است و محدوده مقادیر را در فضای جست‌وجو کنترل می‌نماید. مقادیر بهینه برای پارامترهای vp_{min} ، vp_{max} به ترتیب ۰/۵ و ۰/۰۰۱ برای مثال‌های این تحقیق به‌صورت تجربی و با شبیه‌سازی‌های فراوان مدل به‌دست آمده است، به طوری که دستیابی به مقادیر فوق برای پارامترهای مدل پیشنهادی VP به راندمان مناسبی در مسئله طبقه‌بندی منجر شده است که می‌تواند برای مسائل شبیه‌سازی دیگر متفاوت باشد. شرط توقف الگوریتم، پایان رسیدن تعداد تکرارها و براساس اجراهای فراوان الگوریتم برای دیتاست‌های این تحقیق تنظیم شده است، (شکل ۴).

$$vp = vp_{max} + (vp_{min} - vp_{max}) * iter/iteration \quad \text{رابطه ۵}$$

$$x_{id}(t + 1) = x_{id}(t) + (2 * r_3 - 1) * vp \quad \text{رابطه ۶}$$

-
1. Exploitation
 2. Exploration



شکل ۴. فلوجارت کلی الگوریتم بهینه‌سازی ذرات (مدل EL-VPPSO)

اعتبارسنجی داده‌ها

در این تحقیق، به منظور ارزیابی و اعتبارسنجی مجموعه داده‌ها و همچنین جلوگیری از پدیده نامطوب بیش‌برازش^۱ از تکنیک اعتبارسنجی متقاطع^۲ با $k=5$ استفاده شده است (هستی و تیشیرانی و فریدمن، ۲۰۰۸). بدین منظور در هر بار اجرای مدل، هریک از مجموعه داده‌ها به پنج بخش کمابیش برابر تقسیم شد، سپس چهار قسمت از پنج قسمت به عنوان داده‌های آموزشی و

1. Over fitting
2. K-Fold Cross Validation

یک قسمت باقی مانده به عنوان داده‌های اعتبارسنجی یا تست استفاده گردید. برای کاهش پراکندگی، مدل ده بار اجرا شد و از نتایج آن میانگین گرفته شد.

تابع برازش^۱: تابع هدف^۲ این مدل از نوع بیشینه‌سازی بوده و مطابق رابطه^۷، ارزیابی تابع هدف، منعکس‌کننده تعداد ذراتی است که توانایی طبقه‌بندی صحیح مجموعه داده‌های آموزش را دارند، این نسبت عددی بین صفر تا یک است c_i ، تعداد نمونه‌های درست طبقه‌بندی شده و t تعداد کل نمونه‌هاست.

$$\text{Fitness Function}(CA^3) = \frac{\sum C_i}{t} \quad (\text{رابطه } ۷)$$

همچنین فرم عمومی مسئله بهینه‌سازی به منظور طبقه‌بندی در سه کلاس A، B و C به صورت زیر است:

$$\text{Max } CA(w_i, b_i, q_i, p_i, v_i, \lambda)$$

$$\text{S. t. : } \sum w_i = 1$$

$$w_i \geq 0$$

$$b_{i+1} \geq b_i$$

$$v_i \geq p_i \geq q_i \geq 0$$

$$0.5 < \lambda < 1 ;$$

$$i = 1, \dots, n$$

فرایند تکاملی ذرات

از اولین مراحل اجرای الگوریتم، مقداردهی اولیه تراکم ذرات و تعریف پارامترهای مسئله تصمیم‌گیری است. ساختار یک ذره که شامل پارامترهای مدل ELECTRE TRI است به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\text{Solution}(v_i) = \quad n = 1, \dots, i$$

$$w_1 \dots w_n \quad b_{11} \dots b_{1n} \quad b_{21} \dots b_{2n} \quad q_1 \dots q_n \quad p_1 \dots p_n \quad v_1 \dots v_n \quad \lambda$$

1. Fitness Function
2. Objective Function
3. Classification Accuracy

به منظور تولید جمعیت اولیه، ابتدا طول یک ذره محاسبه می‌شود. تعداد کل پارامترهای بهینه‌سازی یک ذره با توجه به تعداد پروفایل‌های مسئله طبقه‌بندی ABC در مدل ELECTRE TRI، (b_1, b_2) و تعداد معیارهای مسئله (n) ، از رابطه ۸ به دست می‌آید. به طور نمونه در حالتی که تعداد معیارها برابر با $n = 4$ باشد، مقدار یک ذره برابر با $N = 37$ خواهد بود.

$$N = (9 \times n) + 1 \quad \text{رابطه ۸}$$

برای مقداردهی اولیه پارامترهای q, p, v و همچنین پروفایل‌های b_1 و b_2 ، به طور تصادفی مقادیری در محدوده بیشینه و کمینه آلترناتیوها در هر شاخص با احتمال توزیع یکنواخت تولید می‌کنیم. در خصوص شاخص‌های کیفی همانند درجه بحرانی، کمیایی، قابلیت تعمیر و جایگزینی موجودی می‌توان از مقیاس‌های فاصله‌ای و رتبه‌ای استفاده کرد. عمده شاخص‌های کیفی دارای مقیاس رتبه‌ای هستند که با استفاده از روش طیف‌بندی می‌توان آنها را به اعداد کمی تبدیل کرد. یکی از این روش‌ها استفاده از مقیاس دوقطبی^۱ فاصله‌ای است که مینیمم و ماکزیمم ارزش معیار کیفی را با فاصله اعدادی بین صفر تا ده می‌سنجد.

از مزیت اصلی تکنیک ELECTRE TRI بی‌نیازبودن به بی‌مقیاس‌سازی معیارها به دلیل بهره‌گیری از شیوه مقایسات زوجی در رتبه‌بندی آلترناتیوهاست، از این رو هر یک از معیارها می‌توانند با واحدهای متفاوت اندازه‌گیری در رتبه‌بندی به کار گرفته شوند. همچنین برای بردار وزن w ، مقداری تصادفی با احتمال توزیع یکنواخت در محدوده $[0, 1]$ تولید می‌شود، به طوری که مجموع وزن‌ها نباید از مقدار یک تجاوز کند $\sum w_i = 1$. مقدار λ در هر ذره نیز عددی تصادفی با احتمال توزیع یکنواخت در محدوده $[0, 5, 1]$ است.

پس از تولید جمعیت اولیه، محاسبه شایستگی هر عضو جمعیت انجام می‌پذیرد، تولید جمعیت جدید نیز بر مبنای مقادیر شایستگی استوار است، فرایند تکاملی و بهینه‌سازی تا پایان شرایط توقف تکرار می‌شود، در پایان، پارامترهای بهینه‌شده همراه با داده‌های آزمون در مدل ELECTRE TRI به منظور طبقه‌بندی آلترناتیوها اجرا می‌شوند.

یافته‌های پژوهش

در این تحقیق به منظور ارزیابی مدل EL-VPPSO از شش دیتاست استفاده شده است، دیتاست‌های Flores (فلورس و آلسان و دورای، ۱۹۹۲)، Vencheh (ونچه، ۲۰۱۰)، Sports

(جای پنگ و زیوو و ژاو، ۲۰۱۵) و Cater که برگرفته از یک دیتاست اصلاح شده اقلام موجودی یکی از شرکت‌های خصوصی پشتیبان و خدمات قطعات ماشین‌آلات صنعتی است. دیتاست University به موجودی انبار بخش خرید یک دانشگاه مربوط می‌شود و دیتاست Saipa (صفائی و اسماعیل‌زاده، ۲۰۱۱) شامل صد قلم موجودی انبارهای تولیدی داخلی شرکت خودروسازی سایپاست. دیتاست‌های یادشده قبلاً توسط تصمیم‌گیرندگان در سه گروه (A, B, C) طبقه‌بندی شده‌اند. جدول ۲ نشان‌دهنده خلاصه‌ای از ویژگی‌های دیتاست‌های یادشده است.

جدول ۲. ویژگی‌های دیتاست‌های پژوهش

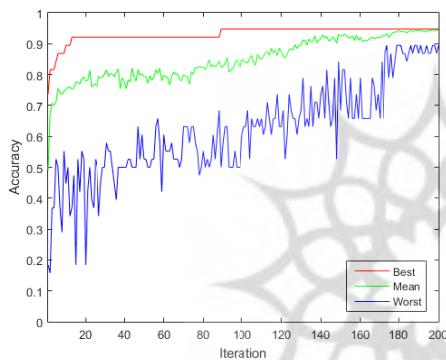
تعداد هر کلاس			تعداد کلاس‌ها	تعداد معیارها		تعداد آلترناتیوها	دیتاست	
C	B	A		کیفی	کمی			
۲۲	۱۳	۱۰	۳	۲	۲	۴۷	Flores	۱
۱۷	۱۱	۷	۳	۰	۴	۳۵	Vencheh	۲
۳۱	۲۵	۷	۳	۰	۴	۶۳	Sport	۳
۲۳۶	۹۶	۶۸	۳	۲	۲	۴۰۰	Cater	۴
۸۸	۲۸	۲۹	۳	۱	۳	۱۴۵	University	۵
۶۰	۱۸	۲۲	۳	۱	۳	۱۰۰	Saipa	۶

تجزیه و تحلیل و داده‌ها

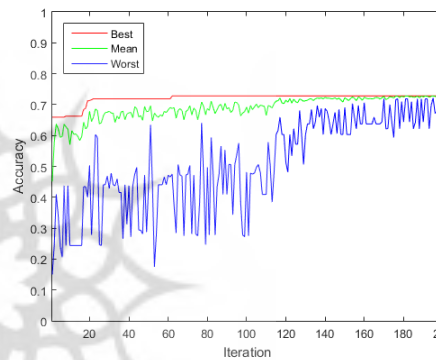
به منظور اجرای مدل EL-VPPSO، ابتدا هریک از شش دیتاست موجود در این تحقیق، بر اساس تکنیک اعتبارسنجی متقاطع به پنج فولد طبقه‌بندی مجزا دسته‌بندی شدند و در هر بار اجرای مدل، یک فولد برای آزمون و فولدهای باقی‌مانده برای آموزش به کار رفتند. این رویه برای تمام فولدها استفاده می‌شود؛ به طوری که هر یک از آنها حداقل یک بار آزمون شوند. همچنین به منظور کسب نتایج و تخمین دقیق‌تر طبقه‌بندی، تکنیک اعتبارسنجی متقاطع، به طور مستقل ۱۰ بار روی هر فولد اجرا گردید. جدول ۳، نشان‌دهنده میانگین نتایج اجرای مدل روی دیتاست Cater با شیوه یادشده است. همچنین شکل‌های ۵ و ۶ نمودارهای همگرایی بهترین، میانگین و بدترین جواب‌های مربوط به یکی از اجراهای مدل را روی دیتاست‌های Cater و Flores نشان می‌دهند.

جدول ۳. نتایج ده بار اجرای مستقل مدل EL-VPPSO روی دیتاست Cater

Category			Testing	Training	
C	B	A			
۵۰	۱۶	۱۴	۷۳/۵۴	۷۰/۵۸	Fold-1
۴۶	۲۰	۱۴	۶۷/۹۷	۷۱/۸۰	Fold-2
۵۲	۱۴	۱۴	۷۲/۵۰	۷۱/۶۵	Fold-3
۴۶	۱۹	۱۵	۶۶/۲۵	۷۳/۰۴	Fold-4
۵۱	۱۶	۱۳	۷۱/۵۰	۷۱/۷۹	Fold-5
۴۹/۰۰	۱۷/۰۰	۱۴/۰۰	۷۰/۳۵	۷۱/۷۷	میانگین



شکل ۶. نمودار همگرایی دیتاست Flores



شکل ۵. نمودار همگرایی دیتاست Cater

به منظور بررسی و ارزیابی عملکرد مدل EL-VPPSO، از پنج الگوریتم شناخته شده در حوزه یادگیری ماشین برای مقایسه استفاده شده است، ردیف آخر جدول ۴، نشان دهنده میانگین نتایج اجرای الگوریتم‌های درخت استنتاجی^۱ C4.5، طبقه کننده بیز ساده^۲، ماشین بردار پشتیبان^۳، پرسپترون چندلایه‌ای^۴ و درخت تصمیم جزئی^۵ با شش دیتاست موجود است. الگوریتم EL-VPPSO با میانگین ۸۱/۷۳ دارای برتری نسبی در مقایسه با سایر الگوریتم‌هاست. برای اجرای الگوریتم EL-VPPSO از نرم افزار متلب استفاده شد و برای اجرای سایر الگوریتم‌ها نیز، از نرم افزار وکا با تکنیک اعتبار سنجی متقاطع $k = 5$ بهره برده شد.

1. Tree Induction C4.5(j48)
2. Naive Bayes
3. Support Vector Machines (SVM,SMO)
4. Multilayered Perceptron (MLP)
5. Partial Decision Tree (PART)

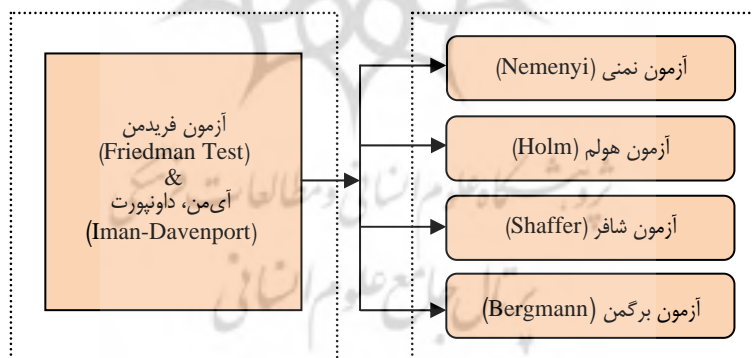
جدول ۴. مقایسه دقت الگوریتم EL-VPPSO با سایر الگوریتم‌ها

دیتاست	c4.5	NB	SVM	NN-MLP	PART	EL-VPPSO
Flores	۶۱/۷۰	۵۱/۰۶	۶۳/۸۳	۷۴/۴۶	۵۹/۵۷	۷۷/۶۰
Vencheh	۷۷/۱۴	۷۱/۴۲	۷۱/۴۳	۸۸/۵۷	۷۱/۴۲	۸۱/۱۴
Sport	۶۶/۶۷	۶۶/۶۷	۷۶/۱۹	۸۴/۱۳	۶۶/۰۸	۷۹/۸۵
Cater	۶۳/۵۰	۶۳/۲۵	۶۳/۲۵	۶۳/۲۵	۶۴/۷۵	۷۰/۳۵
University	۷۲/۲۴	۷۶/۵۵	۷۶/۵۵	۸۵/۵۰	۸۰/۰۰	۸۷/۴۴
Saipa	۸۶/۰۰	۸۵/۰۰	۷۷/۰۰	۹۲/۰۰	۸۷/۰۰	۹۴/۰۰
Average	۷۲/۰۴	۶۸/۹۹	۷۱/۳۸	۸۱/۳۲	۷۱/۴۷	۸۱/۷۳

آزمون فریدمن و آزمون‌های چهارگانه^۱ برای مقایسات ناپارامتریک^۲

در شکل ۷ خلاصه‌ای از آزمون‌های آماری مقایسات چندگانه ناپارامتریک، شامل آزمون فریدمن، آی‌من و داونپورت (گارسیا و فرناندز و لوانگو، ۲۰۱۰ و ۲۰۰۹) و رویه‌های چهارگانه^۳ برای مقایسات $N \times N$ که به منظور رتبه‌بندی و تخمین به کار می‌روند، مشاهده می‌شود.

آزمون‌های چهارگانه Post Hoc آزمون‌های مقایسات چندگانه $N \times N$



شکل ۷. آزمون‌های ناپارامتریک آماری در مقایسات $N \times N$

1. Quad 's Test & Friedman Test
2. Nonparametric
3. Post Hoc = 'After This'

در اینجا هدف از آزمون فریدمن که به آزمون تحلیل واریانس دو طرفه معروف است، مقایسه میانگین رتبه الگوریتم‌ها در میان دیتاست‌هاست، این آزمون مشخص می‌کند که آیا تفاوت معناداری بین الگوریتم‌های مختلف از نظر عملکرد وجود دارد یا خیر. بدین منظور ابتدا رتبه هر الگوریتم را برای هر دیتاست از جدول ۴ مشخص می‌کنیم، نتیجه میانگین رتبه‌ای به دست آمده از اجرای آزمون فریدمن در این پژوهش که شامل شش الگوریتم ($K = 6$) و شش دیتاست ($N=6$) است، در جدول ۵ مشاهده می‌شود که نشان‌دهنده برتری الگوریتم EL-VPPSO با کمترین میانگین ($1/3333$) نسبت به دیگر الگوریتم‌هاست.

$$\chi^2 = \frac{12n}{K(K+1)} \left[\sum_j R_j^2 \frac{K(K+1)}{4} \right] \quad \text{رابطه ۹}$$

$$F_F = \frac{(N-1)\chi_F^2}{N(K-1) - \chi_F^2} \quad \text{رابطه ۱۰}$$

جدول ۵. میانگین رتبه‌های آزمون فریدمن

EL-VPPSO	PART	NN-MLP	SVM	NB	C4.5	Data Set
۱	۵	۲	۳	۶	۴	Flores
۲	۶	۱	۴	۵	۳	Vencheh
۲	۵	۱	۳	۶	۴	Sport
۱	۲	۶	۵	۴	۳	Cater
۱	۳	۲	۶	۵	۴	University
۱	۳	۲	۶	۵	۴	Saipa
۸	۲۴	۱۴	۲۷	۳۱	۲۲	Total
۱/۳۳۳۳	۴	۲/۳۳۳۳	۴/۵	۵/۱۶۶۷	۳/۶۶۶۷	Average Ranking

در آزمون فریدمن فرض H_0 مبتنی بر یکسان بودن میانگین رتبه دیتاست‌ها بین الگوریتم‌هاست و رد شدن این فرض به مفهوم وجود اختلاف، حداقل بین دو دیتاست است. نتایج آماره کای مربع^۱ (χ^2_F) و توزیع F (F_F) به دست آمده از آزمون‌های فریدمن و آی-من - داونپورت طبق رابطه‌های ۹ و ۱۰ به ترتیب $\chi^2 = 19/04762$ با ۵ درجه آزادی و $F = 8/69565$ با (۲۵ و ۵) درجه‌های آزادی

1. Chi-Square
2. F-distribution

است. R_j^2 مجذور میانگین رتبه‌های هر الگوریتم را نشان می‌دهد. با توجه به نتایج به دست آمده و مقایسه آماره F_F از جدول با مقدار ارزش بحرانی^۱ آزمون $F(5/25) = 2/6$ برای $\alpha = 0/05$ داریم: $(2/6 < 8/69565)$ و در این حالت فرض H_0 رد می‌شود و گویای تفاوت قطعی در خروجی الگوریتم‌هاست. در این صورت می‌توان از آزمون‌های چهارگانه POST-HOC برای رتبه‌بندی عملکرد هر الگوریتم در مقابل سایر الگوریتم‌ها استفاده کرد.

برای اجرای آزمون‌های آماری و مقایسات چندگانه از نرم‌افزاری که در محیط جاوا توسط تراوینسکی و همکارانش (۲۰۱۲) ارائه شده بهره برده شده است. جدول ۶ خلاصه نتایج به دست آمده از اجرای آزمون‌های آماری چهارگانه POST-HOC را روی الگوریتم‌های مورد استفاده در پژوهش در مقایسه با الگوریتم EL-VPPSO نشان می‌دهد. در آزمون‌های چهارگانه باید مقدار Z محاسبه شود. مقدار Z بیان‌کننده میزان تمایز الگوریتم $EL-VPPSO (R_0)$ ، با الگوریتم‌های دیگر است (R_i) که از رابطه ۱۱ به دست می‌آید. مقدار SE که نشان‌دهنده خطای استاندارد^۲ مقایسات زوجی الگوریتم‌هاست، از طریق رابطه ۱۲ محاسبه می‌شود.

$$Z = (R_0 - R_i)/SE \quad \text{رابطه ۱۱}$$

$$SE = \sqrt{\frac{K(K+1)}{6N}} \quad \text{رابطه ۱۲}$$

جدول ۶. مقایسه الگوریتم EL-VPPSO در مقابل سایر الگوریتم‌ها برای $\alpha = 0/05$

P-value	$Z = (R_0 - R_i)/SE$	الگوریتم
۰/۲۸۰۰۸۷	۱/۰۸۰۱۲۳	NN-MLP
۰/۰۱۶۷۷۰	۲/۳۹۱۷۰۲	C4.5
۰/۰۰۶۹۲۸	۲/۷۰۰۳۰۹	PART
۰/۰۰۲۶۲۲	۳/۰۰۸۹۱۵	SVM
۰/۰۰۰۱۵۷	۳/۷۸۰۴۳۲	NB

همان‌طور که در جدول ۶ مشاهده می‌شود p-value به دست آمده، با سطح $\alpha = 0/05$ ، بیان‌کننده وجود اختلاف در عملکرد و کارایی الگوریتم EL-VPPSO در مقابل خروجی هر یک از

1. Critical Value
2. Standard Error

الگوریتم‌های دیگر روی دیتاست‌های پژوهش است. ولی باید درخصوص آزمون‌های چهارگانه فرض H_0 بررسی شود. جدول ۷ مقادیر حداقل به دست آمده از نرم‌افزار برای مقدار p-value در هر یک از رویه‌های چهارگانه که فرض H_0 را رد می‌کند، نشان می‌دهد.

همچنین مقادیر P-value به دست آمده برای هر یک از الگوریتم‌های پژوهش در آزمون‌های چهارگانه POST-HOC به منظور مقایسه با الگوریتم پیشنهادی EL-VPPSO برای سطح $\alpha = 0.05$ در جدول ۷ مشاهده می‌شود. با توجه به این جدول، در رویه‌های Bergmann و Shaffer برای مقادیر $P\text{-value} < 0.0033$ فرض H_0 رد می‌شود و می‌توان نتیجه گرفت به صورت معناداری الگوریتم EL-VPPSO عملکرد بهتری نسبت به الگوریتم‌های NB و SVM دارد.

جدول ۷. فرض H_0 برای آزمون‌های چهارگانه به منظور مقایسه EL-VPPSO در مقابل سایر الگوریتم‌ها

الگوریتم	P-value Nemenyi	P-value Holm	P-value Shaffer	P-value Bergmann
P-Value (H_0)	0/0038	0/0033	0/0033	0/0033
NB	0/002348	0/002348	0/002348	0/002348
SVM	0/039327	0/036706	0/026218	0/026218
PART	0/039113	0/090058	0/069275	0/048493
C4-5	0/251557	0/184475	0/167705	0/100623
NN-MLP	4/201308	1/680523	1/680523	1/154404

نتیجه‌گیری و پیشنهادها

نتایج اولیه این پژوهش حاکی از عملکرد و دقت مناسب فرایند یادگیری الگوریتم تکاملی EL-VPPSO در استنتاج پارامترهای اولیه تکنیک تصمیم‌گیری ELECTRE TRI مبتنی بر رویه بدینانه از مثال‌های تخصیص به منظور طبقه‌بندی ABC چندمعیاره موجودی است. براساس نتایج به دست آمده از اجرای آزمون‌های چهارگانه، قابلیت رقابت الگوریتم پیشنهادی با سایر الگوریتم‌های استاندارد موجود در زمینه یادگیری ماشین، همچون مدل‌های NB و SVM و PART کاملاً مشهود است.

از مزیت‌های برجسته الگوریتم پیشنهادی در طبقه‌بندی اقلام موجودی، بهره‌گیری از تکنیک تصمیم‌گیری ELECTRE TRI در لحاظ نمودن رویکرد غیرجبرانی در محاسبات است. نتایج به دست آمده از طبقه‌بندی داده‌های آزمایش که مبتنی بر یادگیری مدل از مقادیر ترجیحات تصمیم‌گیرندگان است، کارایی این رویکرد را نمایان می‌سازد.

قابلیت روش پیشنهادی در مدنظر قراردادن معیارهای کیفی و کمی ترجیحات تصمیم‌گیرندگان، از قوت‌های این روش است. اجرای مدل پیشنهادی روی مثال‌های تخصیص پژوهش (برای نمونه دیتاست‌های Cater و Flores) گویای پاسخ مناسب در طبقه‌بندی اقلام با ویژگی‌های کیفی و کمی در مقایسه با مدل‌های دیگر است.

روش پیشنهادی با بهره‌گیری از تکنیک تصمیم‌گیری ELECTRE TRI، برخلاف مدل‌های استاندارد داده‌کاوی که طبقه‌بندی را به صورت اسمی انجام می‌دهند، دارای قابلیت طبقه‌بندی اقلام موجودی به صورت رتبه‌ای است.

با به‌کارگیری تکنیک تکاملی VP در الگوریتم پیشنهادی، ضمن افزایش تمرکز بر ناحیه جست‌وجو، و حرکت به سمت پاسخ بهینه، یادگیری مدل با تعداد پارامتر کمتر و بدون نیاز به تعریف استراتژی‌های جریمه و صرفاً براساس مثال‌های تخصیص، با عملکرد دقیق تری در مقایسه با مدل ساده الگوریتم بهینه‌سازی تراکم ذرات انجام می‌پذیرد.

تعمیم مدل پیشنهادی به مسائل طبقه‌بندی و رتبه‌بندی در حوزه‌های مطالعاتی دیگر و بررسی کارایی آن در مقایسه با الگوریتم‌های داده‌کاوی می‌تواند میزان سودمندی آن را در پیاده‌سازی تکنیک‌های تجمیع‌زدایی مبتنی بر روابط برتری روی آلترناتیوها و شاخص‌های متنوع نشان دهد. با در نظر گرفتن پیچیدگی‌های موجود از نظر تعدد تعریف پارامترهای اولیه در تکنیک‌های تصمیم‌گیری مبتنی بر روابط برتری با معیارهای چندگانه و به‌منظور اجرا روی دیتاست‌ها بزرگ، پیشنهاد می‌شود پژوهش‌های آتی بر فرایند یادگیری از مقادیر ترجیحات تصمیم‌گیرندگان با استفاده از سایر الگوریتم‌های فراابتکاری بهینه‌سازی و همچنین تکنیک‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره مبتنی بر روابط برتری ELECTRE III، ELECTRE، PROMETHEE و ELECTRE TRI-C (آلمیدا و فیگارو و رای، ۲۰۰۹) با رویکرد یادگیری ماشین موجود در مدل EL-VPPSO تمرکز کنند.

References

- Almeida-Dias, J., Figueira, J., & Roy, B. (2009). ELECTRE TRI-C: A multiple criteria sorting method based on characteristic reference actions. *European Journal of Operational Research*, Vol. 204 (2010) 565–580.
- Cailloux, O., Meyer, P., & Mousseau, V. (2012). Eliciting ELECTRE TRI category limits for a group of decision makers. *European Journal of Operational Research*, 223 (2012) 133–140.
- Coelli, T., Prasada Rao, D., O'Donnell, C., & Battese, G. (2006). Data Envelopment Analysis An Introduction to Efficiency and Productivity Analysis. *Springer*, 161-181.

- Dias, L. C., & Mousseau, V. (2006). Inferring Electre's veto-related parameters from outranking examples. *European Journal of Operational Research*, (170), 172–191.
- Doumpos, M., Marinakis, Y., Marinaki, M., & Zopounidis, C. (2008). An evolutionary approach to construction of outranking models for multicriteria classification: The case of the electre tri method. *European Journal of Operational Research*, 199; 496 – 505.
- Fernandez, E., Navarro, J., & Mazcorro, G. (2012). Evolutionary multi-objective optimization for inferring outranking model's parameters under scarce reference information and effects of reinforced preference. *Foundations of Computing And Decision Sciences*, 163-197.
- Figueira, J., & Roy, B. (2002). Determining the weights of criteria in the ELECTRE type methods with a revised Simos' procedure. *European Journal of Operational Research*, 139; 317–326.
- Flores, B., & Whybark, D. (1987). Implementing multiple criteria ABC analysis. *Journal of Operations Management*, 7(1); 79-84.
- Flores, B., Olson, D., & Dorai, V. (1992). Management of multi criteria inventory Classification. *Mathematical and Computer Modeling*, 71-82.
- García, S., Fernández, A., Luengo, J., & Herrera, F. (2009). A Study of Statistical Techniques and Performance Measures for Genetics-Based Machine Learning: Accuracy and Interpretability. *Soft Computing*, 959-977.
- García, S., Fernández, A., Luengo, J. & Herrera, F. (2010). Advanced nonparametric tests for multiple comparisons in the design of experiments in computational intelligence and data mining: Experimental analysis of power. *Information Sciences*, (180); 2044-2064.
- Goletsis, Y., Papaloukas, C., Fotiadis, D., Likas, A., & Michalis, L. (2004). Automated ischemic beat classification using genetic algorithms and multicriteria decisionanalysis. *EE Transactions on Biomedical Engineering*, 51 (10), 1717–1725.
- Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2008). *The Elements of Statistical Learning Data Mining, Inference, and Prediction*. Second Edition Springer.
- Jiapeng, L., Xiuwu, L., Zhao, W., & Yang, N. (2015). A classification approach based on the outranking model for multiple criteria ABC analysis. *Omega*, <http://dx.doi.org/10.1016/j.omega>.
- Kadziński, M., Tervonen, T., & b, F. (2014). Robust multi-criteria sorting with the outranking preference model and characteristic profiles. *Omega*; 55, 126–140.

- Kennedy, J., & Eberhart, R. (1995). Particle Swarm Optimization. *In Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks*, 4; 1942 - 1948.
- Lei, Q., Chen, J., & Zhou, Q. (2005). Multiple criteria inventory classification based on principle components analysis and neural network. *Advances in Neural Networks*, (3498);1058-1063.
- Minnetti, V., & Leone, R. D. (2014). The Estimation of the Parameters in Multi-Criteria Classification Problem: The Case of the Electre Tri Method. *Analysis and Modeling of Complex Data in Behavioral and Social Sciences*, 93-101.
- Mousseau, V., & Slowinski, R. (1998). Inferring an ELECTRE TRI Model from Assignment Examples. *Journal of Global Optimization*, (12); 157-174.
- Mousseau, V., Figueira, J., & Naux, J. (2001). Using assignment examples to infer weights for ELECTRE TRI method: Some experimental results. *European Journal of Operational Research*, 130(2); 263–275.
- Ngothe, A., & Mousseau, V. (2002). Using Assignment Examples to Infer Category Limits for the ELECTRE TRIMethod. *Journal Of Multi-Criteria Decision Analysis Anal.* 11; 29–43.
- Pederson, M., & Chipperfield. (2010). Simplyfying Particle Swarm Optimization. *Applied Soft Computing*, 10; 618-628.
- Ramanathan, R. (2006). ABC inventory classification with multiple-criteria using weighted linear optimization. *Computers & Operations Research*, 33(3); 695-700.
- Safaei Ghadikolaei, A., & Esmaeilzadeh, M. (2011). A New Model For Comparing Models Results Of Multi – Criteria ABC Inventory Classification (A Case Study: Saipa Corp). *Scientific-Research Journal of Shahed University*, (47-2) :207-224. (in Persian)
- Silver, E., Pyke, D., & Peterson, R. (1998). *Inventory management and production planning and scheduling*. New York.: Wiley.
- Soylu, B., & Akyol, B. (2014). Multi-criteria inventory classification with reference items. *Computers & Industrial Engineering*, (69):12-20.
- Torabi, S., Hatefi, S., & Saleck Pay, B. (2012). ABC inventory classification in the presence of both quantitative and qualitative criteria. *Computers & Industrial Engineering*, 63(3): 530-537.
- Trawiński, B., Smętek, M., Telec, Z., & Lasota, T. (2012). Nonparametric statistical analysis for multiple comparison of machine learning regression algorithms. *International Journal of Applied Mathematics and Computer Science*, 22(4); 867–881.

- Tsai, C., & Yeh, S. (2008). A multiple objective particle swarm optimization approach for inventory classification. *International Journal of Production Economics*, 114(2); 656-666.
- Vencheh, H. (2010). An improvement to multiple criteria ABC inventory classification. *European Journal of Operational Research.*, 201(3):962-965.
- Vencheh, H., & Mohamadghasemi, A. (2011). A fuzzy AHP-DEA approach for multiple criteria ABC inventory classification. *Expert Systems with Applications*, 38(4); 3346-3352.
- Xinchao, Z. (2010). A Perturbed Particle Swarm algorithm for numerical optimization. *Applied Soft Computing*, 10(1); 119-124.
- Zhan, Z.-H., Zhang, Y., & Chung, H.-H. (2009). Adaptive Particle Swarm Optimization. *IEEE Transactions On System, Man and Cybernetics*, 39 (6); 1362-1381.
- Zheng, J., Metchebon, S., Mousseau, V., & Pirlot, M. (2014). Learning criteria weights of an optimistic ELECTRE TRI sorting rule. *Computers & Operations Research* 49, 28-40.

